

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VALENCIA

TESIS DOCTORAL



ANÁLISIS DE LA DEFORMACIÓN EN LA INYECCIÓN DE TERMOPLÁSTICOS BAJO VARIABLES DE FORMA DE LA PIEZA MEDIANTE RED NEURONAL Y SUPERFICIES RESPUESTA.

Autor:

Juan Luis Gámez Martínez

Dirigida por:

Dr. Santiago Ferrándiz Bou

Dr. Miguel Jorge Reig Pérez

Depósito de tesis en Junio del 2014

Agradecimientos

A mis directores de tesis Dr. Santiago Ferrándiz Bou y Dr. Miguel Jorge Reig Pérez por la paciencia y dedicación y sobre todo por haberme enseñado.

A las empresas Técnica Prodis, Talleres Dimolplast por la implicación en el proyecto.

ANÁLISIS Y MODELIZACIÓN DE LA DEFORMACIÓN EN LA INYECCIÓN DE TERMOPLÁSTICOS BAJO VARIABLES DIMENSIONALES DE FORMA DE LA PIEZA MEDIANTE RED NEURONAL Y SUPERFICIES RESPUESTA.

Resumen

La gran parte de productos de consumo contienen partes realizadas a través del proceso de inyección de termoplásticos, esto constata la importancia de este proceso de conformado con respecto a otros procesos de transformación de plástico. La minimización de los costes para ser más competitivos así como la eliminación o reducción de defectos en las piezas inyectadas, han sido los motivos principales para controlar el proceso a través de la optimización de las variables que entran en juego en este proceso, es por ello que se han realizado numerosos estudios referentes a obtener las relaciones existentes entre las variables del proceso y los aspectos de rentabilidad, estética y defectología de las piezas inyectadas. Modelizar dichas relaciones a través de algoritmos matemáticos con el fin de optimizar los resultados obtenidos y predecir el estado final de las piezas inyectadas han sido los objetivos de la mayoría de estudios.

Uno de los efectos intrínsecos a la inyección es la deformación de la pieza, esta deformación tiene lugar debido a distintos factores que intervienen en el diseño del proceso en su conjunto, diferencias en la contracción, diferencias en la refrigeración, las esquinas de la pieza, la orientación molecular, etc son elementos condicionantes de la deformación que se han estudiado en infinidad de artículos, en esta divulgación científica se estudiará la deformación bajo aspectos dimensionales de la pieza con la finalidad de intentar descubrir y optimizar las condiciones de entrada que en este caso serían las dimensiones de la pieza a través de la observación y modelización de las variables de salida que sería la deformación.

Y la pregunta que nos realizamos es ¿Cómo varían las deformaciones modificando las dimensiones de la pieza? ¿Cuáles son las dimensiones de la pieza a estudio que minimizan los efectos negativos de la deformación? ¿se puede predecir la deformación que obtendremos en una pieza solo con las dimensiones de una pieza?

A todas estas preguntas intentamos dar respuesta en el estudio siguiente.

ANÀLISI DE LA DEFORMACIÓ EN LA INJECCIÓ DE TERMO- PLÀSTICS BAIX VARIABLES DIMENSIONALS DE FORMA DE LA PEÇA PER MITJÀ DE XARXA NEURONAL I SUPERFÍCIES RES- POSTA.

Resum

La gran part de productes de consum contenen parts realitzades per mitjà del procés d'injecció de termoplàstics, açò constata la importància d'este procés de conformat respecte a altres processos de transformació del plàstic. La minimització dels costos per a ser més competitiu així com l'eliminació o reducció de defectes en les peces injectades, han sigut els motius principals per a controlar el procés a través de l'optimització de les variables que entren en joc en este procés, és per això que s'han realitzat nombrosos estudis referents a obtindre les relacions existents entre les variables del procés i els aspectes de rendibilitat, estètica i defectologia de les peces injectades. Modelitzar les dites relacions a través d'algoritmes matemàtics a fi d'optimitzar els resultats obtinguts i predir l'estat final de les peces injectades han sigut els objectius de la majoria d'estudis."

Un dels efectes intrínsecs de la injecció és la deformació de la peça, esta deformació té lloc degut a distints factors que intervenen en el disseny del procés en el seu conjunt, diferències de contracció, diferències en la refrigeració, els cantons de les peces, l'orientació molecular, etc, són elements condicionants de la deformació que s'han estudiat en infinitat d'articles, en esta divulgació científica s'estudiarà la deformació baix aspectes dimensionals de la peça amb la finalitat d'intentar descobrir i optimitzar les condicions d'entrada que en este cas serien les dimensions de la peça a través de de l'observació i modelització de les variables d'eixida que seria la deformació.

La pregunta que ens fem és com varien les deformacions modificant les dimensions de la peça? quals són les dimensions de la peça a estudi que minimitzen els efectes negatius de la deformació? es pot predir la deformació que obtindrem en una peça només amb les dimensions d'una peça?

A totes estes preguntes intentarem donar resposta en l'estudi següent."

ANALYSIS OF WARP IN THERMOPLASTICS INJECTION UNDER PART DIMENSIONS VARIABLES THROUGH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND THE RESPONSE SURFACE METHOD.

Abstract

Most consumer products contain parts made through thermoplastic injection process, which confirms the importance of this forming process compared to other processes of plastic processing. Cost minimization to gain competitiveness as well as eliminating or reducing defects in the molded parts have been the main reasons to control this process through the optimization of the variables that come into play. That is why a great number of numerous studies have been carried out in order to observe the relationship between the process variables and aspects of profitability, aesthetics and defectology of the molded parts. Modelling those relationships through mathematical algorithms in order to optimize results and predict the final state of the molded parts have been the targets of most studies.

One of the intrinsic effects of injection is the deformation of the piece. This deformation is due to several factors involved in the overall process design, such as contraction differences, differences in the refrigeration, the pieces's corners, molecular orientation, etc. These are elements which condition deformation and have been widely studied. This article studies deformation under dimensional aspects of the piece in order to try to find out and optimize the conditions of entry—in this case, the dimensions of the piece— through the observation and modelling of the output variables—in this case, deformation.

Our research questions are how do deformations vary depending on the piece dimensions? Which are the piece dimensions that would minimizing the negative effects of deformation? Can one predict the deformation of a piece based on its dimensions?

We will try to provide and answer to all of them.

Prólogo

Muchos de los productos que conocemos en la actualidad, que vemos por los escaparates de infinidad de tiendas, que nos rodean allá donde vayamos no estarían presentes o no hubieran sido adquiridos por muchos de nosotros si se hubieran diseñado y fabricado bajo otro proceso de fabricación que no fuera la inyección de termoplásticos.

Gracias a este proceso de transformación del plásticos se han diseñado nuevos productos y han acercado muchos de los productos de consumo a nuestras casas haciendo que la vida sea más fácil y cómoda.

La inyección de termoplásticos ha supuesto un desarrollo amplio de los productos de consumo posibilitando formas complejas y caprichosas con la resistencia oportuna para un ciclo de vida impuesto de los productos que consumimos y además nos ofrece la posibilidad ejecutar la fabricación de tiradas largas de un mismo producto a precios asequibles a nuestros bolsillos, en base a esto, tres conceptos sobresalen inicialmente que pueden definir completamente al proceso de inyección de termoplásticos, la estética, la robustez y los costes de producción.

En base a estos tres aspectos se han intentado relacionar las variables de entrada del proceso de inyección de termoplásticos. Numerosos estudios realizados relacionan las variables iniciales de entrada del proceso de inyección con estos aspectos (estética, robustez y costes) aplicables a las piezas de plástico obtenidas bajo este proceso. Muchos de estos estudios no son aplicables a todas las piezas plásticas que se producen bajo el modelado por inyección, dada la variedad de piezas existentes y que cada una de ellas conlleva unas condiciones de procesabilidad distintas. Alguno de estos estudios realizados relaciona de forma generalizada el comportamiento del proceso en base a aspectos geométricos de las piezas.

Un aspecto geométrico de la pieza que no se puede obviar en el proceso de inyección es la deformación que sufre la pieza al final del proceso y durante toda su etapa de enfriamiento con respecto a las dimensiones de diseño.

Muchos de los estudios realizados sobre la deformación intentan reducir su efecto a través de la optimización de alguno de los factores de entrada relacionados con el molde o parámetros de máquina, pero en este estudio no será la minoración del efecto deformación el caso a estudio, sino la predicción aproximada a priori de la deformación que obtendremos en una pieza introduciendo solo sus dimensiones y consecuentemente la posibilidad de reducir la deformación modificando alguna de las dimensiones de la pieza. Esto es un primer paso para una modelización de la deformación en base a la geometría de la pieza evitando así tediosas simulaciones y que al fin y al cabo tampoco dan unos resultados fieles a la realidad ya que son muchos los factores que intervienen en el proceso.

ÍNDICE

1. Introducción 21

1.1. Planteamiento del problema	21
1.1.1. Justificación de la investigación	23
1.1.2. Limitaciones de la investigación	24
1.2. Antecedentes de la investigación	25
1.3. Información bibliográfica.....	46
1.3.1. Estadística de los artículos referentes al tema de estudio	48
1.4. Bases teóricas	52
1.4.1. El proceso de inyección de termoplásticos	52
1.4.2. Diagrama PVT del ciclo de inyección.....	54
1.4.3. Autodesk MoldFlow ®	60
1.4.4. La deformación (Warping).....	61
1.4.5. Contracción.....	64
1.4.6. Método de superficie Respuesta.	66
1.4.7. Método Red neuronal	71

2. Objetivos 91

2.1. Objetivos.....	91
2.2. Planificación de la investigación	93
2.2.1. Selección de la forma	94
2.2.2. Selección de variables de entrada	94
2.2.3. Los moldes de inyección.....	95
2.2.4. Selección de los factores constantes.....	96
2.2.5. Variables de salida	97
2.2.6. Comprobación datos simulación	97
2.2.7. Obtención dimensional de las replicas.	98
2.2.8. Modelado de los rectángulos	98
2.2.9. Estudios de simulación	99

2.2.10. Modelización del proceso	99
2.2.11. Comprobación de casos reales	100
3. Metodología experimental	105
3.1. Introducción	105
3.2. Selección de la forma de la pieza.....	108
3.3. Selección de variables de entrada (geometría).....	111
3.4. Modificaciones del molde	114
3.5. Selección del material	120
3.6. Obtención de las condiciones de proceso.....	124
3.7. Selección del canal de alimentación en la simulación.....	126
3.8. Determinación de las variables de salida	131
3.9. Selección de la familia de las piezas a simular en MoldFlow ..	134
3.10. Construcción de los modelos para simulación	144
3.11. Realizar estudios de simulación	145
3.12. Optimización de la red neuronal.....	151
3.13. Construcción de los modelos del proceso.....	156
3.14. Validación de casos reales	157
3.15. Mediciones	161
3.16. Recursos empleados.....	163
3.16.1. Máquina de inyección.....	163
3.16.2. Moldes de inyección	164
3.16.3. Pirómetro infrarrojos.....	165
3.16.4. Útiles de medición.....	165
3.16.5. Programas empleados.....	167

4. Resultados	171
4.1. Introducción	171
4.2. Validación inicial entre datos reales y simulación moldflow....	172
4.2.1. Conclusiones parciales	178
4.3. Influencia del recorrido de flujo sobre la Deformación.	178
4.3.1. Conclusiones parciales	184
4.4. Influencia tangente del recorrido sobre la deformación.....	184
4.4.1. Conclusiones parciales	191
4.5. Influencia del espesor sobre la deformación.	192
4.5.1. Conclusiones parciales	197
4.6. Resultados de las simulaciones en moldflow.	198
4.6.1. Conclusión parcial.....	209
4.7. Modelado a través de Red neuronal artificial.	210
4.7.1. Conclusión parcial.....	222
4.8. Modelado a través de superficies respuesta.	223
4.8.1. Conclusión parcial.....	250
4.9. Validación con piezas reales.	253
4.9.1. Relación contracción-deformación	254
4.9.2. Validación 1: Material PP PB 180 y pieza comercial 1...	257
4.9.3. Validación 2: Material PMMA con forma comercial 1.	261
4.9.4. Validación 3: Material PS cristal y forma comercial 2. ...	265
5. Conclusiones.....	273
6. Futuras líneas de trabajo	285
7. Referencias.....	291
8. Apéndices	301

1

Introducción

1. INTRODUCCIÓN

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La contracción volumétrica es un fenómeno que se da en las piezas de plástico que se han producido bajo el proceso de inyección, consiste en una reducción completa de la pieza ocupando menor volumen la pieza al salir del molde que la propia cavidad donde se ha moldeado la pieza, esto se debe a los cambios de temperatura y presión que se dan en el propio proceso. Estos cambios se observan perfectamente en el diagrama PVT del apartado 1.4.2. Es importante remarcar que la contracción volumétrica tiene dos fases, la primera se da dentro del molde, donde el material pasa de estar a una temperatura 200°C y una presión elevada a una temperatura de unos 70°C y una presión atmosférica, la segunda fase que queda fuera de nuestro estudio es la que se da cuando la pieza sale del molde y se enfría hasta tener una temperatura ambiente de 22°C.

Durante la primera fase de contracción existen una serie de factores que actúan directamente sobre la contracción final de la pieza, estos factores se pueden resumir en 4 apartados.

- **Geometría de la pieza:** Cambios de sección, espesores, esquinas, etc.
- **Parámetros de inyección:** Tiempo de llenado, presión de compactación, tiempo de compactación, etc.
- **Materia prima:** Índice de fluidez, temperatura Vicat, aditivos, etc.
- **Molde:** Posición de la entrada, sistemas de refrigeración, canales de distribución del material, etc.

Dado el número de variables que actúan sobre la contracción de la pieza es difícil controlar cual será la contracción de la pieza al final del proceso, y lo que es peor, la contracción de la pieza no se da de igual forma en todas las partes de la pieza, esta heterogeneidad en la contracción es lo que origina la deformación de la pieza, que es el verdadero problema en la inyección de piezas plásticas.

La deformación en las piezas plásticas genera numerosos problemas a la industria del plástico, ocasionando enormes costes de no calidad que hacen que los productos no sean competitivos, por ejemplo:

1. Introducción

- Modificaciones del molde con costes fuera del presupuesto.
- Alargamientos de ciclo de máquina fuera del tiempo presupuestado.
- Post-procesados de las piezas una vez inyectadas y consecuentemente aumento de costes por mano de obra directa.
- Productos defectuosos, etc.

Por esto es necesario determinar cuál va a ser el comportamiento de la contracción y de la deformación antes de iniciar la construcción de un molde de inyección e intentar llevarla a la mínima expresión. Si bien, tanto la deformación como la contracción no se pueden eliminar al 100% por que forman parte del propio proceso, si que se pueden minimizar atendiendo a una buena optimización de los factores antes comentados.

En el siguiente texto de investigación se va a tratar de analizar de qué manera afecta la forma de una pieza (espesor y área) a la variable de salida de la deformación en todas sus componentes, una vez dispongamos de la relación existente entre forma y deformación se modelizará el proceso bajo distintos métodos y finalmente se realizará una comprobación y validación del modelo que mejores resultados ofrezca.

Básicamente Los objetivos del presente estudio son dos:

- El primer objetivo es ver de qué forma son afectadas las deformaciones de la pieza al modificar las variables independientes del área¹ y espesor de una pieza.
- En segundo objetivo es ver de qué manera se puede predecir la deformación empleando métodos predictivos² y de modelización de las variables del proceso y a la vez comparar ambos métodos para ver cual es más efectivo.

Este segundo objetivo nos sugiere realizar una hipótesis y su correspondiente tratamiento. La hipótesis de investigación establece un conjunto de circunstancias y sus consecuencias. Los tratamientos son una creación de las circunstancias para el experimento. Así, es impor-

¹ El área viene definida por las dimensiones de ancho y el largo de la pieza que por motivos de simplicidad vienen relacionadas a través de un parámetro al que se denominará "tangente", que resulta ser el cociente entre la mitad del ancho y el largo..

² Como método predictivo se empleará una red neuronal artificial y como modelización se empleará el método de superficies respuesta.

tante identificar los tratamientos con el papel que cada uno tienen en la evaluación de la hipótesis de investigación. Si no se logra delinear con claridad esta hipótesis y el objetivo del estudio, puede haber dificultades en la selección de los tratamientos y experimentos sin éxito.

Cuando se eligen los tratamientos adecuados en respuesta a una hipótesis de investigación, es posible comprender mejor los mecanismos fundamentales ^[1].

El objeto del estudio comienza por definir la hipótesis de la investigación para responder con el tratamiento que es el siguiente:

Estudio de la deformación en las piezas moldeadas por inyección, para responder a la hipótesis de que la deformación es independiente de la forma de la pieza.

Los diseños del tratamiento en este tipo de experimentos se conocen como tratamientos con diseños factoriales, en este caso se efectuará un diseño factorial completo en el que un conjunto de tratamientos en este caso las piezas inyectadas, se prueba con uno o más conjuntos de tratamientos, como son las distintas dimensiones de la pieza.

1.1.1. JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN.

La forma en la que varían las deformaciones en la pieza en base a la forma, nos ayudará a buscar aquellas condiciones que sean favorables en la inyección, y así mismo a definir formas más beneficiosas para que este proceso de inyección sea más eficiente.

Por otro lado la Escuela Politécnica Superior de Alcoy (EPSA), está ubicada dentro de una zona donde el sector industrial dedicado a la transformación y fabricación de productos plásticos tiene un enorme peso, las necesidades de esta industria cercana han motivado la línea de investigación presente con el fin de dar respuestas y ampliar conocimientos referentes a la transformación de plásticos por técnicas de moldeo.

También, como se podrá comprobar posteriormente, existe una enorme bibliografía de investigaciones referida al tema que nos ocupa, reflejando la importancia que para investigadores tiene este asunto de la deformación y en definitiva con el proceso de inyección de termoplásticos y la optimización de sus variables.

1. Introducción

En cuanto a la metodología de análisis empleada también se puede comprobar que son la red neuronal artificial y las superficies res- puesta los métodos más empleados en la bibliográfica revisada.

El proceso de inyección cubre un 20% a un 30% del coste del pro- ducto, no obstante bien es lógico indagar en este proceso para reducir estos costes buscando las formas más adecuadas que cumplan ese difícil equilibrio entre la estética y bajo coste de producción.

Una inyección de termoplásticos mal realizada puede llevar aso- ciados muchos problemas de deformación, de roturas, exceso de tiem- pos de ciclo porqué la forma intrínseca de la pieza no permite una solución de inyección eficaz y rentable. Quizás modificando alguna de sus dimensiones sutilmente pudiera provocar unos cambios en el pro- ceso de inyección que trajeran unos mejores resultados de calidad, de costes, de estabilidad dimensional en la pieza muy superiores a los alcanzados con su forma primitiva.

Todos estos motivos inducen a la necesidad de realizar nuevos estudios destinados a obtener unas formas más cómodas de inyectar y poder adaptar la estética del producto dentro de lo posible a estas formas más eficaces desde el punto de vista de la inyección.

Este estudio abre las puertas a otros estudios similares donde podría ser ampliado en un futuro por nuevos estudios enfocados a ver y analizar otras formas y como se comportan éstas frente al proceso de inyección de termoplásticos.

1.1.2. LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN

El alcance del estudio solo implica de qué forma es afectada la deformación tras dos horas de enfriamiento de la pieza a temperatura ambiente, por otro lado, solo se analizará un tipo de pieza pues es com- plejo trasladar el desarrollo de la investigación a un ámbito geométrico común a todas las piezas por la infinita cantidad de formas existentes.

También se analizará una por una la relación que existe entre las variables de la deformación con las variables independientes de ancho, largo (relación A/B) y espesor de la pieza. Concluyendo sí entre dichas variables y las variables independientes existe una correlación entre ambas.

El tiempo de enfriamiento no queda determinado por ningún mé- todo de optimizado ya que esta variable al ser un elemento asociado a

la refrigeración queda fuera del alcance de este trabajo. Dado que con el tiempo de compactación, la pieza queda completamente preparada para la expulsión, se le asigna un tiempo automático que garantice que el 80% de la pieza está por debajo de la temperatura de expulsión.

Por supuesto tampoco se puede abarcar un gran número de variables de forma porque perderíamos el sentido de nuestros objetivos, y nos veríamos envueltos en un mar de posibilidades geométricas difícilmente tratables desde el punto de vista de la investigación.

En cuanto al material empleado en las investigaciones se trata de un PP de uso general, por lo que los resultados obtenidos son asociados a este material, y a ningún otro, no obstante para materiales con características similares también pudieran aprovecharse dichos datos aceptando un ligero margen de error, fuera de los materiales con naturaleza muy distinta al empleado se debería obtener previamente las diferencias de deformaciones habidas entre ambos materiales y posteriormente compensarlas en los resultados de deformación que se han obtenido en los métodos de predicción.

En cuanto a la forma de la pieza se ha investigado una forma rectangular sin embargo como se verá más adelante se han probado otras formas de naturaleza rectangular, pero que salen del rectángulo gracias a perforaciones, nervios o tabiques y que también han ofrecido buenos resultados en cuanto a la deformación prevista y la real.

1.2. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN

Como base de partida en cualquier trabajo científico, es de vital importancia considerar la documentación previa referida al tema a estudio, como un elemento decisivo a la hora de plantear la viabilidad del mismo y establecer las vías oportunas para alcanzar los objetivos planteados. Por este motivo, se ha realizado en el presente trabajo, como paso previo al presente estudio, una revisión bibliográfica referente al optimizado de las variables de inyección a través de herramientas CAD-CAE, con el fin de establecer una base sólida de documentación que sirva de apoyo a este estudio.

De todos los artículos referentes a los estudios aplicados a la optimización del proceso que se han examinado, solo alguno de ellos hace referencia explícita al tema que aquí se trata de intentar adecuar la forma y dimensiones de las piezas inyectadas a las variables dependientes de la inyección de termoplásticos para obtener unos modelos más robustos de fabricación, la explicación a esto radica en que son las

1. Introducción

condiciones de geometría y forma exigidas por la estética y funcionalidad principalmente las que condicionan el proceso de inyección y no el proceso inverso lo cual es coherente dada la gran necesidad de formas que se requieren para abarcar todas las necesidades de los productos.

Pero esta circunstancia no quita que desde un punto de vista conceptual del diseño del producto se intente introducir algunas premisas iniciales que sin restar funcionalidad, compromiso estético, robustez y condiciones económicas sí que produzcan unas mejoras en estos tres aspectos a través de las mejoras en las condiciones de proceso.

Muchos son los estudios referidos a la minimización en general de defectos asociados a este proceso de inyección a través de las variables del sistema que ofrece el propio proceso, y de una forma más repetida a defectos de deformación, alabeos y contracciones, en esta línea hay muchos de ellos que introducen como variable del sistema algunos aspectos geométricos como el espesor de la pieza o la colocación de la entrada de material para minimizar estos defectos. Lo que diferencia unos estudios de otros es la forma de la pieza y la metodología empleada donde el método de Taguchi, redes neuronales y superficies de respuesta son los métodos a resaltar por la cantidad de veces que se han empleado.

Pero en general, la gran mayoría de los estudios realizados y supervisados sobre la optimización de los parámetros de máquina con el fin de reducir los defectos de las piezas actúan sobre los alabeos, posicionamiento o reducción de las líneas de soldadura, posicionamiento de las entradas de material, dimensionado de los canales de distribución de material, o bien con el objeto de reducir los defectos en las piezas o bien con el objeto de minimizar las condiciones del proceso.

En cuanto al balanceado del llenado también es un tema recurrente en estos artículos basándose sobre todo en la localización adecuada del punto de entrada así como en el dimensionado de los canales de alimentación.

También se ha escrito bastante sobre la localización adecuada de los canales de refrigeración así como su dimensión con la finalidad de obtener una temperatura homogénea en la pieza para eliminar tensiones y deformaciones o con el fin de reducir los tiempos de inyección.

Como curiosidad y datos de interés comentar que una de las piezas más examinadas corresponde a carcasas configuradas como una sola cavidad o bien en multicavidad.

Muchos de los estudios de optimización se realizan en piezas comerciales como cajas, carcasas de plástico, carcasas para teléfonos móviles, baffles, etc.

También existe una tendencia de estudio interesante en la cual se pone de manifiesto la relación que existe entre la forma de la pieza con los costes de producción incluso junto con las características del molde y a través de algoritmos ofrecen recomendaciones de empleo de materiales y dimensiones referidas a componentes del molde, el factor común de estos estudios radica en la aceptación de la ingeniería concurrente como punto de partida.

Lo que no da lugar a dudas después de revisar más de 100 artículos referidos a investigaciones relacionadas con la reducción de defectos en las piezas inyectadas es el interés mostrados por los investigadores en reducir la deformación en las piezas.

Los tres factores que de forma genérica determinarán la deformación de las piezas inyectada son, el diseño de la pieza a inyectar, el diseño del molde, y los parámetros de inyección aplicados en el proceso y casi todos los estudios aquí referidos actúan en estas tres líneas de investigación, no obstante se expondrá al final de este apartado otras investigaciones que resultan también de especial interés.

Dentro de esta reflexión, si bien los artículos examinados no se ajustan con exactitud a la idea del presente estudio sí que han servido de inspiración en muchos aspectos.

En cuanto a idoneidad de la posición de las entradas de material y posicionamiento de las líneas de soldadura se tiene lo siguiente...

Hamdy Hassan, Nicolas Regnier, Guy defaye ^[2] analizan la mejor posición de la entrada de material a la pieza desde el punto de vista de la solidificación de la pieza a través de un modelo numérico por volumen finito, esta pieza tiene dos espesores distintos y analiza tres posibles soluciones dando como las más acertada aquella entrada que ataca a la pieza perpendicularmente en su parte más estrecha siendo esta disposición la que minimiza el tiempo necesario para la solidificación completa de la pieza y al mismo tiempo minimiza la solidificación del producto en su fase de llenado, la finalidad final es reducir el tiempo de llenado con la consiguiente reducción de costes.

También es de vital importancia la posición correcta de las entradas de material con el fin de controlar la dimensión y posicionamiento

1. Introducción

diseño de las líneas de soldadura para eliminar zonas críticas de rotura este requisito lo ponen de manifiesto Zhai. M, Lam, L.C ; y Au, C.K ^[3] donde en el estudio logran situar la entrada de material y el dimensionado de los canales de alimentación para que la línea de soldadura se sitúe en las zonas menos críticas dentro de una pieza inyectada a través de dos puntos opuestos inicialmente. El método empleado por estos autores es dividir el moldeado en sub-moldeados, partiendo de las líneas de soldadura iniciales y de los puntos de inyección iniciales, después se determina la correcta entrada en cada uno de los sub-moldeados en base a la minimización de la presión de inyección, después vuelven a unir los sub-moldeados y obtienen nuevas líneas de soldadura dado que los puntos de entrada de material han variado, y por último vuelven a posicionar las líneas de soldadura variando el tamaño de los canales de distribución.

También en el estudio del diseño y posicionamiento de las entradas de material Shen, Yk, Wu. Cw, Yu. Yf y Chung, Hw ^[4] obtienen con la ayuda de análisis de elementos finitos la posición correcta del sistema de entradas para una tapa de las pilas de un diccionario electrónico bajo los condicionantes de disminuir la presión de inyección y las líneas de soldadura.

Ko-ta Chiang, Fu-Ping Chang ^[5] optimizan las variables de inyección de la temperatura de molde, la temperatura de masa, la presión de llenado así como el tiempo de llenado con la finalidad de obtener máxima resistencia de las líneas de soldadura, minimizar la contracción y la diferencia en la distribución de la temperatura en la pieza. La técnica de optimizado es una aplicación llamada Grey-fuzzy. Esta optimización se produce sobre una tapa para un teléfono móvil.

Zhai. M, Lam. Y.C, Au. C.K. y Liu D.S. ^[6] tratan de optimizar la posición de la entrada de material a la pieza basándose en minimizar la presión de inyección al final del llenado bajo la condición de una velocidad de flujo constante para ello emplean un método basado en el gradiente máximo de presión. De esta forma consiguen minimizar la presión de inyección y un llenado uniforme del molde, reduciendo así las sobrecompactaciones en la pieza.

En cuanto al dimensionado de los Canales de refrigeración se tiene las siguientes lecturas....

Referido al diseño de los canales de refrigeración con la finalidad de obtener una forma y posición que disminuya el tiempo de inyección o bien que homogenicen el enfriamiento dentro de la pieza, existe el estudio de Hong-Seok Park y Xuan-Phuong Dang ^[7] donde optimizan la

forma y la posición de los canales de refrigeración para un molde de un embellecedor de un altavoz, para ello emplean un algoritmo obtenido a través de la relación existente entre la configuración de los canales de refrigeración, parámetros del proceso, material del molde, espesor de la pieza y la distribución de la temperatura con la ayuda de DOE y el método de superficies respuesta, obteniendo así ecuaciones que predicen y determinan la distribución de temperatura a lo largo de la pieza bajo la acción de la refrigeración, la temperatura de la superficie del molde así como el tiempo de enfriamiento, los datos obtenidos en dos casos de estudio los comparan con los mismos datos pero obtenidos con el MoldFlow Plastics Insight.

Otro estudio en esta misma dirección lo realizan Li Ren, y Wenxiao Zhang ^[8] donde tratan de optimizar un sistema de refrigeración en el molde que sea eficaz y eficiente, es decir que enfríe la pieza rápidamente reduciendo el tiempo de ciclo y que proporcione un enfriamiento homogéneo a toda la pieza, para ello construyen un modelo matemático cuyas variables de entrada serían la posición, el tamaño, el número de canales y el material del molde, este modelo matemático sería la combinación de dos sub-modelos, uno destinado a resolver la optimización de los factores geométricos del problema, y que resuelven con el método de Hooke-Jeeves, y el otro destinado a resolver los factores referentes a el material del molde, que lo resuelven con el método PSO (Particle swarm optimization).

Sobre el dimensionado de los canales de refrigeración y posicionamiento existen gran cantidad de escritos e investigaciones, aquí no se nombran más por que no es el caso de nuestro de estudio.

Sobre optimización del espesor se tiene....

Un estudio interesante donde enfrenta económicamente dos opciones de trabajo, inyectar con espesores bajos o inyectar con espesores anchos y su repercusión económica bajo ambas opciones.

J.K.L.Ho, K.F.Chu, C.K.Mok ^[9] Realizan una comparativa de costes de producción asociados a la inyección de una pieza de pequeño tamaño inyectada con termoplásticos, en la comparativa se enfrenta los criterios habituales para disminuir los costes de producción como son la reducción del peso de la pieza a través de la reducción del espesor contra el ahorro producido con el empleo de una inyección eficiente energéticamente, dado que inyectar con espesores más altos requiere una presión de inyección inferior y esto se traduce en un ahorro energético y compara dicho ahorro obtenido con el ahorro obtenido con la reducción en un 50% del espesor. Por otro lado también compara las

1. Introducción

deformaciones obtenidas en ambos casos, concluye con la confirmación de que es más barato inyectar con espesores elevados dentro de un rango que con espesores bajos, además a los espesores bajos les acompañan unos valores de deformación muy superiores reduciendo la calidad del producto obtenido.

Y.M. Deng, D.Zheng, X.J. Lu ^[10] en la misma línea, sin un fin económico y con un método distinto, el PSO (Particle swarm optimisation) un algoritmo para el optimizado de multivariantes, optimizan el espesor de la pieza, la temperatura de masa fundida, la temperatura del molde, el tiempo de inyección y la localización de la entrada de material en base a minimizar el alabeo, las líneas de soldadura y atrapamientos de aire. En este caso la pieza sometida a análisis no es una pieza comercial por lo que las conclusiones aquí desarrolladas quizás no se puedan aplicar a las piezas comerciales con diseños de forma más complejos, pero es un ejemplo más de cómo adaptar las formas del producto hacia una inyección más favorable que ofrezca unas características de resistencia y calidad más positivas.

En cuanto al optimizado del espesor Pichai Jariyatammanukul, Nipat Paecheroenchai, Patcharaphol Pomkajohn y Somjate Patcharaphun ^[11] analizan cual es el efecto del espesor de la pieza sobre la fuerza de las líneas de soldadura en piezas inyectadas reforzadas con fibra, el material empleado es PP con un 30% de fibra de vidrio.

Ozcelik. B y Sonat. I ^[12] empleando el método Taguchi analizan el efecto del alabeo de una carcasa para teléfono móvil modificando el espesor de la carcasa, para el análisis del alabeo emplean el MoldFlow Plastics insight, concluyendo que el parámetro que más influye sobre el alabeo es la presión de compactación. Posteriormente buscan el punto más crítico a efectos de resistencia de la carcasa, el material empleado es el PC/ABS.

Yimin Deng y Di Zheng ^[13] manteniéndose en la misma dirección de la optimización del espesor desarrollan una aplicación informática programada con Microsoft visual C++ con la cual integran el CAD y el CAE con la finalidad de optimizar el espesor de la pieza en base a la minimización de respuestas en la inyección como son tensión de cizalla, presión de inyección, etc.

En cuanto a la modificación de la forma con el fin de obtener mejores condiciones de proceso se exponen los siguientes artículos...

Un ejemplo más en pro de la adaptación de las formas conduci-

das hacia una inyección eficiente nos lo ofrecen S.S.S. Imihezri. S.M. Sapman ^[14] donde hacen una comparativa de parámetros de inyección referentes a dos secciones distintas, una en forma de “I” y otra en forma de “T”, y analizan y comparan los nervios en “V” y en “X” no solamente a efectos de resistencia sino también a efectos de procesabilidad donde contrastan los valores del tiempo de llenado, los atrapamientos de aire, las líneas de soldadura y la distribución de temperatura y presión en estos dos diseños, al final del estudio adoptan el perfil en “I” con las nervaduras en “V” para la palanca de un pedal para el coche.

También relacionado con los nervios Jiang Bing-yan, Chu Chun-Peng, Tang Mei-lin y Shen Long-jiang ^[15] estudian las características de las dimensiones del nervio como son; su posición con respecto a la entrada de material, forma, y sección del nervio con la longitud del flujo.

En el estudio siguiente se ve de qué manera afecta el tamaño de una carcasa cilíndrica sobre las variables del proceso de tiempo de llenado, presión de inyección, fuerza de cierre y máxima deflexión, Qingqing Liu, Wei Guo ^[16] modifican la altura del recipiente cilíndrico y el diámetro, manteniendo el espesor constante y analizan el efecto que se da sobre las variables de proceso comentadas anteriormente.

En la línea de la predicción de parámetros de inyección se encuentra lo estudiado por Yarlagadda ^[17] donde a través de una red neuronal híbrida que funciona a través de los algoritmos *Back-propagation* y *Levenberg-Marquardt approximation*, predice el tiempo de inyección y la presión de inyección, a partir de aspectos geométricos como el espesor de la pieza y dimensiones y formas de los canales de distribución y condiciones de procesado como temperatura de molde, temperatura de la masa.

Relación de las formas de las piezas y los moldes...

Los artículos que bajo estas líneas se detallan corresponden a la relación de la forma de la pieza con la complejidad del molde contrastando en algunos casos la complejidad del molde con el coste del molde, pudiéndose obtener de forma aproximada el coste del molde.

C.K. Mok, F.S.Y. Wong ^[18] para la creación de un sistema de reconocimiento automático de las formas de las piezas inyectadas clasifica las formas y rasgos más comunes en las piezas realizadas bajo el proceso de inyección otorgando las funciones que realizan estas formas, en este aspecto no definen las formas exteriores de las piezas que son las que aportan las características estéticas del propio producto y lo definen como un artículo diferente, solo tratan aquellas formas comu-

1. Introducción

nes a todos los productos inyectados, es decir torretas para tornillos, nervaturas, etc.

Rawing Raviwongw, Venkat Allada ^[19] proponen una nueva herramienta de análisis basada en una red neuronal artificial con el fin de obtener el índice de complejidad del molde de inyección, para ello analizan la geometría de la pieza, la línea de partición, el coste de material del molde y el número de cavidades esta metodología pueda extrapolarse a la extracción de un índice de procesabilidad en función de las formas geométricas de las piezas.

M. Márquez, A. White, R. Gill ^[20] basado en la filosofía DFM (Design for manufacturing) y a través de una red neuronal híbrida se realiza un análisis de procesabilidad de un producto modelado con plásticos reforzados, inicialmente se hace un reconocimiento de la forma estudiando los vectores asociados a las superficies de la pieza, por otro lado se han definido los criterios de diseño óptimos que garantizan una procesabilidad adecuada, la red neuronal procesa los datos obtenidos y los contrasta con los criterios de procesabilidad tras este paso se muestran las recomendaciones orientadas a la modificación de la forma de la pieza con el fin de adecuarse a los criterios de procesabilidad óptima.

Basado también en la filosofía de la ingeniería concurrente a través de DFM (design for manufacturing) y DFA (design for assembly) y relacionado con la obtención de costes de productos de plástico inyectados los autores Yuh-Min Chen y Jang-jong liu ^[21] han desarrollado una aplicación informática que permite la obtención de los costes de producción de piezas de plástico inyectadas relacionando los factores de coste que más impactan en la producción de estas piezas con la geometría de la pieza, el coste íntegro de la pieza asume los costes parciales de la propia pieza (peso material prima), así como los costes asociados a la ejecución y mantenimiento del molde, y la propia producción de la pieza. La ventaja que ofrece esta metodología radica en que se puede obtener el coste final de la pieza paralelamente a la etapa de diseño de la pieza. Basándose principalmente en la morfología de la propia pieza recurriendo a factores de forma de la pieza como son el tamaño, la precisión y tolerancias de la pieza, la línea de partición, etc. Si bien de la lectura de este texto no se desprende la relación de las formas de las piezas con las variables de inyección si resulta interesante ver cuáles van a ser los aspectos geométricos de dichas piezas que más van a repercutir en el coste final de las piezas y puede servir de complemento o de inspiración a la hora de desarrollar productos más competitivos desde el punto de vista de la procesabilidad.

K.C. Hui ^[22], analiza la geometría de la pieza con la capacidad de desmoldeo detectando las contrasalidas y diferenciándolas entre contrasalidas externas o contrasalidas internas, esto lo hace a través de algoritmos aplicados a herramientas CAD/CAE, al final con la combinación de dichos agentes morfológicos se obtiene la línea de partición.

Relación forma de la pieza y el material a emplear...

No se ha hablado hasta el momento de la relación de la forma de la pieza con el material termoplástico con el que se inyectará la pieza en este aspecto se destaca el artículo realizado por Kwai-Sang Chin y T.N. Wong ^[23] donde a través de inputs referidos a las características finales de la pieza: formas geométricas, como el espesor, las dimensiones, contrasalidas, líneas de partición, y geometría de la pieza, así como aspectos requeridos a la pieza: aspectos mecánicos, térmicos, de apariencia, de procesabilidad, de costes, se relaciona a través de bases de datos compuestas por las propiedades de los materiales plásticos y características constructivas de los moldes y ofrece como outputs materiales más adecuados para la inyección y que cumplen los requerimientos de diseño de la pieza y valores dimensionales de los componentes de los moldes.

Sobre la contracción...

A través de los diversos estudios referentes a la contracción del material que se han realizando en esta última época se constata la importancia de este factor en la inyección de los materiales plásticos, por citar algunos ejemplos se tiene los análisis realizados por Postawa, P., Koszkuł, J. ^[24] donde observan la variabilidad de la contracción en ambos ejes y peso de la pieza dependiendo de la condiciones de procesamiento en el proceso de inyección en los materiales del POM y PS, los parámetros del proceso empleados en el diseño de experimentos han sido la temperatura del molde, temperatura de la masa fundida, tiempo de enfriamiento, presión de compactación y velocidad de inyección, obteniéndose ecuaciones de regresión que relacionan los volúmenes de las piezas en función de los parámetros del proceso antes comentados. Lotti, C. Ueki, M.M. y Bretas, R.E.S. ^[25] a través de unos estudios predicen la contracción de una placa inyectada en Polipropileno (PP) empleando una red neuronal artificial, y además compara los resultados obtenidos con el software MoldFlow Plastics Insight, y los obtenidos a través de la red neuronal con los datos reales experimentados variando la presión de compactación, la temperatura del molde y de la masa fundida y la velocidad de flujo, concluyen que a través de las redes neuronales se obtienen valores más aproximados a los valores obtenidos experimentalmente dado que el factor de la contracción no

1. Introducción

tienen un comportamiento lineal, y cualquier software de simulación emplea funciones lineales para la predicción de la contracción.

Chih-Cherng Chen, Pao_lin su, Yan_cherng Lin ^[26] obtienen y optimizan a través de la metodología de las superficie respuesta la relación existente entre la velocidad de inyección, la presión de compactación, la temperatura del molde y la temperatura del fundido con el fin de reducir la contracción de la una pieza plana, inicialmente optimiza y fija el tiempo de llenado en función de la presión de inyección (o velocidad de inyección) con el fin de obtener un procesado más rentable.

Velocidad de inyección, presión de compactación, temperatura de molde y temperatura de flujo son los parámetros de inyección seleccionados por Chen. C, Su. P y Lin. Y ^[27] para el optimizado de este estudio. Es a través de la metodología de superficie respuesta donde se relacionan las variables anteriores con las variables respuesta, con la finalidad de reducir la contracción, los estudios demuestran que es la temperatura de masa uno de los factores que más inciden sobre la contracción, seguido de la presión de compactación, la temperatura del molde y de la velocidad de inyección, esto en cuanto a la contracción transversal, mientras que en la contracción longitudinal, es la presión de compactación la variable que más incide en la contracción, seguido de la velocidad de inyección, la temperatura del fluido y la temperatura del molde.

De igual manera Min, B.H., Shin, B.C.^[28] estudian la contracción volumétrica empleando redes neuronales como herramienta de predicción, empleando los datos extraídos con el software MoldFlow para realizar el periodo de aprendizaje de la red neuronal y Alireza Akbarzadeh y Mohammad Sadeghi ^[29] modelizan el proceso con tres funciones matemáticas, polinómica cuadrática, polinómica lineal y logarítmica obteniéndose coeficientes de correlación más elevados para las funciones cuadráticas y con ANOVA y superficies respuesta obtienen los parámetros del proceso que más afectan a la contracción, donde en el polipropileno la presión de compactación es el parámetro de entrada que más afecta a la contracción mientras que para el poliestireno es la temperatura de la masa fundida la que más afecta a la contracción.

Huimin Zhang, Meng Li, Lulu Yang ^[30], reducen la contracción optimizando la curva de presión de compactación, empleando una simulación numérica con su modelo matemático basado en fluidos no newtonianos, modifican el perfil de la presión de compactación variando el tiempo de actuación y los valores de compactación.

Ni, S. ^[31] predice y optimiza la contracción en unas piezas de plás-

tico destinadas a una impresora con un software de simulación de la inyección modificando el sistema de canales de alimentación de material, el sistema de refrigeración, y la localización de la entrada de material, a la par que optimiza las condiciones adecuadas del proceso, los valores obtenidos en la predicción se aproximan bastante en los resultados obtenidos en la pieza final.

Es también Ni, S. ^[32] quien analiza los efectos sobre la contracción y la deformación que tiene la posición de la entrada de material analizando para las distintas entradas dos tipos de entrada, fría y caliente, la posición de dicha entrada tienen como finalidad el reducir la deformación y la contracción en una pieza que requiere un grado de estabilidad dimensional elevado, los resultados obtenidos en la inyección del producto se acercan bastante a los obtenidos a través del software de simulación MoldFlow.

J.Jin, H.Y.Yu and S.Lv ^[33] este estudio es especialmente interesante ya que la pieza a analizar es similar a la que se ha empleado en nuestro estudio, en este estudio emplea el diseño de experimentos de Taguchi, empleado 5 factores con tres niveles distintos, estos factores de análisis son la temperatura del molde, la temperatura del fundido, velocidad del flujo, la presión de compactación, y el tiempo de compactación, posteriormente con ANOVA evalúa la significancia de los datos obtenidos para la deformación y la contracción, este mismo estudio lo realiza para 4 valores distintos de espesores en la pieza (2, 1.6, 0.6, 0.5 mm). Los valores obtenidos que minimizan la contracción son simulados posteriormente con el software MoldFlow dando unos resultados de contracción volumétrica y deformación muy cercanos a los obtenidos a través de los modelos matemáticos empleados.

En cuanto a los estudios referidos exclusivamente a la reducción de la deformación se tiene diversos temas que he preferido segregarlos bajo el criterio del tipo de factor que se maneja para modificar la deformación.

Así pues se tiene en primer lugar aquellos artículos que incluyen a los parámetros de inyección como vehículo de optimizado.

Fieles a la línea de estudio del optimizado de los parámetros de inyección para la minimización de los defectos encontramos varios ejemplos de estudios que se repiten un gran número de veces a lo largo de todos los artículos revisados, en primer lugar se tiene a los autores Hasan Oktem, Tuncay Erzurumlu y Ibrahim Uzman ^[34] que aplican el método de Taguchi para optimizar la deformación asociada a la contracción en las piezas inyectadas en plástico, (Taguchi es un méto-

1. Introducción

do para el diseño de experimentos que reduce el número de combinaciones entre los parámetros a estudio), una vez obtenidas las variables de respuesta a través de análisis de elementos finitos (Moldflow) estas se analizan a través del análisis de varianza (ANOVA) con la finalidad de obtener la mejor combinación que reduce la deformación e incluso la predicción de los valores de la deformación bajo una combinación de los parámetros definida previamente. En este caso los parámetros empleados son la velocidad del flujo del material, la velocidad de inyección, la temperatura del molde y la temperatura del flujo correspondientes a unos tiempos de llenado.

Ming-Chich Huang y Ching-Chih Tai ^[35] con el método Taguchi y con la ayuda de una aplicación de análisis de elementos finitos describe cuales son los factores que más afectan a la deformación, concluyendo que es la presión de compactación la que más influye sobre este defecto, seguido de la temperatura del molde, la temperatura del flujo y el tiempo de compactación.

S.H. Tang, Y.J. Tan, S.M. Sapuan, S. Sulaiman, N. Ismail, R. Samin ^[36] trabajan en la misma línea, pero solo analizan la deflexión en el eje Z, también es a través del método Taguchi y de ANOVA como logran optimizar los parámetros de inyección con el fin de minimizar la deformación, la pieza que aquí analizan es una pieza plana rectangular con un espesor de 1 mm.

En otro estudio similar realizado por Zeng. y He.Z.b. ^[37] combinan los parámetros de inyección como son la temperatura de flujo, presión de compactación, la contracción volumétrica, tiempo de inyección con el método de Taguchi con el fin de minimizar el alabeo.

En el siguiente ejemplo se optimiza simultáneamente las variables de inyección junto con algunas variables geométricas de las piezas. Chun-Yin Wu, Chih-Chiang Ku, Hsin-Yi Pai ^[38] extraen las dimensiones adecuadas con los parámetros oportunos de inyección como la temperatura en el molde, la temperatura de la masa fundida, el tiempo de inyección, la presión de compactación, el tiempo de compactación y el tiempo de enfriamiento con el fin de minimizar el alabeo y las líneas de soldadura que existen en la inyección de un marco de fotos. Las variables geométricas corresponden tanto a la pieza como a las características dimensionales del canal de distribución el cual está situado en el centro del marco, la técnica de optimización la obtienen a través del método DMPGA (distributed multi-population generic algorithm.). Este es uno de los pocos artículos que he examinado en el cual el diseño de la pieza se optimiza en función de obtener una mejor calidad en la pieza y unos parámetros de máquina más eficientes en la inyección.

Fei Wang, Zailiang Chen, ^[39]. En este artículo ponen de manifiesto de nuevo la utilidad de los métodos ortogonales de experimentación, para la optimización de las variables de entrada en un proceso, en este caso se trata de una pieza plana de pequeño espesor la cual a través del diseño de experimentos y el análisis de la varianza, optimizarán las variables del proceso de la temperatura del fundido, la temperatura del molde, la presión de compactación, y el tiempo de mantenimiento con el fin de minimizar la deformación, en este caso el factor que más afecta a la deformación es la temperatura de la masa fundida. En el experimento se han empleado 4 factores con 4 niveles.

Bajo esta misma dinámica de estudio se tiene los estudios realizados por Sun. B, Deng, Y, Gu. G, Huang . X ^[40] a través del cual analizan los factores que más influyen en la deformación de producto, por orden de relevancia se tiene en primer lugar la presión de compactación, el tiempo de compactación la temperatura del fundido y por último la temperatura del molde, como herramienta de análisis y optimización, emplean el método Taguchi y la simulación CAE para el modelado por inyección. Cruzando a través de diseño experimental ortogonal varios factores y obteniendo la combinación más adecuada para reducir la deformación, este artículo es especialmente actual, data del presente año, por lo que pone de manifiesto el interés del estudio de la deformación de las piezas producidas bajo el proceso de inyección.

Baoshou Sun, Yimin Deng, and Boqin Gu, and Xiaodiao Huang ^[41]. En este caso vuelve a emplear el método de Taguchi para el diseño de experimentos, el estudio se realiza sobre una tapa con paredes finas, se analizan los distintos factores (variables de entrada) presión de compactación, tiempo de compactación, y temperaturas del fundido y del molde, la finalidad es reducir al mínimo posible la deformación en la pieza. La optimización se realiza por la comprobación numérica de los datos obtenidos de la deformación obtenidos con software CAE (MoldFlow) se analizan las distintas combinaciones ofrecidas por el diseño de experimentos (Taguchi) y de los resultados obtenidos de deformación se escoge aquella combinación que mejor datos de deformación ofrece.

Otro estudio realizado por Wen-Hsiang Hsieh y Kuen-Ming Shu ^[42], sobre una carcasa para una batería de automóvil, refleja que son el tiempo de compactación, así como la temperatura del fundido los factores que más influyen sobre la deformación de la batería, mientras que el factor que menos afecta a la deformación es la velocidad del flujo en el llenado. En este caso afirman que la temperatura de la masa fundida debería ser la mínima posible para reducir la deformación. En esta misma línea de descubrir cuáles son los factores que más afectan

1. Introducción

a la deformación se tiene el estudio de Wei Guo, Huajie Mao and Qing Xu, ^[43] que concluye el estudio realizado sobre la tapa de la guantera del coche, que el factor que más afecta a la deformación, es la temperatura de la masa fundida, pero esta importancia sobre la deformación decrece según incrementamos la temperatura del refrigerante y simultáneamente disminuimos el punto de conmutación (V/P switch-over), este estudio se ha realizado empleando Kriging para el modelo matemático, Taguchi, para el diseño de experimentos, y ANOVA, para analizar la coherencia de los resultados.

Yin, F. Mao, H, Hua L.^[44] en este caso estudian la optimización de la deformación y de las fuerza de cierre con el fin de minimizar ambas variables, empleando las variables de entrada de la temperatura del molde, la temperatura del fundido, la presión de compactación, el tiempo de compactación, como novedad en este estudio se tiene la optimización de la fuerza de cierre que no se había visto en ninguno de los artículos comentados con anterioridad, Para la optimización emplea un método combinado de Red neuronal backregresion y un algoritmo genético. Como es habitual, inicialmente emplean un diseño de experimentos ortogonal, posteriormente aplican la red neuronal para analizar la dependencia de las variables y finalmente optimizan con el algoritmo genético, como conclusión se obtiene que este método de optimización es bastante exacto y satisface la demanda real de la producción.

Baoshou Sun, Zhe Chen and Boqin Gu and Xiaodiao Huang ^[45] utilizan un nuevo método de experimentación a través del método de diseño uniforme de experimentos para obtener los parámetros adecuados para minimizar la deformación, apoyándose en el software de inyección de MoldFlow. Este método basado en el diseño ortogonal de experimentos ofrece un número menor de ensayos así como más precisión en los datos obtenidos, Los parámetros a optimizar son la temperatura del fundido, la temperatura del molde, el tiempo de inyección y la presión de compactación. Para el empleo del método de diseño uniforme de experimentos emplean un modelo de regresión cuadrático.

Baoshou Sun, Zhe Chen and Boqin Gu and Xiaodiao Huang ^[46] de nuevo ofrecen un nuevo procedimiento de optimización a través de la combinación de tres métodos, en primer lugar emplean MUD (método de diseño uniforme de experimentos) con los resultados obtenidos en el diseño de experimentos y apoyándose en el software MoldFlow predicen los resultados a través de una red Neuronal y posteriormente optimizan para minimizar la deformación, la longitud de las líneas de soldadura y los atrapamientos de aire a través del un algoritmo genérico. Los parámetros a optimizar son las temperaturas de masa y molde y la presión de compactación.

Un estudio donde se pretende optimizar la deformación de la pieza inyectada a través de una red neuronal con algoritmo backregresión lo realizan Shi, H., Wang, X. ^[47] emplean el Moldflow Plastic Insight como herramienta CAE para obtener los datos referentes a la deformación en las piezas, mientras que con la red neuronal obtendrán una función aproximada que relaciona la deformación con las variables del diseño, de la temperatura del molde, la temperatura de la masa fundida, el tiempo de inyección el tiempo de compactación la presión de compactación y el tiempo de enfriamiento, también Huabo He, Feilin Wu, Yimin Deng, ^[48] optimizan las variables de inyección con el fin de minimizar la deformación, en este caso emplean los arreglos ortogonales de Taguchi de forma que obtienen los valores del tiempo de inyección, la temperatura del fundido, la temperatura del molde, el tiempo de compactación, presión de compactación que mas favorecen la disminución de la deformación. Al igual que los anteriores autores, también emplean el software MoldFlow Plastics Insight, el mismo tipo de estudio lo realizan Chu, J.Z., Song, R. ^[49] sobre una carcasa de polipropileno con espesor de 1,5 mm empleando con software base el MoldFlow para la obtención de los datos del experimento, y los arreglos ortogonales de Taguchi. El estudio se realiza sobre las variables de la temperatura del molde, la temperatura de la masa fundida y la presión de compactación.

El efecto de la deformación de la pieza sigue siendo una línea de estudio bastante empleada, pero bajo distintos métodos de optimización, en este caso los autores Cheng. Gd, Liu. St y Guo. X ^[50] emplean un método de optimización distinto, en su artículo se emplea el método Kriging, este método es similar al método de correlación lineal pero más preciso ya que sitúa el valor del punto en la curva con relación a la media de las desviaciones del punto primitivo con respecto a los más cercanos. A través de este método se reduce el tiempo de optimización con respecto al empleado con el análisis de elementos finitos. Los parámetros optimizados en este caso no difieren de los parámetros analizados en otros artículos similares, en este caso son la temperatura del molde, la temperatura de masa, el tiempo de inyección y la presión de compactación, y se optimiza sobre una carcasa de un teléfono móvil. Tras los resultados se puede ver la importancia del tiempo de inyección dentro de unos valores en la reducción del alabeo.

Si bien los estudios referidos a la deformación vistos en el anterior estudio, se han basado en el optimizado de parámetros variables del proceso de inyección con el fin de minimizar la deformación, en este nuevo artículo se minimiza la deformación desde factores geométricos de los canales de enfriamiento, Saifullah, A.B.M., Masood, S.H. ^[51] analizan distintas geometrías de los canales de refrigeración con el fin de

1. Introducción

reducir la deformación final (fig.1).

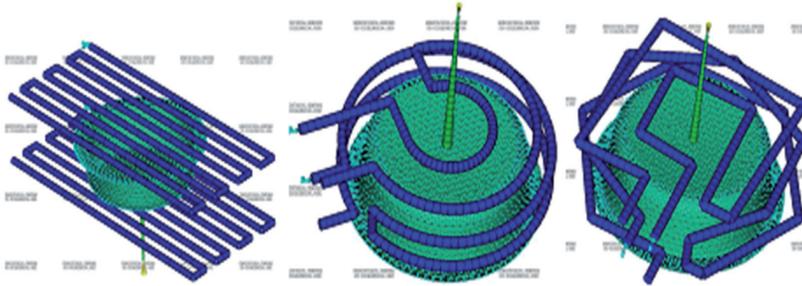


Fig. 1. Distintos sistemas de refrigeración para el estudio de Saifullah y Masood

En este mismo sentido, apreciando la importancia que tiene para la deformación de las piezas, el hecho de obtener un diferencial mínimo de temperatura a lo largo de toda la superficie de la cavidad y del macho del molde, Bociaga, E., Jaruga, T., Lubczynska, K., Gnatowski, A.^[52] se dan cuenta de que una diferencia de temperatura entre las distintas caras del molde que están en contacto con la pieza inyectada producen un flujo asimétrico del material inyectado a lo largo de su sección, lo que conlleva diferencia de tensiones y consecuentemente una deformación.

Tres ejemplos de cómo la entrada de material puede afectar a la deformación de las piezas....

Referente a la posición de la entrada de material y la distribución de piezas en un molde multi-cavidad y con el objeto de equilibrar el llenado de las cavidades los autores Gujian, H.A, Xuemei, L.b. Xiaoyu, W.a y Jibin, L.a. ^[53] logran optimizar la posición de las cavidades así como el dimensionado de los canales de alimentación en base a la minimización de las deformaciones, la tensión de cizalla, la temperatura de flujo, presión de inyección, etc, para este proceso de optimización emplean el software Moldflow Plastics Insigth.

Xianghong Zhang, Shiqiang Zhang, and Zhongyi Han ^[54]. En este caso los autores evalúan y optimizan de nuevo la posición de la entrada de material con el fin de reducir la deformación a través de herramientas CAE simplemente, emplean el software MoldFlow. Plantean 4 posibles soluciones y escogen la que mejores resultados ofrecen en cuanto a la deformación.

En el artículo redactado por K.S. Lee y J.C.Lin ^[55] diseñan los ca-

nales de alimentación y la entrada de material con el fin de minimizar la deformación, para ello emplean el método de Taguchi y la red neuronal como métodos de optimización.

Una línea de investigación más acorde a lo que en este trabajo se presenta es el estudio de la forma con el fin de reducir los alabeos.

Un estudio realizado por Ozcelik, B y Erzurumlu, T.^[56] a través de la integración del análisis de elementos finitos, DOE, metodología de superficie respuesta y un algoritmo genérico son investigados y empleados con la finalidad de minimizar el alabeo y deformaciones, modificando la altura, el ancho y el largo de una carcasa con espesor delgado, obteniéndose así un modelo predictivo del alabeo. Las variables de inyección como temperatura de molde, temperatura de masa, tiempo de inyección, presión de inyección, etc, permanecen constantes en valores que minimizan el alabeo.

Una de las cuestiones geométricas que más pueden influir en la deformación de las piezas producidas con plásticos son las esquinas de las piezas, es justo aquí donde se produce un enfriamiento desigual entre la parte interna y la parte externa de la esquina, esto produce una diferencia en la contracción y consecuentemente una deformación, este efecto desigual de transferencia térmica y su relación con el enfriamiento es el que estudian Kovács. J.G. , Sikló. B.^[57] para ver de qué forma afecta a la deformación en las piezas plásticas.

Sobre como la naturaleza de los materiales afectan a la deformación se tiene los siguientes estudios...

Otra línea de trabajo no tan recurrente como las anteriores pero que cada vez tiene más importancia es estudiar de qué manera afectan las propiedades del material sobre la deflexión de las piezas en el proceso de inyección de termoplásticos, se tiene los estudios realizados por Li, J.-Q., Jiang, S.-F., Li, D.-Q ^[58] donde analizan la deformación de piezas inyectadas con poliestireno a través del comportamiento reológico y las curvas PVT a través de la combinación de simulación numérica y el diseño de experimentos de Plackett-Burman concluyendo que la temperatura de transición vítrea es un factor muy importante en las dimensiones finales de la pieza inyectada en PS. Estos mismos autores citan en su estudio "Effect of plastics property on injection molding process" ^[59] de qué manera las propiedades técnicas del material influyen sobre los parámetros de inyección ayudando a seleccionar a través de las propiedades del material la mejor opción para inyectar una pieza.

1. Introducción

Qihui Liao A, Xiaoxun Zhang B. y Qinchao Ruan ^[60] muestran un ejemplo más de cómo las propiedades de los materiales influyen sobre la deformación final de la pieza, en este caso estudian la deformación de la pieza en base a las propiedades de los materiales de carga que se aplican a un PP destinado a inyectar una puerta para un coche. Las propiedades que se analizan del material de relleno son la relación (L/D) y los módulos en el eje paralelo al eje principal y el eje perpendicular al anterior, llegando a la conclusión de que cuando los módulos decrecen la deformación también decrece, estas conclusiones se han puesto de manifiesto al comprobar los datos obtenidos a través del software Modex3D y la propia pieza física.

Otros métodos de optimización empleados a parte de Taguchi, redes neuronales y superficies respuesta se exponen a continuación...

Tongchen Chang, Hongyu Zhu, Haihong Wu ^[61] bajo la combinación de la hipótesis discreta de Kirchhoff y elementos membrana con grados de libertad rotacionales se genera el modelo de elementos finitos de cascara, a través de este modelo se obtiene la tensión residual del material dentro del molde debida a las diferencias de temperatura, a través de modelos viscoelásticos calculan la deformación, obteniendo así un modelo capaz de predecir la deformación en base a la tensión residual, los resultados de deformación ofrecidos bajo el modelo de elementos finitos son cercanos a los experimentados en la propia inyección de la pieza.

Shie-Chen Yang, Feng-Che Tsai, Tsuo-Fei Mao, Amine-Ghali Benna, Ling-You Huang ^[62] en ocasiones se da que no basta con optimizar las variables de un proceso con el fin de optimizar una variable de salida como en este caso la deformación y la contracción volumétrica pues se puede dar la situación de que alguno de los valores de las variables de inyección ofrecidos para la optimización no sea posible su empleo por limitaciones varias, es por ello que el método Taguchi, no es apropiado cuando se tiene que enfrentarnos a problemas de multivariantes, es decir si se tiene que priorizar sobre alguna de las variables para tomar la decisión oportuna, en este caso los autores se apoyan en el método TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) . El método TOPSIS es una técnica para la toma de decisiones y se emplea cuando hay que decidir entre varias alternativas, teniendo en cuenta, diversos puntos de vista, generalmente en conflicto.

Wen-Jong Chen ^[63] En su estudio presenta el análisis de la deformación para productos inyectados a través de la combinación del

método genético de algoritmo (GE) y el método de elementos finitos (FEM) en inyección de la multicavidad. Se simula y analiza la deformación controlando los parámetros del proceso implicados en el llenado, la compactación y el enfriamiento. Realmente realiza una comparativa entre el método (GE) y el método de diseño ortogonal demostrando que con éste método se obtienen mejores resultados que los obtenidos tras la optimización con el diseño ortogonal. Como aspecto novedoso se tiene que desarrolla la optimización con el algoritmo genérico y además es aplicado a un sistema multicavidad de piezas ya que hasta ahora prácticamente los estudios se referían a piezas independientes.

Fengli Huang, Shuisheng Chen, and Jinmei Gu ^[64] en este caso estos autores optimizan minimizando la deformación empleando el algoritmo de optimización de colonia de hormigas, junto con el análisis del grado de correlación y el método de las superficies respuesta. Inicialmente emplean un diseño ortogonal de experimentos y se apoyan en el software MoldFlow con el fin de obtener los datos que alimentan el proceso de optimización, se analiza el grado de correlación entre las variables de entrada del proceso y las de salida (deformación). Para la obtención del modelo matemático emplean el método *Kriging*, además de emplear también el método de las superficies respuesta, una vez obtenido el modelo matemático, emplea el algoritmo de la colonia de hormigas para optimizar el proceso con el fin de reducir la deformación, pero de nuevo vuelven a ser las variables del proceso de la temperaturas de masa y del molde, tiempo de inyección, presión de compactación así como el tiempo de compactación las empleadas para optimizar la deformación, como parte de este estudio, realizan una comparativa, entre los algoritmos de optimización de la colonia de hormigas y el algoritmo genérico dando este último unos resultados menos fiables.

Jun Liu, Bao-shou Sun and Guo-fu Li ^[65] a través de tecnología Active X y Visual Basic programan un algoritmo (SA) que facilitará el valor óptimo de la deformación en piezas inyectadas. Este algoritmo se genera a través del algoritmo Metrópolis y el método Montecarlo, el cual se refiere, en un sentido muy general a cualquier simulación de un sistema arbitrario que utiliza un algoritmo de computadora explícitamente dependiente de una serie de números aleatorios ^[66]. Las variables de entrada se refieren a las temperaturas de fundido y del molde, y el tiempo de inyección. El estudio demuestra que es factible el optimizado de procesos de inyección, incluso que los resultados son mejorables si se dispone de computadoras más eficientes. La optimización se ha realizado sobre una pieza cilíndrica de ABS, y los resultados muestran que el tiempo de análisis de todas las iteraciones disminuye en un 70% el tiempo empleado con la aplicación de este algoritmo. A mi parecer

1. Introducción

ha empleado solo tres variables y estas no son demasiado significativas en el comportamiento de la deformación de la pieza.

Chang, T., Zhu, H., Wu, H. [67] en el 2011 con un modelo de elementos finitos a través de Kirchhoff combinado con un elemento membrana con grados de libertad rotacional, son capaces de predecir con exactitud la deformación de la pieza tras la inyección.

Otros artículos que no entrarían directamente dentro de la temática al caso pero que han servido de inspiración en alguno de los aspectos que introducen.

Con la finalidad de obtener un mejor acabado superficial en las piezas inyectadas los autores Kurt. M, Saban Kamber, Kaynak, Y. Atokok. G y Girit.O [68] de forma empírica, analizan la relación de la presión en la cavidad así como la temperatura en la superficie del molde con la calidad final de la pieza, empleando transductores de presión y temperatura situados en la superficie de la cavidad. Estos estudios experimentales ponen de manifiesto que estos dos factores inciden determinante en la calidad final de la pieza.

Jinhu Dong [69] propone un procedimiento de actuación para realizar estudios CAE con piezas de plásticos inyectadas indicando los pasos del proceso de la manera siguiente:

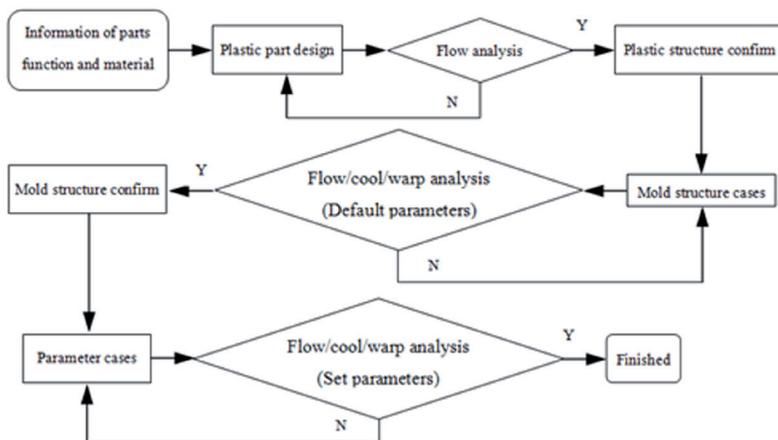


Fig. 2. Diagrama de flujo para procedimiento de creación para estudios CAE

Se ha adaptado dentro de lo posible nuestro estudio a este diseño dado que consideramos la coherencia de los pasos a dar, aunque como ya se verá por motivos de simplicidad y naturaleza del estudio se ha optado por omitir los estudios referidos a la refrigeración.

Xiaofang Suna, Pengfei Zhub, Yingjun Luc, Haitian Pan ^[70] son capaces de predecir el peso de la pieza y con ello el índice de calidad de la pieza a través de una red neuronal cuyos factores son la temperatura del fundido, la presión de inyección, la velocidad de inyección, la presión de compactación y el tiempo de compactación, inicialmente realizan un análisis de la varianza con el fin de observar la variabilidad de los factores así como la variabilidad de los niveles y posteriormente predicen a través de la red neuronal los valores de los pesos, estos valores obtenidos tienen un error máximo de 0,47% y un error mínimo de 0,1% con respecto a los valores experimentales obtenidos en la propia planta de producción, este es un ejemplo más del acercamiento entre los valores obtenidos con una red neuronal y los valores reales lo que hace de este método un sistema de predicción acertado.

No solo se estudia la deformación de las piezas inyectadas en materiales termoplásticos, en el siguiente estudio se trata de una carcasa para un display inyectada en cristal líquido, Wang. C, Shen. J, Zhu, H ^[71] analizan a través del MoldFlow como herramienta CAE y predicen la deformación antes del modelado localizando aquellos parámetros que optimizan el proceso de inyección de esta carcasa.

Otros estudios que resultan interesantes a nivel del comportamiento del flujo en la fase de llenado es el que propone C.K. Au ^[72] que desarrolla una técnica geométrica a través de la cual puede desarrollar la forma que va ocupando el flujo en la fase de llenado dependiendo de el punto de entrada del material, de la forma de la pieza y de los elementos geométricos de la pieza que frenan ese frente del flujo, esto lo hace estudiando cuatro modelos de comportamiento distinto del avance de los flujos.

Padilla, A. Baselga, J. y Bravo .J ^[73] comparan los valores de deformación de una pieza inyectada con poliamida 6/10 con 30% de fibra de vidrio obtenidos a través del software C-MOLD con los valores reales de deformación obtenidos con la medición de las piezas, en este caso la elección de los puntos cuya deformación se quiere medir es de vital importancia para el resultado del estudio, es decir que los puntos cuya deformación se han obtenido a través del C-MOLD debe coincidir con la situación física de dicho punto en la pieza real.

Existe un acercamiento extraordinario entre ambos procedimientos, exceptuando los puntos situados sobre el borde de la pieza donde existe un valor de deformación distinto entre ambos métodos de consulta.

Hasta aquí una muestra de estudios realizados cuya meta es la

1. Introducción

de optimizar los parámetros de inyección con la finalidad de obtener unas variables de respuesta determinadas, la metodología es diferente para llegar a este fin, los métodos de Taguchi, redes neuronales, superficies de respuesta, ANOVA, DOE, solos o combinados son los empleados mayoritariamente para la resolución de los problemas.

Observando los casos analizados llegamos a la conclusión de que toda la problemática de optimización se reduce a estos 3 casos:

- Optimización de las variables de inyección para la minimización de defectos, líneas de soldadura, deformación contracción, etc.
- Optimización de parámetros dimensionales del molde como puede ser la sección de la entrada del material así como su posición, o bien la sección y posición de los canales de refrigeración.
- Optimización de dimensiones de la pieza con el fin de mejorar las condiciones de inyección, sobre todo espesores.

1.3. INFORMACIÓN BIBLIOGRÁFICA.

La plataforma más utilizada para la búsqueda de artículos y trabajos relacionados con el tema del optimizado de parámetros de inyección a través de herramientas CAD-CAE es la "SCOPUS", esta base de datos está producida por Elsevier y engloba la mayor parte de resúmenes, actas de conferencias, web científicas, referencias bibliográficas y índices de más de 16.000 revistas con peer review de ciencias, tecnología, medicina y ciencias sociales.

Scopus evalúa anualmente las propuestas de incorporación de nuevas publicaciones mediante un consejo de especialistas. A finales de año se informa de la revisión y si son seleccionadas se incorporan a la base de datos.

Es la mayor base de datos de resúmenes que proceden de más de 4.000 editoriales internacionales. Tiene un acceso a unos 25 millones de resúmenes desde 1996 y 5 años retrospectivos de referencias. Representa aproximadamente el 80% de las publicaciones internacionales revisadas por especialistas, esto permite asegurar un contenido de calidad. Se actualiza semanalmente.

Scopus por tanto actúa como un sencillo y único portal de acceso

para los usuarios, es tan fácil de utilizar como “Google”.

Su cobertura es la siguiente:

- Química, Física, Matemáticas e Ingeniería con 5.400 publicaciones
- Ciencias de la Vida y de la Salud con 6.300 publicaciones y la cobertura 100% de Medline.
- Ciencias Sociales, psicología y Económicas con 1.975 publicaciones

En esta investigación se emplearán diferentes funciones de búsqueda y diferentes palabras claves las cuales se utilizarán en los diferentes temas propuestos inicialmente para el comienzo de la revisión bibliográfica como se verán en capítulos posteriores.

La elección de las distintas palabras clave es de vital importancia para conseguir un buen resultado de búsqueda, además la base de datos permite el uso de operadores “booleanos” que permiten combinar diferentes búsquedas realizadas.

En el presente estudio se han utilizado las siguientes palabras clave de búsqueda utilizando la lengua inglesa por su gran supremacía en el mundo científico:

- Injection Moulding. (Encontradas 2015 publicaciones)
- Optimization. (Encontradas 241 publicaciones)
- Thickness. (Encontradas 199 publicaciones)
- Response surface. (Encontradas 60 publicaciones)
- MoldFlow. (Encontradas 68 publicaciones)
- Part geometry. (Encontradas 159 publicaciones)
- Defects. (Encontradas 126 publicaciones)
- Part dimensions. (Encontradas 67 publicaciones)
- Warping. (Encontradas 125 publicaciones)

Finalizada la búsqueda se han encontrado 902 artículos, de los cuales quedan 756 eliminando los artículos duplicados y los no relacionados con la temática. El uso de operadores booleanos como “and”, “or” y “not” permite la combinación de las palabras clave y de este modo filtrar la información y obtener los artículos directamente relacionados con el optimizado de variables del proceso de inyección. En este

caso se ha empleado la opción AND acompañando a la palabra clave de Injection Moulded.

1.3.1. ESTADÍSTICA DE LOS ARTÍCULOS REFERENTES AL TEMA DE ESTUDIO

En base a las palabras clave empleadas y con el fin de analizar y observar la tendencia del interés de este estudio a continuación se hará una valoración estadística por años de los artículos editados referente a este tema de estudio partiendo desde el año 2000 hasta el año actual.

La primera palabra clave que introducimos en la base de datos es "injection moulding" y los resultados obtenidos son los siguientes:

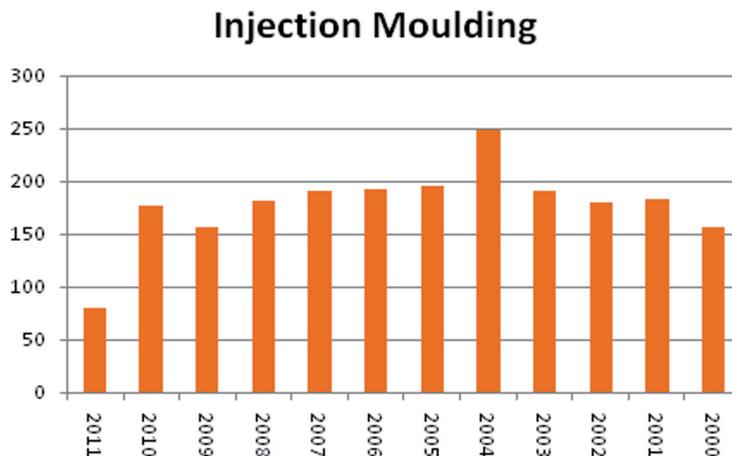


Fig. 3. Diagrama de barras para la keyword "injection moulding"

Según la gráfica, se observa en el diagrama de barras para la Keyword Injection Moulding que el nivel de estudios referido al moldeo por inyección se mantiene constante a lo largo del tiempo, teniendo en cuenta que en el momento de realizar el estudio nos encontrábamos en el mes de febrero del 2011, se prevé una cantidad de estudios muy similar a la del año anterior.

Es evidente que la inyección de termoplástico es un área de investigación al que acuden numerosos investigadores, la relevancia de

este tema sigue de actualidad nuevas técnicas de inyección, diseños de piezas más complejos, nuevos materiales, hacen que la inyección siga teniendo sentido para la investigación de procesos.

Para ampliar de búsqueda empleamos en este caso es "Thickness". Esta keyword (thickness) no denota una tendencia clara, se puede decir que exceptuando el año 2004 donde existen mayor número de publicaciones, la tendencia es a mantenerse.

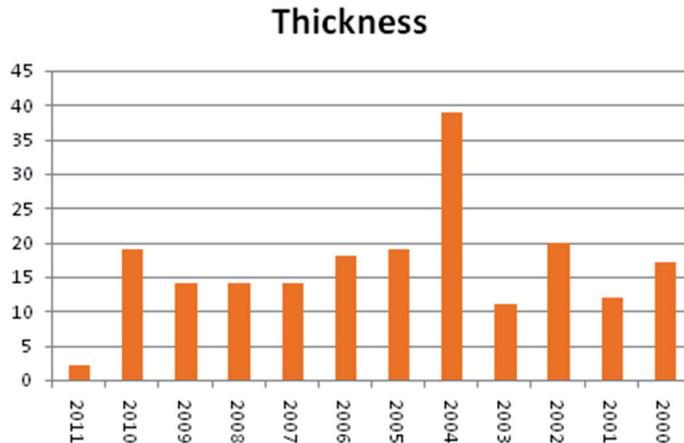


Fig. 4. Diagrama de barras para la Keyword "Thickness"

El método de optimizado a través de superficie respuesta tiende a decaer, aunque a partir del 2008 se ha empleado bastante, aún así en

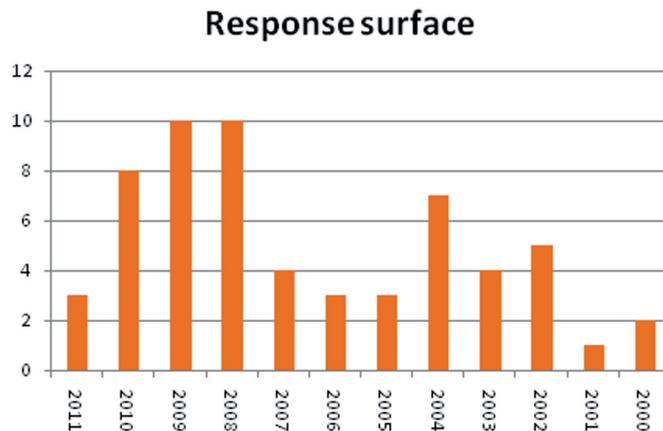


Fig. 5. Diagrama de barras para la keyword "response surface"

1. Introducción

el año 2010 permanece en un nivel de empleo relevante en la fecha actual, se dispone de tres artículos y se prevé que llega a niveles del año anterior.

Se puede decir MoldFlow como *keyword* muestra cierta tendencia de constancia, manteniéndose entre 5 y 10 publicaciones por año referentes a esta herramienta CAE

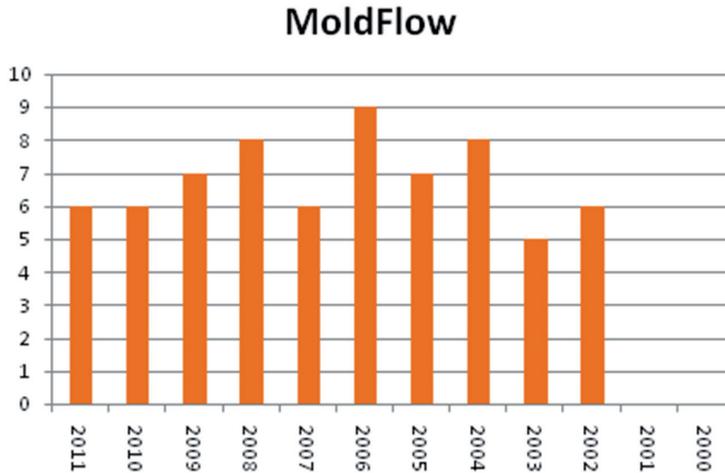


Fig. 6. Diagrama de barras para keyword "MoldFlow"

El interés por la geometría de la pieza parece que empieza a tomar importancia a partir del 2006 la fecha es coincidente al aumento de interés del empleo de herramientas CAE como el MoldFlow.

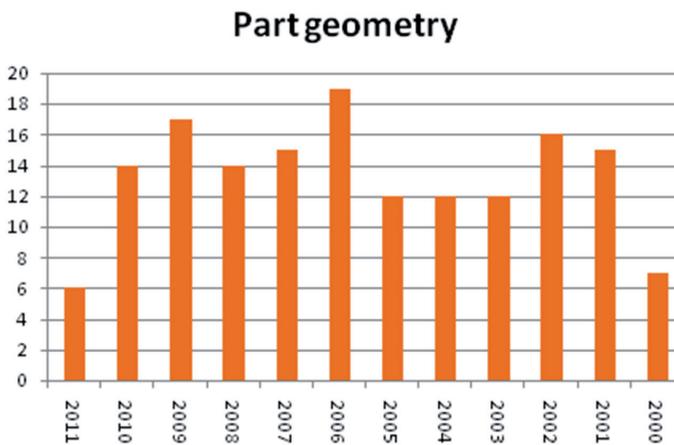


Fig. 7. Diagrama de barras para Keyword "Part geometry"

El estudio de los defectos en la inyección de termoplásticos toma relevancia también desde el 2006, dentro de los defectos incluimos la deformación.

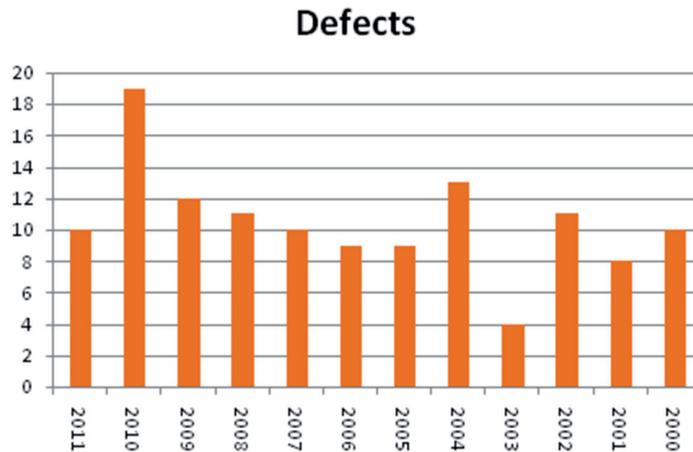


Fig. 8. Diagrama de barras para keyword "Defects"

El nivel de estudios con respecto a este tema de "Part dimension" se mantiene a lo largo de los años, exceptuando el año 2007 y el año 2001 donde se tiene el nivel de estudios muy por debajo de la media.

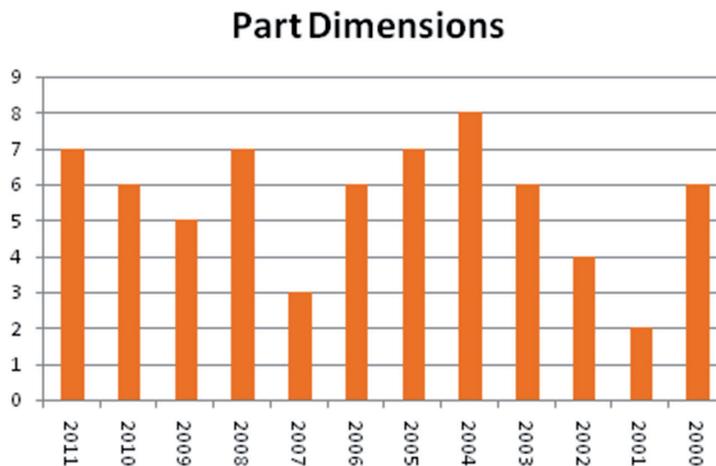


Fig. 9. Diagrama de barras para Keyword "Part dimension"

1.4. BASES TEÓRICAS

En este apartado se van a describir de forma escueta aquellos temas de interés e implicados directamente con el tema a estudio con el fin de que el lector sepa situarse dentro del proceso de investigación, dentro de estos temas de interés se tiene el proceso de inyección, el cual es de vital importancia entender para seguir los pasos de este estudio y saber a que nos referimos en cada etapa, este proceso de inyección lo vamos a detallar desde el punto de vista cíclico de cambios habidos en el material dentro del plastificador y así centrándonos en el Ciclo PVT del material, restando relevancia al resto del proceso. También se describirá de forma sucinta los métodos de modelado superficie respuesta y red neuronal.

1.4.1. EL PROCESO DE INYECCIÓN DE TERMO-PLÁSTICOS

Actualmente el 32% ^[74] de todos los plásticos es moldeado por inyección debido a la capacidad de producir en grandes cantidades piezas complicadas de un modo preciso. Es casi imposible encontrar un producto sin que se hayan utilizado piezas inyectadas en plástico. Se utilizan en un gran número de aplicaciones como son en las piezas del interior del automóvil, juguetes, productos electrónicos, artículos para el hogar, equipamiento médico, compact disc, etc.

El proceso de moldeo por inyección requiere de la fundición del plástico en una extrusora y de la utilización del tornillo de la extrusora para inyectar el plástico en un molde, donde es enfriado.

El proceso consiste en hacer pasar a presión el material termoplástico fundido, desde un cilindro caliente donde está el tornillo o husillo, a las mitades de un molde mantenidas juntas.

Después de un periodo adecuado de enfriamiento, las dos mitades del molde se separan y la pieza así formada puede ser expulsada.

La apertura y cierre de las dos mitades del molde se coordina con la inyección del material, para establecer una secuencia de operaciones que puedan repetirse continuamente.

En su forma más sencilla, la máquina de inyección comprende; un cilindro de inyección (1) con un pistón en un extremo (2) y una boquilla en el otro (3), que se conecta por medio de canales a un molde (ver

figura 10).

En el extremo del pistón de la cámara de plastificación se mantienen a baja temperatura, y allí el granulado del material termoplástico es alimentado desde la tolva (4) de la entrada. La carga granular es empujada hacia delante y comprimida por el pistón que empuja el material hacia la cavidad del molde.

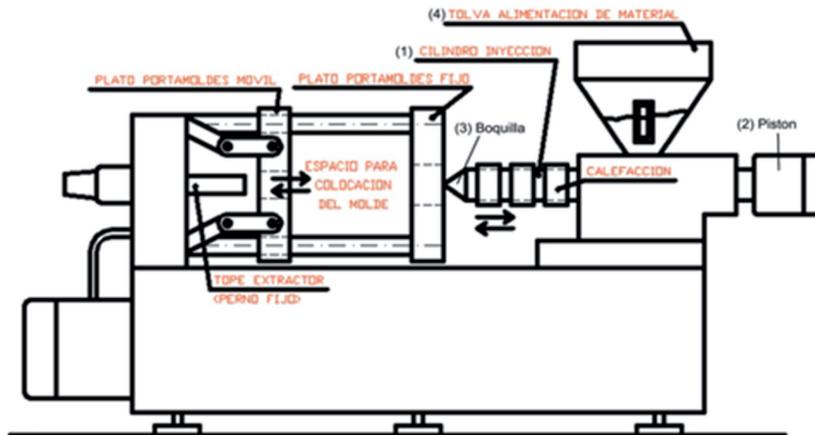


Fig. 10. Máquina básica de inyección.

Durante este proceso, el molde debe quedar cerrado por el mecanismo de cierre de la máquina.

La presión se mantiene sobre el material que ha llenado la cavidad para asegurar la entrada de material adicional. Esto es necesario para compensar la contracción que acompaña al enfriamiento rápido del material en el molde.

Ciclo de moldeo:

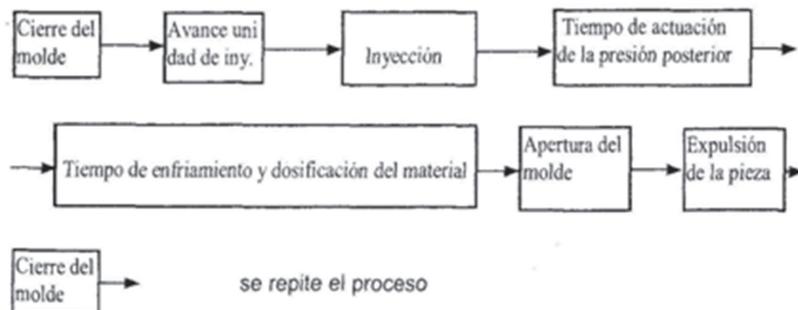


Fig. 11. Ciclo básico de inyección

1.4.2. DIAGRAMA PVT DEL CICLO DE INYECCIÓN

Se va a continuación a describir en forma un tanto práctica y simplificada la transformación que va sufriendo un termoplástico durante todo el proceso de inyección. Para ello se va a seguir paso a paso el proceso que conduce desde la granza al componente de plástico inyectado.

La conformación del producto se realiza siguiendo cuatro fases características:

- Dosificación.
- Llenado del molde.
- Compactación.
- Enfriamiento.

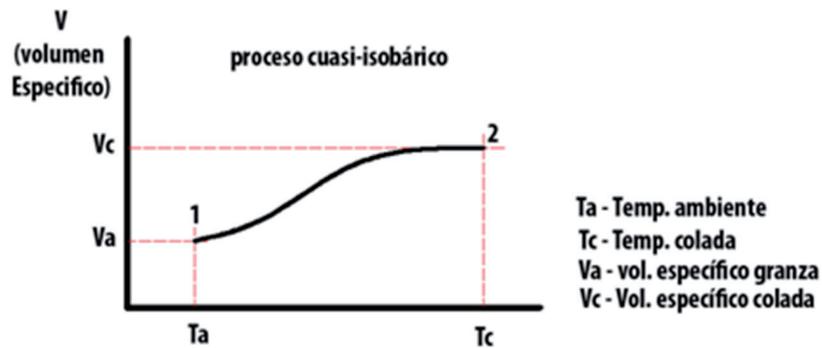
Fase de dosificación

Aunque en el ciclo de máquina no tiene porque ser la primera fase y se puede solapar con otras, es en esta fase cuando se selecciona la cantidad de material que va a ser introducido dentro de la máquina, es por ello por lo que va a considerarse fase inicial.

¿Qué le sucede al material en esta fase? Durante la misma, el material pasa de la zona de la tolva prácticamente en condiciones normales o atmosféricas, en estado sólido, a estado fundido, liquido, a una elevada temperatura que oscilará en función del termoplástico que se trata dentro del rango 200° -300°. También se le someterá a una pequeña presión denominada contrapresión para conseguir una mejor homogeneización del mismo en su transcurrir por el husillo de la máquina 0-40 bares. Los valores que se dan son orientativos, con el fin de sistematizar y explicar el proceso en grandes cifras.

Ello significa que el material al calentarse aumentará su volumen específico, por lo tanto disminuirá su densidad. A grandes rasgos pues, puede decirse que en esta fase, el polímero aumentará su temperatura con un ligero aumento de presión. Se dice ligero en función de los rasgos de presión a que se le someta en fases posteriores. Es pues un proceso isobárico con un aumento de temperatura.

La representación gráfica de este proceso en un diagrama P.V.T. sería de la forma siguiente. En el punto 2 se tiene pues el polímero como colada listo para ser inyectado a través de la tobera (puntera) de la máquina de inyección al molde.



Gráfica 1. Fase de dosificación proceso isobárico

Fase de llenado

Dispuesta la colada en la puntera de la cámara debe ser introducida dentro del molde. Debe en este momento pensarse en la finalidad de la inyección. En un 85% de los casos la inyección se ha desarrollado para la fabricación de piezas delgadas, siendo el gran problema que la colada alcance los extremos del molde sin enfriarse, es decir, se llene completamente el molde, se obliga a trabajar con caudales grandes y por ello la caída de presión desde la boquilla al punto final de llenado es alta.

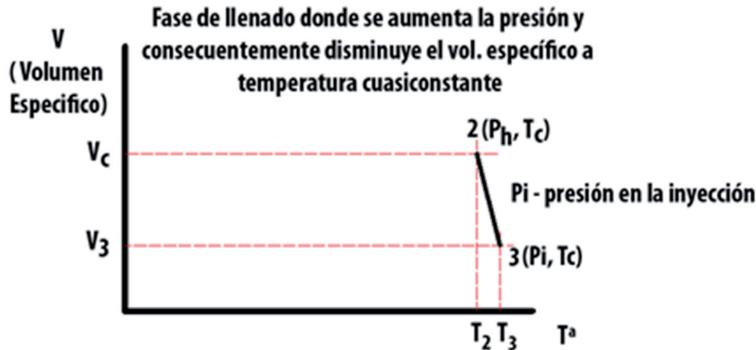
Esta caída de presión es la que debe suministrar el sistema hidráulico que empuja al husillo. La pregunta es inmediata ¿Cuál es la máxima presión a que puedo someter el material sin que se degrade? Para una gran mayoría de termoplásticos alrededor de 1500 bares, valor que condicionará pues el flujo en el molde. Así pues, además de otros condicionantes se podrán establecer unas condiciones de llenado tales que el flujo determine una caída de presión máxima de las magnitudes declaradas.

Como se ve, el aumento de presión es elevado junto a pequeños incrementos o decrementos de la temperatura, por lo que al igual que en el proceso anterior se puede asumir un proceso cuasitermo, en este caso cuasitermo lo que implica una grafica de la forma siguiente (*grafica 2*).

Como se observa en el grafico el aumento de la presión implica un aumento de la densidad, por consiguiente una disminución del volumen específico del material. Así el material se encuentra en nuevas condiciones de presión (p_i). En el proceso real hay pequeñas diferencias de temperatura en lugar de un punto de temperatura. Varía según

1. Introducción

el caudal establecido de llenado, caudales altos implican velocidades altas y en consecuencia calentamiento por rozamiento y a la inversa, caudales pequeños significan velocidades pequeñas y enfriamientos por evacuación de calor no compensado por el calentamiento debido al rozamiento.

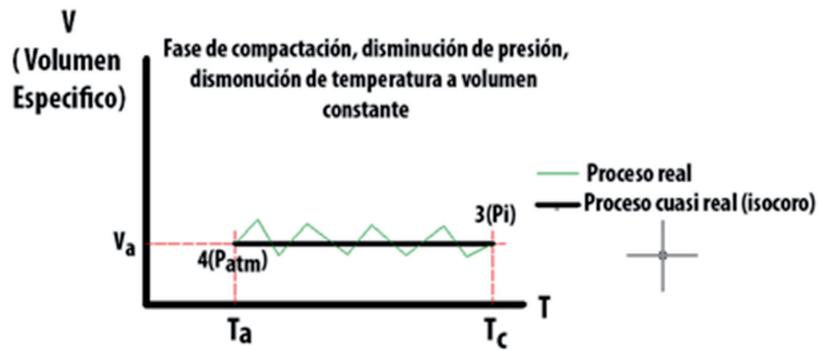


Gráfica 2. Fase de llenado, proceso isotérmico

Fase de Compactación

Lleno ya el molde, entendiéndose por lleno el instante en que el material alcance el rincón de más difícil acceso, debe introducirse una cantidad de material suplementaria por dos motivos, uno para que el material a presión dentro del molde no retroceda de nuevo hacia el husillo y otro para compensar la contracción del polímero que hace que el material disminuya de dimensión al enfriar (contracción). Si esta disminución se produce con molde cerrado, se inducen en la pieza tensiones residuales por frenado de forma, debido a la restricción de movimientos relativos que producen machos y partes del molde. Luego si se ha de intentar que el material no retroceda y que al detenerse el material no se enfríe incontroladamente produciéndose cambios en magnitudes con molde cerrado, el proceso teórico a seguir sería un proceso a volumen específico constante, es decir, isocórico, llevando el control de presión según el cambio de temperaturas hasta que se alcanzase la presión atmosférica, momentos en que ya se podría abrir el molde.

Estos comentarios expresados anteriormente significan un proceso gráfico como el que se muestra a continuación.



Gráfica 3. Fase de compactación, proceso isocórico

Para comprender mejor esta fase es el diagrama PVT se fija la atención en el núcleo de la colada. Al final de la inyección, se equilibra la presión en el interior y si no se comunica una presión posterior, la presión en la cavidad cae violentamente por el efecto de compresibilidad de la colada y de la contracción termovolumétrica.

La razón de la presión de mantenimiento es pues suavizar esta caída de presión para desembocar en un punto de la curva de presión nula en el que la contracción final sea la deseada. Este punto puede estar más o menos alejado de la curva de volumen constante, pero si se mantiene, la calidad de la pieza bajo un punto de vista dimensional y de peso, también se mantiene. Esta es la clave de esta segunda fase.

Fase de Enfriamiento

En el transcurso de la fase anterior, la fase de mantenimiento, se produce ya el enfriamiento del material, ya que al pararse casi completamente el flujo de material, puede más en el intercambio de calor en el molde el evacuado por el sistema de refrigeración que el calor generado por fricción.

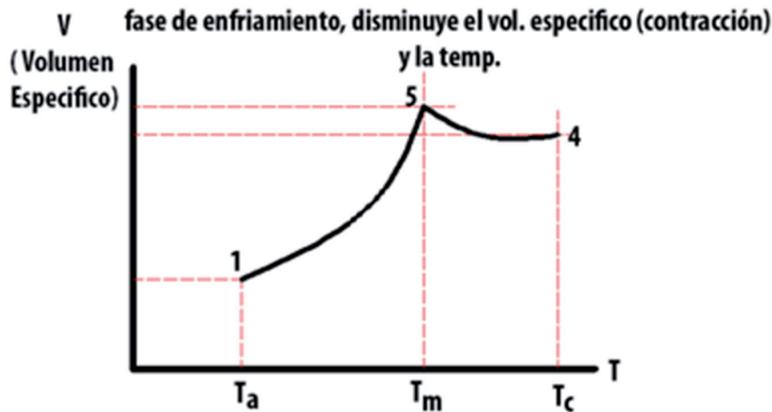
No obstante, cuando termina la fase de mantenimiento en su parte efectiva, continúa el proceso de enfriamiento de la pieza, y en el instante en que se abre el molde extrayéndose la pieza continúa desarrollándose la fase de enfriamiento, hasta que toda la pieza alcanza la temperatura ambiente.

Si se piensa detalladamente, la fase de enfriamiento tiene dos fases térmicamente diferenciadas. La primera fase, con molde cerrado, las caras externas de la pieza tienen la temperatura del molde y en el interior o núcleo va enfriándose hasta alcanzar una temperatura de

1. Introducción

extracción, normalmente 10° ó 15° C por debajo del punto Vicat. Esa es una hipótesis de trabajo. En el momento que la pieza abandona el molde, las condiciones que rodean la pieza cambian produciéndose un intercambio de calor con el medio ambiente con un modelo distinto al que había con el molde cerrado.

Con ambas etapas en mente, una fase de ellas se produce a presión variable decreciente y la otra a presión atmosférica, por tanto constante, hasta que toda la pieza alcanza la temperatura ambiente.



Gráfica 4. Fase de enfriamiento.

Descripción General del Proceso en el diagrama P.V.T.

Realizando la intersección de los primeros artículos en que se han descrito las fases de inyección en función de P.V.T. con los diagramas P.V.T. del material del último se pueden prever los cambios que sufre el material en el proceso de inyección y definir o modelizar el mismo según los resultados que se intentan conseguir. Así, pues un proceso de inyección ideal completo sería como el que sigue.

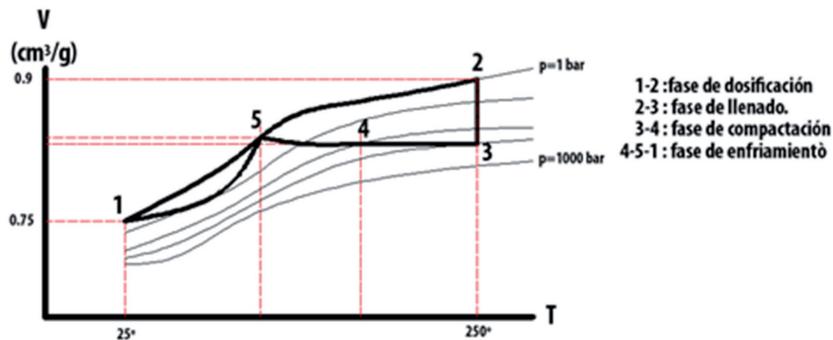
- **Dosificación (pasa del 1 al 2):** La elección de la curva a presión constante (contrapresión) permite deducir que a mayor contrapresión para un mismo salto térmico implica mayor densidad, menor volumen y por tanto mayor dosificación másica. Un razonamiento semejante puede establecerse con el aumento o disminución de temperatura. Una mayor temperatura de cámara significa mayor volumen específico y en consecuencia menor dosis másica para un mismo volumen.

- **Inyección (pasa del 2 al 3):** Contra mayor sea el punto P2 alcanzado y mantenido al máximo en la fase de mantenimiento menor será la contracción volumétrica de la pieza en cuestión. En el mismo nivel de razonamiento resultará que una mayor velocidad de husillo favorecerá el rozamiento del material dentro del molde y por tanto el intercambio de calor que se establece en esta fase entre calor generado, como se ha dicho por rozamiento y el evacuado por efecto del molde caerá del lado del primero. Ello significará un mayor volumen específico y mayor posibilidad de contracción al final.
- **Mantenimiento (pasa del 3 al 4):** Esta fase es más difícil de generalizar ya que transcurre en dos sentidos distintos, en dirección transversal del molde y en sentido longitudinal del flujo debido al enfriamiento del material. No obstante, globalizando se observa que es la clave que nos permitirá llevar la masa fundida al estado sólido en unas condiciones determinadas de volumen y temperatura, es decir, del punto 3 al 4. Punto 4 caracterizado normalmente por ser el punto de no flujo. Este punto cercano al punto de abertura del molde es el que nos permite, con el control de presión en esta fase, estabilizar tanto el peso como la dimensión. Piénsese como el efecto de la presión generada por la máquina y la evacuación de calor del molde producirá un proceso de solidificación de la masa fundida en el interior del molde. Lógicamente, una mayor temperatura en el molde reducirá el gradiente de temperatura y se dispondrá de más tiempo para compactar, es decir, de comunicar mayor nivel de presión a toda la pieza. Podría decirse que alcanzando un punto 3 conveniente, se regula la presión y la temperatura del molde para que el punto cercano a la apertura del molde sea tal que globalmente, el volumen específico de la pieza se haya mantenido dentro de unos márgenes que aseguran una variación pequeña del volumen específico. Es preciso recalcar que en esta fase el control de presión de máquina, por ello si no se dispone de transductores de presión en la cavidad es aventurado presumir cual es el efecto que unas condiciones determinadas de proceso ejercen en la masa fundida. Ahora bien, mantener presiones de máquinas altas durante tiempo minimiza la pendiente de la línea representante de esta fase. Si por cualquier circunstancia esta fase 4 se aplica deficientemente, la

1. Introducción

caída de presión se produce con rapidez, lo que implica elevar el punto 4 hacia puntos altos de la gráfica, subir la pendiente.

- **Enfriamiento (4 al 5 y del 5 al 1):** En el primer estado (4-5) no hay transmisión de presión de máquina al molde, la caída de presión se produce directamente por la disminución de temperatura y la consiguiente contracción volumétrica. El paso pues de 4 a 5 es mínimamente regulable con la temperatura del molde, prácticamente control nulo. Lógicamente mayor temperatura significaría línea con menor pendiente. El punto 5 es el punto determinante de peso y dimensión, es el que reconoce la normativa como punto a partir del cual se mide la contracción. Esta contracción es en condiciones ambiente y por tanto dependerá de ellas y del medio en que se produzcan, aire, agua, aceite, etc



Gráfica 5. Ciclo P.V.T completo

1.4.3. AUTODESK MOLDFLOW ®

El software Autodesk MoldFlow ® realiza simulaciones de moldeo por inyección de plástico, y proporciona herramientas que ayuda a los fabricantes a validar y optimizar el diseño de piezas de plástico y molde de inyección prediciendo con precisión como será el proceso. Sirve de guía a diseñadores, ingenieros y fabricantes de moldes a la hora de realizar sus diseños con el fin de encontrar la mejor solución a los problemas de diseño de piezas plásticas. [75]

Zhao, Zy, Liao, L y Tang. F [76] en su artículo describen la importancia del software MoldFlow Plastics Insight como una herramienta indispensable para el optimizado de las variantes de inyección así

como para la determinación dimensional de distintos componentes del molde, como son las entradas del material, situación de los canales de refrigeración, etc.

Muestra los cambios rápidamente realizados en las piezas como el espesor de la pieza, la ubicación de la entrada de material, geometría de la pieza y como estos pueden afectar a la fabricación.

Un aspecto muy interesante es que permite predecir la contracción y las posibles deformaciones que pueden afectar el modelo, fenómenos que ocasionan enormes costes si no se han solucionado con antelación. Para solucionarlos te permite modificar la posición de la entrada de material, así como tomar una selección de parámetros más adecuados.

Mucho se ha hablado sobre el análisis reológico y su exactitud comparándola con los resultados reales. Las experiencias de los expertos en plásticos son muy diversas, aunque, en general, son bastante satisfactorias. La mía propia lo es y mucho, aunque, se deben conocer las limitaciones del programa y por supuesto se debe saber interpretar los resultados. No es lo mismo interpretar los resultados para una pieza exclusivamente funcional que para una que vaya a ser cromada posteriormente a la inyección y que requiere de un acabado perfecto.

El Moldflow Plastics insight es un programa completo de análisis de inyección, donde se obtienen resultados bastante exactos, parámetros completos de inyección, incluyendo perfiles de velocidad y de presión, se pueden introducir geometrías completas de las coladas, entradas y demás elementos, Nos da análisis de deformación, de contracciones, de acabado superficial. Se pueden configurar canales de refrigeración del molde con su diámetro y material, obteniendo parámetros del líquido refrigerante como gradientes de temperatura, caudal, etc. Trabaja con inyección asistida por gas y con cámaras calientes de apertura secuencial. En definitiva todo lo que necesitamos para un completo análisis de inyección y de la pieza resultante.

1.4.4. LA DEFORMACIÓN (WARPING)

La deformación es un fenómeno que se da en la inyección de termoplásticos debido a numeros motivos:

- Contracción diferencial.
- Geometría de la pieza

1. Introducción

- Naturaleza del material.
- Disposición de las entradas, etc.

Dentro de las deformaciones o alabeos, uno de los más importantes y es que se estudia en el trabajo siguiente es el Warping, causado por la contracción diferencial, por ejemplo, debido a las distintas zonas de concentración de plástico en la pieza.

Estas deformaciones son motivadas principalmente por tres motivos.

- Orientación diferencial.
- Cristalización diferencial.
- Enfriamiento diferencial.

Orientación diferencial.

Un caso clásico de deformación por este motivo, se produce en piezas con una entrada de inyección central. La contracción en la diagonal es más alta que en los extremos, así la tensión provoca que las esquinas se abarquillen, un buen diseño de sistema de alimentación pudiera corregir este defecto en gran medida, por lo que el diseño de la pieza y el diseño del molde toman relevancia en la reducción de la deformación por orientación diferencial.

Cristalización diferencial

Este también es un motivo de esta deformación, ya que si alguna parte del molde enfría con diferencia, esta zona tendrá alta cristalinidad contenida; por lo tanto elevada contracción.

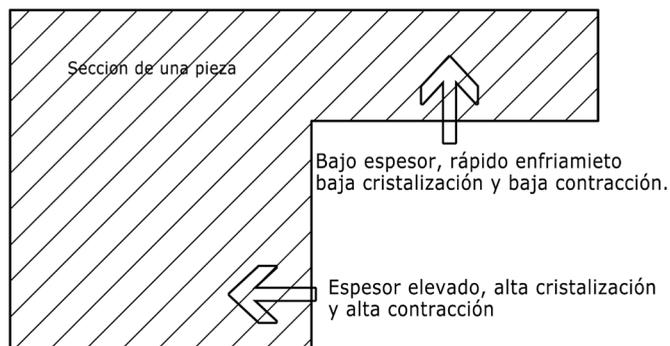


Fig. 12. Esquema explicativo de la contracción diferencial

Por calor friccional local también se puede dar esta diferencia de cristalización en aquellas zonas donde existan pasos estrechos, y por supuesto si existen diferencias de temperatura entre las zonas del molde, zonas más calientes cristalizan más y consecuentemente provocaran mayores contracciones.

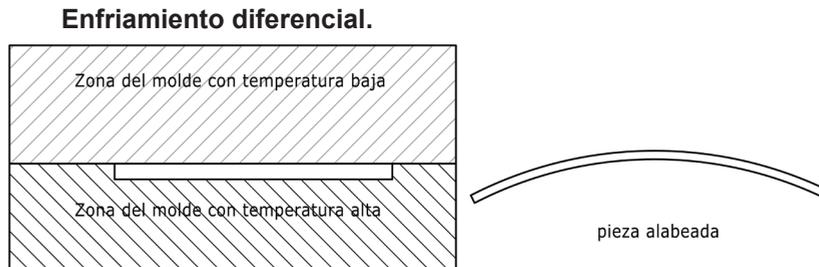


Fig. 13. Esquema explicativo del enfriamiento diferencial

Otro factor que influye en la deformación de estos defectos, es el tiempo de enfriamiento, si en la zona cercana a la boquilla de inyección, el tiempo mencionado es más largo que en otras zonas (generalmente son los extremos de la pieza), la pieza sufrirá alabeos debido al enfriamiento, deberá ser causada directamente por el calor friccional, o por el diseño impropio del proceso de enfriamiento (circuitos de refrigeración).

Hay más calor que debe ser extraído del área de la entrada, que del extremos, por consiguiente; los canales de refrigeración deben ser diseñados de forma que sean más capaces de extraer más calor de la zona de entrada.

Efecto de sobrecompactación (overpack).

La sobrecompactación, es una de las causas más comunes de la creación de alabeos en las piezas.

Los plásticos son materiales muy altamente comprimibles. En los moldes multicavidades, la causa principal de la sobrecompactación y por lo tanto alabeos, es el flujo desequilibrado.

La colada llenará siempre el camino más fácil para el flujo. Así, en un molde de cavidad simple donde un área sea más fría de llenar que otra, el plástico la llenará inicialmente y continuará extendiéndose a las otras áreas, por lo que se producirá el efecto de la sobrecompactación.

Las primeras zonas en llenar se mantienen durante más tiempo bajo el efecto de la presión y corren el riesgo de sobrecompactarse y consecuentemente más posibilidades de deformación.

1.4.5. CONTRACCIÓN

Se entiende por contracción los fenómenos que determinan una reducción del tamaño de la pieza respecto a las dimensiones del molde frío.

La contracción ejerce una influencia fundamental sobre la estabilidad dimensional de una pieza y (especialmente si se producen en éstas diferencias de contracción) sobre su deformación.

Al principio, el material fundido se inyecta dentro de la cavidad con un presión elevada, inmediatamente comienza el enfriamiento y el material en contacto con la pared solidifica.

Puesto que el volumen específico disminuye con la temperatura, el sólido ocupará menos espacio que el fundido.

Si fuera posible disponer de una velocidad de transferencia de calor a través del plástico, suficientemente alta, de modo que la pieza solidificara hasta temperatura ambiente al mismo tiempo que solidifica la entrada, no habría contracción.

Es muy importante que las dimensiones de una pieza, coincidan con las previstas (las que figuran en el plano), respetando así las tolerancias admisibles que impone la utilización de un plástico. Dichas tolerancias deben tener en cuenta que el coeficiente de dilatación térmica de los plásticos, suele ser mayor que el de los materiales metálicos, que la contracción y las postcontracción, alteran en función del tiempo las dimensiones de las piezas, etc.

La diferencia entre dimensión del molde frío L_w , y dimensión de la pieza enfriada (a las 24 horas de haber sido inyectada) se denomina contracción.

A causa de los cambios de estructura que se producen, esta última suele ser en los plásticos parcialmente cristalinos, superior a la de los amorfos.

La contracción de transformación se expresa en %:

$$VS = \frac{Lw - L}{Lw} \cdot 100$$

Ecuación 1. Expresión para la contracción

Con la contracción de transformación, todavía no concluye la disminución de tamaño de la pieza, la cual sigue contrayéndose hasta un determinado valor final, que se alcanza con tanta rapidez cuanto mayor es la temperatura durante el almacenamiento.

Este proceso se denomina post-contracción, NS.

En los plásticos parcialmente cristalinos, la post-contracción es siempre inferior a la contracción de transformación.

La suma de ambas recibe el nombre de contracción total, GS

$$GS = VS + NS$$

Ecuación 2. Expresión para la contracción total

Es posible estimar la contracción de post-moldeo teniendo en cuenta que, para piezas inyectadas en molde caliente a la temperatura que para cada material es aconsejable o bien para piezas que han sido recocidas, la contracción de post-moldeo, es prácticamente despreciable.

A continuación se exponen las principales influencias que ejercen las magnitudes variables sobre los fenómenos de contracción.

En el transcurso de la fabricación, el valor de la presión transmitida a la cavidad es el factor decisivo en el control de la contracción, normalmente esta presión se intenta mantener hasta que la entrada de la pieza está completamente solidificada.

Si la temperatura del material se mantiene constante, la variable más importante que afecta a la dimensión de la pieza es la presión en el interior del molde, en cualquier caso es la variación de esta presión dentro del molde la que más afecta a las tolerancias de la pieza.

Como regla general se puede decir que a medida que aumenta la presión en la cavidad, disminuye la contracción de transformación y la total por ello es interesante aplicar una duración de la presión de compactación acertada.

1. Introducción

La relación existente entre la contracción de transformación y la temperatura de las paredes del molde, imponen que esta última sea lo más uniforme posible. Cuando aumenta la temperatura del molde, hace lo propio la contracción de transformación VS, pero disminuye la post-contracción NS.

Cuanto mas alta sea la temperatura del material, más se contraerá, por lo tanto, sería lógico pensar que cuanto más alta sea la temperatura del fundido en el cilindro de inyección, mayor sería la contracción, pero en realidad esto no es así, al aumentar la temperatura del fundido disminuye la viscosidad, por lo que la transmisión de presión se favorece y aumenta. Es decir, la mayor presión contrarresta al efecto de una mayor temperatura.

El efecto del espesor de la pieza tienen una influencia importante, cuanto mayor sea el espesor, mayor será la contracción, por esta razón deben diseñarse las piezas con el mínimo de espesor de la pared compatible con las exigencias del diseño y la facilidad de fabricación.

Por otro lado la longitud del recorrido de flujo, también incide sobre la contracción, a medida que aumenta la longitud del recorrido del flujo, disminuye la presión interior del molde. A causa de las pérdidas de presión, la contracción de transformación y la contracción total pueden ser mayores en las zonas más alejadas de la entrada de inyección que en las inmediaciones de ésta, aunque ello no determine en la practica ninguna variación en la postcontracción.

1.4.6. MÉTODO DE SUPERFICIE RESPUESTA.

El presente apartado describe de forma general y breve la metodología de superficies respuesta, una breve historia de su desarrollo, conceptualización básica y ante todo pretende mostrar la importancia y gran utilidad de dicha metodología dentro de un proceso de optimización estadística de procesos.

La metodología de superficies de Respuesta (en lo sucesivo RSM) es un conjunto de técnicas matemáticas y estadísticas útiles para modelar y analizar problemas en los cuales una respuesta de interés es influida por varias variables y el objetivo es optimizar esta respuesta. Es posible representar gráficamente la superficie de respuesta como una superficie sólida en un espacio tridimensional.

En la mayoría de los problemas de RSM, la forma de la relación

entre la respuesta y las variables independientes se desconoce. El análisis de la superficie de respuesta puede interpretarse como el “ascenso a una loma”, donde la cima representa el punto de la respuesta máxima o si el óptimo real es un punto de respuesta mínima se puede pensar en el “descenso hacia un valle”. El objetivo eventual de la RSM consiste en determinar las condiciones de operación óptima para un sistema, o determina la región del espacio de los factores en la que se satisfacen las condiciones de operación ^[77].

Los orígenes de la metodología de superficies de respuesta se remiten al trabajo de Box y Wilson (1951); pero ha sido durante los últimos 20 años en que dicha metodología ha tenido un desarrollo considerable tanto en aspectos teóricos como en aplicaciones en escenarios reales. Como gran facilitador de este desarrollo se ha constituido el alto desarrollo de los sistemas computacionales, el cual ha permitido el desarrollo de gráficos que facilitan el análisis de los resultados.

Como se dijo anteriormente se trata de una experimentación secuencial, donde se inicia en la selección de los factores que se usaran en el experimento, una vez determinados, el siguiente paso es seleccionar los rangos de valores de cada factor que se considerarán, marcando así la región experimental, y aplicar el método de superficie respuesta con los datos obtenidos en la experimentación y por último queda ver la capacidad de ajuste de la función extraída y el análisis de la superficie con el fin de determinar el máximo y el mínimo.

La RSM tiene como primer objetivo establecer experimentalmente una función f que determina la relación entre los factores y la variable respuesta. Para ello se propone un modelo de ecuación, generalmente polinómico, en los k factores X_1, X_2, \dots, X_k y se selecciona un conjunto de tratamientos sobre los que realizar las observaciones experimentales, que se utilizarán tanto para obtener estimaciones de los coeficientes en el modelo propuesto como para obtener una estimación de la variación del error experimental. Se realizan, entonces, contrastes sobre las estimaciones de los parámetros y sobre el ajuste del modelo y si el modelo se considera adecuado, puede utilizarse como función de aproximación. En tal caso, el estudio de la superficie de respuesta se hace en términos de la superficie ajustada, pues su análisis será aproximadamente equivalente al del sistema real.

La ecuación que representa la superficie de respuesta, es un polinomio. Los modelos polinomiales comúnmente empleados para el análisis de superficies de respuesta son el modelo lineal o de primer orden y el modelo cuadrático, o de segundo orden. El modelo de primer orden para dos factores es:

1. Introducción

$$\mu_y = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \beta_2 \cdot X_2$$

Ecuación 3. Modelo de primer orden

Y el modelo de segundo orden es (para dos variables):

$$\mu_y = \beta_0 + \beta_1 \cdot X_1 + \beta_2 \cdot X_2 + \beta_3 \cdot X_1^2 + \beta_4 \cdot X_2^2 + \beta_5 \cdot X_1 \cdot X_2$$

Ecuación 4. Modelo de segundo orden

En general, el polinomio que se denomina función de respuesta, incluye tres tipos de términos, además de una constante b_0 .

Términos lineales en cada una de las variables.

$$X_1, X_2, \dots, X_n$$

Términos al cuadrado en cada una de las variables

$$X_1^2, X_2^2, \dots, X_n^2$$

Producto cruzado de los términos de interacción de primer orden para cada combinación emparejada.

$$X_1 X_2, X_2 X_3, \dots, X_{n-1} X_n$$

Por lo común, es posible aproximarse a la mayoría de las situaciones físicas mediante una función de segundo grado, sobre una gama razonable de variables.

Como se dijo con anterioridad los coeficientes de estos términos se deben calcular a partir de los resultados de las pruebas experimentales; y una vez completados estas, se lleva a cabo un análisis de regresión (método de mínimos cuadrados), para determinar los coeficientes de la función respuesta.

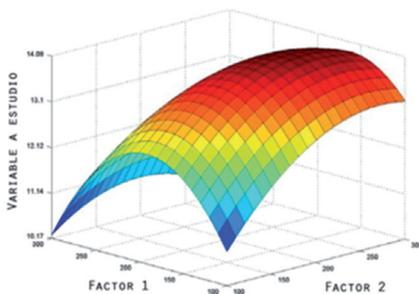


Fig. 14. Representación de superficie respuesta

La relación existente entre la variable respuesta y los factores creada con la función f puede representarse a través de una hipersuperficie a la que llamaremos superficie respuesta.

Una técnica utilizada para ayudar a visualizar la forma que puede tener una superficie de respuesta tridimensional consiste en representar la gráfica de contornos de la superficie, en la que se trazan las denominadas líneas de contornos. Dicha gráfica de contornos se obtiene seccionando la superficie respuesta usando planos paralelos al Factor 1, Factor 2 que pasan por ciertos valores de la variable respuesta. Las intersecciones proyectadas al plano horizontal de estos planos con la superficie respuesta generan las líneas de contornos.

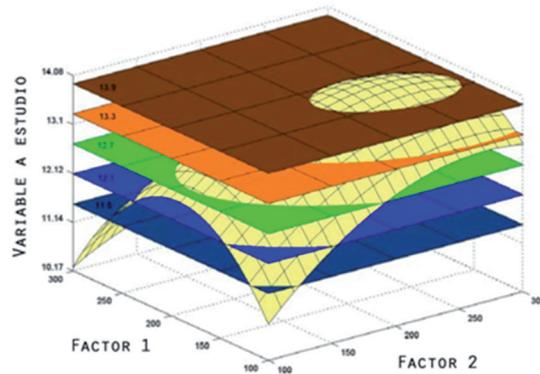


Fig. 15. Secciones de la superficie

Las gráficas las curvas de nivel para los modelos de primer orden tienen una serie de líneas paralelas que representan las coordenadas de los niveles del factor que producen los mismos valores respuesta; para los modelos cuadráticos son más complejas y tienen varios patrones de curvas posibles (*figura 16*).

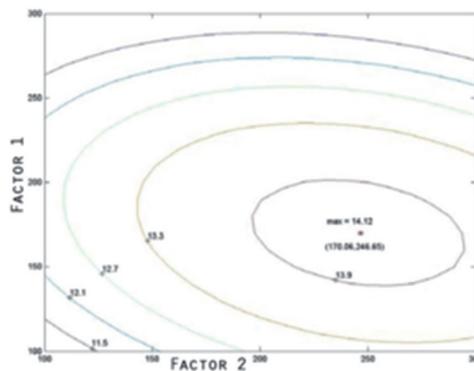


Fig. 16. Secciones de la superficie

1. Introducción

Después de determinar un modelo que represente significativamente el sistema que se estudia, se podrá efectuar el análisis de la función a través de los gráficos anteriormente explicados.

Es de particular interés, el determinar la presencia de valles y crestas (mínimos o máximos relativos), ya que en ellos se encuentran los valores óptimos o pésimos.

Modelos de primer orden

Cuando no se tiene suficiente información acerca de la forma que presenta la superficie de respuesta, el primer intento de ajuste se hace, generalmente, aproximando a través de un modelo de primer orden.

Los experimentos que en este modelo se suelen aplicar son:

- Diseño 2K: el cual indica que se estimará el efecto que sobre la característica presentan K factores, cada uno de ellos probado en dos niveles (nivel alto y nivel bajo); se probarán entonces 2K tratamientos.
- Diseños fraccionados 2k-p: el cual indica que se estimará el efecto que sobre la característica de calidad presentan k factores, pero no se probarán todos los 2k posibles tratamientos, sino que el número de tratamientos se reduce a 2k-p.
- Otros métodos alternativos son los diseños simples y los diseños de Plackett-Burman.

Modelos de segundo orden

Cuando existe curvatura en la superficie respuesta, el modelo de primer orden no es una aproximación adecuada y es necesario utilizar un modelo que ajuste mejor. Se emplea entonces un modelo de segundo orden. El modelo de experimentos que se aplican en este modelo son:

- Diseños factoriales 3K.
- Diseños compuestos centrales.
- Diseño factorial completo.

La elección de un diseño adecuado del experimento a realizar es fundamental para modelar y explorar la superficie respuesta usada para ajustar un modelo polinómico al conjunto de datos recogidos en

los puntos del diseño.

Análisis de la significancia de los factores

Un vez definido el experimento de primer orden el siguiente paso es confirmar la influencia significativa de los factores sobre la característica a optimizar, determinar la significancia de las interacciones entre dichos factores, estimar el modelo de regresión que describa el comportamiento del efecto de dichos factores y determinar en qué dirección se encuentran las condiciones más probables para optimizar la característica a optimizar esto se deberá efectuar a través de un análisis de varianza (ANOVA) para determinar su significancia o sea el ajuste, entre lo observado experimentalmente y lo calculado por el modelo. El ANOVA en experimentos factoriales constituye una técnica estadística para analizar el efecto de dos o más variables independientes (Factores) sobre una variable respuesta. En nuestro caso el programa Statgraphics Centurión realizó el análisis de varianza simultáneamente a la superficie respuesta, con lo que ambas tareas quedan solapadas en una única etapa.

1.4.7. MÉTODO RED NEURONAL

Según *Teuvo Kohonen* ^[78] Las redes neuronales artificiales son redes interconectadas masivamente en paralelo y con organización jerárquica, las cuales intentan interactuar con los objetos del mundo real del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico.

Las redes neuronales artificiales, también conocidas por su acrónimo en inglés artificial neural network (ANN), han destacado en la última década como metodología para el procesamiento de señales, ya que ofrece los medios para modelar de manera efectiva y eficiente problemas de elevada dimensión y complejidad.

Una red neuronal artificial es un sistema basado en la operación de redes neuronales biológicas, en otras palabras, es una emulación del sistema nervioso biológico. Aunque la informática en la actualidad está muy avanzada, hay ciertas tareas que un programa hecho para un microprocesador común es incapaz de realizar.

Son modelos dirigidos a partir de los datos, es decir, se basan en encontrar relaciones (patrones) de forma inductiva por medio de los algoritmos de aprendizaje basados en los datos existentes en lugar de requerir la ayuda de un modelador para especificar la forma funcional y sus interacciones.

1. Introducción

Las redes neuronales artificiales son un método de resolver problemas, de forma individual o combinada con otros métodos, para aquellas tareas de clasificación, identificación, diagnóstico, optimización o predicción en las que el balance datos/conocimiento se inclina hacia los datos y donde, adicionalmente, puede haber la necesidad de aprendizaje en tiempo de ejecución y de cierta tolerancia a fallos. El campo de aplicación es altamente interdisciplinario; en la ingeniería las redes neuronales tienen dos funciones importantes: como clasificadores de patrones y como filtros adaptativos de lo no lineal.

A continuación se destacan los puntos a favor y en contra respecto al trabajo con redes neuronales:

Ventajas

- Una red neuronal puede realizar tareas que un programa lineal no puede.
- Cuando un elemento de la red neuronal falla, puede continuar sin ningún problema por su propia naturaleza en paralelo.
- Una red neuronal aprende y no necesita ser reprogramada.
- Se puede implementar en cualquier aplicación.
- Puede llevarse a cabo sin ningún problema.
- A pesar de ser un sistema aparentemente complejo, una red neuronal es relativamente simple.

Inconvenientes

- La red neuronal necesita entrenamiento para operar.
- La arquitectura de una red neuronal es diferente de la arquitectura de los microprocesadores por lo tanto debe ser emulado.
- Requiere tiempo de procesamiento alto para grandes redes neuronales.

Funcionamiento de una red neuronal

Una red neuronal artificial es una herramienta que aprende a desarrollar una función a partir de datos de un proceso real. Se habla de su capacidad de adaptación ya que los parámetros del sistema se cambian durante la operación, normalmente en la llamada fase de entrenamiento. Después de la fase de entrenamiento los parámetros de

la red neuronal artificial quedan fijados y el sistema se implementa para resolver el problema en cuestión (fase de validación). La red neuronal artificial se construye mediante un procedimiento sistemático paso a paso para optimizar un criterio de desarrollo o para cumplir alguna restricción interna implícita, conocida como regla de aprendizaje.

Los datos de entrada y salida en la formación son fundamentales en la tecnología de redes neuronales porque son portadores de la información necesaria para localizar el punto de funcionamiento óptimo. La naturaleza no lineal de los elementos de procesamiento de la red neuronal proporcionan al sistema gran flexibilidad para alcanzar prácticamente cualquier mapa entrada/salida deseado, es decir, algunas redes neuronales artificiales son mapeadores universales.

Una red neuronal recibe un conjunto de variables de entrada y la respuesta correspondiente o el objetivo fijado en la salida (cuando esto es así se llama el entrenamiento supervisado). Se define como error la diferencia entre la respuesta deseada y la salida proporcionada por la red neuronal; dicho error se vuelve a administrar al sistema (feedback) para reajustar los parámetros de entrenamiento de forma sistemática (regla de aprendizaje). El proceso se repite hasta que el resultado final es aceptable. Se desprende de esta descripción que el rendimiento depende en gran medida de los datos.

Si no se dispone de datos que cubran una porción significativa de las condiciones de funcionamiento o si se ven distorsionados por factores como el ruido, probablemente la tecnología de red neuronal no será la solución adecuada. Por otro lado, si hay un gran número de datos y el problema es poco conocido como para obtener un modelo aproximado, esta tecnología es una buena opción.

En redes neuronales artificiales el diseñador elige la topología de la red, la función de transferencia, la regla de aprendizaje y el criterio para detener la fase de entrenamiento, pero el sistema ajusta automáticamente los parámetros. Por lo tanto, es difícil de llevar información a priori en el diseño, y cuando el sistema no funciona correctamente, es también difícil de perfeccionar gradualmente la solución. Sin embargo, las soluciones basadas en RNA son extremadamente eficientes en términos de tiempo de desarrollo y recursos, y en muchos problemas complejos ofrecen un rendimiento que es difícil de conseguir con otras tecnologías.

En la actualidad, las redes neuronales artificiales están emergiendo como la tecnología preferida para muchas aplicaciones, tales como el reconocimiento de patrones, predicción, identificación de sistemas

y control.

Modelo de la unidad de procesamiento elemental

Las redes neuronales artificiales surgieron después de la introducción del modelo de neuronas simplificadas por McCulloch y Pitts^[79] en 1943. Estas neuronas fueron presentadas como modelos de neuronas biológicas y como componentes conceptuales para los circuitos que puedan realizar tareas computacionales. “Las neuronas son las unidades básicas del sistema nervioso” y “cada neurona es una célula discreta de la cual surge información relativa a distintos procesos desarrollados en la neurona”.

La unidad básica de una red neuronal artificial es un procesador formado por un conjunto de entradas (x_i) y generalmente una única salida (y); su funcionamiento consiste en integrar toda la información de las entradas mediante unos determinados pesos (w_{ij}), obteniendo como resultado un valor determinado (a) del cual depende la aplicación de la función de transferencia o activación para obtener la salida Y_k como resultado.

En la Figura 17 se representan los componentes que forman una neurona.

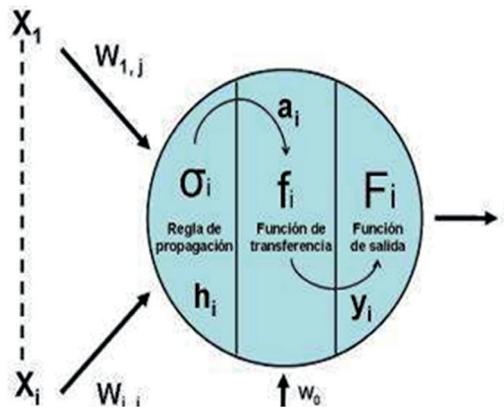


Fig. 17. Unidad básica de la RNA

Donde:

- Conjunto de entradas, $X_i(t)$
- Peso sináptico, $w_{i,j}$, : pondera la comunicación que recibe la neurona j
- Regla de propagación, $\sigma_i(w_{i,j}, X_i(t))$: recibe la información pon-

derada de las distintas variables de entrada y proporciona el valor postsináptico de la neurona.

- Función de transferencia o activación, $f_i(a_i(t-1), h_i(t))$: proporciona el estado de activación de la neurona.
- Función de salida, $F_i(a_i(t))$: Representa la salida de la neurona

Al crear un modelo funcional de la neurona biológica, hay tres componentes básicos de importancia: pesos sinápticos, regla de aprendizaje y funciones de activación o transferencia.

En primer lugar, las sinapsis de las neuronas se modelan como pesos, el valor de los cuales caracteriza la intensidad de la conexión entre una entrada y una neurona. Pesos con valores negativos reflejan conexiones inhibitorias, mientras que los valores positivos designan conexiones activadoras. En caso de que el peso sea cero, no existe relación entre neuronas. La resolución del problema planteado en la neurona depende de la matriz de pesos; estos se ajustan con el fin de minimizar una función de error que compara los valores de salida obtenidos con los valores esperados de una serie de patrones. El ajuste de los pesos sinápticos permite a la red adaptarse a cualquier entorno y realizar una tarea determinada.

Los dos componentes siguientes modelan la actividad real dentro de la célula neuronal: una regla de propagación resume todas las entradas modificadas por sus respectivos pesos (esta actividad se conoce como combinación lineal) y una función de activación controla la amplitud de la salida de la neurona.

La regla de propagación más simple y común consiste en una suma ponderada de las entradas con el peso sináptico correspondiente:

$$h_i = \sum_{j=1}^i W_{i,j} \cdot X_j$$

Ecuación 5. Regla de propagación

Cada unidad lleva a cabo un trabajo relativamente sencillo: recibir aportaciones de los vecinos o de fuentes externas y utilizar esto para calcular una señal de salida que se propaga a otras unidades. Aparte de este proceso, una segunda tarea es el ajuste de los pesos.

Dentro de los sistemas neuronales es útil distinguir tres tipos de unidades:

1. Introducción

- Unidades de entrada (indicadas por un índice i), reciben información desde el exterior de la red.
- Unidades de salida (indicadas por un índice k), reciben la información procesada y la envían al exterior.
- Unidades ocultas (indicado por un índice h), reciben información desde otras neuronas artificiales de la red, es decir, las entradas y salidas de estas permanecen dentro de la red neuronal.

El sistema es inherentemente paralelo en el sentido de que muchas unidades pueden llevar a cabo sus cálculos simultáneamente.

La generación del modelo mediante las redes neuronales artificiales se obtiene de la búsqueda de la mejor combinación de pesos para las conexiones sinápticas mediante la interacción sucesiva con los datos de una serie de patrones destinados al entreno de la red. Una vez resuelto el modelo óptimo, este puede usarse para predecir muestras desconocidas.

Las entradas y salidas de una neurona pueden ser de dos tipos: binarias (digitales) o continuas (analógicas). Las binarias solo admiten dos valores, en general, $\{0,1\}$ o $\{-1,1\}$. Las continuas pueden tomar valores en un rango de $[-1, 1]$. El tipo elegido depende del modelo a construir y la aplicación.

Funciones de transferencia o activación

La función de transferencia o activación determina el estado de activación actual de la neurona en función del potencial h_i , encontrado con la regla de aprendizaje, y el estado de activación anterior. En la mayoría de modelos, no se tiene en cuenta el estado de activación anterior.

Como se mencionó anteriormente, la función de activación actúa de tal manera que la salida de una neurona en una red neuronal está entre unos valores determinados (generalmente 0 y 1, o $[-1,1]$). Destacan cuatro tipos de funciones de activación:

La función lineal o identidad: devuelve el mismo valor dado como argumento.

$$y = x$$

Ecuación 6. Función lineal

La función de umbral o escalón: devuelve un valor de 0 si el argumento de entrada es inferior a un valor determinado (umbral) y 1 si

el argumento de entrada es mayor o igual al valor de umbral.

$$y = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

Ecuación 7. Función de umbral

La función lineal a trozos: también devuelve los valores de 0 o 1, pero también puede tomar valores entre los que, dependiendo del factor de amplificación de una determinada zona de operación lineal.

$$y = \begin{cases} 1 & x \geq \frac{1}{2} \\ v - \frac{1}{2} & \frac{1}{2} > x > -\frac{1}{2} \\ 0 & x \leq -\frac{1}{2} \end{cases}$$

Ecuación 8. Función lineal a trozos

La función sigmoide: puede variar entre 0 y 1 pero también puede ser útil utilizarla en el rango de -1 a 1. Un ejemplo de la función sigmoide es la función tangente hiperbólica (llamada tansig) o la función logística (llamada logsig).

$$y = \tanh(x) \rightarrow \text{tansig} \quad y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \rightarrow \text{logsig}$$

Ecuación 9. Función tansig

Ecuación 10. Función logsig

La función logsig se usa comúnmente en las redes de retropropagación (backpropagation).

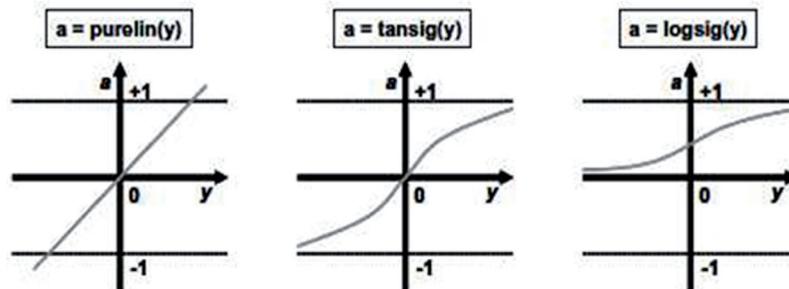


Fig. 18. Imagen 2: Funciones de transferencia lineal (purelin), tangente hiperbólica (tansig) y logística (logsig).

Arquitectura de una red neuronal

En la sección anterior se habla de las propiedades de la unidad de proceso de base en una red neuronal artificial. Esta sección se centra en el patrón de conexiones entre las unidades y la propagación de datos entre ellos.

Un modelo basado en la unidad básica presenta dificultades para resolver problemas sencillos de clasificación no lineal o problemas reales más complejos, hecho que motivó la mejora de este modelo conectando diversas capas de neuronas sucesivamente.

Una red neuronal artificial consiste en un conjunto de unidades simples de procesamiento que se comunican mediante el envío de señales entre sí en un gran número de conexiones ponderadas, cuyo peso se ajusta mediante algoritmos para alcanzar unos requerimientos fijados

Este esquema aún se acerca más a la analogía del sistema nervioso humano, donde el procesamiento de información se lleva a cabo en paralelo mediante la interconexión de neuronas. Las redes neuronales multicapa están formadas por una primera capa llamada capa de entrada encargada de recibir la información del exterior y distribuir el conjunto de entradas (x_i) a la siguiente capa sin modificarlas. Esta información de entrada será procesada en las capas sucesivas llamadas capas ocultas. Al final, la señal procesada llega a la última capa, capa de salida, donde sale la información útil para el usuario. Pueden disponer de más de una capa oculta y también es posible encontrar una red con una única capa, cuyas neuronas hacen la función de entrada y salida simultáneamente. Las funciones que realizan las capas ocultas serían las siguientes:

- Actúa como sintetizador.
- Extractor de características de entrada.
- Un número grande de neuronas en la capa oculta aumenta la potencia de la red pero aumenta el tiempo de procesamiento y requiere de muchos ejemplos de entrenamiento.

En cuanto al número de capas que se pueden emplear se puede decir:

- La red de retropropagación usa generalmente tres capas.

- Se pueden usar cuatro capas.
- Es mejor usar dos capas ocultas pequeñas que una sola muy grande.

Dentro de cada capa oculta se tiene un número de neuronas que dependerá de:

- El número de unidades de entrada y de salida.
- El número de casos de entrenamiento.
- La cantidad de ruido en los valores objetivos.
- La complejidad de la función o clasificación que será aprendida.
- La arquitectura.
- El tipo de la función de activación en las unidades ocultas.
- El algoritmo de entrenamiento.

No hay forma de determinar el número óptimo de neuronas en la capa oculta sin antes entrenar varias redes y estimar el error de generalización.

Muy pocas neuronas en la capa oculta conducirán a un alto error de entrenamiento y también a un alto error de generalización debido al underfitting (cuando el modelo se especifica con una cantidad menor de parámetros a la necesaria (hipoparametrización)), si se tienen muchas neuronas en la capa oculta se podría obtener un bajo error de entrenamiento pero todavía tener un alto error de generalización debido al overfitting.

Existen ciertas reglas llamadas “**Rules of thumb**” para escoger la arquitectura por ejemplo:

$$h = \left(\frac{2}{3}\right) \cdot (n + m)$$

Ecuación 11. Numero de neuronas en la capa oculta

Donde h es el número de neuronas de la capa oculta, n es el número de neuronas en la entrada y m es el número de neuronas en la salida.

- El número de neuronas en la capa oculta requerirá ser más de dos.

1. Introducción

- El número de pesos no debe ser más de $1/30$ el número de casos de entrenamiento. Una solución inteligente para obtener el número de neuronas óptimo en la capa oculta es entrenar varias redes con diferente número de unidades ocultas, estimar el error de generalización en cada red y tomar la red, con el mínimo error estimado. Y tener en cuenta las consideraciones siguientes:
- El número adecuado de neuronas ocultas se determina a través de la experimentación.
- Según Hecht-Neilson basado en el teorema de Kolmogorov " El numero de neuronas en la capa oculta no requieren ser más grande que dos veces el número de entradas.
- Muy pocas neuronas ocultas impide el correcto mapeo de la entrada a la salida.
- Muchas neuronas ocultas conducen a la memorización de los datos sin extraer las características para la generalización.
- Para una sola capa oculta se recomienda el número de neuronas ocultas como $2/3$ del número de entradas.
- Cuando se usan dos capas ocultas el número de neuronas es significativamente menor en cada capa.
- Las redes neuronales con mayor número de entradas respecto al número de salidas trabajan mejor.
- Un número mayor de salidas hacen más duro el entrenamiento.

Existen cuatro elementos que caracterizan una red neuronal: su topología, el mecanismo de aprendizaje, tipo de asociación realizada entre la información de entrada y de salida y la forma de representación de estas informaciones.

Topología de las redes neuronales

Consiste en la organización de las neuronas en la red formando capas más o menos alejadas de la entrada y salida de la red.

Los parámetros fundamentales de la red son: El número de capas, el número de neuronas por capa, el grado de conectividad y el tipo de conexiones entre las neuronas.

En cuanto al número de capas se puede decir que existen dos tipos de redes: Redes de una sola capa y las redes de múltiples capas.

- **Redes Monocapa:** En este tipo de redes se establece conexiones laterales entre las neuronas que pertenecen a la única capa de la red, redes de este tipo conocidas serían HOPFIELD y BRAIN-STATE-IN-A-BOX.
- **Redes multicapa:** Son aquellas que disponen las neuronas agrupadas en varias capas, según la forma en que se conecta las distintas neuronas de diferentes capas se puede encontrar dos tipos de redes:
 - **Redes con conexión hacia delante (feedforward):** el flujo de datos desde la entrada a las unidades de salida sigue siempre la misma dirección, estrictamente hacia adelante, es decir, las conexiones que se extienden desde las salidas de las unidades a las entradas de unidades se dan en la misma capa o capas anteriores. ADELIN, MADALINE, PERCEPTRON, BACKPROPAGATION son las redes feedforward mas conocidas.
 - **Redes con conexiones hacia adelante y hacia atrás. (feedforward/feedback):** Es decir, conexiones producidas en el sentido inverso entrada-salida. Contrariamente a las redes de alimentación hacia adelante, las propiedades dinámicas de la red son importantes. En algunos casos, los valores de activación de las unidades se someten a un proceso de relajación tal que la red neuronal va a evolucionar a un estado estable en el que estas activaciones no cambian más. En otras aplicaciones, el cambio de la activación de los valores de la salida de las neuronas son importantes, de tal manera que el comportamiento dinámico constituye la salida de la red neuronal.

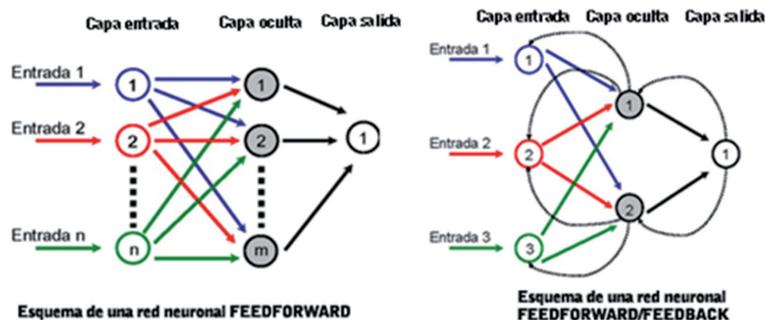


Fig. 19. RED Feedforward y Red feedforward/feedback

1. Introducción

Una de las características más importantes y poderosas de las redes neuronales feedforward es su capacidad como aproximadores universales, esto es, dada cualquier función derivable y acotada, existe una red neuronal con un número suficiente de neuronas ocultas capaz de aproximar dicha función con el nivel de precisión deseada.

La demostración de esta propiedad fue desarrollada por K. Hornik, M Stinchcombe y H. White ^[80] a partir de una generalización del teorema de Stone-Weierstrass. En su primera versión demostraron que las redes neuronales feedforward, en particular las formadas por 3 capas y una función de activación de tipo sigmoideal, pueden aproximar cualquier función derivable y acotada con grado de precisión arbitrario para un número suficiente de neuronas ocultas.

Reglas de aprendizaje de redes neuronales artificiales

El aprendizaje es el proceso por medio del cual, los parámetros libres de una red neuronal son adaptados a través de un proceso de estimación a través de un proceso de estimulación por el ambiente en el cual la red se encuentra inmersa [mendel y Mc Claren (1970)], dicho de otro modo, el aprendizaje es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada.

Los cambios que se producen durante el proceso de aprendizaje son la destrucción, modificación y creación de conexiones entre las neuronas.

Una red neuronal tiene que estar configurada de tal manera que la aplicación de un conjunto de entradas produzca el conjunto deseado de salidas. Existen varios métodos para establecer los pesos de las conexiones existentes (aprendizaje). Una forma es establecer los pesos de forma explícita, mediante un conocimiento a priori. Otra forma es “entrenar” la red neuronal por alimentación con los patrones de enseñanza y dejar que cambien sus pesos de acuerdo a una regla de aprendizaje.

La regla de aprendizaje de una red son criterios que se siguen para cambiar el valor asignado a las conexiones (o sea cómo se modifican los valores de los pesos).

Es importante remarcar que la propiedad más importante de las redes neuronales artificiales es su capacidad de aprender a partir de un conjunto de patrones de entrenamiento, es decir, la capacidad de encontrar un modelo que ajuste los datos.

Se tiene tres tipos de aprendizaje:

- **Aprendizaje supervisado o asociativo:** A la red se le proporciona un conjunto de ejemplos del comportamiento propio de la red. La red es entrenada por asociación de patrones de entrada y salida proporcionados de forma externa o por el sistema que contiene la red neuronal (auto-supervisado). El objetivo del algoritmo de aprendizaje es ajustar los pesos de la red de manera que la salida generada por la red neuronal artificial sea lo más cercana posible a la verdadera salida dada una cierta entrada, como se observa en la Figura XXX. Es decir, la red neuronal trata de encontrar un modelo al proceso desconocido que generó la salida; por esto se llama aprendizaje supervisado, pues al ser conocido el patrón de salida, desempeña el papel de supervisor de la red.

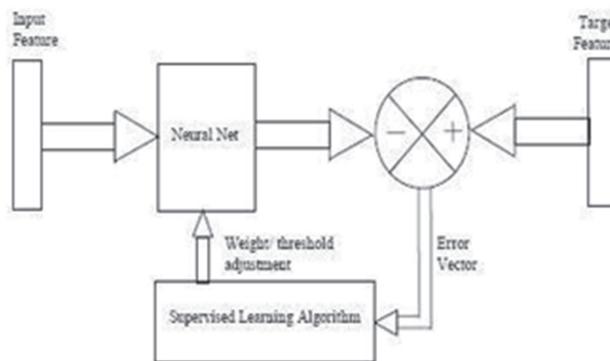


Fig. 20. Flujo de trabajo del aprendizaje supervisado

En general se puede decir que:

- Requiere de patrones de entrada con la salida correcta.
- Tiene mayor potencialidad.
- Tiempos de entrenamiento relativamente largos.
- Usadas para predicción, evaluación o generalización.

En este tipo de aprendizaje se pueden considerar cinco formas de llevar a cabo dicho aprendizaje:

- **Aprendizaje por corrección de error:** Consiste en ajustar los pesos de las conexiones de la red en función de la diferencia entre los valores deseados y los obteni-

dos en la salida de la red, es decir, en función del error cometido en la salida. En el caso de la red *backpropagation*, se emplea un algoritmo para la corrección del error basado en el algoritmo Delta creado por B. Widrow y M.E. Hoff ^[81] para las redes neuronales ADALINE y MADALINE, este algoritmo permite poder aplicar el algoritmo Delta a redes de conexiones *feedforward* con capas o niveles internos ocultos de neuronas que no tienen relación con el exterior.

- **Aprendizaje por refuerzo:** Se basa en la idea de no disponer de un ejemplo completo del comportamiento deseado, es decir, de no indicar durante el entrenamiento exactamente la salida que se desea que proporcione la red ante una determinada entrada.
- **Aprendizaje estocástico:** consiste básicamente en realizar cambios aleatorios en los valores de los pesos de las conexiones de la red y evaluar su efecto a partir del objetivo deseado y de distribuciones de probabilidad.
- **Aprendizaje no supervisado:** Las entradas son las únicas disponibles para el aprendizaje, el algoritmo de la red aprende a categorizar las entradas. En este caso se supone que el sistema debe reconocer las características principales de la población de entrada estadísticamente. A diferencia del aprendizaje supervisado, no se establecen a priori categorías en las que los patrones se clasifican, sino que el sistema debe desarrollar su propia representación de los estímulos de entrada, en cambio en el aprendizaje no supervisado se presenta solo un conjunto de patrones a la red neuronal y el objetivo del algoritmo de aprendizaje es ajustar los pesos de la red de manera tal que esta encuentre alguna estructura o configuración presente en los datos.
- **Refuerzo de Aprendizaje:** este tipo de aprendizaje puede ser considerado como una forma intermedia de los dos anteriores tipos de aprendizaje. Aquí el algoritmo de aprendizaje realiza alguna acción sobre el entorno, del cual recibe una respuesta de retroalimentación. El sistema de aprendizaje califica esta acción como buena (provechosa) o mala (desechable), basándose en la respuesta del entorno y ajusta en consecuencia sus parámetros. En general, el ajuste de parámetros se continúa hasta que se alcanza un estado de equilibrio,

tras lo cual no habrá más cambios en dichos parámetros.

Durante esta operación, las unidades se pueden actualizar de forma sincrónica o de forma asincrónica. Con la actualización sincrónica, todas las unidades actualizan su activación al mismo tiempo, con la actualización asíncrona, cada unidad tiene su probabilidad de actualización de su activación en un tiempo t , y por lo general sólo una unidad será capaz de hacer esto en un instante determinado.

Para una red neuronal el proceso de entrenamiento es más complejo que para una única neurona, pues hay que determinar cómo los cambios entre pesos de una capa hacen variar los de la siguiente.

Como se ha dicho anteriormente, con las redes unidireccionales o feedforward se obtienen buenos resultados, especialmente como clasificadoras de patrones y estimadoras de funciones. Para este tipo de redes se hace necesario un algoritmo de entrenamiento supervisado capaz de realizar las modificaciones de los pesos iterativamente en función de los patrones de entrada hasta lograr una salida de la red lo más próxima posible a la salida deseada (punto óptimo de funcionamiento).

Uno de los métodos más utilizados se basa en un procedimiento iterativo en que la matriz de pesos se ajusta mediante la dirección del gradiente aplicada a una función de error para minimizarla; este método recibe el nombre de descenso del gradiente. Su fundamento se basa en que el gradiente indica la dirección de máximo crecimiento de una función, por lo tanto, seguir la dirección que fija el gradiente en sentido contrario sobre la función de error implica seguir la dirección de máximo descenso del error.

La red Backpropagation

En 1986, Rumelhart, Hinton y Williams ^[82], formalizaron un método para que una red neuronal aprendiera la asociación que existe entre los patrones de entrada y las salidas, utilizando varios niveles de neuronas. A pesar de sus limitaciones se ha convertido en uno de los algoritmos más empleados en las redes neuronales.

Los métodos más utilizados son los algoritmos de *retropropagación* o *backpropagation*, que consiste en un aprendizaje de un conjunto predefinido de pares de entradas-salidas dados como ejemplo, empleando un ciclo propagación-adaptación de dos fases, estas fases serían:

1. Introducción

- **Fase 1:** Se aplica un patrón de entrada como estímulo para la primera capa de las neuronas de la red, se va propagando a través de todas las capas superiores hasta generar una salida. Después se compara el resultado obtenido en las neuronas de salida con la salida que se desea obtener y se calcula un valor del error para cada neurona de salida.
- **Fase 2:** Estos errores se transmiten hacia atrás, partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa intermedia que contribuyan directamente a la salida, recibiendo el porcentaje de error aproximado a la participación de la neurona intermedia en la salida original. Entonces se utiliza este error para ajustar los valores de los pesos en cada neurona.

La importancia de la red *backpropagation* consiste en su capacidad de autoadaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para aprender la relación existente entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas correspondientes. Es importante la capacidad de generalización, facilidad de dar salidas satisfactorias a entradas que el sistema no ha visto nunca en su fase de entrenamiento. La red debe encontrar una representación interna que le permita generar las salidas deseadas cuando se le dan entradas de entrenamiento, y que pueda aplicar, además, a entradas no representadas durante la etapa de aprendizaje para clasificarlas.

El valor del peso de una conexión en el estado (t+1) está relacionado con el valor del peso en el estado anterior según la ecuación:

$$w_{pj}(t+1) = \beta \cdot w_{pj}(t) + \alpha \cdot \delta_{pj} \cdot o_{pj}$$

Ecuación 12. Relación de pesos entre estado (t+1) y su estado anterior

Donde α es la velocidad o tasa de aprendizaje (learning rate) A mayor tasa de aprendizaje mayor es la modificación de los pesos en cada iteración, con lo el aprendizaje será más rápido, pero por otro lado, puede dar lugar a oscilaciones, Rumelhart, Hinton y Williams^[82] sugirieron que para filtrar estas oscilaciones se añada en la expresión de incremento de los pesos un término β que es el momento (momentum) con este momento se consigue la convergencia de la red en menor número de iteraciones y $\delta_{pj} \cdot o_{pj}$ la contribución del gradiente. El parámetro velocidad de aprendizaje toma valores entre 0 y 1 aunque normalmente suele ser un número pequeño (del orden de 0,05 y 0.5)

para asegurar que la red llegue a asentarse en una solución y sirve para acelerar o frenar el descenso hacia el mínimo global de error del sistema. El valor del momento también se encuentra entre 0 y 1 (se suelen aplicar valores cercanos a 1, por ejemplo 0,9) y permite reducir la posibilidad que el sistema quede atrapado en un mínimo local, es decir acelera la convergencia de los pesos.

Así se ajustan los valores de los pesos de la capa de salida y se retropropaga este ajuste a la capa anterior sucesivamente hasta llegar a la capa de entrada. Con este procedimiento se obtienen buenos ajustes en general, pero presenta ciertas limitaciones. Los principales problemas que se pueden encontrar en este método son bajas velocidades de entrenamiento y la posibilidad de caer en un mínimo local de la función de error.

La importancia de este algoritmo consiste en su capacidad de auto adaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones dados como ejemplo y sus salidas correspondientes.

El algoritmo de retropropagación requiere que la derivada de la función sea continua. Las funciones recomendadas son la sigmoideal y la continua.

Consideraciones sobre el algoritmo de aprendizaje

Uno de los problemas del algoritmo es que en busca de minimizar la función error, puede caer en un mínimo local o en algún punto estacionario, con lo cual no se llega a encontrar el mínimo global de la función error. Sin embargo, no tiene porqué alcanzarse el mínimo global en todas las aplicaciones, sino que puede ser suficiente con un error mínimo preestablecido.

Sobreentrenamiento

El sobreentrenamiento resulta un problema muy común en la modelización mediante redes neuronales artificiales, que aparece cuando el error objetivo propuesto para las muestras de entrenamiento es muy pequeño y hace que las nuevas muestras que aún no han participado en el entrenamiento tengan un error importante.

Hay dos formas de evitar este problema:

- **Parada a tiempo:** la manera más simple de evitar el sobreentrenamiento es parar el proceso antes que se produzca este problema. Esto se consigue al detec-

tar la situación mediante un conjunto de muestras que no participan en la construcción de la red, conocidas como conjunto de validación interna. De este modo, la totalidad de las muestras se dividen en tres grupos: el conjunto de entrenamiento, encargado de construir el modelo, el conjunto de validación interna, responsable de detectar el sobreentrenamiento y el conjunto de validación externa, que permite evaluar las predicciones de la red neuronal artificial. Este sistema funciona de manera que la red se entrena y se monitoriza el error de validación interna. Este error indica el grado de sobreentrenamiento, de manera que cuando este empieza a crecer, el entreno se para y se vuelve a los pesos anteriores al problema.

- **Regularización bayesiana (RB):** esta técnica busca la red más simple que ajusta mejor la función a modelizar, llegando a predecir de una forma más eficiente las muestras que no han participado en el entrenamiento. En comparación con el algoritmo de descenso del gradiente, este algoritmo considera el error global de la red y los valores de los pesos, de manera que la función objetivo adopta la siguiente expresión:

$$F = (1 - \gamma) \cdot E_p + \gamma \cdot E_w$$

Ecuación 13. Regulación bayesiana

Donde F es la función objetivo, E_p son los errores, E_w es la suma de los cuadrados de los pesos y γ es un parámetro que pondera E_p y E_w

Así se minimizan los valores de los pesos de la red, esta se simplifica y en consecuencia se suaviza evitando así el sobreentrenamiento.

2

Objetivos

2. OBJETIVOS

2.1. OBJETIVOS

La deformación en las piezas que han sido producidas bajo el proceso de inyección de termoplásticos es uno de los puntos a tener en cuenta en el diseño de piezas dado que se necesita saber las dimensiones finales de la pieza con el fin de que todo el conjunto quede correctamente ensamblado y se sabe de antemano que la pieza no sale exactamente con las dimensiones del diseño.

En la actualidad muchos de los diseños de las piezas generan sorpresa al montar dichas piezas sobre otras por que estas no encajan con el nivel de exactitud previsto generando así diversos costes de no calidad como pueden ser post-procesados de las piezas, alargamientos del ciclo, construcción de útiles de conformado, modificación de los moldes, etc.

El procedimiento se sigue para compensar estas deformaciones por muchos talleres de construcción de moldes es aplicar un escalado de la pieza correspondiente al porcentaje de contracción de cada material, es decir, al saber que la pieza se contrae un valor determinado dependiendo del material a emplear aumentan el tamaño de la cavidad éste porcentaje de contracción de forma que las medidas finales de la pieza al contraer corresponderán a las dimensiones de la pieza. Este procedimiento no es exacto del todo por que como afirman los autores Lotti, C. Ueki, M.M y Bretas, R.E.S ^[25], la contracción en el plástico no tiene un comportamiento lineal y tal y como se revela en el trabajo presente la contracción no se da por igual en todas las direcciones, y este es uno de los motivos generadores de deformaciones en las piezas, por otro lado el porcentaje aplicado es el mismo para cada familia de plásticos, es decir que se aplica un porcentaje igual a un PP con un índice de fluidez 10 que con un índice de fluidez 30.

Es de vital importancia saber a priori cuanto va a deformar la pieza antes de construir el molde que inyectará dicha pieza para no dar lugar a sorpresas en los montajes de los conjuntos donde intervienen esas piezas, hasta ahora los métodos empleados no son del todo correctos y dan lugar a errores, solo talleres y empresas de gran envergadura son capaces de realizar simulaciones de la inyección para predecir con más exactitud las deformaciones, dado el enorme gasto que esto supo-

2. Objetivos

ne, pues hay que disponer de personal especializado y de programas costosos de análisis de la inyección.

Sería necesario disponer de algún método alternativo y mucho más económico que ofreciera valores de deformación mas cercanos a la realidad para las piezas que se van a inyectar y que estuvieran al alcance de talleres más modestos.

En cualquier caso siempre es complejo predecir dichos valores de deformación con la exactitud deseada, ni tan siquiera los más sofisticados programas de simulación como ya se verá se acercan a lo que realmente ocurre dentro del molde, entran muchas variables en juego y sobre todo una distorsión entre los parámetros aplicados a las simulaciones y a los aplicados en máquina de inyección.

Hay diversas formas de tratar la deformación, pues muchos son las circunstancias que la hacen variar, la refrigeración del molde, la forma de la pieza, la situación de la entrada de material, la naturaleza del molde, los parámetros de máquina, la temperatura ambiente, etc, en la mayoría de los estudios revisados no se trataba la forma de la pieza como uno de los condicionantes más destacados de la deformación, pues la forma ya vienen impuesta por el propio diseño de dicha pieza y no da lugar a modificaciones posteriores.

En este estudio se da por obvia esta situación, pero se sabe que la forma de la pieza es el factor que más relevancia tiene sobre la deformación de una pieza (J.Jin, H.Y.Yu and S.Lv ^[33] y Ozelik, B y Erzurumlu, T.^[56]) al margen de qué posteriormente se puedan reducir o compensar por otros métodos esta deformación.

Uno de los objetivos de este estudio es demostrar la incidencia de la forma y las dimensiones de la pieza sobre la deformación final que ésta pueda tomar.

Se verá como variando una de las dimensiones de la pieza, se puede obtener más o menos deformación, y como modificando la situación de la entrada de material traducida en aspectos geométricos de la pieza se obtienen valores de deformación distintos, para ello es necesario saber el mecanismo de variación entre las entradas del proceso que serían las dimensiones de la pieza y las salidas del proceso que serían las deformaciones dadas en las distintas direcciones cartesianas.

2. Objetivos

Otro objetivo sería dar un primer paso sobre la predicción de los valores de las deformaciones que se darán en una pieza tras la inyección manejando las dimensiones de la pieza, más concretamente deseamos saber si es posible predecir la deformación que existirá en una pieza dependiendo de la forma y dimensiones de dicha pieza fabricada con un material concreto.

Y un tercer objetivo propuesto será averiguar hasta donde pueden llegar los sistemas de predicción obtenidos si nos salimos de la forma y del material estudiados.

Estos tres objetivos conllevan la consecución de los objetivos parciales que defino a continuación:

- Obtener el nivel de fidelidad de los datos de los valores de deformación ofrecidos por el programa de simulación MoldFlow con los datos de deformación ofrecidos por una situación real de inyección.
- Obtener factores ajenos a la forma de la pieza que incidan sobre la deformación y fijarlos como constantes aislando como único factor incidente sobre la deformación, las dimensiones de la pieza.
- Obtener un conjunto de datos fiables que sean capaces de definir los mecanismos que relacionan las entradas y las salidas del proceso diseñado.
- Modelizar las relaciones anteriores con la finalidad de predecir los valores de la deformación bajo otras condiciones.
- Comparar al menos dos procesos de modelización y descartar el que menos se ajuste a la realidad del proceso.
- Trasladar casos reales para obtener las limitaciones del modelo.

2.2. PLANIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

Para la consecución de los objetivos parciales de la investigación se ha dividido el proceso de investigación en diversas etapas.

2. Objetivos

2.2.1. SELECCIÓN DE LA FORMA

En esta fase se justifica la decisión adoptada de tomar una forma concreta y se detallan los criterios escogidos para la selección de dicha forma, la elección de la forma definirá el resto del trabajo de la tesis, pues dependiendo de la forma se planificará y se dotará de los recursos necesarios para poder llevar a cabo la fase experimental del estudio.

Se ha decidido estudiar una pieza rectangular con espesor constante en el estudio de la tesis presente por lo motivos siguientes:

- Dado que se trata de un primer paso hacia la predicción de la deformación atendiendo a la forma y dimensiones de la pieza, no se puede tomar una forma excesivamente compleja.
- Construcción sencilla de los moldes.
- Por ser una forma muy presente en las piezas que se inyectan.
- Por no presentar dificultad en las mediciones de la pieza.

2.2.2. SELECCIÓN DE VARIABLES DE ENTRADA

Esta etapa servirá para definir cuales serán las variables de forma de la pieza que tomarán el papel de entradas del proceso.

Las dimensiones a modificar en un rectángulo son pocas, ancho, largo y espesor, pero se dispone de una cuarta variable la cual dependerá de las anteriores ancho y largo, y que es la situación de la entrada del material, en total se tienen 4 variables de entrada, pero el posicionamiento de la entrada de material se pondrá en función del ancho y largo de la pieza reduciendo así el número de variables de entrada y transformando la idea inicial a tres variables:

- Distancia del recorrido del flujo (*fig. 21*).
- Tangente que toma el recorrido del flujo (*fig. 21*).
- Espesor de la pieza

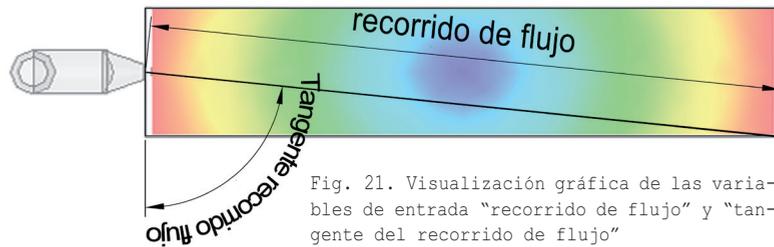


Fig. 21. Visualización gráfica de las variables de entrada "recorrido de flujo" y "tangente del recorrido de flujo"

Por otro lado en esta fase del estudio se muestra como incide la situación de la entrada de material sobre la deformación, justificando así la decisión de introducir esta cuarta variable de posición de la entrada de material (*apartado 3.8*).

También es interesante ver como influyen de forma independiente cada una de estas variables, manteniendo las otras dos variables de entrada fijas, esta etapa es necesaria para realizar un análisis que nos ayude a comprender la variabilidad de la deformación frente a las variaciones de los factores de entrada (*apartados 4.3-4.5 de capítulo resultados*).

2.2.3. LOS MOLDES DE INYECCIÓN

Los moldes empleados en el estudio siguiente ya estaban construidos por que fueron empleados para otros estudios de investigación, se decidió utilizarlos de nuevo y adaptarlos a las propias necesidades de nuestro proyecto, esta fase de adaptación de los moldes es necesaria para poder dar paso a etapas posteriores.

Los moldes ya adaptados a nuestro estudio, se emplearán para la inyección de las distintas piezas físicas que posteriormente servirán para validar la eficacia de los estudios de simulación realizados referentes a la deformación de las piezas.

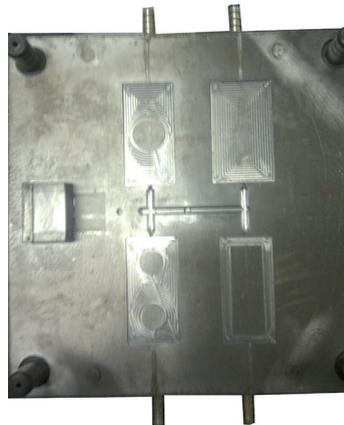


Fig. 22. Molde 1

2. Objetivos

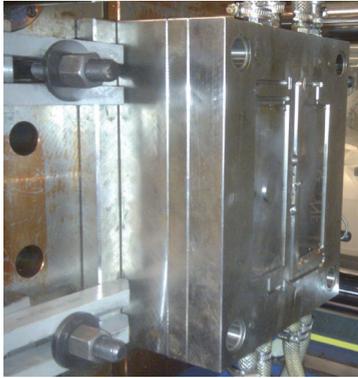


Fig. 23. Molde 2

En esta etapa se describen y justifican las modificaciones realizadas, también se exponen las piezas a extraer del molde y que servirán de ejemplos de validación reales y las distintas configuraciones a realizar en los moldes para la extracción de cada una de ellas (*apartado 3.4*).

En las figuras 22 y 23 se exponen los moldes empleados.

2.2.4. SELECCIÓN DE LOS FACTORES CONSTANTES

Dado que solo se quieren analizar las condiciones geométricas de la pieza, el resto de factores que pueden determinar la deformación en un sentido u otro se deben hacer constantes para todos los estudios, esta etapa radica en la elección de dichos factores a establecerlos como constantes y se justifica su elección.

Estos factores son los siguientes:

- Material a emplear (*apartado 3.5*).
- Condiciones del proceso las cuales se determinarán en la etapa de experimentación basada en la inyección de las piezas (*apartado 3.6*).
- Forma del canal de alimentación (*apartado 3.7*).

El hecho de fijar los factores ajenos a la geometría de la pieza implica posteriormente una compensación adicional que se ajuste a la realidad del ensayo, tal es el caso de los canales de alimentación, los cuales difieren en gran medida de los diseños reales empleados en la inyección de sus homologos empleados en la simulación, ello sugiere que posteriormente se calcule el diferencial de deformación correspondiente a cada tipo de canal de alimentación y después compensarlo adicionalmente a los valores obtenidos en la predicción.

2.2.5. VARIABLES DE SALIDA

Se decide sobre las distintas variables de salida relacionadas con la deformación, y se establecen los criterios empleados para la selección de las mismas.

También se describe su interpretación en los gráficos que ofrece el programa de simulación, y como se tratarán los datos ofrecidos.

En definitiva se tienen tres variables de salida a analizar que serán (*apartado 3.8*):

- Deformación en X
- Deformación en Y
- Deformación Total

2.2.6. COMPROBACIÓN DATOS SIMULACIÓN

Es muy importante para la consecución de nuestros objetivos comprobar que existe una cierta aproximación de los datos referentes a la deformación ofrecidos por el programa de simulación con los datos reales de deformación que se dan en el proceso de inyección, por ello se analizará a través de la simulación las mismas piezas obtenidas en la inyección y se contrastarán ambos datos de deformación, lo ofrecido por las piezas inyectadas y los ofrecidos por la simulación.

Esto implica la inyección de las 6 piezas que se producen en los moldes, etapa que formará parte de la fase de experimentación y que se realizará en el laboratorio de procesos, simultáneamente a la inyección se obtendrán las condiciones de trabajo más favorables para las piezas inyectadas y que posteriormente serán la condiciones de trabajo aplicadas a software de simulación con el fin de emplear bajo los dos métodos las mismas condiciones de trabajo.

Con los dos conjuntos de datos obtenidos se procederá a una comparativa y obtención del índice de error de deformación entre ambos métodos.

Un error elevado para cada una de las piezas provocaría la ineficacia del estudio, mientras que errores bajos de deformación entre las

2. Objetivos

distintas piezas garantizarían resultados favorables de momento. La cantidad de error, posteriormente puede compensarse en los resultados ofrecidos por los distintos método de modelización, eso siempre y cuando la diferencia de error de deformación entre las distintas muestras sea similar.

2.2.7. OBTENCIÓN DIMENSIONAL DE LAS REPLICAS.

Se requiere de una gran cantidad de datos para poder procesarlos y obtener unos modelos representativos del proceso habido entre las entradas y las salidas, por ello se requiere de una cantidad de datos relacionados con las condiciones geométricas de nuestras piezas.

En esta etapa se proponen distintos modelos de replicas de rectángulos diseñados bajo unos criterios que garanticen un conjunto de datos adecuados para el análisis.

Se tiene en consideración las necesidades básicas que en cuanto a cantidades de datos requiere una optima ejecución del método de redes neuronales artificiales, justificando así en número de rectángulos escogido tanto para fase de entrenamiento como fase de validación.

Por lo tanto esta fase trata de obtener los distintos rectángulos y sus dimensiones traducidas a valores de las variables de entrada que serán la base de partida de nuestros modelos de predicción. También se realizaran estudios estadísticos que definan la significancia de los datos y la dispersión de frecuencias.

2.2.8. MODELADO DE LOS RECTÁNGULOS

Es necesario transformar los rectángulos que se han obtenido en la fase anterior en modelos sólidos que permitan una simulación CAE.

Con el diseño de las piezas rectangulares y sus dimensiones, se puede dar paso a la etapa de modelado, esta consiste en crear sólidos de los rectángulos a través de programas CAD, para ello se empleará el programa *SolidWorks* de la firma *Dassault Systems*.

Todos las piezas rectangulares se convertirán a sólidos y posteriormente, para realizar una simulación de inyección se convertirán a

formato STL. En total se han tenido que modelar 246 piezas rectangulares distintas.

2.2.9. ESTUDIOS DE SIMULACIÓN

Todos los sólidos convertidos a STL, deben simularse con MOLDFLOW (programa de simulación de la inyección de termoplásticos) con el fin de obtener los valores de la deformación, y para realizar cada una de las simulaciones se deben introducir todos los parámetros del proceso según se actuó en el punto 2.2.6 Fase de la comprobación de los datos de simulación.

Los datos de deformación obtenidos en la simulación para cada dirección de deformación (eje X e Y) y para la deformación total se analizarán estadísticamente y se observarán sus distribuciones de frecuencia.

2.2.10. MODELIZACIÓN DEL PROCESO

Los datos obtenidos de deformación en las simulaciones para cada una de las piezas simuladas se introducirán en los distintos métodos de modelización y se obtendrá de esta forma los modelos del proceso, los métodos de modelización que se emplearán son el método de las Superficies Respuesta y el método de Red Neuronal Artificial.

Esto implica que posteriormente haya una validación de cada uno de los métodos con el fin de obtener la eficacia del modelo, para realizar esta validación y comprobación y obtener así el método de modelización más adecuado se procederá a introducir las dimensiones de las seis piezas que se inyectaron en máquina (dimensiones de cavidad) y se compararán los valores de deformación obtenidos bajo ambos procedimientos, posteriormente se realizará una comparativa de ambos métodos para detectar cual es que menos errores ofrece.

En el caso del método de la Red Neuronal Artificial se requiere de una optimización previa a su uso de los elementos que determinan la topología de dicha red.

En el caso del método de superficies respuesta no existe paso previo de optimización por lo que se introducirán directamente los datos de deformación ofrecidos por las simulaciones.

2. Objetivos

En ambos casos se introducen los mismos valores de las entradas y salidas para poder comparar los resultados obtenidos bajo las mismas condiciones.

2.2.11. COMPROBACIÓN DE CASOS REALES

En la etapa anterior se concluyó con la modelización y comprobación de los dos modelos empleados, esta comprobación se realizó con modelos de rectángulos que ya se habían diseñado con unas condiciones concretas, de la misma forma se diseñaron los rectángulos contruidos para la obtención de datos para la modelización.

Se desea saber hasta que punto estos sistemas de modelización son coherentes con casos reales que difieren de los criterios iniciales del diseño de experimentos para ello se seguirán los pasos siguientes:

- Inicialmente se comprobará una pieza comercial y con un uso concreto con el mismo material empleado en las simulaciones y con una forma básica rectangular y sistema de canales de alimentación similar a los empleados.
- Posteriormente se probará esta misma pieza con un polipropileno distinto al empleado.
- Por último se comprobará la deformación con otras piezas que mantengan la forma base rectangular y otros materiales distintos al polipropileno.

Con la validación y análisis de estos resultados se dará por concluido el presente estudio.

En el gráfico 6 se observan a través de un flujograma la secuencia de fases que se van a realizar en el estudio presente.



Gráfica 6. Gráfico de flujo, secuencias de trabajo

3

Metodología experimental

3. METODOLOGÍA EXPERIMENTAL

3.1. INTRODUCCIÓN

Previo a la exposición de esta fase de la investigación es necesario reiterar el objeto del presente trabajo que se basa principalmente en cuatro puntos:

1°. Definir cuales son las variables dimensionales de una pieza rectangular de espesor constante de plástico que influyen de forma directa sobre la deformación de la pieza una vez inyectada, así como obtener el nivel de influencia y sensibilidad de cada una de estas variables sobre la deformación final de la pieza.

2°. Modelar la relación que se da entre las variables de entrada referidas a las dimensiones de la pieza y las variables de salida referidas a la deformación, con la finalidad de predecir cual será la deformación de otra pieza similar.

3°. Comparar los distintos métodos empleados de modelización (método de redes neuronales artificiales y método de superficies respuesta) para la obtención de los valores de la deformación.

4°. Verificar la aplicabilidad de esta modelización bajo condiciones reales.

La finalidad de estos objetivos es modelizar la deformación en base a aspectos geométricos de la pieza.

Para la mejor comprensión del estudio presente es apropiado saber la secuencia de trabajo empleada y la finalidad de cada una de las etapas, a continuación se realizará un breve resumen de los pasos a seguir.

Inicialmente se decidirá cual es la forma de la pieza a analizar y las piezas sobre las que se va a trabajar para obtener los primeros datos.

Una vez se tienen definidas las piezas sobre las que se va a trabajar (siempre piezas planas y con forma rectangular) se discutirá sobre cuales son las dimensiones de la pieza sobre las que se va a trabajar, para ello, se tendrá que observar de que manera se tratan dichas variables dimensionales y de que manera influyen sobre la deformación de la pieza.

3. Metodología experimental

Las posibilidades geométricas que nos ofrece una pieza rectangular son muy básicas, pues únicamente se dispone del espesor, el largo y el ancho de la pieza, pero se tiene que analizar cual es la forma combinatoria de estas tres variables y que influyen en mayor medida sobre la deformación final de la pieza.

Seleccionado el tipo de pieza y las variables dimensionales de las mismas y para llevar a cabo una fase experimental sólida se va a proceder a la revisión de los moldes para ver si requieren de alguna modificación para adaptar dichos moldes a las necesidades de la investigación.

Con los moldes ya adaptados a nuestras necesidades, se procederá a obtención de las condiciones de trabajo en la inyección de las piezas seleccionadas, para ello se introducirán los moldes en la máquina de inyección, se iniciará la producción, y se extraerán las condiciones de procesado más adecuadas para la inyección de las piezas escogidas.

Una vez inyectadas las piezas bajo las condiciones de procesamiento óptimas, se procederá a realizar las mediciones de la pieza con el fin de obtener la deformación en cada una de las piezas, a estas seis piezas inyectadas se las llamará piezas de validación.

Con las condiciones de proceso extraídas y con las deformaciones obtenidas en las piezas inyectadas, se pasa a la simulación de estas piezas a través de análisis de elementos finitos, esto se realizará con el software MoldFlow Insight 2010 de la firma Autodesk.

Se introducen en MoldFlow los parámetros de máquina obtenidos en la inyección de las piezas reales, y se realizan los estudios de simulación de estas piezas con los mismos parámetros que se emplearon en máquina. Comparando los datos de deformación obtenidos a través de la simulación y a través de la máquina de inyección se obtendrá el nivel de error entre ambos procedimientos.

Se seleccionan otros modelos de piezas con la misma forma rectangular pero con otras dimensiones para poder alimentar de datos nuestros sistemas de modelización.

Dado que es imposible económicamente obtener todos los moldes de inyección con cada una de las configuraciones de piezas seleccionadas en este estudio es preciso apoyarse en la simulación CAE para obtener los datos que demandan los sistemas de modelado que se van a utilizar.

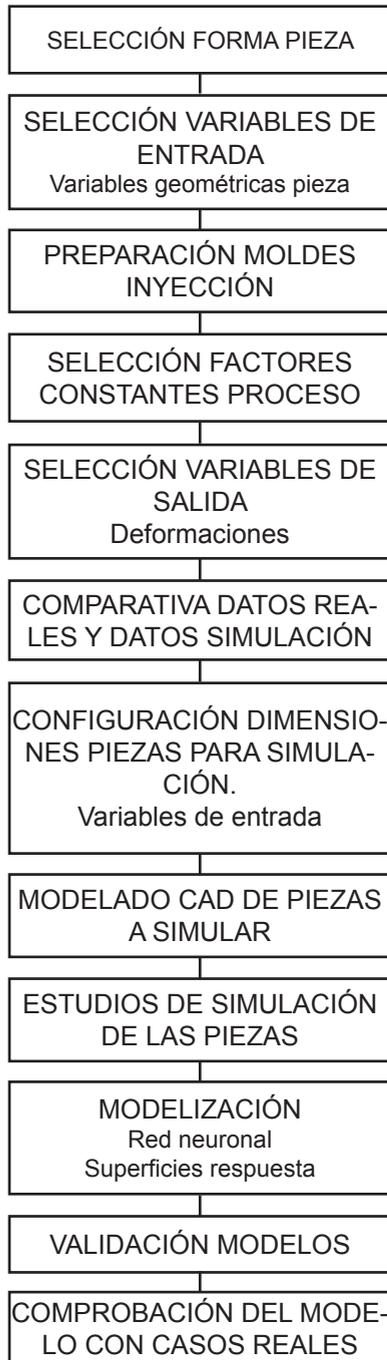


Fig. 24. Esquema de la secuencia de trabajo

A través del Software de simulación se obtendrán los datos de la deformación de todas las piezas desarrolladas anteriormente.

Se introducen los datos obtenidos en nuestras simulaciones dentro de los métodos de modelización, en la red neuronal y en las superficies respuesta.

El paso siguiente será comparar los resultados obtenidos inicialmente en las piezas que se inyectaron en máquina con los datos que nos ofrecen los modelos calculados y extraer unas conclusiones.

Si los datos de deformación obtenidos con la máquina de inyección coinciden con los obtenidos en los modelos empleados, se tendrá que:

La modelización del proceso es correcta y por tanto el funcionamiento del proceso atiende a un comportamiento lógico, el cual nos indica que la variabilidad de la deformación depende de las variables de forma de la pieza y dado que los datos obtenidos para la modelización han sido obtenidos a través de un software de simulación, los datos obtenidos con dicho software se acercan a una situación real de inyección.

Por otro lado y aprovechando que se emplean métodos de modelización, se obtendrá la optimización de la deformación para

3. Metodología experimental

encontrar aquellos valores de las variables que respondan con menor deformación.

Se realizará una comparativa de los dos métodos de modelización escogidos que son el de superficies respuesta y el de red Neuronal y así detectar cual de los dos métodos es más eficaz.

Y por último se analizará la deformación que hay en otras piezas similares a las rectangulares y con otros materiales para ver hasta donde puede llegar el sistema de modelización que se ha escogido y comprobar las limitaciones del mismo.

Este sería el esquema de la investigación llevada a cabo en este trabajo. Para ver más fácilmente la secuencia de etapas se puede observar el flujograma de la *figura 24*.

3.2. SELECCIÓN DE LA FORMA DE LA PIEZA

La pregunta inicial que se hizo al principio de la investigación desarrollada ha sido, ¿en que afectan las dimensiones de la pieza en la deformación final de la pieza tras ser inyectada?.

La respuesta ha sido complicada sabiendo que cada pieza tiene unas características geométricas propias y distintas del resto de las piezas, existen nervios, redondeos, ángulos, huecos, etc, configuraciones de forma que ofrecen infinitas posibilidades de diseño con lo cual resulta inabarcable un estudio tan amplio sobre la deformación y la forma de las piezas, esto sugiere una segunda pregunta, dentro de una misma forma de pieza, ¿qué pasaría en cuanto a la deformación si se modifican las dimensiones de la pieza?, ¿se puede modelizar la deformación de una pieza inyectada en base a alguna o todas las dimensiones de una pieza?. Esta pregunta es más fácil de resolver dado que las variables de forma se reducen notablemente y tan solo se debe gestionar el control de las dimensiones principales de una sola forma de pieza.

Llegados a este punto solo se tiene que decidir sobre que tipo de pieza se va a trabajar y para ello se emplean una serie de criterios que ayudarán a hacer la selección adecuada según nuestras posibilidades, estos criterios han sido:

- Se requiere de una pieza pequeña para inyectar en la máquina inyectora de 75 Tn que es de la que se dispone en el laboratorio de procesos .

- Una pieza de formas sencillas que no suponga un coste elevado para la construcción del molde de inyección.
- Una pieza sencilla que no tenga exceso de variables geométricas y así reducir el número de variables a estudio.
- Una forma de pieza que se adapte a gran parte de formas que se encuentran en el mercado para poder dar una utilidad real a la investigación.

Teniendo en cuenta los criterios anteriores y realizando una revisión de los recursos materiales con los que se cuentan, se decide revisar los moldes que estaban en el laboratorio de procesos para ver si se pudiera aprovechar y reconvertir si fuera preciso alguno de ellos con el fin de poderlo utilizar en nuestro trabajo.

Revisados los moldes existentes en el laboratorio de procesos, habían dos molde que cumplían con los requisitos iniciales, uno de ellos sacaba un conjunto de cinco figuras distintas y una de ellas era un rectángulo, las otras formas también eran rectángulos, pero con huecos internos (*Fig. 25*), el otro molde extrae dos formas también rectangulares y que se utilizaron tiempo atrás para otro estudio de tesis doctoral con el fin monitorizar las presiones y temperaturas dentro del molde en el momento de la inyección según el tipo de bebedero uno laminar y el otro el convencional de punto (*Fig. 26*).

Estos dos molde responden a las necesidades de estudio, puesto que no se tiene que invertir en moldes, la pieza era sencilla y además se puede inyectar en la propia universidad, solo hay un problema y es que se tienen que retocar las

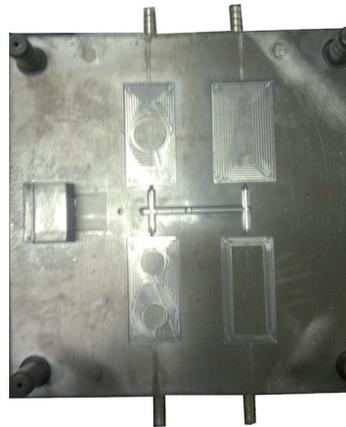


Fig. 25. Molde 1

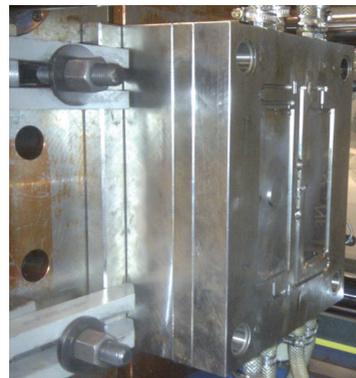


Fig. 26. Molde 2

3. Metodología experimental



Fig. 27. Una pieza en el molde 2

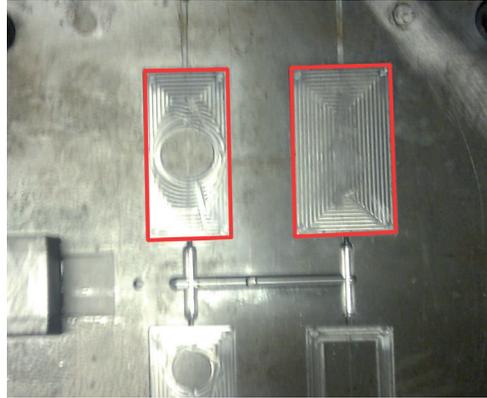


Fig. 28. Dos piezas en el molde 1

entradas de material, y hacer algunas modificaciones del canal de entrada, modificaciones que afortunadamente no requieren mucho coste y que son reversibles.

Definitivamente se tiene la forma de la pieza ya que cumple con los criterios iniciales de selección, se trata de una pieza rectangular con espesor constante.

Los moldes a emplear ofrecen varios candidatos de piezas con esta forma rectangular, pero solo tres de estos candidatos cumplen con el requisito de no tener elementos en el interior de la pieza.

Las piezas que se inyectarán en máquina y serán las que servirán de base en nuestro estudio, son:

- **Molde 1**; dos piezas rectangulares (marcadas en rojo en la figura 28), si bien una de ellas presenta una oquedad en su interior, las otras dos piezas restantes que tiene el molde también tienen un hueco en su interior y además estas tres piezas tienen las mismas dimensiones por lo que se pudiera haber seleccionado cualquiera de las tres piezas.
- **Molde 2**; la pieza rectangular marcada en rojo en la figura 27, la otra pieza del molde tienen un hueco en su interior y además tienen la misma dimensión.

3.3. SELECCIÓN DE VARIABLES DE ENTRADA (GEOMETRÍA).

Las posibilidades geométricas que ofrece una pieza rectangular son muy básicas, pues únicamente se tiene el espesor, el largo y el ancho de la pieza, pero se debe de analizar cual es la forma combinatoria de estas tres variables y que influyen en mayor medida sobre la deformación final de la pieza.

Como se comentó anteriormente un rectángulo simplemente ofrece tres variables dimensionales que son el ancho, el largo y el espesor, pero existe un cuarto punto a tener en cuenta que es el lugar donde se sitúa la entrada de material, pues esto situaría el largo y el ancho de la pieza en lugares distintos y modificaría los datos de la deformación considerablemente, es decir que para una misma pieza obtendríamos distintos valores de deformación si se sitúa la entrada de material en el lado del ancho que si se sitúa en el lado del largo, veamos el caso siguiente donde se tienen dos configuraciones de piezas, una donde la entrada de material se sitúa en el lado largo de la pieza (configuración A) y otra configuración donde la entrada de material se sitúa en el lado corto de la pieza rectangular (configuración B, pag.112, fig30).

Se trata de un rectángulo de ancho 17,5 mm por 85 mm de largo (*figura 29*), según donde se sitúe la entrada de material, si se coloca en el largo, o en el ancho, se obtendrán valores distintos de la deformación.

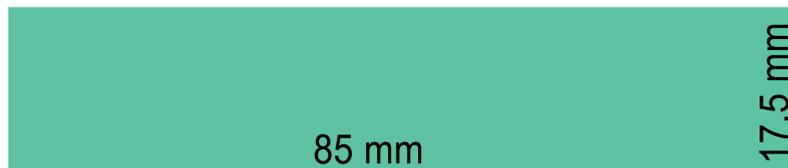
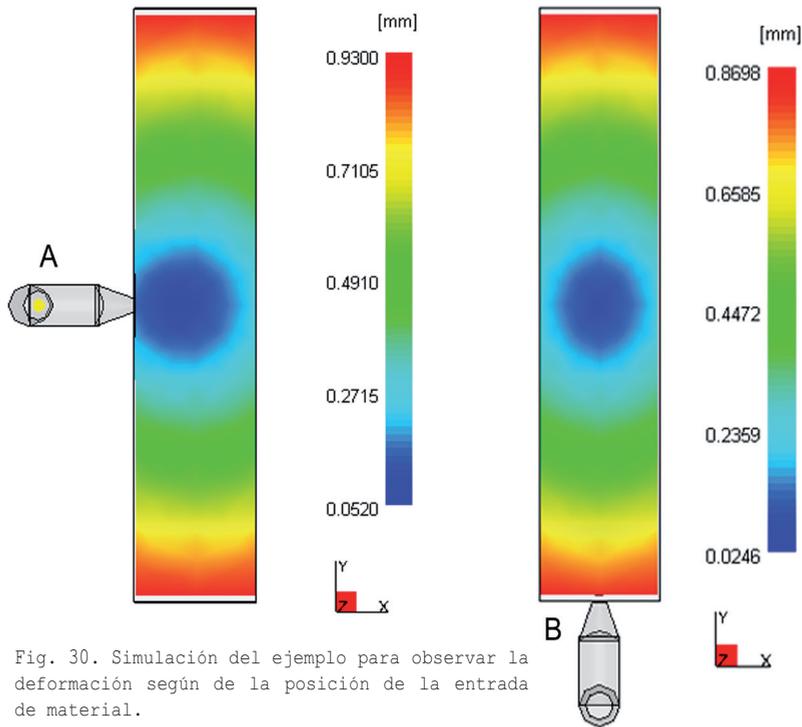


Fig. 29. Ejemplo para observar la deformación según de la posición de la entrada de material

Al realizar la simulación (*fig. 30*) para obtener las deformaciones se tiene que en la configuración A situando la entrada de material en la parte larga la deformación es de 0.93 mm mientras que en la configuración B inyectando por la parte corta de la pieza, la deformación es de 0.87 mm, algo menor que en la configuración A, por lo tanto dependiendo de la localización de la entrada de material se puede tener más o menos deformación para una misma pieza, esta circunstancia convierte a la posición de la entrada en una cuarta variable.

3. Metodología experimental



Para eliminar esta situación que puede dar lugar a errores y además no tener que colocar como una nueva variable la posición de la entrada de material, se ha traducido la situación de la entrada del material en términos geométricos de la siguiente forma.

Se crean dos variables que reagrupan al resto, la primera corresponde a la distancia que hay desde la entrada de material hasta el punto más alejado de la pieza, esta variable se llamará *recorrido de flujo*, la segunda variable es el valor de la *tangente* que toma el recorrido de flujo con respecto a la pared que está en contacto con la entrada de material.

Ambas variables están en función del largo y del ancho de la pieza pues por el teorema de Pitágoras se tiene que:

$$\text{recorrido de flujo} = \sqrt{\frac{a^2}{2} + b^2}$$

Ecuación 14. Expresión para el recorrido de flujo

Siendo a el ancho de la pieza y b el largo de la pieza, y por razones trigonométricas se tiene que:

$$\text{tangente del recorrido} = \frac{2b}{a}$$

Ecuación 15. Expresión para Tangente del recorrido



En la *figura 31* se observa gráficamente el sentido de estas variables.

Al introducir estas variables que están en función del ancho y largo de la pieza también se evita tener que realizar más piezas pues con una misma pieza se obtienen dos valores de recorridos de flujo y otros dos de la tangente del recorrido de flujo, esto es lo mismo que si giramos la pieza y realizamos la simulación en cada una de las posiciones.

Por todo lo anterior, las variables de entrada del proceso serán:

- **Espesor de la pieza.**
- **Tangente del recorrido.**
- **Recorrido de flujo**

3.4. MODIFICACIONES DEL MOLDE

Ya se tienen claras cuales van a ser nuestras variables de entrada, el paso siguiente será determinar si existe alguna deficiencia en los moldes que inyectan las piezas seleccionadas y corregirla para adaptarlas al presente estudio.

Para empezar se tiene que para cada una de las piezas se dispone de dos versiones distintas según se inyecte el material por el lado largo o se inyecte por el lado corto de la pieza, no sería lógico fabricar moldes distintos para las distintas versiones, lo que se hace es rediseñar el sistema de canales con el fin de dar solución a la necesidad de introducir el material por ambos lados de la pieza de forma independiente.

La figura siguiente determina las modificaciones realizadas en el molde 1.

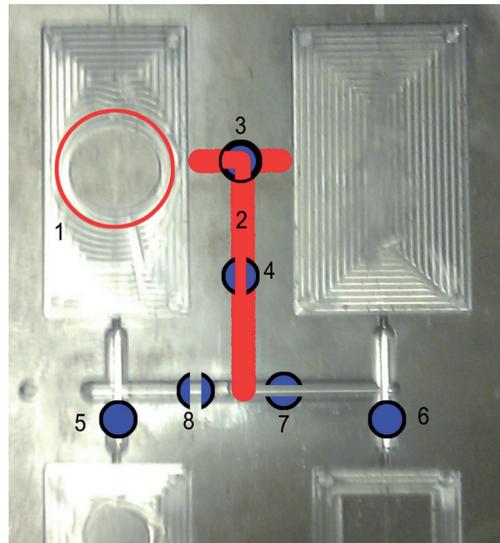


Fig. 32. Modificaciones en el molde 1

- 1. Rodeada con un círculo rojo. Eliminación de la torreta que generaba un orificio en la pieza, de esta forma se obtiene una pieza rectangular y sin orificios.
- 2. Generación de un canal frío de distribución de la colada para poder llenar la pieza por la parte larga de la pieza y obtener la opción que nos faltaba.

- 3. Tapón distribuidor de caudal, este tapón permitirá seleccionar la entrada de material hacia la pieza de la izquierda o a la pieza de la derecha mediante un simple giro.
- 4. Llave de paso de la colada en el canal vertical, con un simple giro se podrá impedir el paso de material hacia las entradas horizontales.
- 5 y 6 son tapones permanentes realizados con cobre, con el fin de no invadir las piezas que están fuera de estudio.
- 7 y 8 Llaves de paso de colada en el canal de distribución horizontal. Con un simple giro se anula el paso de la colada hacia las entradas verticales.

En el molde 2 las modificaciones han sido menores, dado que ya tenía llaves de selección de entrada del material como se puede apreciar en la figura siguiente. Solo se le ha practicado una rama del canal de alimentación para poder alimentar la pieza por el lateral justo en la zona contorneada.

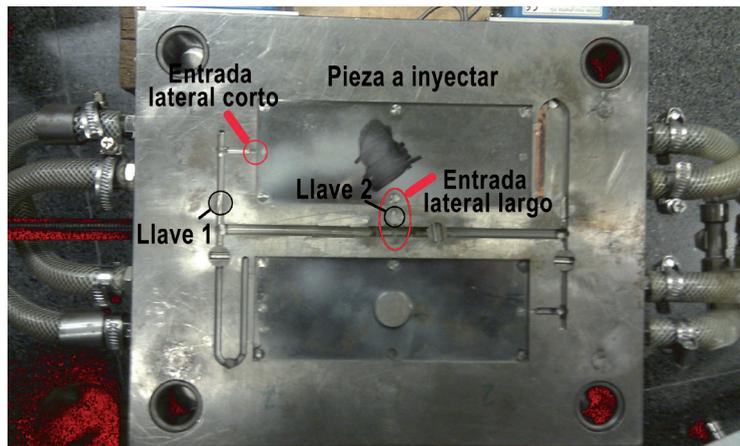


Fig. 33. Modificaciones en el molde 2

Las configuraciones de pasos de material para esta pieza son dos:

- Entrada lado corto: llave 1 abierta y llave 2 cerrada (*fig 35*).
- Entrada lado largo: llave 1 cerrada y llave 2 abierta. (*fig 34*)

3. Metodología experimental

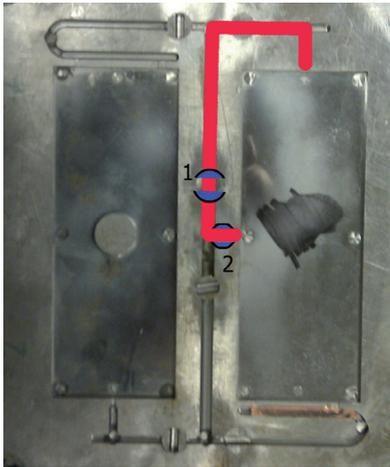


Fig. 34. Configuración de llaves de paso para la entrada lateral.

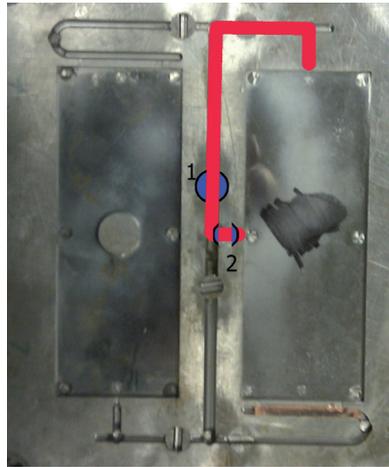


Fig. 35. Configuración de llaves de paso para la entrada superior.

Las configuraciones para el molde 1 según la pieza a inyectar quedarían de la forma siguiente:

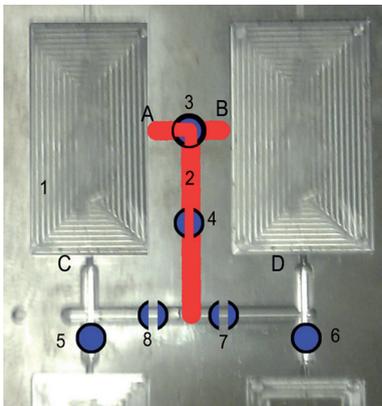


Fig. 36. Configuración de llaves de paso para la entrada A.

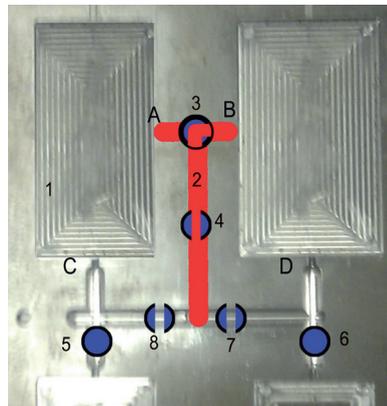


Fig. 37. Configuración de llaves de paso para la entrada B.

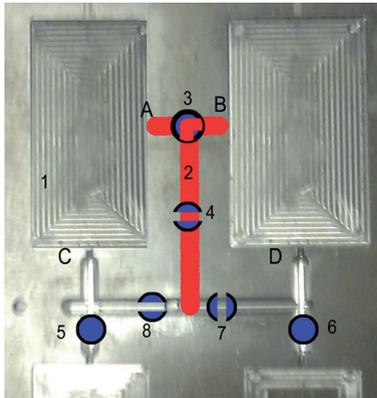


Fig. 38. Configuración de llaves de paso para la entrada C

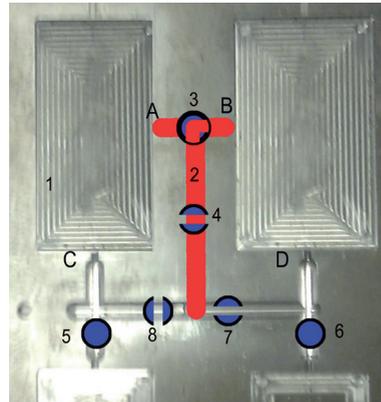


Fig. 39. Configuración de llaves de paso para la entrada D

Piezas obtenidas.

Tras las modificaciones en el molde ya se está en disposición de producir las tres piezas con sus distintas configuraciones en total son 6 configuraciones distintas que servirán para obtener las condiciones adecuadas de máquina así como para la validación final con los métodos de modelado. Las piezas inyectadas se pueden ver junto con sus dimensiones de cavidad en las imágenes siguientes:

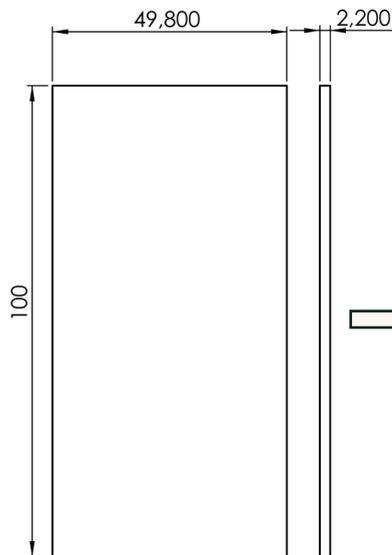


Fig. 40. Dimensiones cavidad validación 1

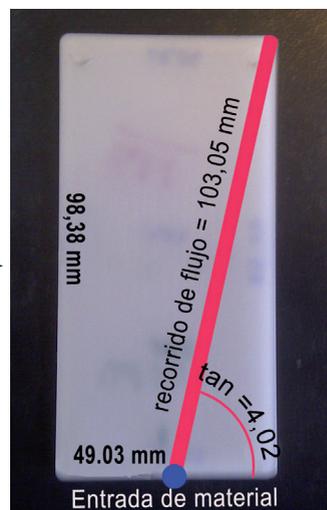


Fig. 41. Pieza validación 1

3. Metodología experimental

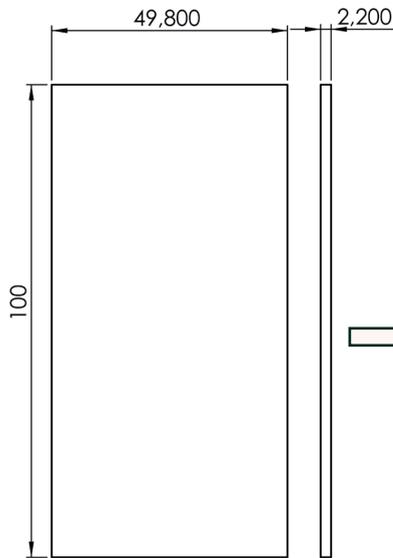


Fig. 42. Dimensiones Cavity pieza validación 2

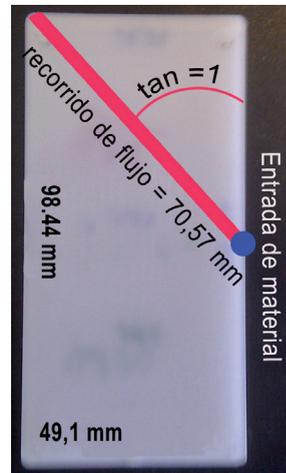


Fig. 43. Pieza validación 2

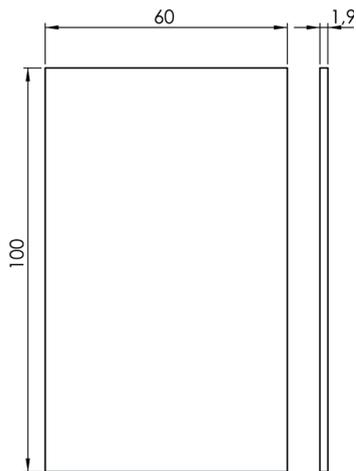


Fig. 44. Dimensiones cavity pieza validación 3.

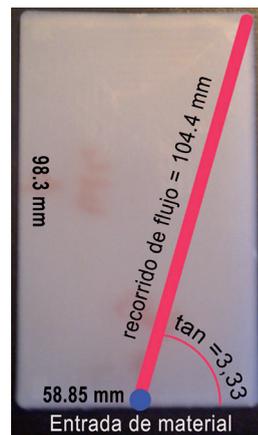


Fig. 45. Pieza validación 3.

Es importante destacar que las imágenes de la izquierda corresponde a la cavidad de la pieza en el molde mientras que las imágenes de la derecha corresponden a las medidas de la pieza ya inyectada.

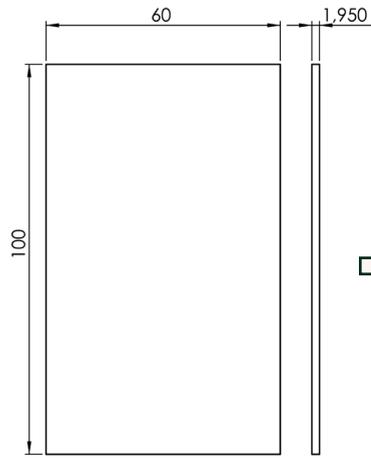


Fig. 46. Dimensiones cavidad Pieza validación 4

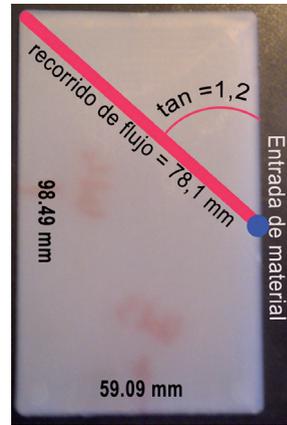


Fig. 47. Pieza validación 4

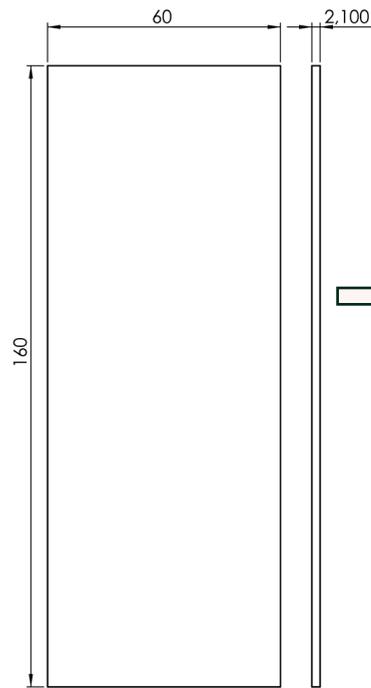


Fig. 48. Dimensiones cavidad pieza validación 5.

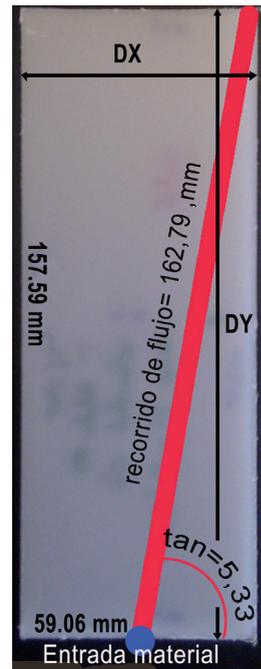


Fig. 49. Pieza validación 6.

3. Metodología experimental

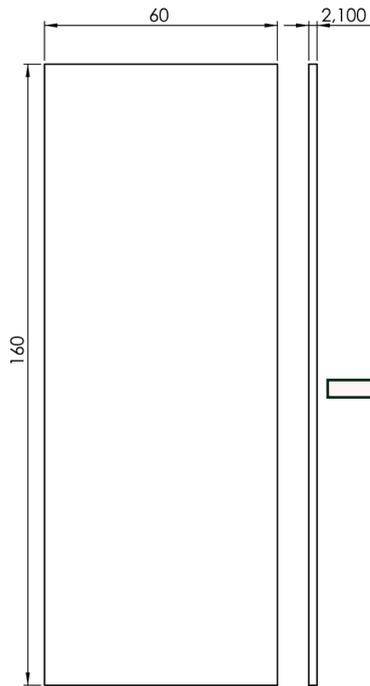


Fig. 50. Dimensiones cavidad Pieza validación 6



Fig. 51. Pieza validación 6.

3.5. SELECCIÓN DEL MATERIAL

En la selección del material a emplear en el estudio se sigue principalmente la idea de que tiene que ser un material que tenga un comportamiento a la contracción complejo como el que tiene un material de naturaleza semicristalina, también es conveniente que tenga un uso general y que se emplee bastante por la zona para así poder trasladar los resultados del estudio a ámbitos más reales si procede.

El empleo del Polipropileno como material en nuestro trabajo cubre los criterios de búsqueda pues se trata de un material termoplástico es decir que es capaz de conformarse repetidas veces siempre y cuando la temperatura de procesamiento esté dentro de los límites admisibles por la resina, también es semicristalino esto quiere decir que no es un material completamente amorfo como pudiera ser un PS o un ABS que tienen sus cadenas moleculares dispuestas de forma irregular y desordenadas lo que propicia valores de contracción bajos, ni tampoco es un material completamente cristalino.

Los materiales semicristalinos tienen un punto de fusión bien definido al contrario de los amorfos, también contraen más que los amorfos. La estructura de los materiales semicristalinos contienen algunas zonas que son cristalinas llamadas *crystalitas* por ello se les llama semicristalinos, es decir no tienen un estructura ni completamente amorfa ni completamente cristalina.

El Polipropileno como material semicristalino posee niveles elevados de contracción comparados con los materiales amorfos, esta contracción es la base de la deformación que se está estudiando en esta tesis.

Teniendo en cuenta nuestro segundo criterio de selección de qué el material tenía que tener un uso general de aplicación, y que su uso estuviera expandido en la industria transformadora plástica de la zona, se acudió a un distribuidor de material plástico de la firma Repsol (Ibi-Plast) situado la localidad de Ibi (Alicante) donde se nos informó de los polipropilenos que más suministran por la zona.

Definitivamente el material seleccionado fue el ISPLEN PB 180 A4M, cuyo valor de índice de fluidez de 20 g/10 min se considera adecuado al tomar un valor medio lo que le da a este material una elevada empleabilidad, y además también se considera el hecho de que este material estuviera en la base de datos del software de simulación que se va a emplear en el estudio.

El ISPLEN PB 180 A4M es un copolímero, estos materiales repiten en sus cadenas dos tipos de meros distintos, en este caso lleva de un 15 a un 20% de etileno, esto le confiere al material más resistencia al impacto, para hacernos una idea, un polipropileno homopolimero tienen una resistencia al impacto Charpy (kJ/m^2) de 4 a 20, mientras que un polipropileno copolimero tiene una resistencia de entre 9 a 40 kJ/m^2 .

En cuanto a la aplicación de este material ofrece un gran abanico de posibilidades, desde juguetes, utensilios de menaje, muebles hasta componentes de automoción.

Las propiedades de este material se especifican en la tabla siguiente (tabla 2), los datos corresponden a la ficha técnica del propio material PB 180 A4M obtenida desde www.repsol.es.

Para este mismo material se han comparado otras fuentes como puede ser la base de materiales Material data center (www.materialdatacenter.com). Este centro de datos de materiales, está especializado

3. Metodología experimental

en materiales plásticos y ofrece datos de los materiales plásticos y sus aplicaciones. El sistema ofrece herramientas intuitivas de búsqueda.

Propiedades ISPLEN PB 180 A4M Según REPSOL Y PF			
El grado ISPLEN PB180A4M es un copolímero heterofásico de fluidez media caracterizado por excelentes propiedades de flujo. Es muy adecuado para aplicaciones de molde por inyección permitiendo la fabricación de objetos de paredes finas que presentan un óptimo balance de propiedades de resistencia al impacto y rigidez. Su aditivación específica evita la acumulación de polvo durante el almacenamiento de las piezas favoreciendo el procesado del material y facilitando la expulsión de las piezas del molde.			
Aplicaciones			
Por sus especiales características el grado ISPLEN PB180A4M está particularmente indicado para aquellas aplicaciones en las que se precise excelente procesabilidad y buen aspecto estético:			
<ul style="list-style-type: none">→ Mobiliario doméstico o de ocio.→ Envases y contenedores para productos alimenticios destinados a expositores.→ Componentes en los que las descargas eléctricas por rozamiento podrían afectar a piezas delicadas.			
Se recomienda trabajar con temperaturas de fundido entre 190-250°C. Las condiciones óptimas de transformación se deben ajustar para cada línea de producción.			
Propiedades	Valor	Unidad	Método
Generales			
Índice de fluidez (230°C/2,16 kg)	20	g/10 min	ISO 1133
Densidad a 23 °C	905	kg/m ³	ISO 1183
Mecánicas			
Módulo elástico en flexión	1.250	MPa	ISO 178
Resistencia al impacto Charpy (23°C, con entalla)	6	kJ/m ²	ISO 179
Térmicas			
HDT 0,45 Mpa	88	°C	ISO 75
Otras			
Dureza Shore D	62		ISO 868

Tabla 1. Propiedades del Isplen PP180 según Fabricante

La tabla que se muestra a continuación corresponde a los datos ofrecidos Material Data Center, básicamente contiene los mismos datos que los extraídos de la ficha técnica de Repsol.

3. Metodología experimental

ISPLEN PB 180 A4M (Según Material Data Center)			
Rheological properties	Value	Unit	Test
ISO data			
Melt flow index (MFI)	20	g/10 min	ISO 1133
MFI temperature	230	°C	ISO 1133
MFI load	2.16	kg	ISO 1133
Mechanical properties	Value	Unit	Test
ISO Data			
Charpy notched impact (23°C)	6	KJ/m ²	ISO 179
Flexural modulus (23°C)	1250	MPa	ISO 178
Shore D hardness (15 s)	62		ISO 868
Thermal properties	Value	Unit	Test
ISO Data			
temp. of deflection under load (0.45 MPa)	88	°C	ISO 75
Other properties	Value	Unit	Test
ISO Data			
Density	905	kg/m ³	ISO 1183

Tabla 2. Propiedades del ISPLEN PB180 Material Center Data

Por último se verá los datos que sobre este material nos ofrece la base de datos de materiales de MoldFlow y que amplían los anteriores.

ISPLEN PB 180 A4M (REPSOL YPF S.A.) MoldFlow			
Rheological properties	Value	Unit	Test
Temperatura de transición	114	°C	
Índice de fluidez	20	g/10 min	ISO 1133
Temperatura	230	°C	ISO 1133
Carga	2.16	kg	ISO 1133
Índice de viscosidad (moldFlow)	VI(240)0058		
Mechanical properties	Value	Unit	Test
Módulo elástico 1ª dirección	1340	Mpa	
Módulo elástico 2ª dirección	1340	MPa	
Coefficiente de Poison (v12)	0.392		
Coefficiente de Poison (v23)	0.392		
Módulo de corte	481.3	MPa	
Thermal properties	Value	Unit	Test
Calor específico			
Calor específico 51°C	1666	KJ/Kg°C	
Calor específico 120°C	2518	KJ/Kg°C	
Calor específico 185°C	2754	KJ/kg°C	
Conductividad térmica			
Temperatura 59°C	0.202	W/m°C	
Temperatura 121°C	0.2	W/m°C	
Temperatura 180°C	0.156	W/m°C	

Tabla 3. Propiedades del ISPLEN PB180 MOLDFLOW

3.6. OBTENCIÓN DE LAS CONDICIONES DE PROCESO.

Se va a continuación a obtener las condiciones de proceso de cada una de las piezas de validación que se van a inyectar con el fin de posteriormente aplicar estas condiciones a los parámetros de proceso habilitados en el software de simulación y simular otras piezas virtuales bajo las mismas condiciones para eliminar variables referidas al control del proceso.

Para la obtención de las condiciones de proceso se inyectan las distintas piezas en cada una de sus configuraciones de canal, se irá probando hasta obtener la pieza adecuada en cuanto a calidad, es decir que no aparezcan rechupes ni rebabas y lo suficientemente compactadas.

El procedimiento ha sido el siguiente:

- Inyección de cada una de las piezas por separado.
- Extracción de los parámetros óptimos para cada pieza.
- Extracción de los valores promedios de los parámetros óptimos de todas las piezas.
- Inyección definitiva en todas las piezas bajo las condiciones de los valores promedio extraídos en la fase anterior, para ver si las piezas salen correctamente con estos valores promedio¹.

En cuanto a los parámetros iniciales de temperatura del cilindro y molde se introducen las siguientes temperaturas en la máquina de inyección, que vienen de los valores extraídos en el software de simulación del MoldFlow para este material (*tabla 4*).

Procesamiento recomendado MoldFlow para ISPLEN PB180 A4M		
Parámetros	Value	Unit
Temperatura superficie del molde	60	°C
Temperatura de masa fundida	235	°C
Intervalo de temp. Superficie molde recomendado	40-80	°C
Intervalo temperatura masa fundida recomendado	180-290	°C
Temperatura absoluta máxima de masa fundida	300	°C
Tª de expulsión	101	°C

Tabla 4. Datos procesado recomendados MoldFlow

¹ Deseamos tener unas condiciones de proceso constantes en todas las piezas para evitar que hayan fluctuaciones debido a las condiciones de proceso.

Aplicados los valores recomendados por MoldFlow en la máquina de inyección y tras la obtención de piezas inyectadas según los criterios de calidad antes mencionados se obtienen unas condiciones óptimas de modelado para cada una de las piezas. Los parámetros que intervienen en la búsqueda de las condiciones óptimas son:

- Tiempo de inyección
- Presión de compactación.
- Tiempo de compactación.

En la *tabla 5* se pueden ver los parámetros de proceso óptimos para cada una de las piezas de validación que han sido inyectadas y cuyos valores promedios son los correspondientes a la *tabla 6*, valores que se emplearán a lo largo del proceso de simulación.

Condiciones iniciales de moldeo			
Nº de pieza	Tiempo de inyección (sg)	Presión en la compactación (Mpa)	Tiempo de compactación (sg)
Pieza 1	0.5	35	6
Pieza 2	0.6	35	7
Pieza 3	0.6	30	7
Pieza 4	0.5	52	6.5
Pieza 5	0.6	38	7
Pieza 6	0.6	35	7

Tabla 5. Condiciones de trabajo preliminares

Condiciones finales de procesado		
Tiempo de inyección (sg)	Presión en la compactación (Mpa)	Tiempo de compactación (sg)
0.6	43	7

Tabla 6. Condiciones seleccionadas de las condiciones preliminares.

El paso definitivo de esta etapa es comprobar que al aplicar estas condiciones de trabajo (*tabla 6*) en todas las piezas de validación, no aparecen síntomas de rechupes ni de rebabas, por lo que se vuelven a inyectar todas las piezas de nuevo con los parámetros de la *tabla 6*,

3. Metodología experimental

la introducción de estos nuevos parámetros en máquina no altera la calidad de las seis piezas inyectadas, por lo que se dan como válidos estos parámetros y quedan definidas las condiciones de trabajo que se aplicarán posteriormente en la simulación de todas las piezas. Las condiciones de trabajo se observan en la tabla siguiente.

Condiciones para las simulaciones				
Tiempo de inyección (sg)	Presión en la compactación (Mpa)	Tiempo de compactación (sg)	Temperatura de fundido (°C)	Temperatura de molde (°C)
0.6	43	7	200	20

Tabla 7. Condiciones de finales de trabajo

3.7. SELECCIÓN DEL CANAL DE ALIMENTACIÓN EN LA SIMULACIÓN.

El aprovechamiento de los moldes implica el uso de las condiciones de los mismos, esto conlleva un problema, y es que se tienen dos moldes con dos sistemas de alimentación distintos, con distintas dimensiones y distintas formas, además para cada una de las configuraciones se emplean sistemas de alimentación distintos dentro de un mismo molde, por lo que se puede decir que se disponen de 4 sistemas de alimentación distintos, esto puede acarrear algún tipo de inexactitud a los estudios de deformación, y además, a la hora de realizar las simulaciones con MoldFlow no se dispone de un criterio de decisión que indique que tipo de sistema de alimentación es el más adecuado, esta situación conduce a que se tiene que diseñar un sistema de alimentación que sea idéntico para todos los estudios de simulación.

El siguiente paso es el de detectar la diferencia en la deformación al emplear los distintos canales de alimentación que aparecen en nuestros moldes, para ello se simula en una de las piezas (*la pieza 1, fig. 40*) los cuatro canales de alimentación distintos que se tienen en los dos moldes y se observarán los datos de la deformación para ver si existe mucha diferencia, si existe una diferencia considerable de deformaciones se deberá escoger uno de los sistemas y aplicarlo a todos los estudios de simulación que se deban realizar eliminado así el efecto que la configuración del canal de alimentación tiene sobre la deformación.

A continuación se puede apreciar en las figuras 52-55 los cuatro bebederos² que se extraen con todas las piezas y la configuración 1 y 3 son de las piezas 1 y 3, y así con el resto de las configuraciones.

² Todas las entradas de material van a ras de pieza, no son submarinas.



Fig. 52. Bebedero correspondiente a las configuraciones 1 y 3

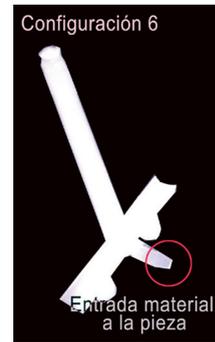


Fig. 53. Bebedero correspondiente a la configuración 6

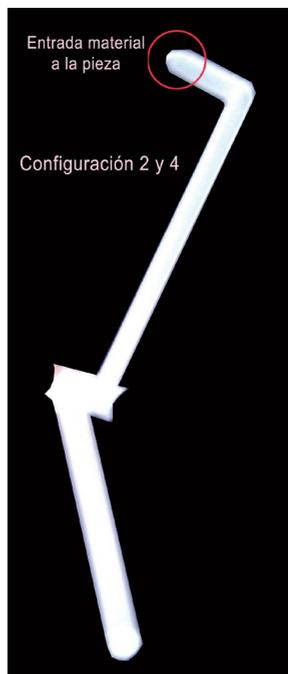


Fig. 54. Bebedero correspondiente a las configuraciones 2 y 4

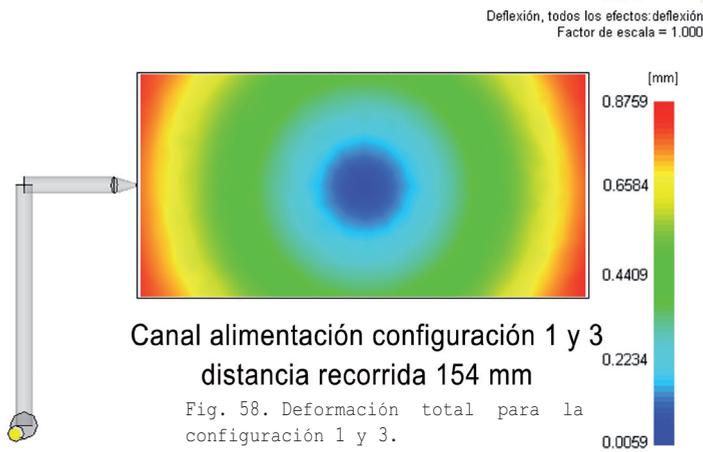
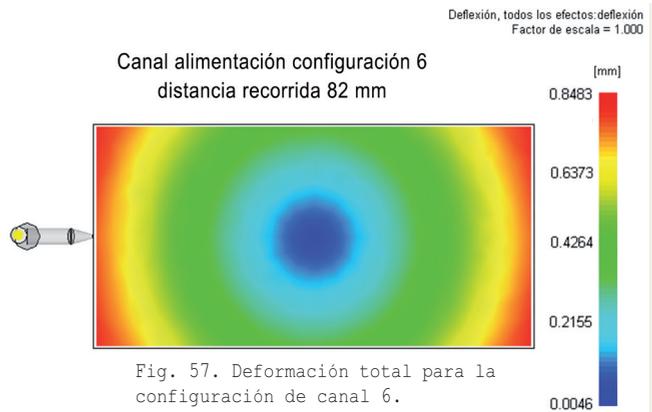
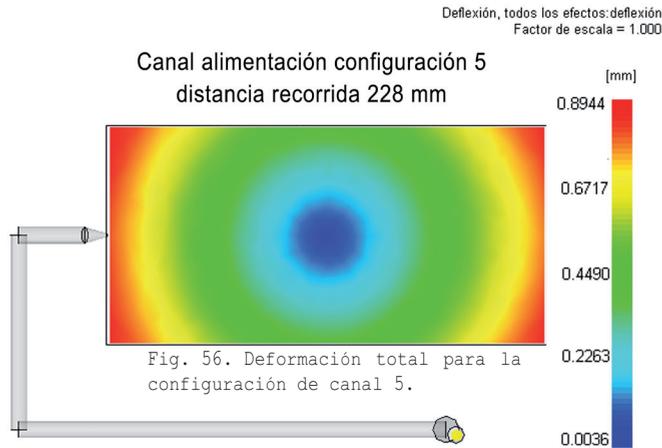


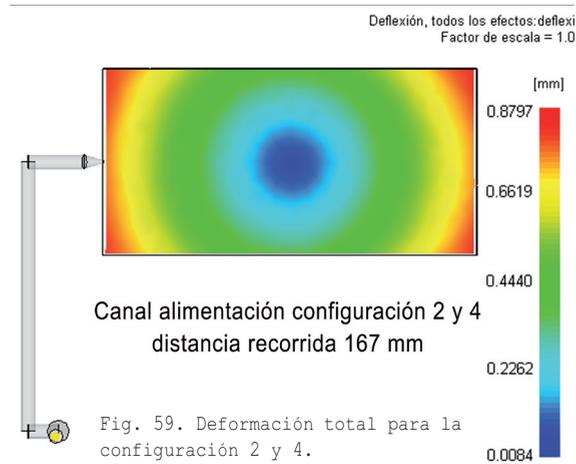
Fig. 55. Bebedero correspondiente a la configuración 5

Se va a simular cada uno de estos canales de alimentación con MoldFlow, y siempre con la misma pieza (*pieza de validación 1*) para ver si existen variaciones en la deformación según el tipo de canal de alimentación, la sección del canal es siempre la misma en los cuatro tipos de canales de alimentación, pero la distancia recorrida por el material varía en los cuatro canales y éste será el factor a estudio.

3. Metodología experimental

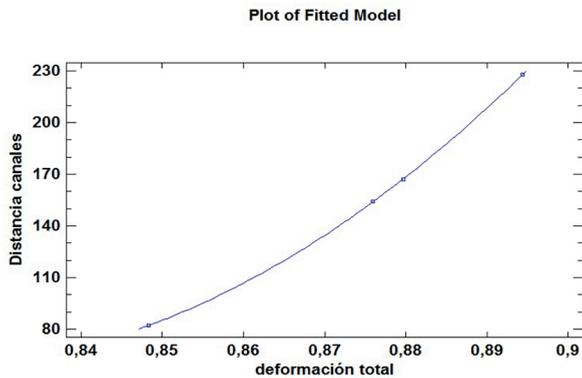
Las simulaciones ofrecen unos resultados muy diferentes en cuanto a la deformación según se aprecia en las *figuras 56, 57, 58, 59*.





Es evidente que existen unas diferencias de deformación a tener en cuenta, de hecho, se puede observar que contra mayor es la longitud del recorrido de flujo dentro de los canales, mayor es la deformación. Esta es una circunstancia que se debe tener en cuenta.

Si se realiza un análisis de regresión entre estas dos variables (*gráfica 7*), longitud de bebedero y deformación se tiene la siguiente información.



Gráfica 7. Distancia del recorrido del canal de alimentación y deformación total

Este análisis indica que a mayor distancia recorrida por el flujo dentro de los canales de distribución de material, mayor es la deformación.

El análisis de la varianza para esta regresión polinómica es el siguiente:

3. Metodología experimental

Análisis de la varianza					
Source	Sum of Squares	Df	Mean Square	F-Ratio	P-Value
Model	10772,6	2	5386,3	37466,68	0,0036
Residual	0,143762	1	0,143762		
Total (Corr.)	10772,8	3			

Tabla 8. ANOVA para el estudio de regresión polinómica.

R-squared = 99,9987 percent
R-squared (adjusted for d.f.) = 99,996 percent
Standard Error of Est. = 0,37916
Mean absolute error = 0,145947
Durbin-Watson statistic = 3,16695 (P=0,8491)
Lag 1 residual autocorrelation = -0,589321
El P-Value en el Anova por debajo de 0,05 indica que es estadísticamente significativa la relación entre la distancia de los canales y la deformación, para un nivel de confianza del 95%.
El R-squared statics indica que el modelo explica un 99,998% de la variabilidad en la distancia de los canales.

Tabla 9. Datos ANOVA para el estudio de regresión polinómica.

El modelo matemático que representa esta relación entre la distancia de recorrido de flujo en el canal de alimentación y la deformación es el siguiente.

$$\text{Distancia canales} = 20642,8 - 50228,6 \cdot \text{deformacion total} + 30639 \cdot \text{deformacion total}^2 (mm)$$

Ecuación 16. Relación distancia canales y deformación

En el apartado anterior se ha demostrado la influencia en la deformación que tiene la longitud del canal de alimentación, este hecho justifica que se tenga que compensar los valores obtenidos en las validaciones de los distintos métodos de modelización empleados dado que los estudios realizados en las distintas piezas rectangulares todas llevan el canal de la configuración 6 con el fin de eliminar factores externos a la forma de la pieza convirtiendo el canal de alimentación en un factor constante. El canal seleccionado para aplicar a todas las deformaciones será el de la *configuración 6 (página 127, figura 53)* por ser el que menor deformación ofrece y por ser más cercano a la realidad.

Para la obtención de los datos a compensar relativos a la diferencia de canal de alimentación se realizan dos simulaciones con cada una de las piezas de validación, una simulación con el mismo canal que se emplea en el molde y otra simulación con el canal de la configuración 6 previsto emplear en todos los estudios. La diferencia entre ambas simulaciones se compensará posteriormente a los resultados obtenidos con los modelos empleados, RNA y RSM.

3.8. DETERMINACIÓN DE LAS VARIABLES DE SALIDA.

Hasta ahora no se ha hablado en profundidad de las variables independientes que se van a analizar con detenimiento en este estudio.

La deformación de la pieza tras ser inyectada es la clave del estudio, esta deformación se da por la contracción de la pieza que ocurre

Datos para compensar la diferencia de deformación por la diferencia de canales de alimentación					
Config.	Tipo deformación	Deformación canal original	Deformación canal config 6	Diferencia a sumar	%
fig. 1	deform. total	0.88	0.8524	0.0276	3.23
	deform x	0.816	0.8014	0.0146	1.82
	deform Y	1.5719	1.5457	0.0262	1.69
fig. 2	deform. total	0.9	0.8686	0.0314	3.61
	deform x	1.5723	1.5593	0.013	0.83
	deform Y	0.7496	0.7216	0.028	3.88
fig. 3	deform. total	1.003	0.9754	0.0276	2.82
	deform x	1.08	0.9874	0.0146	1.49
	deform Y	1.5915	1.4653	0.0262	1.78
fig. 4	deform. total	0.9044	0.873	0.0314	3.59
	deform x	1.5724	1.5594	0.013	0.83
	deform Y	0.8514	0.8234	0.028	3.4
fig. 5	deform. total	1.3332	1.2871	0.0461	3.58
	deform x	0.9726	0.9172	0.0554	6.04
	deform Y	2.3829	2.3289	0.054	2.31
fig. 6	deform. total	1.3121	1.3121	0	0
	deform x	2.462	2.462	0	0
	deform Y	1.0203	1.0203	0	0

Tabla 10. Datos de compensación para la deformación

3. Metodología experimental

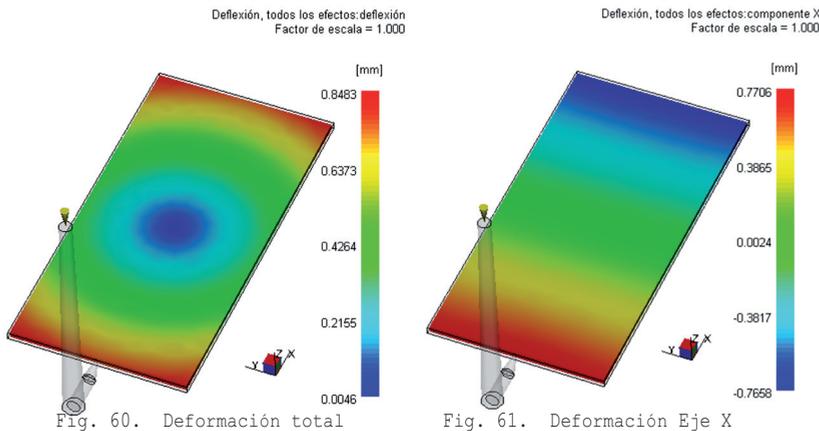
con distinta intensidad dependiendo de la dirección que toma esta contracción con respecto a los ejes de la pieza, esta desigualdad dada en la contracción es la que genera la deformación.

Esta deformación se puede simular con el programa MoldFlow, además MoldFlow, realiza una descomposición de la deformación en las distintas direcciones axiales, X, Y, Z, y además la deformación resultante de las tres deformaciones axiales, esta deformación resultante o total es la suma vectorial de los vectores deformación para cada uno de los ejes que se da en uno de los nodos en sus valores máximos.

El origen de referencia para extraer las coordenadas de desplazamiento se sitúa en el origen del dibujo, a partir del cual se extraen los vectores distancia del punto en cuestión en sus dos posiciones, fija y deformada y a través de una suma de vectores se extraen las distancias relativas al punto fijo, obteniendo así los valores X_p , Y_p , Z_k para la nueva posición del punto deformado.

$$|D_T| = \sqrt{X_i^2 + Y_j^2 + Z_k^2}$$

Ecuación 17. Suma de vectores para la deformación total



A modo de ejemplo, en las imágenes anteriores se muestran la deformación total y la deformación en el eje X para una de las piezas analizadas según MoldFlow.

En las imágenes siguientes se muestra la deformación en el eje Y y en el eje Z según MoldFlow.

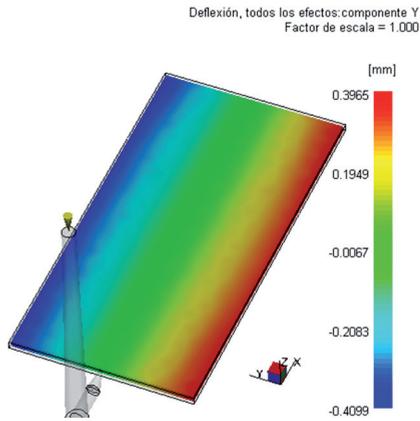


Fig. 62. Deformación Eje Y

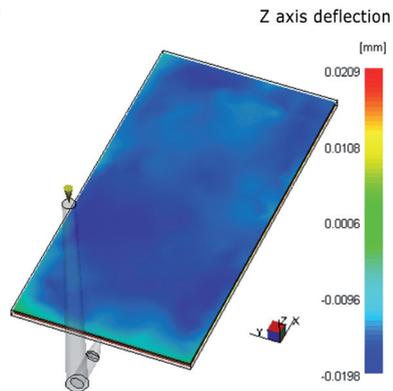


Fig. 63. Deformación Eje Z

Por lo tanto se va a estudiar la deformación en base a tres parámetros:

- **Deformación total:** Se refiere al cambio de posición de un punto de la pieza finalizada su inyección con respecto a ese mismo punto dentro de la cavidad del molde, es la suma de las deformaciones dadas en cada uno de los ejes por ese mismo punto. Sólo se tendrán en cuenta las deformaciones máximas y la localización de éstas. (*Figura 60*)
- **Deformación en dirección eje X:** Se refiere al cambio de posición en la dirección X de un punto de una pieza con respecto a la posición que ocupa en la cavidad del molde, en este caso el programa de simulación ofrece dos datos, uno positivo y el otro negativo, se considerará la suma de ambos en valores absolutos. (*Figura 61*).
- **Deformación en dirección eje Y:** Se refiere al cambio de posición en la dirección Y de un punto de una pieza con respecto a la posición que ocupa en la cavidad del molde, en este caso el programa de simulación ofrece dos datos, uno positivo y el otro negativo, se considerará la suma de ambos en valores absolutos. (*Figura 62*).

En cuanto a la deformación en la dirección eje Z que se refiere al cambio de posición en la dirección Z de un punto de una pieza con respecto a la posición que ocupa en la cavidad del molde, en este caso, dado que la deformación en este eje es muy baja, no se tiene en cuenta. (*Figura 63*).

Al analizar las figuras anteriores (*figuras 60-63*) se puede diferenciar las zonas en rojo que equivalen a la máxima deformación que se da en el lado positivo del eje en cuestión, mientras que las zonas azules corresponden a las deformaciones máximas que se dan en la dirección negativa del eje que se estudia. Las tonalidades intermedias entre estos colores indican valores de deformación inferiores a los ya citados, y más concretamente el color verde que indica una deformación nula, o valores mínimos de deformación.

3.9. SELECCIÓN DE LA FAMILIA DE LAS PIEZAS A SIMULAR CON MOLDFLOW

Llegados a este punto donde ya se tiene claro el tipo de pieza a estudiar, los parámetros de trabajo, los moldes preparados, el material seleccionado, etc, el siguiente paso es definir cuales van a ser las piezas que van a servir para dar cuerpo a nuestros modelos predictivos, los modelos se extraen a través de los métodos de la red neuronal artificial (en los sucesivo RNA) y el método de superficies respuesta (en lo sucesivo RSM), donde en el apartado de introducción del presente trabajo ya se hizo una explicación detallada de la consistencia de estos dos métodos.

Para ambos métodos y más aún para la RNA la incorporación de datos a la RED es necesaria para poder aplicar el método, es más, la eficacia del método depende de la cantidad de datos introducidos, a mayor cantidad de datos, más eficacia, además la RNA requiere de dos tipos de datos para realizar dos funciones distintas, la primera de entrenamiento por lo que necesitará una serie de datos, la segunda función será la de validación, donde requerirá de otros datos de deformación además de los empleados en la fase de entrenamiento. En el caso de la RSM, no es necesario tantos datos pues se pueden emplear diseños factoriales para experimentos y reducir en gran parte el número de datos, aunque en este caso se va a emplear un diseño factorial completo con todos los datos, ya que se ampliará el estudio con una comparativa entre ambos métodos y es correcto que ambos métodos empleen los mismos datos.

Para dar respuesta a esta demanda de datos para el modelizado de nuestro proceso se va a diseñar una partida de piezas que ofrezcan datos referidos a la deformación. El presente apartado trata del proceso escogido para la selección de dichas piezas rectangulares.

Lo primero que se desea analizar es de qué manera afecta cada una de las variables de entrada a la deformación, para ello se crearán ejemplos de piezas en los cuales se mantenga constantes dos de las tres variables de entrada (recorrido de flujo, tangente del recorrido de flujo y espesor), se empieza analizando la variable del recorrido de flujo y para ello se exponen los siguientes modelos³ (fig. 64).

En la figura 64 se presentan estos 5 modelos en los cuales se analizará la deformación con la variación del recorrido de flujo bajo el mantenimiento constante de la tangente del recorrido y el espesor.

Se trata de 5 rectángulos semejantes cuyas dimensiones se expresan en la tabla 11. La nomenclatura aplicada es simple, llamando rectángulo 1 al más pequeño y rectángulo 5 al más grande. Al ser semejantes todos tienen el mismo valor para la tangente del recorrido de flujo cuyo valor es de 5,71 (80°) y también tienen un espesor constante de 2 mm, la línea oblicua roja representa el recorrido de flujo.

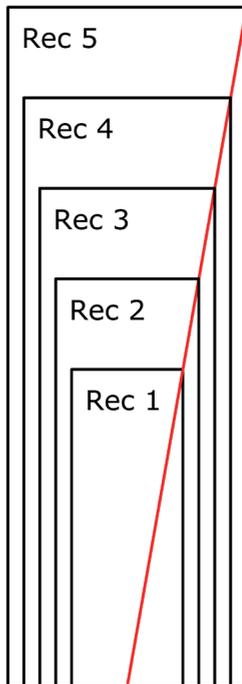


Fig. 64. Rectángulos iniciales

Dimensiones de los rectángulos iniciales.			
Nº Recta.	Alto	Largo	Recorrido flujo
REC. 1	14	40	40,61
REC. 2	18	51,43	52,21
REC. 3	22	62,86	63,85
REC. 4	26	74,29	75,42
REC. 5	30	85,71	87,01

Tabla 11. Dimensiones rectángulos iniciales

Para la selección de estos rectángulos se han tenido en cuenta geometrías derivadas de piezas comerciales, por ejemplo el rectángulo 1 corresponde a la carcasa de un *pendrive*, cuyas medidas se han retocado ligeramente para que coincidan con la característica de triángulo semejante.

Ya se tienen los rectángulos seleccionados para estudiar la deformación mediante la influencia del factor del recorrido de flujo con

³ En este apartado no se exponen los resultados dado que para ello se tiene un capítulo específico para ello, en este apartado solo explicamos los métodos de selección de las piezas "probeta".

3. Metodología experimental

el valor de la tangente de flujo y espesor constante, el siguiente paso será ver la variabilidad de la deformación atendiendo a la variabilidad del factor de forma de la tangente del recorrido.

Se ha tomado el rectángulo 5 de los expuestos anteriormente (*fig 64*) y con la misma distancia de recorrido de flujo se han obtenido 5 rectángulos más en los cuales se analizará la influencia del valor de la tangente en la deformación.

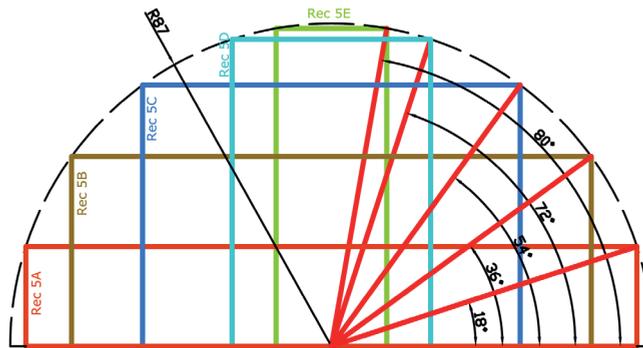


Fig. 65. Rectángulos iniciales para el análisis de la deformación bajo la variación de la tangente

En la *tabla 12* se tienen las medidas y los valores que toma la tangente para cada uno de los rectángulos donde se analiza la influencia de la tangente sobre la deformación manteniendo el valor del recorrido de flujo y del espesor constantes.

Dimensiones de los rectángulos iniciales.			
Nº Recta.	alto	largo	Tangente
REC. 5A	165,52	26,89	0,32
REC. 5B	140,8	51,15	0,73
REC. 5C	102,29	70,4	1,38
REC. 5D	53,78	82,76	3,08
REC. 5E	30	85,71	5,71

Tabla 12. Dimensiones rectángulos iniciales según tangente.

El siguiente estudio que se realizará será el análisis de la deformación modificando los valores del espesor, manteniendo fijas las otras dos variables.

En cuanto al espesor éste toma un rango de valores tomado de la medición de piezas reales, teniendo un máximo de 2,5 y mínimo de 1 mm.

Para el análisis independiente del espesor se tomará el rectángulo 5A de la serie anterior (*fig. 65*) y se estudiará su influencia sobre la deformación empleando los valores de 1 mm, 1,5 mm, 2 mm, 2,5 mm.

Todo estos análisis solo sirven para obtener la influencia independiente de cada uno de los factores de entrada y que se realizará a través de análisis de regresión, pero esto por sí solo no es suficiente para el estudio de unas variables de salida, se ha de analizar el sistema completo atendiendo a la influencia de todas las variables de entrada actuando conjuntamente, en este segundo apartado, es donde entra en juego los métodos de modelado y se requiere de nuevos rectángulos para alimentar de datos los modelos predictivos que se van a utilizar.

La forma de operar para obtención de los rectángulos será aprovechando los rectángulos ya seleccionados en la fase anterior correspondiente al análisis de la deformación tomando el factor del recorrido como variable de entrada (*Fig. 64*), donde se tomaba el rectángulo 5 y aprovechando su longitud del recorrido de flujo, se extraían 5 rectángulos más modificando el valor de la tangente, este proceso será el mismo en los rectángulos 1, 2, 3 y 4 de la *Fig. 64*.

Obteniendo así las siguientes familias de piezas rectangulares.

Los datos correspondientes a los rectángulos son los siguientes:

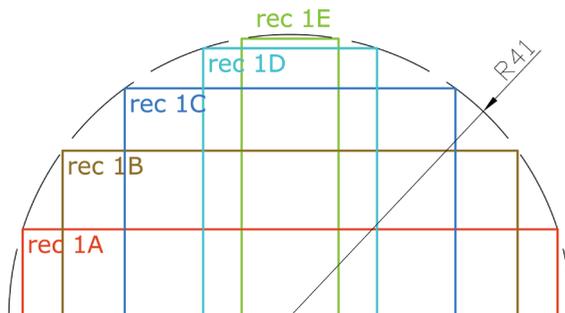


Fig. 66. Rectángulos SERIE 1, el rectángulo Rec 1E corresponde al rectángulo 1 de la figura 64, con el mismo valor de la tangente del recorrido de este rectángulo se obtienen los rectángulos 1A, 1B, 1C, y 1D.

3. Metodología experimental

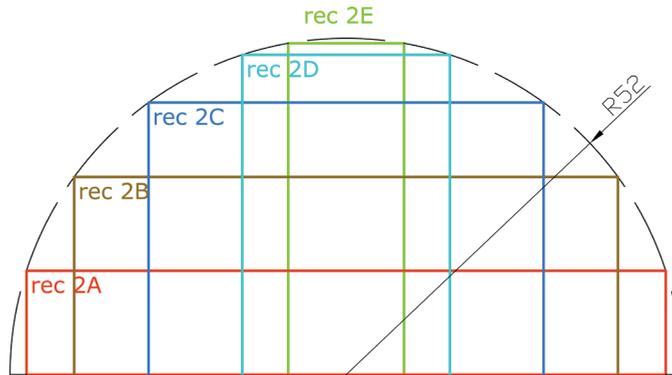


Fig. 67. Rectángulos SERIE 2

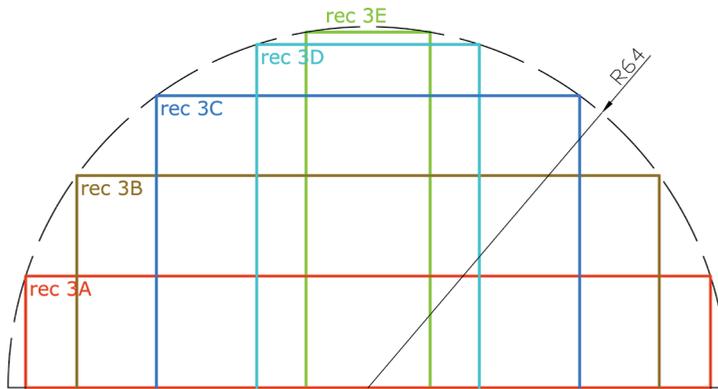


Fig. 68. Rectángulos SERIE 3

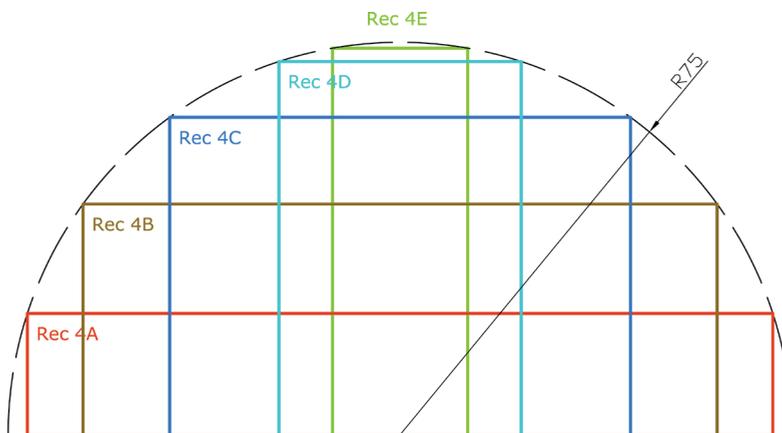


Fig. 69. Rectángulos SERIE 4

Si además a estos 25 nuevos rectángulos se analizan con los cuatro valores del rango de espesores se tiene entonces un total de 100 rectángulos a analizar.

Dimensiones de los rectángulos SERIE 1				
Nº Recta.	Alto	Largo	Recorrido	Tangente
REC. 1A	77,24	12,55	40,61	0,32
REC. 1B	65,7	23,87	40,61	0,73
REC. 1C	47,67	32,85	40,61	1,38
REC. 1D	25,1	38,62	40,61	3,08
REC. 1E	14	40	40,61	5,71

Tabla 13.Dimensiones rectángulos Serie 1

Dimensiones de los rectángulos SERIE 2				
Nº Recta.	Alto	Largo	Recorrido	Tangente
REC. 2A	93,31	16,13	52,21	0,32
REC. 2B	84,48	30,69	52,21	0,73
REC. 2C	61,38	42,24	52,21	1,38
REC. 2D	32,27	49,65	52,21	3,08
REC. 2E	18	51,43	52,21	5,71

Tabla 14.Dimensiones rectángulos Serie 2

Dimensiones de los rectángulos SERIE 3				
Nº Recta.	Alto	Largo	Recorrido	Tangente
REC. 3A	121,38	19,72	63,85	0,32
REC. 3B	103,25	37,51	63,85	0,73
REC. 3C	75,02	51,63	63,85	1,38
REC. 3D	39,44	60,69	63,85	3,08
REC. 3E	22	62,86	63,85	5,71

Tabla 15.Dimensiones rectángulos Serie 3

Dimensiones de los rectángulos SERIE 4				
Nº Recta.	Alto	Largo	Recorrido	Tangente
REC. 4A	143,45	23,3	75,42	0,32
REC. 4B	122,02	44,33	75,42	0,73
REC. 4C	88,66	61,01	75,42	1,38
REC. 4D	46,61	71,72	75,42	3,08
REC. 4E	26	74,29	75,42	5,71

Tabla 16.Dimensiones rectángulos Serie 4

3. Metodología experimental

Dimensiones de los rectángulos SERIE 5				
Nº Recta.	Alto	Largo	Recorrido	Tangente
REC. 5A	165,52	26,89	87,01	0,32
REC. 5B	140,8	51,15	87,01	0,73
REC. 5C	102,29	70,4	87,01	1,38
REC. 5D	53,78	82,76	87,01	3,08
REC. 5E	30	85,71	87,01	5,71

Tabla 17. Dimensiones rectángulos Serie 5

Y si además estos 100 rectángulos se giran y se inyectan por el punto central del lado adyacente se obtienen 100 nuevas configuraciones con sus nuevos valores de tangentes y nuevos valores de recorrido de flujo, (fig 70).

En la figura 70 se ve como un mismo rectángulo puede ser alimentado por dos puntos A y B obteniéndose dos valores distintos de recorrido de flujo y de tangente.

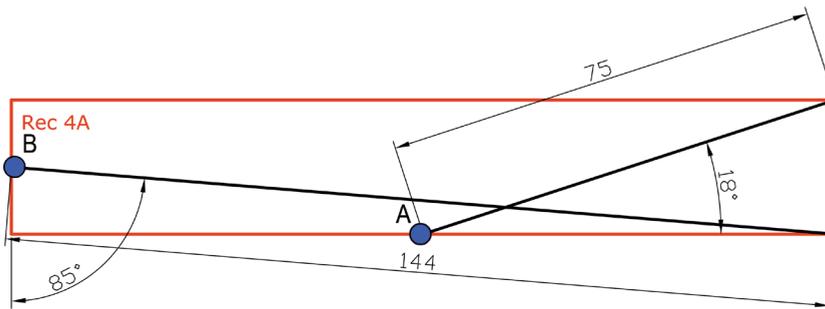


Fig. 70. Configuraciones distintas para una misma pieza según inyectemos por un lado o por otro.

- Si se inyecta por el punto A se obtienen 75 mm de recorrido de flujo y un valor de tangente de 0,32.
- Si se inyecta por el punto B se obtienen 144 del valor de recorrido de flujo y un valor de tangente de 11,43.

Se dispone por el momento de 200 rectángulos organizados por 10 series distintas y se tiene lo siguiente⁴:

⁴ Recomendaciones para obtener una tipología de la RNA

- De acuerdo con Hecht-Neilson^[85] basado en el teorema de Kolmogorov “ El número de neuronas en la capa oculta no requieren ser más grande que dos veces el número de entradas”.
- De acuerdo con Baum y Haussler^[83], el número de ejemplos de entrenamiento requeridos es aproximadamente igual al número de pesos en la red multiplicado por el inverso del error.

En base a lo anterior se va a comprobar que en principio el número de ejemplos de entrenamiento necesario para la modelización con la red neuronal es el correcto según las recomendaciones.

$$p_i \cong W \cdot \frac{1}{\epsilon} \quad 0 < \epsilon < 0,125$$

Ecuación 18. Número de ejemplos de entrenamiento

Si se parte de la idea de que se dispone de tres entradas (espesor, recorrido de flujo y la tangente que toma el recorrido de flujo) y el número de neuronas que toma la capa oculta de la RNA no debe ser superior a dos veces el número de entradas, se tiene, que en principio el número de neuronas en nuestra capa oculta no será superior a 6 neuronas (en este caso se aplican 4 neuronas en la capa oculta), por otro lado según Baum y Haussler el número de ejemplos de entrenamiento para una RNA debe ser aproximado al producto de los pesos por la inversa del error, el número de peso es conocido dado que se tienen 4 neuronas en la capa oculta, 3 variables de entrada y tres de salida, por lo que $3 \times 4 + 12 = 24$ el número de pesos (w), en cuanto al error (E) aún es un dato por definir, pero se aplicará un error de 0,125 (*valor máximo según la ecuación 18*), por lo que el número de ejemplos de entrenamiento será de:

$$p_i = W \cdot \frac{1}{\epsilon} = 24 \cdot \frac{1}{0,125} = 192$$

Ecuación 19. Calculo del número de ejemplos de entrenamiento

Sería suficiente con los 200 casos, pero para aumentar en precisión se introducen 20 ejemplos más, en este caso se van a seleccionar de forma arbitraria, pero teniendo en cuenta que los valores de los factores de entrada se encuentre dentro de los rango establecidos en los 200 ejemplos iniciales (*tabla 18*).

3. Metodología experimental

Dimensiones de los ejemplos de entrenamiento para RNA					
Nº Recta.	Alto	Largo	Espesor	Recorrido	Tangente
Validación 1	110	21	1,6	58,87	0,38
Validación 2	21	110	1,5	110,50	10,47
Validación 3	18	69	1,4	69,58	7,66
Validación 4	69	18	1,3	38,91	0,52
Validación 5	22	26	1,2	28,23	2,36
Validación 6	26	22	1,1	25,55	1,69
Validación 7	109	48	1	72,62	0,88
Validación 8	48	109	1,7	111,61	4,54
Validación 9	35	164	1,8	164,93	9,37
Validación 10	164	35	1,9	89,16	0,42
Validación 11	33	52	2	54,56	3,15
Validación 12	52	33	2,1	42,01	1,27
Validación 13	83	21	2,2	46,51	0,51
Validación 14	21	83	2,3	83,66	7,90
Validación 15	54	41	2,5	49,09	1,52
Validación 16	41	54	2,4	57,76	2,63
Validación 17	26	43	1,1	44,92	3,31
Validación 18	43	26	1,5	33,74	1,21
Validación 19	49	17	1,4	29,82	0,69
Validación 20	17	49	2	49,73	5,76

Tabla 18. Dimensiones de 20 rectángulos más para entrenamiento de la RNA

Se necesitan algunos ejemplos más para realizar la etapa de validación dentro de la RNA, en cuanto a la cantidad de ejemplos de validación a aplicar tras haber revisado numerosa bibliografía al respecto, en ningún lugar se cita el número de ejemplos de validación simplemente recalcan que contra mayor número de ejemplos a validar menor será el error de generalización, en algunos artículos revisados^[84] aplican un 10% de los ejemplos de entrenamiento como ejemplos de validación.

Los ejemplos para la validación serán escogidos al azar, pero manteniendo unas dimensiones dentro de los rangos obtenidos en los ejemplos de entrenamiento.

En la *tabla 19* se dispone de las medidas y valores adjudicados a estos nuevos rectángulos que servirán de ejemplos de validación.

Dimensiones de los ejemplos de validación para RNA					
Nº Recta.	Alto	Largo	Espesor	Recorrido	Tangente
Validación 1	39,68	52,03	1	55,68	2,62
Validación 2	52,03	39,68	1,1	47,45	1,53
Validación 3	160	35	1,2	87,32	0,44
Validación 4	35	160	1,3	160,95	9,14
Validación 5	69,29	24,04	1,4	42,17	0,69
Validación 6	24,04	69,29	1,5	70,32	5,76
Validación 7	47,95	38,81	1,6	45,62	1,62
Validación 8	38,81	47,95	1,7	51,73	2,47
Validación 9	19,01	51,2	1,8	52,07	5,39
Validación 10	51,2	19,01	1,9	31,89	0,74
Validación 11	15	55	2	55,51	7,33
Validación 12	55	15	2,1	31,32	0,55
Validación 13	25	125	2,2	125,62	10,00
Validación 14	125	25	2,3	67,31	0,40
Validación 15	17,5	85	2,4	85,45	9,71
Validación 16	85	17,5	2,5	45,96	0,41
Validación 17	47,95	14,04	2,1	27,78	0,59
Validación 18	14,04	47,95	1,5	48,46	6,83
Validación 19	90	50	1,6	67,27	1,11
Validación 20	50	90	2,3	93,41	3,60

Tabla 19. Dimensiones de 20 rectángulos más para la fase de entrenamiento

En total se tienen 220 ejemplos para la etapa de entrenamiento (training test), y también 20 ejemplos para la etapa de validación (validating test), no basta con haberlos definido, hay que hacerlos operativos para que puedan ser simulados con el software CAE, lo cual lleva otra etapa posterior de modelado de las figuras que se realizará a través de software SolidWorks donde se modelarán cada uno de los 240 rectángulos.

Una vez convertidos en sólidos practicables, se procede a realizar la simulación con MoldFlow, obteniendo así los valores de la deformación, con los datos obtenidos, se modelará el proceso con la ayuda de RNA y RSM.

Los rangos de estudio que se tienen para todos los rectángulos son los de la *tabla 20*.

3. Metodología experimental

Rangos de trabajo			
	Espesor	Recorrido	Tangente
max	2,5	166,07	12,31
min	1	24,41	0,32

Tabla 20. Rangos de trabajo de las variables de entrada

3.10. CONSTRUCCIÓN DE LOS MODELOS PARA SIMULACIÓN

Una vez se tienen todos los rectángulos con sus dimensiones para realizar la simulación y obtener con MoldFlow los datos relativos a la deformación y previo a la ejecución de dichas simulaciones se ha de crear el sólido con las medidas del rectángulo, esta operación se realizará para los 240 rectángulos y con las dimensiones marcadas en las tablas anteriores.

Después de haber construido los rectángulos y con el fin de que se puedan simular con MoldFlow, se tienen que convertir los archivos de solidworks en archivos con un formato estándar de prototipado rápido como es el archivo STL.

Este tipo de archivo utiliza una malla de pequeños triángulos sobre las superficies para definir la forma del objeto, para que un objeto definido en un archivo STL se construya correctamente los triángulos deben encajar perfectamente entre ellos sin huecos ni superposiciones.

El STL es un formato estándar para la mayor parte de los programas de CAD y el número de triángulos a utilizar puede ser definido por el usuario, restableciéndose una pugna entre el detalle y el tamaño del archivo, en este caso al carecer de superficies curvas las piezas a estudio, no se requiere de un nivel de detalle excesivo.

Para la construcción de las piezas a simular, no se ha tenido en cuenta ángulos de salida y simplemente se ha procedido a dar espesor a un croquis para su transformación en sólido.

Una consideración tenida en cuenta es que para evitar tener que girar el sólido con el fin de tener el eje Z del moldflow coincidente con la dirección del eje Z de la pieza, arrancamos directamente desde el plano de alzado al inicio de la construcción del rectángulo con el Solidworks.

Si bien el proceso de creación del rectángulo es muy sencillo, resulta algo tedioso al realizar la misma operación 240 veces.

En la *figura 71* se muestra esquemáticamente el proceso de creación de uno de los rectángulos con Solidworks, y que es el mismo proceso para cada uno de los rectángulos.

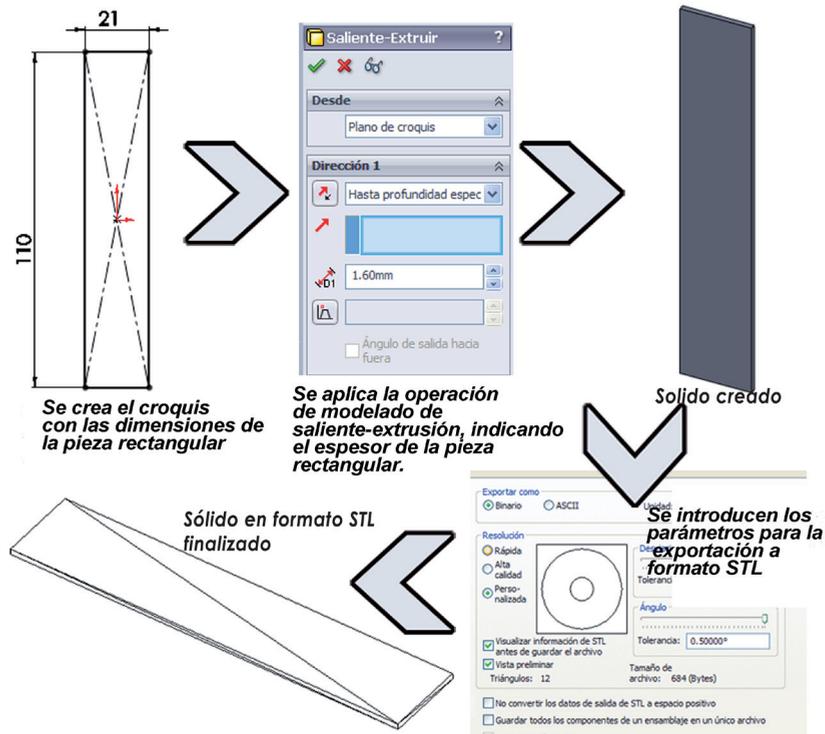


Fig. 71. Esquema básico de la construcción del modelo y conversión a fichero STL a través de SolidWorks

3.11. REALIZAR ESTUDIOS DE SIMULACIÓN

En este apartado se explica escuetamente como se han realizado uno de los estudios de simulación de la inyección a través del software MoldFlow. El proceso empleado será el mismo para cada uno de los rectángulos realizados.

Con la pieza a simular ya en formato STL, se procede a abrirla desde el programa MoldFlow, creándose un nuevo estudio (*fig 72*).

3. Metodología experimental

El siguiente paso será realizar el mallado de la pieza, en nuestro caso al ser una pieza rectangular y simple, sin curvas y sin necesidad de grandes detalles, se han escogido unos parámetros bajos de triangulación, en este caso 4 mm para la longitud del borde global, y 0,4 mm para la altura de cuerda (fig.73).

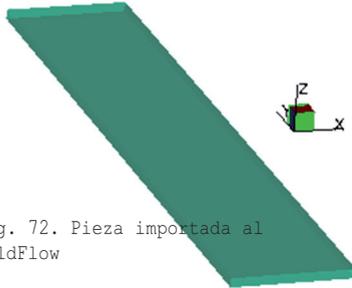


Fig. 72. Pieza importada al MoldFlow

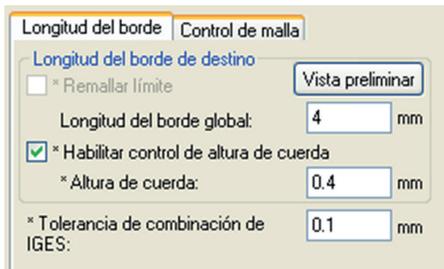


Fig. 73. Parámetros para el mallado

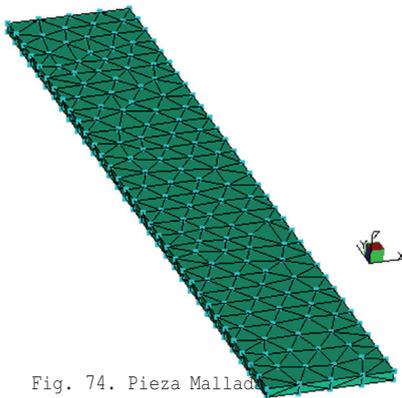


Fig. 74. Pieza Mallada

La longitud del borde global, es el valor del tamaño del triángulo, contra mayor sea este valor menos detalle, el parámetro de la altura de cuerda sería la altura mínima que debe tomar el triángulo, los valores están entre un 10 y 20% de la longitud del borde global, ambos parámetros definen la relación de aspecto. Si esta relación de aspecto es muy elevada, generará problemas en el análisis.

Ya resueltos los valores aplicados a la malla, se procede a ejecutar el mallado de la pieza. Con la pieza ya mallada, se procede a indicarle que tipo de análisis se quiere desarrollar, como ya se tienen claros los parámetros de inyección dado que se extrajeron en fases anteriores se aplica directamente el estudio de *llenado+compactación+deformación*.

Aclaraciones con respecto al mallado

La malla empleada en los primeros estudios de simulación es la malla *dual domain*, tras realizar los primeros estudios comparativos de la deformación salida de la simulación con los datos sa-

lidos de las piezas inyectadas, nos dimos cuenta de que existía cierta incoherencia con los datos, siendo los datos de la deformación dados por la simulación muy superiores a los dados con las piezas reales.

Para corregir estas desviaciones se modificó el tipo de malla pasándola a malla 3D, la diferencia entre malla dual domain y malla 3D es que la primera divide las superficies del objeto en triángulos planos, mientras que la malla 3D divide el volumen del objeto en tetraedros, haciendo del análisis más preciso pero más lento.

La diferencia de valores entre ambos tipos de malla se muestra en la tabla siguiente (tabla 21):

Comparativa Malla Dual Domain vs Malla 3D				
	Dual Domain		3D	
Nº Recta.	DX	DY	DX	DY
Ejemplo 1	1.67	1.05	1.54	0.807
Ejemplo 2	2.03	1.2314	1.56	0.79
Ejemplo 3	1.68	1.27	1.529	0.99
Ejemplo 4	2.01	1.26	1.56	0.79
Ejemplo 5	2.6	1.2622	2.37	0.97
Ejemplo 6	3.13	1.59	2.4	1

Tabla 21. Comparativa entre las malla Dual Domain y la malla 3D

Los datos ofrecidos con la malla 3D son más adecuados que los datos extraídos con la malla Dual Domain. En el siguiente gráfico se observan mejor las diferencias (graf. 8 y 9).

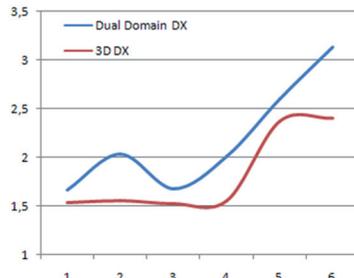


Gráfico 8. Comparativa entre las malla Dual Domain y la malla 3D deformación X

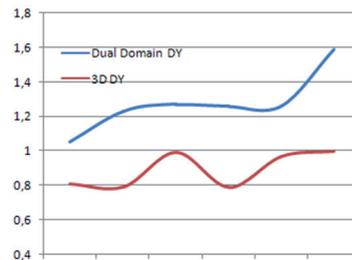


Gráfico 9. Comparativa entre las malla Dual Domain y la malla 3D deformación Y

Selección del material en MoldFlow

Ahora se va a introducir el material con el que se va a realizar las simulaciones, en este caso será el Polipropileno ISPLEN PB 180, como este material está dentro de la base de datos del MoldFlow, automáticamente tomará sus valores de procesamiento (fig. 75).



Fig. 75. Selección del material en MoldFlow

El siguiente paso será aplicar el punto por donde entra el material, como el material circula a través de un canal de alimentación, se ha de crear ese canal a través de las herramientas de modelado, en todas las simulaciones se ha construido el mismo canal de alimentación para discriminar efectos secundarios que desvirtúen las comparativas.

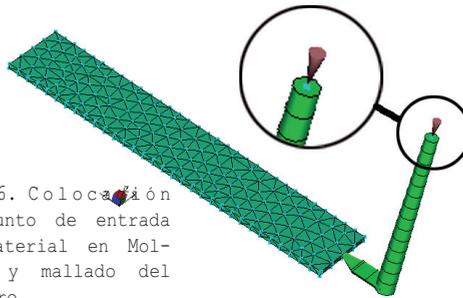


Fig. 76. Colocación del punto de entrada del material en MoldFlow y mallado del bebedero

Una vez finalizado el bebedero se debe mallar de la misma forma que se hizo con la pieza.

Ahora se sitúa el lugar donde irá el punto de inyección, que se coloca sobre el bebedero (fig. 76).

Por último se tienen que introducir los parámetros de control del proceso, que estos ya se definieron anteriormente en el apartado 3.6, estos parámetros son (fig. 77):

- Temperatura del molde y temperatura del fundido.
- Velocidad de inyección.
- Presión y tiempo de compactación.

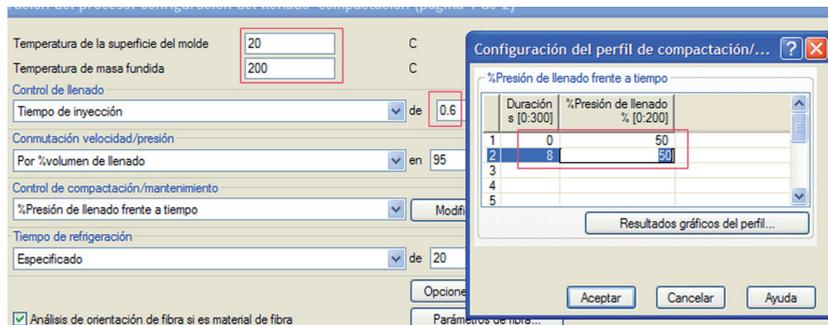


Fig. 77. Introducción de parámetros de proceso en MoldFlow

Por último se selecciona “iniciar análisis”. El análisis ya está realizado, solo falta analizar los resultados (fig. 78).

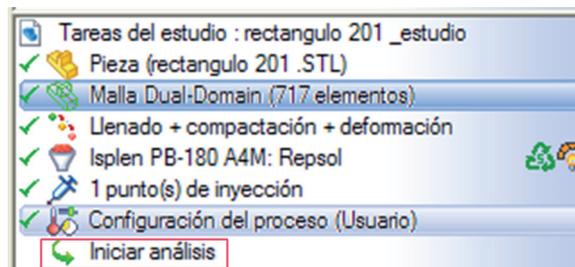


Fig. 78. Captura pantalla MoldFlow Iniciar análisis

En cuanto a los resultados decir que solo se analizan los derivados de las deformaciones o deflexiones, y solo se tienen en cuenta la información relativa a la deformación total, la deformación en X y la deformación en Y.

3. Metodología experimental

En el caso de la deformación total solo se toma el valor máximo (enmarcado en rojo en fig. 79), en el caso de la deformación X, se toma la suma de los valores máximo y mínimo, en sus valores absolutos, y en el caso de la deformación en Y se hace lo mismo lo mismo (fig 80).

Deflexión, todos los efectos: deflexión
Factor de escala = 1.000

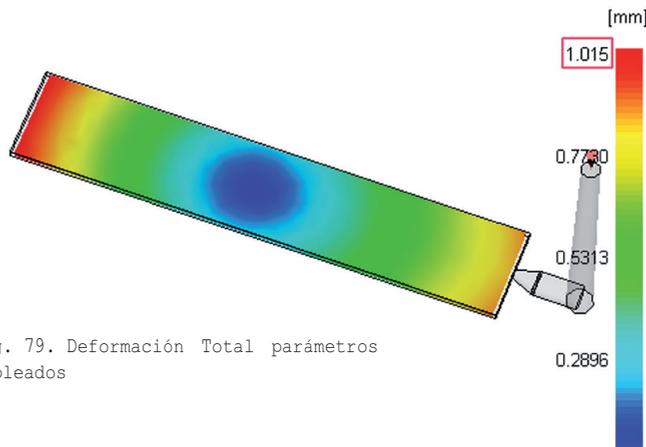


Fig. 79. Deformación Total parámetros empleados

Deflexión, todos los efectos: componente X
Factor de escala = 1.000

Deflexión, todos los efectos: componente Y
Factor de escala = 1.000

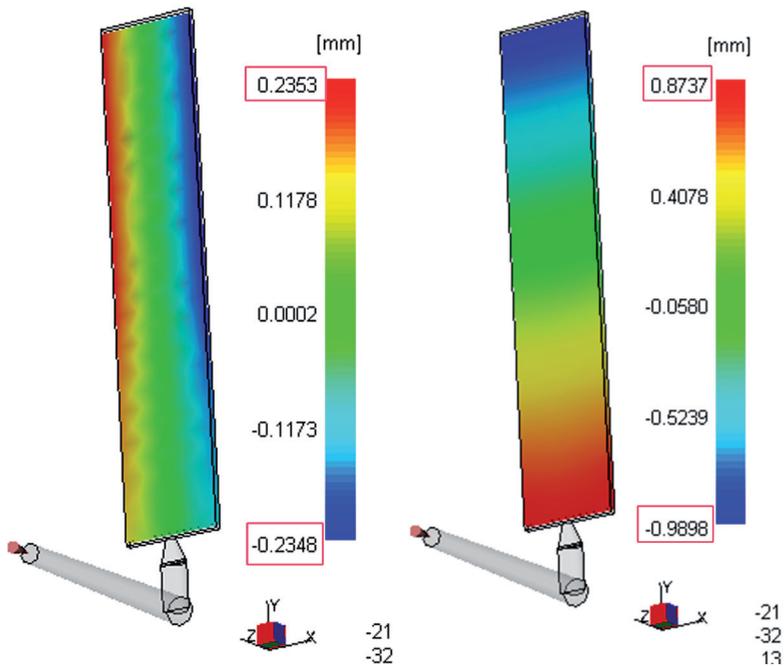


Fig. 80. Deformación X y Y parámetros empleados

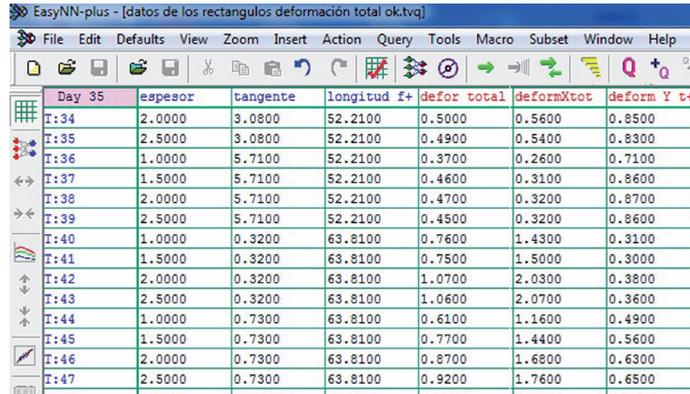
Este proceso es el mismo que se ha empleado con todos los rectángulos, incluidos parámetros y canales de alimentación.

Con este último paso se da por finalizada la etapa de preparación, se tienen realizados todos los estudios de simulación con los parámetros adecuados y los datos correspondientes a la deformación los cuales se han ido introduciendo en una hoja de calculo de Excel para poder posteriormente manipular los datos y trasladarlos a otros programas.

Ya se puede dar paso a la siguiente etapa de modelización, pero antes se ha de optimizar la RNA esta es una etapa de preparación y por consiguiente viene en el presente capítulo de metodología experimental.

3.12. OPTIMIZACIÓN DE LA RED NEURONAL.

Los datos correspondientes a los factores de entrada y a los factores de salida se trasladan de una hoja de calculo al programa de Easy NN, programa para el modelado de Redes Neuronales artificiales.



Day 35	espesor	tangente	longitud f+	defor total	deformaXtot	deforma Y t+
T:34	2.0000	3.0800	52.2100	0.5000	0.5600	0.8500
T:35	2.5000	3.0800	52.2100	0.4900	0.5400	0.8300
T:36	1.0000	5.7100	52.2100	0.3700	0.2600	0.7100
T:37	1.5000	5.7100	52.2100	0.4600	0.3100	0.8600
T:38	2.0000	5.7100	52.2100	0.4700	0.3200	0.8700
T:39	2.5000	5.7100	52.2100	0.4500	0.3200	0.8600
T:40	1.0000	0.3200	63.8100	0.7600	1.4300	0.3100
T:41	1.5000	0.3200	63.8100	0.7500	1.5000	0.3000
T:42	2.0000	0.3200	63.8100	1.0700	2.0300	0.3800
T:43	2.5000	0.3200	63.8100	1.0600	2.0700	0.3600
T:44	1.0000	0.7300	63.8100	0.6100	1.1600	0.4900
T:45	1.5000	0.7300	63.8100	0.7700	1.4400	0.5600
T:46	2.0000	0.7300	63.8100	0.8700	1.6800	0.6300
T:47	2.5000	0.7300	63.8100	0.9200	1.7600	0.6500

Fig. 81. Datos introducidos en EasyNN

Con los datos introducidos⁵ en la RNA, posteriormente se le indica al programa cual es la naturaleza y la función de cada columna y cada fila. Se hará a través del menú *edit grid* (fig 82). Las filas son los ejemplos y se tiene que indicar al programa si se trata de un entrenamiento, de una validación, una consulta o bien excluirlo del análisis.

⁵ No es posible introducir los datos directamente desde Excel, hay que introducirlos uno a uno en Easy NN.

3. Metodología experimental

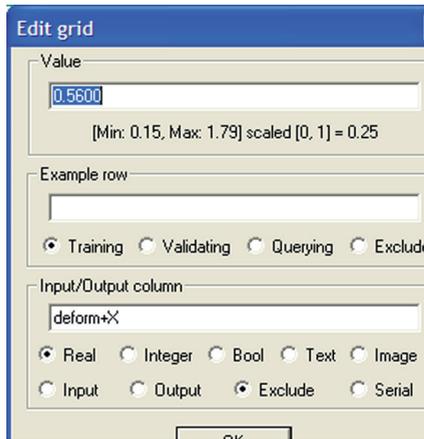


Fig. 82. Menú Edit grid

Para las columnas se definirá si se trata de una variable de entrada o una variable de salida.

En nuestro caso inicialmente se han tomado los datos previstos para la validación y se han excluido por que primero se va a analizar el error que se tiene con los ejemplos de entrenamiento.

El optimizado de una RNA es la obtención del número de capas ocultas y el número de

neuronas que tienen estas capas que mejor error de generalización me ofrezca, este es un proceso completamente empírico, aunque se dispone de algunas reglas de recomendación para como empezar el proceso de optimización y que se describen a continuación:

- Cuanto mayor es el número de neuronas, mayor es la precisión pero menor es la generalización, debe existir un compromiso entre ambas cualidades.
- Según Hecht-Neilsen ^[85], solo se requieren tres capas pero el uso de una capa extra reducirá el número total de neuronas en las capas ocultas.
- El número inicial de neuronas en la capa oculta se puede determinar por la expresión siguiente:

$$h = \sqrt{M \cdot N} = \sqrt{3 \cdot 3} = 3$$

Ecuación 20. Expresión para el número inicial de neuronas

Siendo:

h= el número de neuronas inicial.

M= número de entradas (3).

N= número de salidas (3).

Según lo anterior se inicia probando con una capa oculta con 3 neuronas, pero el programa EasyNN no permite un número impar de

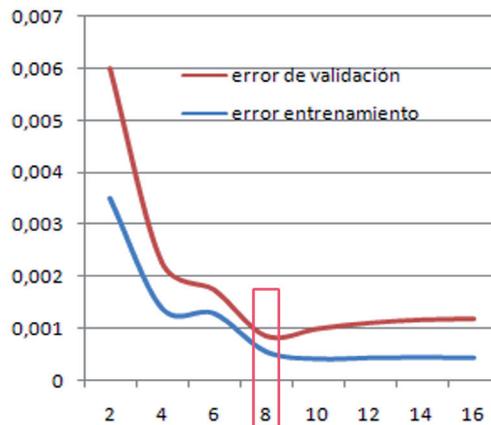
neuronas, por lo que se empieza con 2 neuronas, se continua con 4,6, 8, y hasta 16, y se comprueba cual es la que menor error da de todas estas configuraciones para una duración de 30.000 ciclos.

Posteriormente se introducen los 20 ejemplos de validación, y se realiza el ensayo con los ejemplos de validación, y se analiza cual es el que menor error de validación ofrece. La topología de la RNA sería aquella que menor error de aprendizaje y menor error de validación ofreciera. Los datos extraídos para las distintas topologías de redes se muestran en la *tabla 22*.

Optimización RNA nº neuronas capa oculta		
Nº neuronas.	Error entrenamiento	Error validación
2 neuronas	0,0035	0,0025
4 neuronas	0,0014	0,00088
6 neuronas	0,0013	0,00046
8 neuronas	0,00057	0,0003
10 neuronas	0,00043	0,00058
12 neuronas	0,00042	0,00067
14 neuronas	0,00039	0,00072
16 neuronas	0,00039	0,00075

Tabla 22. Justificación número de neuronas

En la *gráfica 10* se observa que el error de entrenamiento va disminuyendo según se aumenta el número de neuronas en la capa oculta , pero a partir de la posición 8 es cuando el error de validación deja de caer tan pronunciadamente tendiendo a mantenerse constante.



Gráfica 10. Errores de entrenamiento y validación según número de neuronas en la capa oculta.

3. Metodología experimental

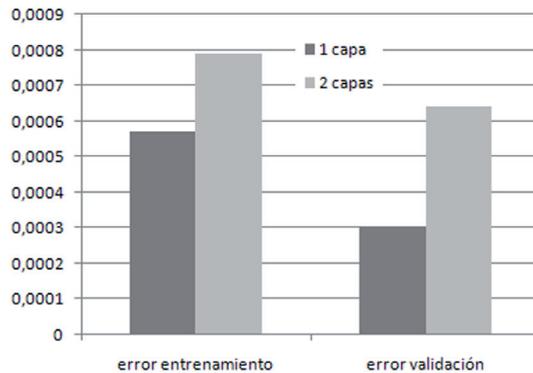
Si bien 8 neuronas en la capa oculta no dan el error mas bajo de entrenamiento, si que da el error más bajo de validación, y en aras de una buena generalización se ha de sacrificar algo de precisión en el entrenamiento. Estos datos justifican el uso de una capa oculta de 8 neuronas, posteriormente se analizará si funcionan mejor dos capas ocultas que una sola capa oculta con 8 neuronas.

Realizadas las comprobaciones entre una capa oculta con 8 neuronas y dos capas ocultas con 4 neuronas cada una se tienen los resultados siguientes:

Optimización RNA nº neuronas capa oculta		
Nº neuronas.	Error entrenamiento	Error validación
1 capa (8N)	0,00057	0,0003
2 capa (4N)	0,00079	0,00064

Tabla 23. Comparativa errores según número de capas

En la *gráfica 10* se puede comprobar visualmente que una RNA con dos capas, en este caso, produce errores tanto de validación como de entrenamiento superiores a una RNA con una sola capa de 8 neuronas, esta circunstancia nos inclina a utilizar definitivamente una RNA con una sola capa oculta y con 8 neuronas.



Gráfica 11. Comparativa entre errores entre capa con 8 neuronas y dos capas con 4 neuronas cada una.

En cuanto a los parámetros de velocidad de aprendizaje y momento se dejan con los valores que vienen por defecto, posteriormente se optimizarán también.

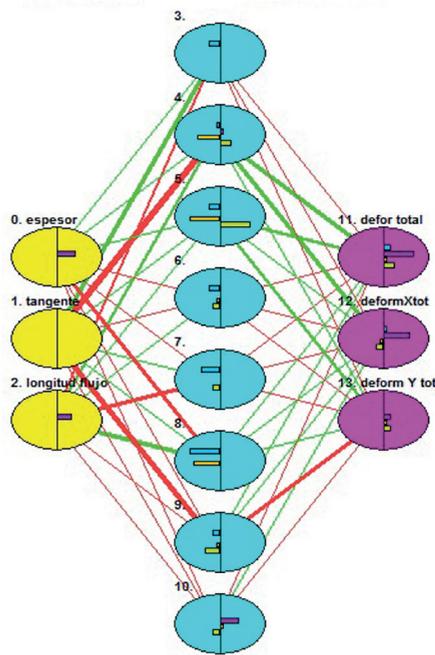


Fig. 83. Topología de la red neuronal

Una vez se tiene clara el número de capas ocultas y el número de neuronas en la capa oculta (fig. 83), se pasa al ajuste de la red neuronal intentando disminuir el rango de error existente con respecto a los valores de validación, en la actualidad se encuentra en un 10% de error sobre los valores de los ejemplos de validación, entonces se va a ir reduciendo este valor y que se detenga la RNA en el valor más bajo de rango posible.

Por lo que se probará la RNA con valores de errores cada vez menores hasta encontrar el valor de error que sea incapaz de hacer detener la RNA, por ejemplo, se prueba con un 9% de error, si la RNA se detiene es que los valores que me ofrece la

RNA están en un rango de un 9 % de error con respecto a los errores de validación, se pasa a comprobar un valor de error de 8% y se procede de la misma manera hasta encontrar un valor del rango de validación que no pueda detenerse, lo cual indicaría que alguno de los ejemplos de validación esta por encima del umbral marcado para el error.

Al final en el caso que nos lleva se alcanza un valor del rango de error de validación del 4,5 % es decir que los valores que me da la RNA para los ejemplos de validación están por debajo de un 4,5% de error con respecto a los valores reales de deformación que me dan los ejemplos de validación.

Llegados a este punto se va a optimizar los parámetros de velocidad de entrenamiento y el módulo con el fin de poder disminuir este rango de error del 4,5 %.

Por defecto EasyNN siempre propone un valor de 0,6 para la velocidad de entrenamiento y un valor de 0,8 para el módulo, para llegar a una solución aceptable se toman las recomendaciones siguientes:

3. Metodología experimental

- Un valor alto de la tasa de aprendizaje (0,75) producirá un aprendizaje más rápido, pero incrementa el riesgo de que sobre-impulse la solución provocando la oscilación.
- Un valor bajo de la tasa de aprendizaje (0,1) evita el problema anterior pero hace lento el entrenamiento.
- Un valor alto del modulo reducirá el riesgo de que la red sea atrapada en un mínimo local pero también puede provocar sobre-impulso de la solución al igual que un valor alto de la tasa de aprendizaje.
- Los valores característicos serían: $\alpha=0.25$ y $\beta=0,9$

A pesar de la recomendación de los valores característicos, se irá probando poco a poco, inicialmente modificando el parámetro de la tasa de aprendizaje que se reducirá a 0,5 y se prueba, con este valor de tasa de aprendizaje no se obtiene mejora alguna, se aumenta por encima de 0,6 poniendo un valor de 0,7 y en este caso si que la validación resulta mejor, obteniendo un error promedio de validación de 0,00027, inferior al 0,0003 que teníamos, dejamos la tasa de aprendizaje en 0,7, en cuanto al módulo se procede de la misma forma y la mejor opción es dejarlo como estaba, con un valor de 0,8.

Con la RNA optimizada, el paso siguiente es introducir nuevos ejemplos que la RNA no haya visto nunca y obtener a modo consulta los valores de deformación para los rectángulos de validación iniciales, estos valores de deformación ofrecidos por la RNA se compararán con los valores de deformación de las piezas que se inyectaron en la fase experimental, estos nuevos ejemplos (*querying*) tendrán los mismos valores de las variables de entrada de espesor, recorrido y tangente que las piezas ensayadas en máquina, esta nueva fase dará lugar a la validación que se verá en el apartado de resultados.

3.13. CONSTRUCCIÓN DE LOS MODELOS DEL PROCESO.

La modelización del proceso se realizará bajo dos métodos, en primer lugar se empleará la RNA del cual se ha obtenido la topología adecuada en fases anteriores para obtener el mínimo error de validación, con este método para cada una de las variables de salida se obtiene el nivel de importancia y el nivel de sensibilidad de cada uno de los factores entrantes sobre la deformación.

El segundo método de modelización será a través de RSM éste método no requiere optimizado, basta con introducir los datos de las deformaciones obtenidos para todos los ejemplos analizados. El procedimiento será el siguiente:

- Introducir los datos de deformación obtenidos en las simulaciones de todos los ejemplos analizados.
- Obtener la tabla ANOVA para cada una de las variables a estudio, deformación total, deformación eje X y deformación eje Y.
- Obtener los coeficientes de correlación de cada una de las funciones.
- Obtener gráficos Pareto para observar la importancia de cada una de las variables de entrada sobre las variables de salida.
- Obtener las superficies respuesta para cada una de las variables de salida.
- Validar las expresiones obtenidas con los coeficientes de correlación aplicando los valores de entrada de los ejemplos ensayados en máquina.

Una vez construidos los modelos solo faltaría validar los resultados obtenidos con los ejemplos de validación ensayados en máquina para poder verificar el funcionamiento correcto de cada uno de los métodos.

3.14. VALIDACIÓN DE CASOS REALES

Tras una comparativa de ambos métodos, se empleará el método más eficaz de los dos para comprobar la eficiencia del método con piezas con cierta similitud a la forma rectangular, estas piezas no serán completamente rectangulares tendrán radios de redondeo en las esquinas, o bien nervios y salientes, o bien discontinuidades en la superficie de la pieza.

Una pieza rectangular pura tal y como se ha analizado en el presente trabajo en principio no tiene excesivas aplicaciones industriales, pero sí que existen gran cantidad de piezas industriales o de consumo que se acercan a una forma básica rectangular.

La forma rectangular como “forma básica” de la pieza esta incluida en numerosos objetos, es una forma muy recurrida, por funcionalidad, estética, almacenamiento, etc. Algunos de los ejemplos serian:

3. Metodología experimental



Fig. 84. Caja para tornillos, fiambarrera, Tapa y caja CD, Pen drive son algunos ejemplos cotidianos de formas rectangulares.

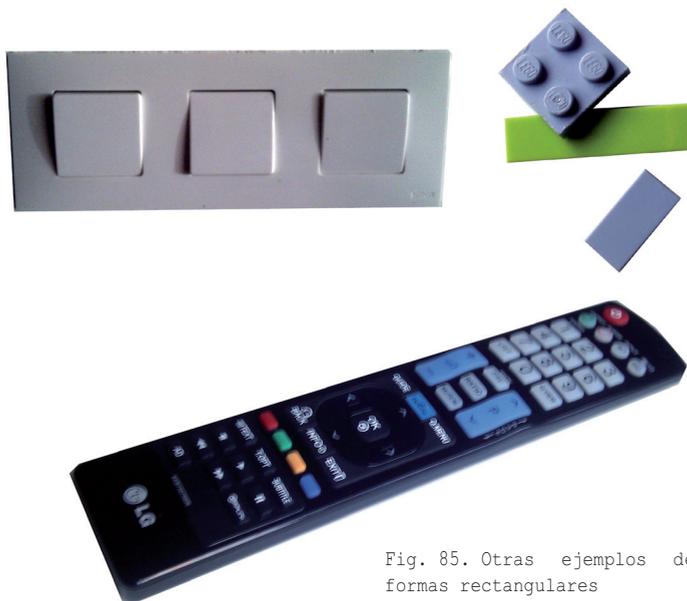


Fig. 85. Otras ejemplos de formas rectangulares

Justificado así el empleo de una forma rectangular como objeto de nuestro estudio se desea saber hasta que punto se puede emplear nuestro sistema de predicción con piezas que se salen en gran medida de los criterios ensayados, por otro lado no solo la forma es el punto base de la deformación, sino que el material empleado también puede ser un elemento clave en la variación de la deformación, es por ello que se probará también la eficiencia del modelo con piezas que no hayan sido fabricadas con el ISPLEN PB 180 que se ha empleado en este análisis.

En cuanto a la forma de la pieza a analizar, no debe diferir en exceso de la forma rectangular y además debe seguir los criterios siguientes con el fin de igualar mínimamente las condiciones de inyección de los ensayos realizados en el presente estudio:

- Debe haberse inyectado con un canal frío.
- La pieza debe haberse llenado por uno de los laterales.

La forma de proceder será la siguiente:

Se tomará una pieza industrial de la cual se disponga del molde empleado en su inyección con el fin de tomar las medidas de la cavidad de la pieza y se introducirán dichas medidas en el sistema de modelización que más garantías nos confiera, el sistema nos devolverá la deformación asociada a las dimensiones básicas de esta pieza.

Se mide en las piezas reales las dimensiones que se midieron en la cavidad cuya diferencia entre ambas (medidas de la cavidad y medidas de la pieza) darán como resultado la deformación de la pieza.

Con las deformaciones extraídas de la pieza y con las deformaciones extraídas a través del sistema de modelización, solo queda comparar ambas pero antes se ha de ver la cantidad de deformación que correspondería al cambio de material.

Para ver cual es la cantidad de deformación que se asocia a la naturaleza del material empleado en la inyección, se simula con MoldFlow las 6 piezas que se produjeron en máquina y con el nuevo material de la pieza a análisis y se compararan los resultados de deformación obtenidos en estas piezas con los obtenidos al emplear el material PB 180 la diferencia de deformación entre ambos materiales se le compensarán a los resultados de deformación obtenidos en el método de modelización.

3. Metodología experimental

Tras esta compensación de las deformaciones debido al cambio de material, ya se está en disposición de poder comparar con las deformaciones reales.

Estos ensayos se realizan con dos piezas distintas, en primer lugar una pieza fabricada en metacrilato empleada en filtración salina de aguas, por gentileza de Ténicaprodís. S.L. esta pieza (*fig 86*) se inyecta con PB 180 para ver las diferencias de deformación aplicables a la diferencia de forma, posteriormente esta misma forma se inyectará con el material original (*fig. 87*) para ver las diferencias de deformación aplicables a la forma y al material. La segunda pieza a probar será una tapa protectora para un cierre de un dispositivo de seguridad, inyectada en poliestireno cristal, gentileza de Dimolplast, S.L (*fig. 88*).



Fig. 86. Pieza real con PB 180



Fig. 87. Pieza real con PMMA



Fig. 88. Pieza real de PS cristal

3.15. MEDICIONES

Las condiciones de medición y toma de datos referidos a la obtención de dimensiones de las piezas a estudio se han realizado todas bajo los mismos procedimientos que se detallan a continuación.

Las mediciones se han realizado bajo unas condiciones controladas de temperatura en el laboratorio, estando la misma 22° C.

Para las mediciones se han empleado micrómetros de exteriores y todos ellos junto con sus calibres han estado al menos una hora bajo las temperaturas de 22°C, las piezas a medir también se encuentran a la temperatura de la sala.

Para la medición de las piezas el procedimiento a seguir fue el siguiente:

Se toman un muestreo de 3 piezas obtenidas bajo la misma cavidad de molde, es decir iguales, entre cada toma de pieza se dejan pasar unos 3 o cuatro ciclos para dar lugar al factor de aleatoriedad, cada una de estas piezas se divide en 4 partes iguales a lo largo de sus dimensiones largo y ancho tal y como muestra la *figura 89*.

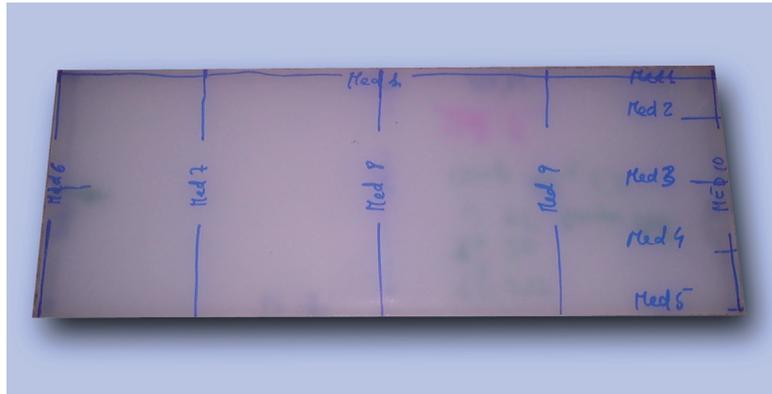


Fig. 89. Toma de medidas en pieza de validación 6

Se toman las medidas para cada una de esas zonas, las medidas se toman tres veces para cada una de las dimensiones y se extrae el valor medio con el fin de minimizar el error de medición y obtener la incertidumbre del aparato. Dado que se tiene que escoger la medida de deformación más elevada (máxima) para poder comparar posteriormente con los valores ofrecidos por el software MoldFlow, se escogerá entre todas las medidas correspondientes a cada una de las zonas

3. Metodología experimental

medidas y se toma el valor más pequeño de las medidas lo que implica que es donde se ha producido mayor deformación.

A modo de ejemplo, en la tabla inferior correspondiente a todas las mediciones realizadas en la pieza de validación nº 6 (ancho y largo) se tiene que las medidas mínimas que se dan en el largo de la pieza es de 157,49 mm, mientras que en el alto es de 59.01 mm.

Calculo medidas Largo						
	Med 1	Med 2	Med 3	Med 4	Med 5	Val. min
Rep 1	157.49	157.5	157,52	157,51	157,56	
Rep 2	157.49	157.51	157,51	157,51	157,57	
Rep 3	157.49	157.5	157,51	157,52	157,55	
Rep 1	157.48	157.5	157,51	157,52	157,57	
Rep 2	157.5	157.51	157,52	157,51	157,57	
Rep 3	157.49	157.5	157,51	157,52	157,58	
Rep 1	157.47	157.49	157,52	157,53	157,57	
Rep 2	157.49	157.51	157,50	157,51	157,57	
Rep 3	157.5	157.5	157,51	157,52	157,55	
Desv.ti	0.0092	0.031	0.006	0.007	0.01	
Media	157.49	157.49	157,51	157,52	157,57	157,49

Calculo medidas ancho						
	Med 1	Med 2	Med 3	Med 4	Med 5	Val. min
Rep 1	59,08	59,06	59,06	59,06	59,01	
Rep 2	59,09	59,06	59,06	59,06	59,01	
Rep 3	59,08	59,05	59,07	59,06	59,02	
Rep 1	59,07	59,05	59,07	59,07	59,02	
Rep 2	59,09	59,06	59,06	59,06	59,01	
Rep 3	59,08	59,04	59,07	59,07	59,03	
Rep 1	59,08	59,06	59,05	59,06	59,01	
Rep 2	59,08	59,07	59,06	59,05	59,02	
Rep 3	59,08	59,05	59,08	59,06	59,02	
Desv.ti	0,01	0,01	0,01	0,01	0,01	
Media	59,08	59,06	59,06	59,06	59,02	59,01

Tabla 24. Mediciones obtenidas para la pieza de validación 6

La **resolución** de los micrómetros es de 0.001 mm, aunque sólo se han tenido dos decimales en cuenta a la hora de realizar los cálculos. En cuanto a la **sensibilidad** del micrómetro es de 0.5 mm / 50=0.01 mm.

El cálculo de la **incertidumbre** de los aparatos se ha realizado teniendo en cuenta la valor máximo medido y el valor mínimo medido dentro de las tres mediciones realizadas para una misma magnitud. Para todos los micrómetros el valor de la incertidumbre no superaba el valor de 0,01 mm.

Para la calibración de los micrómetros se procedió a la medición del patrón que viene junto al micrómetro para la comprobación del “ajuste a cero”, todos los micrómetros han dado un correcto valor de 0, por lo que no ha sido necesario su ajuste.

En todas las mediciones se ha tenido en cuenta el uso del embrague del micrómetro con el fin de aplicar siempre la misma presión.

3.16. RECURSOS EMPLEADOS

En este apartado se describirán los instrumentos, y recursos empleados para la realización del presente estudio.

3.16.1. MÁQUINA DE INYECCIÓN.

La máquina de inyección empleada se encuentra localizada en el propio laboratorio de procesos de la EPSA. Se trata de una máquina de 75 toneladas de fuerza de cierre de la casa Mateu & Solé. El modelo es el Meteor 250/75.

Esta máquina tiene las características siguientes:

- Carrera de inyección: 115 mm
- Velocidad máxima de inyección: 155 cm³/s
- Diámetro del tornillo de máquina: 35 mm.
- Presión hidráulica máxima: 173,5 Mpa.
- Fuerza de cierre: 75 Tn.

3. Metodología experimental



Fig. 90. Máquina de inyección Mateu & solé 270/75

3.16.2. MOLDES DE INYECCIÓN

En cuanto a los moldes, ya se comentó con anterioridad la naturaleza de los moldes, su procedencia, sus modificaciones, etc, se trata de dos moldes, uno de ellos produce una figura de 60 de ancho x 160 de largo y 2 mm de espesor y que se puede inyectar por los dos lados la figura de forma independiente a través de los controlados de caudal de flujo insertados en el molde.

El segundo molde tiene dos piezas operativas, ambas piezas se pueden inyectar de forma independiente y además al igual que el otro molde, se puede seleccionar el punto de entrada del material, pudiendo inyectar por un lado o por otro lado del rectángulo.

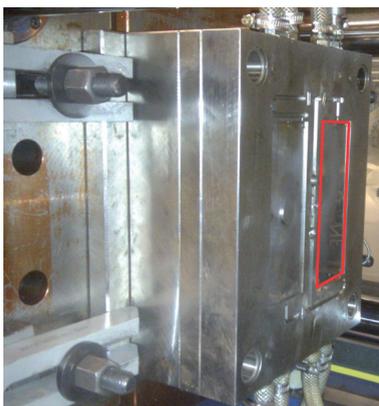


Fig. 91. Molde 1 con su figura

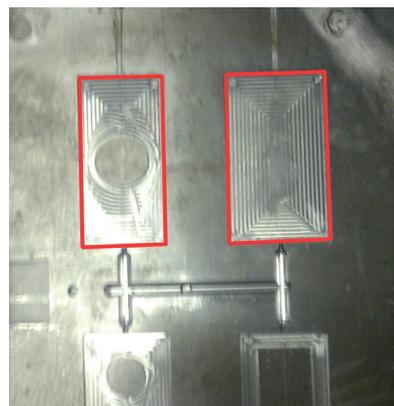


Fig. 92. Molde 2 con sus figuras

3.16.3. PIRÓMETRO INFRARROJOS.

El pirómetro es un aparato capaz de medir la temperatura de una sustancia sin necesidad de estar en contacto con ella, capaces de medir temperaturas de 600 grados Celsius.

En nuestro caso la medición de la temperatura del molde se realizó mediante este dispositivo, además vienen provistos de una sonda la cual puedes introducir en la sustancia a medir para obtener la temperatura del núcleo de dicha sustancia.

Para medir la temperatura del plástico se realizó una inyectada al aire⁶ y posteriormente se introdujo la sonda del pirómetro, la temperatura en el interior de la masa fundida es de 200 °C, mientras que la temperatura en el exterior de la masa fundida es de 179 °C, algo inferior a la temperatura interior.

Para la medición de la temperatura del molde se emplea también el pirómetro infrarrojos, la temperatura de la parte macho y de la parte hembra en ambos casos es de 20 C°.



Fig. 93. Pirómetro infrarrojos empleado para medición de la temperatura del molde y de la masa fundida

3.16.4. ÚTILES DE MEDICIÓN.

Para la medición de los rectángulos que han salido de máquina se usaron unos micrómetros, los micrómetros llegan hasta una precisión de 0,001 mm.

Los micrómetros empleados fueron varios pues el rango de medida va de 25 en 175 mm.

⁶ Expulsar el material fundido del cilindro de forma manual sin que entre dentro del molde.

3. Metodología experimental

Para el procedimiento de medida, se tubo la consideración de medir las piezas en las zonas donde en la simulación, se mostraban los valores máximos y mínimos (*zonas rojas y azules en fig. 99*). Se tomaron las medidas en varios puntos y se tomó la media aritmética de los valores obtenidos en cada punto (*ver apartado mediciones 3.15*).



Fig. 94. Micrómetro 75-100 mm



Fig. 95. Micrómetro 25-50 mm

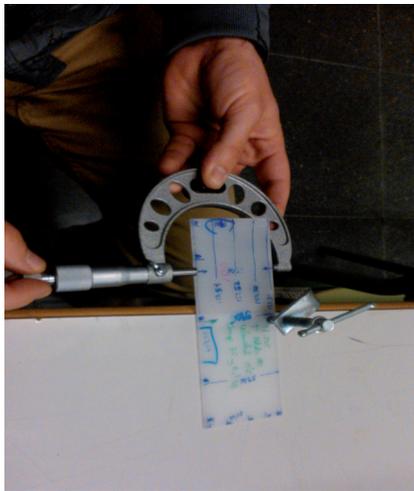


Fig. 96. Procedimiento de medición



Fig. 97. Micrómetro 50-75 mm



Fig. 98. . Micrómetro 75-100 mm

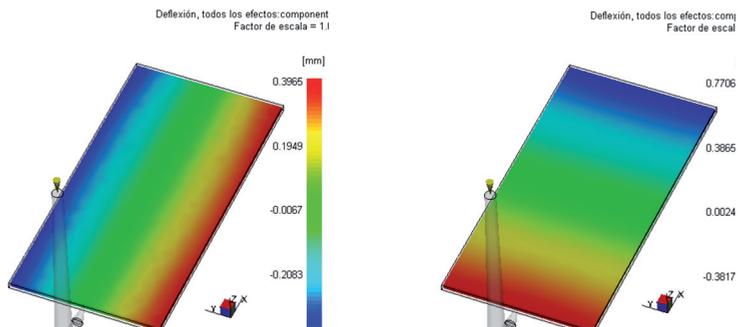


Fig. 99. Zonas de máxima intensidad de la deformación en eje X y eje Y

3.16.5. PROGRAMAS EMPLEADOS

El software que se ha empleado tanto para la realización del estudio como para la edición y maquetación del presente trabajo son:

Para la realización de los estudios:

Autocad 2010: Programa de CAD empleado para la realización del estudio de los rectángulos empleados como ejemplos.

Solidworks 2010: Programa CAD y CAE para la realización de los solidos de todos los rectángulos empleados como ejemplos a estudio y conversión a formatos STL.

MoldFlow Insight 2010: Programa CAD y CAE empleado para realización de las simulaciones de inyección de termoplásticos de cada uno de los rectángulos realizados como ejemplos.

Windows Excel: Programa de tratamiento de datos empleado para la creación de gráficos, tablas, fórmulas, etc. y conexión entre MoldFlow , EasyNN y Statgraphics.

EasyNN Plus: Programa enfocado al modelado de procesos a través de redes neuronales artificiales. Con este programa se ha resuelto el modelado del proceso.

Statgraphics Centurion: Programa de estadística, con este programa se realizaron los análisis de regresión lineal y polinómica, además de los análisis de la varianza y las superficies respuesta para el modelado de la función, obtención de los índices de correlación y optimización de la función, gráficas de pareto, etc.

Para la edición y maquetación:

Photoshop CS3: Programa de la firma Adobe para el retoque digital de imágenes, con el que se han modificado, y editado las imágenes del presente trabajo.

Indesing CS4: Programa de maquetación literaria de la firma Adobe, empleado para la maquetación del trabajo.

MathMagic por for indesing: Plugin específico para el programa Indesing para la edición de expresiones matemáticas, empleado para la edición de las fórmulas matemáticas expresadas en el presente trabajo.

4

Resultados

4. RESULTADOS

4.1. INTRODUCCIÓN

Se ha visto en el capítulo anterior la forma de proceder en el presente trabajo, no se expuso ningún resultado, simplemente se han descrito las etapas de trabajo así como el procedimiento de ejecución de como se han realizado las distintas etapas, en este nuevo capítulo se exponen los resultados obtenidos en cada una de las etapas susceptibles de generar unos resultados.

Inicialmente se analiza la credibilidad de los resultados derivados de la deformación que muestra el programa de simulación (*MoldFlow*) con respecto a los valores de deformación obtenidos en las piezas inyectadas en máquina, esta fase es crucial para el trabajo de investigación porque si el simulador de inyección de termoplásticos no logra obtener unos datos precisos y acordes a la realidad, los datos que se han obtenido con los métodos de modelización serán igual de imprecisos y se perderían posibilidades reales de aplicación.

Tras el paso anterior, se exponen los resultados derivados de las relaciones existentes entre las variables de entrada y de salida. Para las variables de entrada una a una se describe de que forma influyen sobre las variables de salida, y posteriormente se estudia como son afectadas estas variables de salida bajo los efectos simultáneos de las variables de entrada a través de los métodos de la red Neuronal (RNA) y las superficies respuesta (RSM).

Otro apartado importante de este capítulo es el de la validación de los distintos métodos para el modelado del proceso que se han empleado, en dicha validación se compararán los resultados obtenidos en cada método de modelización con los resultados de la deformación obtenidos en las piezas que se inyectaron en máquina en la fase de experimentación para analizar la congruencia de los datos obtenidos y la garantía en la predicción de los futuros análisis.

Por último se comprueba la validez del mejor método de modelización con ejemplos reales de piezas ya inyectadas con una forma similar a las empleadas en el estudio y se comprueba hasta que punto es válido nuestro modelo para materiales distintos del Polipropileno.

Los resultados se muestran en formatos gráficos y numéricos para así tener una visión global y visual de los procesos que se dan en

4. Resultados

este estudio, además la mayoría de los casos van acompañados con justificaciones estadísticas a través de análisis de la varianza para dar sustento a los resultados.

4.2. VALIDACIÓN INICIAL ENTRE DATOS REALES Y SIMULACIÓN MOLDFLOW.

Este es uno de los capítulos más importantes de los resultados, comparar los datos de deformación extraídos de las piezas reales inyectadas en máquina con los resultados que nos ofrece el programa de simulación, este paso es necesario para asegurar que las piezas no ensayadas en máquina obtendrán unos valores cercanos a la realidad, situación necesaria si lo que se pretende es disponer de datos fiables para una posterior predicción.

Se tienen 3 modelos de piezas que se inyectaron en máquina con el fin de obtener las condiciones adecuadas para todos los procesos de las distintas piezas y que estos parámetros se aplicarán a los parámetros de entrada para la simulación, estas piezas son rectangulares, planas y de dimensiones distintas y que se convierten en 6 configuraciones distintas al modificar el punto de entrada del material.

Estas piezas son las siguientes:

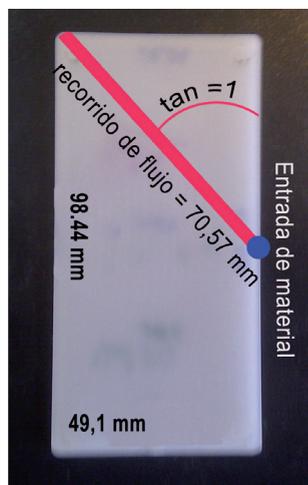
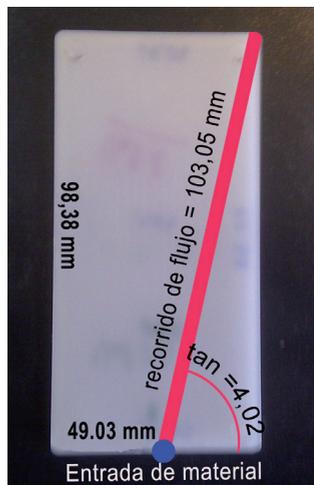


Fig. 100. Pieza de Validación 1. Fig. 101. Pieza de Validación 2.

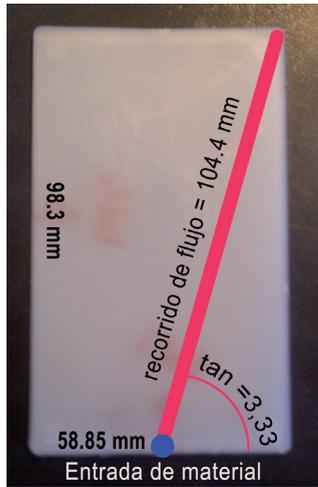


Fig. 102. Pieza de Validación 3.

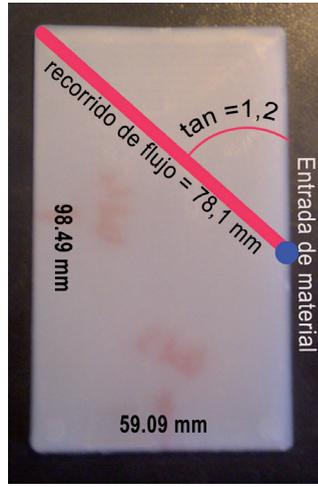


Fig. 103. Pieza de Validación 4.

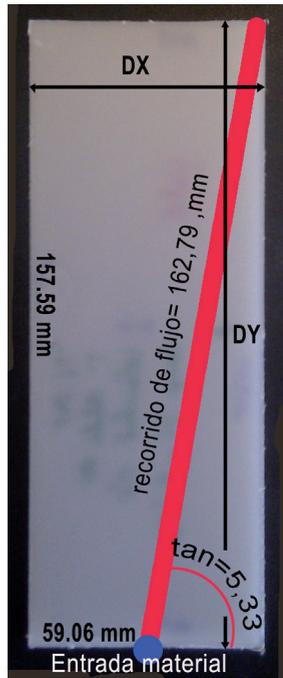


Fig. 104. Pieza validación 5

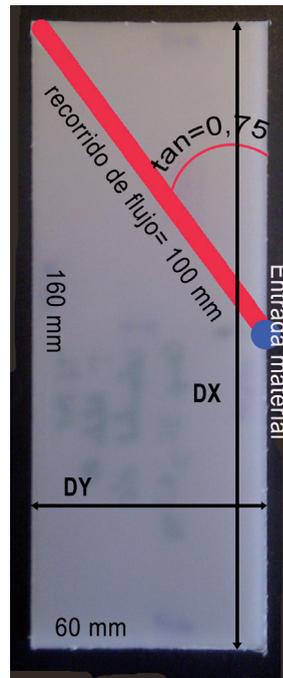


Fig. 105. Pieza validación 6

4. Resultados

Estas piezas una vez enfriadas a temperatura del laboratorio (22°C) se toman sus dimensiones finales (las dimensiones finales provienen de un muestreo previo según el apartado 3.15 Mediciones), teniendo en cuenta que la dirección X es la paralela al lado donde se inyecta y la dirección eje Y siempre es la perpendicular a ésta (figura 104 y 105)¹ y que la deformación en el eje Z se considera despreciable, se tienen los valores siguientes:

Deformaciones en las piezas inyectadas						
Nº de pieza	Cavidad		Pieza		Deformaciones	
	X	Y	X	Y	X	Y
Validación 1	49.8	100	49.03	98.38	0,77	1,62
Validación 2	100	49.8	98.44	49.1	1,56	0,7
Validación 3	60	100	58.85	98.3	1.15	1,7
Validación 4	100	60	98.49	59.09	1,51	0,91
Validación 5	60	160	59.06	157.59	0,94	2,41
Validación 6	160	60	157.49	59.01	2,51	0,99

Tabla 25. Deformaciones en las piezas inyectadas en máquina

Las columnas de deformaciones X e Y son las deformaciones habidas en las piezas al sustraer a las dimensiones de la cavidad las dimensiones de la pieza. Las primeras reflexiones extraídas al ver los resultados, es que al inyectar por el lado largo del rectángulo las deformaciones en los casos de las validaciones 1, 2, 3 y 4 son inferiores a las deformaciones dadas al inyectar por el lado corto, no ocurre de igualmente con las validaciones 5 y 6.

Se introducen en el simulador los parámetros de máquina que se extrajeron al inyectar las piezas y los sólidos correspondientes a las piezas rectangulares inyectadas en máquina en formato STL junto con sus canales de distribución y se procede a la simulación obteniéndose los valores siguientes de deformación (tabla 26).

Deformaciones simuladas de las piezas inyectadas			
Nº de pieza	Deformaciones		
	Total	X	Y
Validación 1	0,88	0,81	1,57
Validación 2	0,9	1,57	0,75
Validación 3	1	1.08	1,59
Validación 4	0,9	1,57	0,85
Validación 5	1,33	0,97	2,38
Validación 6	1,31	2,46	1,02

Tabla 26. Deformaciones en las piezas simuladas con MoldFlow.

¹ Esta configuración se ha tomado para evitar rotar la pieza en Moldflow cada vez que simulamos con una posición de entrada de material distinta.

La tabla comparativa entre los datos obtenidos en las piezas inyectadas en máquina y los datos de la simulación sería la siguiente:

Diferencias dimensiones MF y MQ						
Nº de pieza	Total		Deform X		Deform Y	
	MF	MQ	MF	MQ	MF	MQ
Validación 1	0.88	0.86	0.81	0.77	1.57	1.62
Validación 2	0.9	0.85	1.57	1.56	0.75	0.7
Validación 3	1	0.99	1.08	1.15	1.59	1.7
Validación 4	0.9	0.9	1.57	1.51	0.85	0.91
Validación 5	1.33	1.28	0.97	0.94	2.38	2,41
Validación 6	1.31	1.33	2.46	2.51	1,02	0.99

MF Resultados en MoldFlow

MQ Resultados de máquina

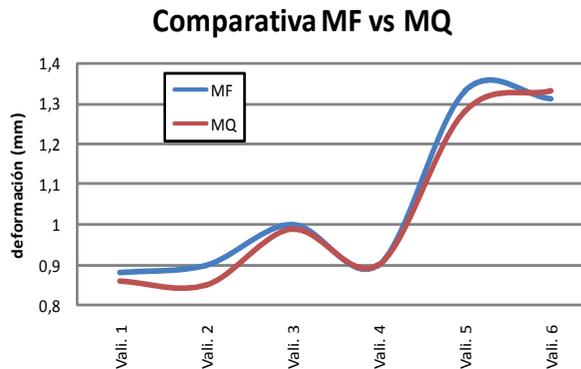
Tabla 27. Dimensiones de las piezas extraídas en máquina y las simuladas con MoldFlow.

Se describe en los siguientes apartados las desviaciones dadas para cada una de las variables de salida con respecto a la inyección en máquina.

Para la variable de la deformación Total

Si se observa la siguiente gráfica se confirma que los datos extraídos tanto en MoldFlow como en la propia máquina están bastante cercanos unos de otros y siguen un comportamiento similar.

Gráfica 12. Gráfica comparativa de los valores de deformación habidos en la variable de deformación total con la simulación y la inyección en máquina



4. Resultados

Desviaciones entre datos DT		
Validación	DIF	DIF %
Validación 1	0,02	2.77%
Validación 2	0,05	5.5%
Validación 3	0,01	1%
Validación 4	0	0%
Validación 5	0,05	3.75%
Validación 6	0,02	1.52%
Promedio	0.025	2,42%

Tabla 28. Datos de desviaciones de la deformación total con respecto a la inyección en Máquina

Las desviaciones respecto a las validaciones son las de la *tabla 28*.

Excepto la validación 2 el resto de los ejemplos de validación se ajustan bastante a los obtenidos en máquina.

Teniendo un promedio de error de 0,025 mm, y una desviación porcentual del 2.42 %, se debe aclarar que en este caso la deformación Total extraída de máquina es difícil de

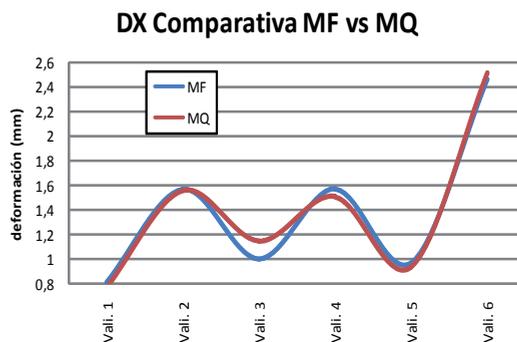
medir, y se ha optado por calcularla igual que lo hace el programa MoldFlow, que es una suma vectorial. Por otro lado como la deformación en Z no se consideró en las mediciones (*ver capítulo 3 apartado 3.8 pag. 131*) se ha considerado un valor de 0.01 mm para todos los casos a la hora de emplear la suma de vectores.

$$|D_T| = \sqrt{X_i^2 + Y_j^2 + Z_k^2}$$

Ecuación 21. Suma de vectores para la deformación total

Para la variable de deformación en eje X

La gráfica que refleja la comparativa entre las deformaciones en el eje X extraídas con MoldFlow y las deformaciones para las piezas inyectadas sería la siguiente.



Gráfica 13. Gráfica comparativa para la deformación en X entre los valores de MF y MQ

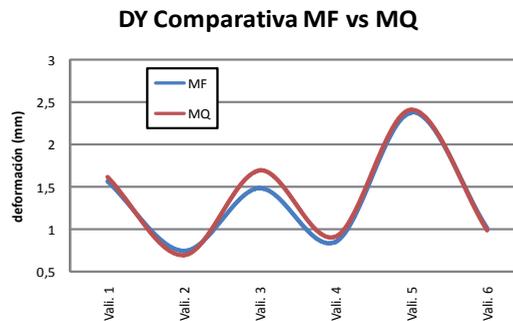
Desviaciones entre datos DX		
	DIF	DIF %
Validación 1	0,04	5,19%
Validación 2	0,01	0,64%
Validación 3	0,07	6,48%
Validación 4	0,06	3,97%
Validación 5	0,03	3,19%
Validación 6	0,05	1,99%
Promedio	0.04	3,57%

Tabla 29. Datos de desviaciones de la deformación en eje X con respecto a la inyección en Máquina

En este caso los datos relativos a la deformación X extraídos con MoldFlow también se ajustan con bastante aproximación a los datos extraídos en máquina, exceptuando el punto de la validación 3.

Siendo en este caso el promedio del error de 0.04 mm, con un promedio de error porcentual de 3.57%.

Para la deformación en Y



Gráfica 14. Gráfica comparativa para la deformación en Y entre los valores de MF y MQ

Desviaciones entre datos DY		
	DIF	DIF %
Validación 1	0,05	3,09%
Validación 2	0,05	6,66%
Validación 3	0,11	6,91%
Validación 4	0,06	6,59%
Validación 5	0,03	1,24%
Validación 6	0,03	3,03%
Promedio	0,05	4,58%

Tabla 30. Datos de desviaciones de la deformación en eje Y con respecto a la inyección en máquina

La *gráfica 14* corresponde a la comparativa entre ambas funciones MF y MQ para DY.

Los valores se aproximan como en los casos anteriores pero existe un distanciamiento entre los valores de algunas de las validaciones mas evidente que en los casos anteriores. El promedio del error 0,05 mm y error promedio porcentual de 4,58%.

4.2.1. CONCLUSIONES PARCIALES

Como conclusión a este primer apartado, se puede decir que los datos de las deformaciones obtenidos a través de las simulaciones se ajustan con un acercamiento muy aceptable a los valores de deformación obtenidos en máquina y empleando los mismos parámetros de proceso en ambos casos, teniendo en cuenta que existen algunas inexactitudes en los procesos de máquina, como pérdidas de aceite o desajustes mecánicos, desgaste del husillo, pérdidas en boquilla, etc, se puede decir que ambas deformaciones, simuladas y reales se aproximan con muy poco margen de error, esto da pie a seguir con el trabajo de investigación aceptando este error que deriva de la naturaleza de ambos procedimientos de ejecución, simulación y máquina.

4.3. INFLUENCIA DEL RECORRIDO DE FLUJO SOBRE LA DEFORMACIÓN.

En estos tres apartados siguientes se va a ver la influencia por separada de cada una de las variables de entrada sobre la deformación en sus tres formas, la total, la deformación en X y la deformación en Y. Se inicia por ver la influencia del factor recorrido del flujo.

Para estudiar el comportamiento de la deformación bajo la variabilidad del factor de salida, éste debe tener un comportamiento aislado del resto de los factores de salida, es decir, que se mantendrán constantes las otras dos variables, en este caso la tangente del recorrido y el espesor.

Si se dispone de estas cinco piezas rectangulares los cuales mantienen el ángulo del recorrido de flujo en todos los casos constante, y con un espesor también

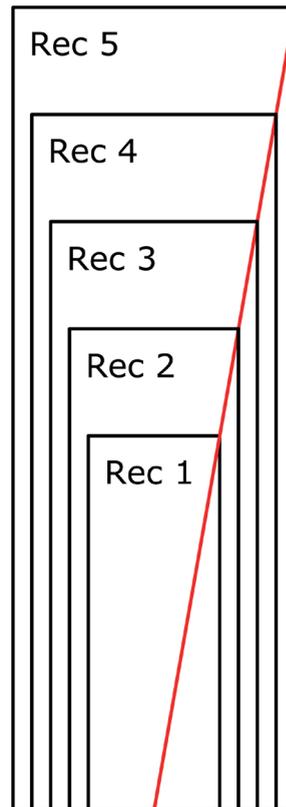


Fig. 106. Rectángulos con un mismo valor para la tangente del recorrido

constante (*fig. 106*), se tiene al modificar sus lados unos recorridos de flujo de (*tabla 31*):

Dimensiones rectángulos			
Nº Recta.	Alto	Largo	Recorrido flujo
REC. 1	14	40	40,61
REC. 2	18	51,43	52,21
REC. 3	22	62,86	63,85
REC. 4	26	74,29	75,42
REC. 5	30	85,71	87,01

Tabla 31. Dimensiones de los piezas rectangulares

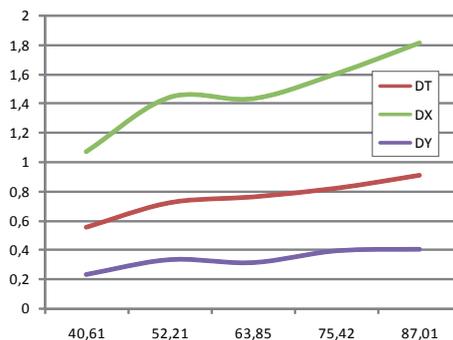
Como se puede apreciar en la tabla superior, el recorrido de flujo va ascendiendo al ascender también sus dimensiones principales de ancho y largo.

Se ven a continuación los valores que toman las deformaciones en las simulaciones de estas 5 piezas rectangulares con MoldFlow.

Tabla 32. Deformaciones de las piezas rectangulares tras las simulaciones.

Deformaciones rectángulos (mm)			
Nº Recta.	DT	DX	DY
REC. 1	0.55	1.07	0.23
REC. 2	0.72	1.44	0.33
REC. 3	0.76	1.43	0.31
REC. 4	0.82	1.6	0.39
REC. 5	0.91	1.81	0.4

La gráfica que representan estas variables de salida dependientes del factor de recorrido del flujo sería la siguiente.



Gráfica 15. Deformaciones para los rectángulos simulados.

4. Resultados

Se puede ver en el gráfico anterior que las tres curvas de deformación ascienden al aumentar el recorrido de flujo, también se aprecia que la deformación en X es más sensible a la variación del recorrido de flujo que las otras dos deformaciones.

Si se analiza la relación entre cada una de las deformaciones y el recorrido de flujo más detalladamente a través de una regresión polinómica, se tiene para la deformación en X un modelo como el de la *gráfica 16*.

Esta gráfica muestra los resultados de ajuste al modelo polinómico de cuarto orden para describir la relación entre DX y Recorrido de flujo.

Se observa que en el modelo obtenido, DX aumenta al aumentar el recorrido de flujo, pero que existe una porción de la función (entre 52 y 62 del recorrido de flujo) que la deformación permanece constante.

Los coeficientes de regresión se pueden ver en la *tabla 33* y la ecuación del modelo de ajuste es :

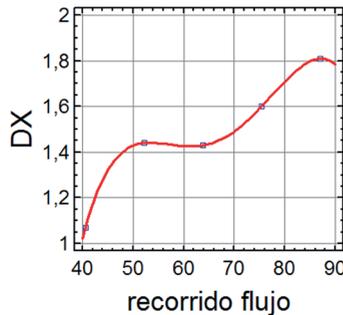
$$DX = -27,7481 + 1,83911 \cdot \text{recorrido flujo} - 0,0427648 \cdot \text{recorrido flujo}^2 + 0,000433601 \cdot \text{recorrido flujo}^3 - 0,0000161085 \cdot \text{recorrido flujo}^4 \text{ (mm)}$$

Ecuación 22. Ecuación para el modelo de ajuste DX

Análisis de la varianza para DX

A continuación se muestra la tabla ANOVA para los datos de la deformación en eje X.

Gráfico de Ajuste para el Modelo



Gráfica 16. Curva de ajuste para DX.

Coeficientes regresión DX	
Constante	-27,7481
Recorrido flujo	1,83911
Recorrido flujo ²	-0,0427648
Recorrido flujo ³	0,000433601
recorrido flujo ⁴	-16,1085 e-10

Tabla 33. Coeficientes de regresión para la deformación en eje X

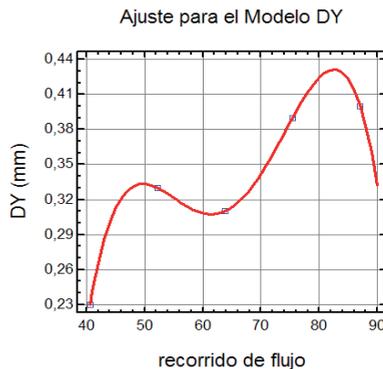
ANOVA			
fuelle	suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios
Modelo	0,295	4	0,07375
Residuos	0		
R-cuadrado			100
Estadístico Durbin Watson			3,56752

Tabla 34. Tabla ANOVA para modelo de regresión de DX

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 100,0% de la variabilidad en DX.

El estadístico D de Durbin -Watson, mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior. Si el valor es próximo a 2, los residuos estarán incorrelacionados (no existe relación lineal), si se aproxima a 4 (existe relación lineal), estarán negativamente correlacionados y si se aproxima a 0 estarán positivamente correlacionados.

Para la deformación Y



La *gráfica 17* muestra los resultados de ajuste al modelo polinomio de cuarto orden para describir la relación entre DY y Recorrido de flujo.

En esta ocasión también se ve que por regla general existe una correlación positiva entre ambas variables, si bien, al igual que ocurría con el modelo DX, en los valores centrales del recorrido de flujo, existe un decaimiento de la deformación para posteriormente volver a ascender para valores del recorrido de flujo elevados. La ecuación del modelo de ajuste es:

$$DY = -13,4074 + 0,905192 \cdot \text{recorrido flujo} - 0,0219554 \cdot \text{recorrido flujo}^2 + 0,000231852 \cdot \text{recorrido flujo}^3 - 8,97871E - 7 \cdot \text{recorrido flujo}^4 \text{ (mm)}$$

Ecuación 23. Ecuación para el modelo de ajuste DY

4. Resultados

Los coeficientes de regresión para el modelo son los siguientes:

Coeficientes regresión DY	
Constante	-13,4074
Recorrido flujo	0,905192
Recorrido flujo ²	-0,0219554
Recorrido flujo ³	23,18e ⁻⁵
recorrido flujo ⁴	-8,97871e ⁻⁷

Tabla 35. Coeficientes de regresión para DY

Análisis de la varianza DY

ANOVA			
fuelle	suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios
Modelo	0,01888	4	0,00472
Residuos	0		
R-cuadrado			100
Estadístico Durbin Watson			3,56736

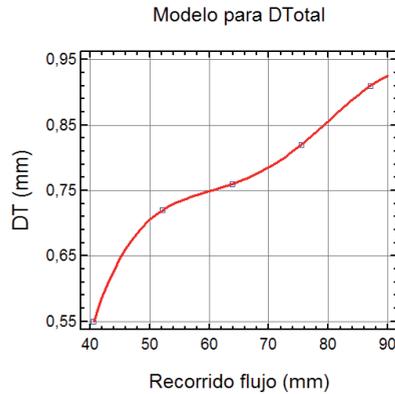
Tabla 36. Tabla ANOVA para DY

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 100,0% de la variabilidad en DY.

El estadístico D de Durbin -Watson, mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior. Si el valor es próximo a 2, los residuos estarán incorrelacionados, si se aproxima a 4, estarán negativamente autocorrelacionados y si se aproxima a 0 estarán positivamente autocorrelacionados, en este caso indica con un valor de 3,56 que los residuos están negativamente autocorrelacionados, es decir que los errores para ambas variables mantienen una relación lineal negativa, es decir que los errores varían al revés.

Para la deformación Total

La *gráfica 18* muestra los resultados de ajuste al modelo polinomio de cuarto orden para describir la relación entre DT y Recorrido de flujo.



Gráfica 18. Curva de ajuste para DT.

Coeficientes regresión DX	
Nº Recta.	DT
Constante	-6,53952
Recorrido flujo	0,428407
Recorrido flujo ²	-0,00941509
Recorrido flujo ³	91,0538e ⁻⁶
recorrido flujo ⁴	-3,2324e ⁻⁷

Tabla 37. Coeficientes de regresión para DY

Esta gráfica es muy similar a la obtenida en el modelo DX, y muestra una correlación positiva pero más evidente, la deflexión en el rango 50-60 (recorrido de flujo) no es tan acusada como en los casos anteriores. Los coeficientes de correlación se pueden apreciar en la *tabla 37* y la ecuación del modelo ajustado es la siguiente:

$$DT = -6,53952 + 0,428407 * \text{recorrido flujo} - 0,00941509 * \text{recorrido flujo}^2 + 0,0000910538 * \text{recorrido flujo}^3 - 3,2324E - 7 * \text{recorrido flujo}^4 \text{ (mm)}$$

Ecuación 24. Ecuación para el modelo de ajuste DT

Análisis de la varianza DT

ANOVA			
fuelle	suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios
Modelo	0,07148	4	0,01787
Residuos	0		
R-cuadrado			100
Estadístico Durbin Watson			3,56819

Tabla 38. Tabla ANOVA para DT

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 100,0% de la variabilidad en DT.

4. Resultados

Al igual que en los casos anteriores los residuos están negativamente autocorrelacionados con el valor D (estadístico Durbin-Watson) de 3,56 y si existe correlación entre los residuos existe correlación entre las variables.

4.3.1. CONCLUSIONES PARCIALES

El recorrido de flujo, afecta directamente a las dimensiones del rectángulo, creciendo éstas proporcionalmente al recorrido de flujo, es decir que recorridos de flujo elevados conllevan piezas más grandes, en este caso ambas dimensiones del rectángulo aumentan al aumentar el recorrido de flujo, la dimensión paralela al eje X y la dimensión paralela al eje Y (el eje X es paralelo al lado por donde entra el material). Por otro lado como la deformación total depende de ambas deformaciones X e Y, toma el comportamiento de ambas deformaciones y si estas crecen, la deformación total también lo hace.

En definitiva se puede decir que un aumento en el recorrido de flujo, aumenta las dimensiones del rectángulo y consecuentemente el valor de las deformaciones en todas las direcciones, piezas más grandes dan como resultados deformaciones más grandes.

4.4. INFLUENCIA DEL FACTOR TANGENTE DEL RECORRIDO DE FLUJO SOBRE LA DEFORMACIÓN.

Al igual que en el caso anterior se van a analizar 5 piezas rectangulares cuyos recorridos de flujo sean los mismos con la finalidad de mantenerlo constante mientras se modifica el valor de la tangente del recorrido. Si se realiza una semicircunferencia de radio el valor del recorrido de flujo y se inscriben en su interior unos rectángulos, estos siempre tendrán el mismo valor del recorrido de flujo, mientras que el valor de la tangente será variable (*fig 107*).

En este caso se mantendrá el recorrido de flujo, y espesor constante y se realizarán las simulaciones variando simplemente el valor de la tangente. Las piezas rectangulares se pueden ver en la figura siguiente:

Los datos dimensionales para estas 6 piezas rectangulares² son los siguientes (*tabla 39*):

² Se ha dispuesto de un rectángulo más puesto que al realizar los análisis de regresión quedaba un hueco que no se ajustaba correctamente, este nuevo rectángulo es el REC.5D1.

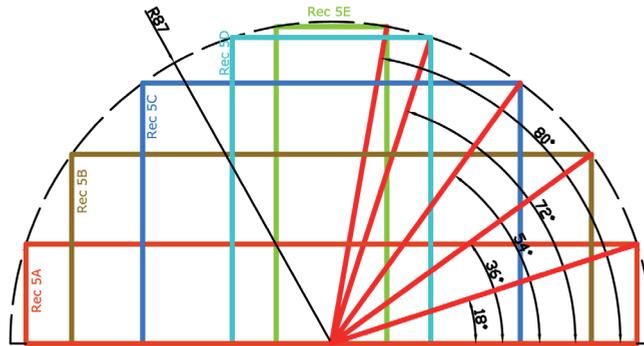


Fig. 107. Rectángulos con valor del recorrido de flujo y espesor constantes.

Dimensiones de los rectángulos			
Nº Recta.	Alto	Largo	Tangente
REC. 5A	165,52	26,89	0,32
REC. 5B	140,8	51,15	0,73
REC. 5C	102,29	70,4	1,38
REC. 5D	53,78	82,76	3,08
REC. 5D1	39	85	4,33
REC. 5E	30	85,71	5,71

Tabla 39. Dimensiones de los rectángulos con un recorrido de flujo constante y el valor de la tangente variable

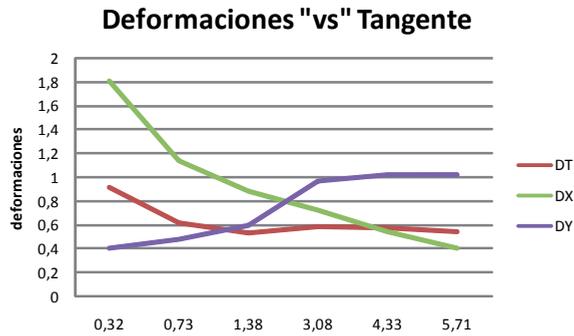
Los datos de la deformación para estas piezas son:

Deformaciones rectángulos (mm)			
Nº Recta.	DT	DX	DY
REC. 5A	0,91	1,81	0,4
REC. 5B	0,61	1,14	0,47
REC. 5C	0,53	0,89	0,59
REC. 5D	0,58	0,73	0,97
REC. 5D1	0,57	0,55	1,02
REC. 5E	0,54	0,41	1,02

Tabla 40. Valores para la deformación de los rectángulos obtenidos mediante simulación.

A continuación se muestra la gráfica general de comportamiento de las tres variables de salida al modificar el valor de la tangente.

4. Resultados



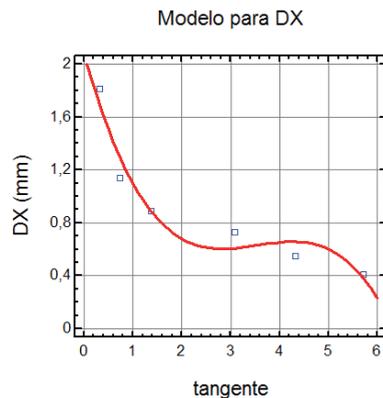
Gráfica 19. Curvas de comportamiento para la deformación al variar la tangente

Al ver el comportamiento de las tres deformaciones, inicialmente se ve que al aumentar el valor de la tangente, las deformaciones DT y DX disminuyen, al contrario de lo que ocurre con DY que aumenta.

Se analiza ahora una a una las variaciones de deformación que se dan, empezando por la DX.

Para Deformación X.

Se ha aplicado un modelo polinómico de tercer orden. La tendencia general es disminuir según se va aumentando el valor de la tangente, pero se observa que a partir de valores para la tangente de 2, la deformación en X asciende ligeramente hasta llegar a valores de tangente aproximados a 4,6 para volver a disminuir. La ecuación para este modelo ajustado es la siguiente:



Gráfica 20. Modelo ajustado DX

$$DX = 2,24875 - 1,74668 \cdot Tangente + 0,594635 \cdot Tangente^2 - 0,0604504 \cdot Tangente^3 \text{ (mm)}$$

Ecuación 25. Ecuación para el modelo de ajuste DX

Los coeficientes de regresión se muestran a continuación junto con sus errores:

Coeficientes regresión DX				
Nº Recta.	Estimación	Error standard	Estadístico T	P-Valor
Constante	-2,24875	0,274802	8,18315	0,0774
Tangente	-1,74668	0,529036	-3,30163	0,1872
Tangente ²	0,594635	0,229316	2,59308	0,2343
Tangente ³	-0,0604504	0,0257228	-2,35007	0,2561

Tabla 41. Coeficientes de regresión para modelo ajustado DX con valor de la tangente variables

Análisis de la varianza DX

ANOVA					
fuelle	suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Modelo	1,08254	3	0,360845	13,78	0,1922
Residuos	0,026184	1	0,026184		
R-cuadrado			97,6384		
Error absoluto medio			0,0562787		
Estadístico Durbin Watson			3,29202		

Tabla 42. Tabla ANOVA para datos DX para tangente variable

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 97,6384% de la variabilidad en DX.

El estadístico D de Durbin -Watson, mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior. Si el valor es próximo a 2, los residuos estarán incorrelacionados, si se aproxima a 4, estarán negativamente autocorrelacionados y si se aproxima a 0 estarán positivamente autocorrelacionados.

El P-valor del ANOVA es superior a 0,05, lo que indica que no existe una relación estadísticamente significativa entre DX y la tangente.

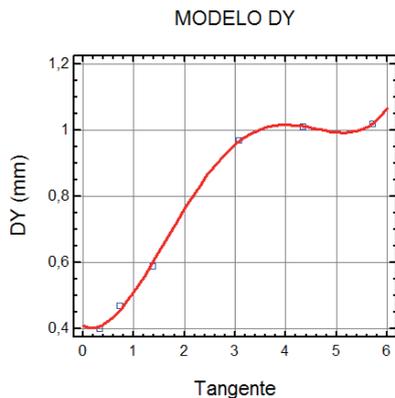
También se puede decir que el valor P-valor correspondiente al término de orden superior del polinomio es muy superior a 0,1, lo que indica que este término podría despreciarse (ver coeficientes de regresión). Es evidente que existen algunos errores de ajuste con el modelo, pero un modelo de orden 4 desvirtúa en exceso la curva.

4. Resultados

Para la deformación DY

En este caso se ha aplicado un modelo polinómico de cuarto orden, pues se ajusta más a la realidad que el modelo de tercer orden.

Se observa de forma general que el comportamiento de la deformación en el eje Y es ascendente al aumentar el valor de la tangente pero se observa que existe un ascenso de la deformación en Y al aumentar hasta 3 el valor de la tangente, a partir de este valor, la deformación permanece casi constante al aumentar el valor de la tangente, y es a partir de valores de tangente superiores a 5,40, cuando la deformación vuelve a subir de nuevo, el comportamiento parece lógico por que mientras elevamos el valor de la tangente aumenta el lado paralelo al eje Y por lo que la deformación en este lado aumenta, lo contrario ocurre en el eje X, que va disminuyendo, lo que provoca una disminución de sus deformaciones.



Gráfica 21. Modelo ajustado DY para valor de la tangente variable

La ecuación para este modelo ajustado es la siguiente:

$$DY = 0,408107 - 0,0748347 \cdot \text{Tangente} + 0,236983 \cdot \text{Tangente}^2 - 0,0664361 \cdot \text{Tangente}^3 + 0,00534375 \cdot \text{Tangente}^4 \text{ (mm)}$$

Ecuación 26. Ecuación del modelo ajustado para DY y tangente del recorrido variable

Los coeficientes de correlación para DY son los siguientes:

Coeficientes regresión DY				
Nº Recta.	Estimación	Error standard	Estadístico T	P-Valor
Constante	0,408107	0,0420904	9,69597	0,0654
Tangente	-0,0748347	0,10709	-0,698804	0,6117
Tangente ²	0,236983	0,0767494	3,08775	0,1994
Tangente ³	0,0664361	0,0200999	-3,30529	0,1870
Tangente ⁴	0,0053437	0,00170668	3,13109	0,1968

Tabla 43. Coeficientes de regresión para DY con valor de la tangente variable

Tabla ANOVA para DY

ANOVA					
Fuente	Suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Modelo	0,414737	4	0,103684	261,4	0,0457
Residuos	0,000396649	1	0,000396649		
R-cuadrado			99,9045		
Error absoluto medio			0,00648634		
Estadístico Durbin Watson			3,46814		

Tabla 44. Tabla ANOVA para DY y valor de la tangente variable

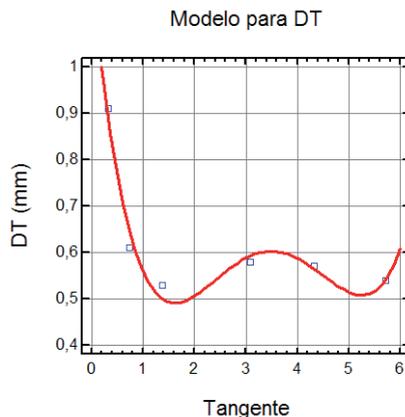
El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 99,9% de la variabilidad en DY.

El estadístico D de Durbin -Watson, de 3,46814 se acerca al 4 lo que indica que los residuos están negativamente autocorrelacionado.

El P-valor del ANOVA es inferior a 0,05, lo que indica que existe una relación estadísticamente significativa entre DY y la tangente.

El valor P-valor correspondiente al termino de orden superior del polinomio es muy superior a 0,1, lo que indica que este término podría despreciarse.

Para la deformación total



Gráfica 22. Modelo ajustado DT para valor de la tangente variable

En este caso se ha aplicado un modelo polinómico de cuarto orden.

El comportamiento es bastante irregular, inicialmente se tiene un descenso elevado de la deformación total al aumentar el valor de la tangente, pero es a partir del valor 1,3 de la tangente del recorrido de flujo donde se observan una tendencia irregular tomando valores que hacen subir y bajar la deformación al aumentar el valor de la tangente.

4. Resultados

La ecuación para este modelo ajustado es la siguiente:

$$DT = 1,19657 - 1,13515 \cdot \text{Tangente} + 0,620711 \cdot \text{Tangente}^2 - 0,131982 \cdot \text{Tangente}^3 + 0,00955723 \cdot \text{Tangente}^4 \text{ (mm)}$$

Ecuación 27. Ecuación del modelo ajustado para DT y tangente del recorrido variable.

Los coeficientes de regresión para este caso son:

Coeficientes regresión DT				
Nº Recta.	Estimación	Error standard	Estadístico T	P-Valor
Constante	1,19657	0,115778	10,335	0,0614
Tangente	-1,13515	0,294571	-3,85357	0,1616
Tangente ²	0,620711	0,211115	2,94016	0,2087
Tangente ³	-0,131982	0,0552889	-2,38714	0,2525
Tangente ⁴	0,00955723	0,00469455	2,03581	0,2907

Tabla 45. Coeficientes de regresión para DT con valor de la tangente variable

Tabla ANOVA para DT

ANOVA					
Fuente	Suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Modelo	0,0997322	4	0,024933	8,31	0,2504
Residuos	0,00300118	1	0,00300118		
R-cuadrado			97,0787		
Error absoluto medio			0,017842		
Estadístico Durbin Watson			3,46814		

Tabla 46. Tabla ANOVA para DY y valor de la tangente variable

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 97,07% de la variabilidad en DT.

El estadístico D de Durbin -Watson que mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior en este caso es de 3.46814 y se aproxima a 4 lo que significa que estarán negativamente autocorrelacionados.

El P-valor del ANOVA es superior a 0,1 lo que indica que no existe una relación estadísticamente significativa entre DT y la tangente para un nivel de confianza del 90%.

También se puede decir que el valor P-valor correspondiente al termino de orden superior del polinomio es muy superior a 0,1, lo que indica que este término podría despreciarse.

4.4.1. CONCLUSIONES PARCIALES

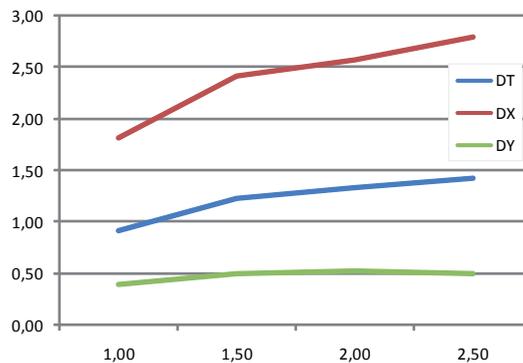
El comportamiento general de estas deformaciones frente a la variación de la tangente del recorrido es distinto para cada variable, la deformación en el eje X tiende a disminuir al aumentar el valor de la tangente, mientras que ocurre lo contrario en la deformación en Y que tiene un comportamiento ascendente, en cuanto a la deformación total, tiene un comportamiento similar al de la deformación en X, lo cual indica que la deformación en X influye más sobre la deformación total que la deformación en Y.

Basándonos en los resultados estadísticos obtenidos en las tablas ANOVA, para la deformación X y para la deformación total no existe una relación estadísticamente significativa con la tangente del recorrido, mientras que para la deformación en Y si que existe esa relación.

Un aumento de la tangente del recorrido de flujo afecta a los lados del rectángulo, haciendo disminuir las dimensiones del lado paralelo al eje X y a la vez haciendo aumentar el lado paralelo al eje Y (recordemos que el eje X es el que va en el lado de la entrada de material), esta variación en las dimensiones del rectángulo afectan directamente a la deformación en el eje donde aumenta su correspondiente lado, por lo tanto al aumentar el lado del rectángulo paralelo al eje Y como consecuencia del aumento del valor de la tangente, aumenta la deformación en la dirección de este eje, de forma contraria ocurre en el eje X. En cuanto a la deformación total, ésta al ser una variable dependiente de DX y DY, tienen un comportamiento similar a éstas, pero en este caso dado que la pieza siempre tienen el lado X más grande que el lado Y, es más sensible a la deformación en el eje X.

4.5. INFLUENCIA DEL ESPESOR SOBRE LA DEFORMACIÓN.

Como última variable de entrada a analizar se tiene el espesor, hay que recordar que el rango a estudio esta en 1-2,5 mm, en este caso los estudios se realizarán por intervalos de 0,5 mm, teniendo así 4 análisis a realizar, que será suficiente para detectar el comportamiento de las variables de salida, también conviene recordar que el valor de la tangente y del recorrido de flujo permanecen constantes con valor de 0,32 y 87,02 respectivamente. Se va a tomar el rectángulo 5A y a obtener sus deformaciones con MoldFlow.



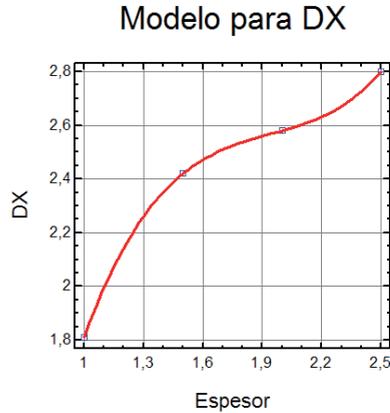
Gráfica 23. Comportamiento general del espesor sobre la deformación

La *gráfica 23* atiende a la variación de las tres deformaciones al modificar el espesor, y refleja un ascenso de las tres variables de salida, a continuación se analiza una a una la capacidad de correlación existente.

Deformaciones rectángulos (mm)			
Espesor	DT	DX	DY
1 mm	0,91	1,81	0,40
1,5 mm	1,23	2,42	0,50
2 mm	1,33	2,58	0,53
2,5 mm	1,42	2,80	0,50

Tabla 47. Deformaciones para rectángulos con tangente y recorrido fijas

La tabla anterior corresponde a los datos de las deformaciones obtenidas en las simulaciones de los rectángulos con un valor de recorrido y tangente fijos y el valor del espesor variable.

Para la Deformación en X.

Un modelo polinómico de tercer orden se adapta perfectamente a los puntos obtenidos. El comportamiento siempre es al alza, con una pendiente general elevada, aunque si que es cierto que el comportamiento más claro de ascenso se muestra en la fase inicial del gráfico.

Gráfica 24. Modelo ajustado para DX y espesor variable

La ecuación para este modelo ajustado es la siguiente:

$$DX = -2,8 + 7,89 \cdot \text{Espesor} - 3,96 \cdot \text{Espesor}^2 + 0,68 \cdot \text{Espesor}^3 \text{ (mm)}$$

Ecuación 28. Ecuación del modelo ajustado para DX y espesor variable

Como el modelo polinómico se ajusta con exactitud, no hay errores para los coeficientes de regresión.

Coeficientes regresión DY				
Nº Recta.	Estimación	Error standard	Estadístico T	P-Valor
Constante	-2,8			
Tangente	7,89			
Tangente ²	-3,96			
Tangente ³	0,68			

Tabla 48. Coeficientes de regresión para DX

4. Resultados

Tabla ANOVA

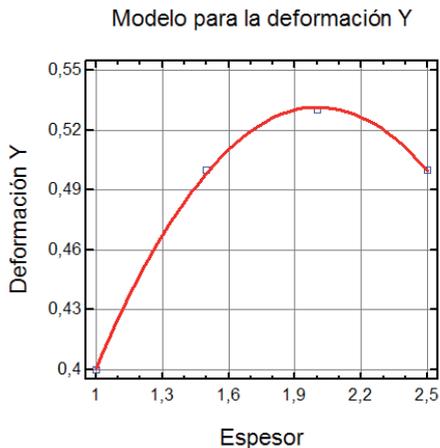
ANOVA					
Fuente	Suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Modelo	0,540875	4	0,180292		
Residuos	0	0	0		
R-cuadrado			100		
Error absoluto medio			0		
Estadístico Durbin Watson			2,25267		

Tabla 49. Tabla ANOVA para DX y espesor constante

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 100% de la variabilidad en DT.

El estadístico D de Durbin -Watson, en este caso nos encontramos con un estadístico D de 2,25, los residuos de la deformación en el eje X y del espesor esta ligeramente incorrelacionados.

Para la deformación en Y



Gráfica 25. Modelo ajustado para DY y espesor variable

Si la deformación X aumentaba de forma general al aumentar el espesor de la pieza, en este caso el ascenso de la deformación Y no es tan evidente para cualquier espesor, existe un aumento, de la deformación Y, hasta llegar al máximo de la deformación que se encuentra sobre el valor de 2 mm de espesor, luego empieza a decaer cuando se aumenta el espesor. Por lo tanto en principio y para esta pieza, si se aplican espesores elevados, la deformación será inferior.

La ecuación del modelo es la siguiente:

$$DY = 0,0095 + 0,521 \cdot \text{espesor} - 0,13 \cdot \text{espesor}^2 \text{ (mm)}$$

Ecuación 29. Ecuación del modelo ajustado para DY y espesor variable

Los coeficientes del modelo son:

Coeficientes regresión DY				
Nº Recta.	Estimación	Error standard	Estadístico T	P-Valor
Constante	0,0095	0,0128355	0,740135	0,5944
Tangente	-0,521	0,0157707	33,017	0,0193
Tangente ²	-,013	0,00447214	-29,0689	0,0219

Tabla 50. Coeficientes de regresión para DY

Tabla ANOVA

ANOVA					
Fuente	Suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Modelo	0,00967	2	0,004835	967	0,0224
Residuos	0,000005	1	0,000005		
R-cuadrado			99,94		
Error absoluto medio			0,001		
Estadístico Durbin Watson			3,4		

Tabla 51. Tabla ANOVA para DY y espesor constante

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 99,94% de la variabilidad en DY, lo que muestra un ajuste significativo de los puntos a la curva.

El estadístico D de Durbin -Watson con un valor 3,4 se tiene que los valores de los residuos de Deformación en Y están correlacionados negativamente.

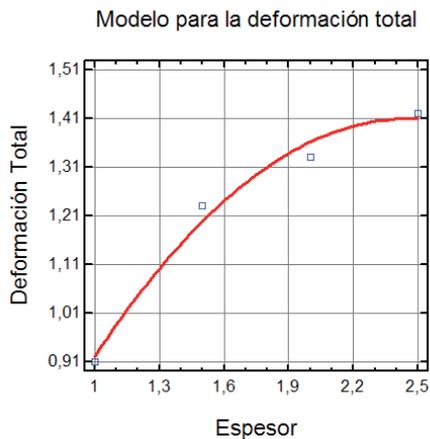
El P-valor del ANOVA es inferior a 0,05 lo que indica que existe una relación estadísticamente significativa entre DY y el espesor para un nivel de confianza del 95%.

4. Resultados

También se puede decir que el valor P-valor correspondiente al término de orden superior del polinomio es inferior a 0,05, lo que indica que este término es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 95%, lo cual no es preciso buscar un modelo de orden más bajo.

Para la deformación total

Para la deformación Total se ha aplicado un modelo de regresión



Gráfica 26. Modelo ajustado para DT y espesor variable

polinómico de orden 2, la deformación total al ser la resultante de la suma vectorial de la deformación X e Y, tienen un comportamiento mixto, la deformación X ascendía fuertemente a partir de 2, mientras que la deformación Y descendía a partir de este valor, en este caso la deformación total muestra un camino intermedio entre ambos. El comportamiento general es el de ascenso, promovido principalmente por el fuerte ascenso que tienen la deformación X al modificar el espesor al alza.

La ecuación que gobierna el proceso es:

$$DT = 0,0195 + 1,131 \cdot \text{espesor} - 0,23 \cdot \text{espesor}^2 \text{ (mm)}$$

Ecuación 30. Ecuación del modelo ajustado para DT y espesor variable.

Los coeficientes de regresión se muestran a continuación:

Coeficientes regresión DT				
Nº Recta.	Estimación	Error standard	Estadístico T	P-Valor
Constante	0,0195	0,0269545	0,072344	0,9540
Tangente	1,131	0,331374	3,41306	0,1814
Tangente ²	-0,23	0,0939149	-2,44903	0,2468

Tabla 52. Coeficientes de regresión para DT

La tabla ANOVA

ANOVA					
Fuente	Suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Modelo	0,14607	2	0,073035	33,12	0,1203
Residuos	0,002205	1	0,002205		
R-cuadrado			98,5129		
Error absoluto medio			0,021		
Estadístico Durbin Watson			3,4		

Tabla 53. Tabla ANOVA para DT y espesor constante

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 98,51% de la variabilidad en DT.

El estadístico D de Durbin -Watson, con un valor 3,4 se tiene que los valores de los residuos de Deformación en Y están correlacionados negativamente.

El P-valor del ANOVA es superior a 0,01 lo que indica que no existe una relación estadísticamente significativa entre DT y el espesor para un nivel de confianza del 90%.

También se puede decir que el valor P-valor correspondiente al termino de orden superior del polinomio es inferior a 0,1, lo que indica que este término no es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 90%.

4.5.1. CONCLUSIONES PARCIALES

Todas las variables referidas a la deformación aumentan al aumentar el espesor de la pieza al mantener constantes los factores del recorrido y la tangente, aunque lo hacen de forma diferente.

Para la deformación X, el ascenso de la curva se da durante todo el rango analizado del espesor, en el caso de la deformación Y este ascenso solo se da hasta valores de espesor de 2 mm, para valores superiores la deformación decae considerablemente.

El comportamiento de la deformación total es un comportamiento mixto entre ambas deformaciones, la X y la Y, aunque tiende más a imitar la deformación X.

4.6. RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES EN MOLDFLOW.

En este apartado se van a describir los resultados obtenidos para los estudios que se han efectuado con la simulación, hay que recordar que se tienen 240 estudios a realizar. Se expondrán todos los datos obtenidos en una tabla y se realizará una valoración estadística de los datos con el fin de detectar las distribuciones de frecuencia de los datos de las deformaciones obtenidos en las simulaciones con MoldFlow.

Como ya se comentó en el capítulo anterior, se requieren de datos referentes a la deformación para poder modelizar el proceso, estos datos son los datos para la deformación correspondientes a nuevas situaciones de nuevas piezas rectangulares y que se han diseñado con el fin de extraer estos datos de deformación, estas piezas rectangulares, han sido construidas como sólidos en un programa CAD, convertidos a un formato STL y posteriormente simulada su inyección a través de programas CAE, la forma de operar en estas etapas se ha podido ver en el capítulo 3 de metodología experimental.

El análisis exploratorio de datos definido (E.D.A) por John W. Tukey^[87] es, básicamente, el tratamiento estadístico al que se someten las muestras recogidas durante un proceso de investigación en cualquier campo científico.

Los Pasos seguidos en el E.D.A. son básicamente dos:

Medición y descripción de los datos y dimensiones por medio de la Estadística descriptiva: Aquí se tienen por un lado, las medidas de tendencia central (promedios que, en una sola cifra, resumen todos los valores de una muestra; media, mediana y moda son los más habituales) y por otro, las medidas de dispersión (que calculan hasta qué punto la muestra se agrupa o no en torno a esos promedios) dentro de este apartado, además se debe calibrar la confianza de las muestras a través de estadímetros básicos: la desviación estándar de la muestra, la curtosis y la asimetría.

Comparación de los caracteres de una muestra, o de varias muestras diferentes por medio de la Estadística inferencial: Las pruebas más frecuentemente utilizadas comienzan por las más sencillas comparaciones visuales (a través de gráficos como la campana de Gauss, nubes de dispersión, o diagrama caja y bigotes) pasando por las socorridas caja de contingencia (incluido la prueba del X^2) y por los tipos de análisis de varianza.

Si se tiene en cuenta los puntos anteriores, para cada variable de la deformación, en primer lugar se verá un resumen estadístico de los datos a introducir en nuestros sistemas de modelización y posteriormente dos gráficos uno el histograma para ver la distribución de frecuencias y otro el gráfico de caja y bigotes, para observar visualmente los valores estadísticos.

Para la deformación en X

Resumen estadístico para los datos Deformación X	
Frecuencia	240
Media	1,02504
Varianza	0,373794
Desviación típica	0,611387
Mínimo	0,2
Máximo	2,8
Rango	2,6
Asimetría típica	4,6057
Curtosis tipificada	-0,775635

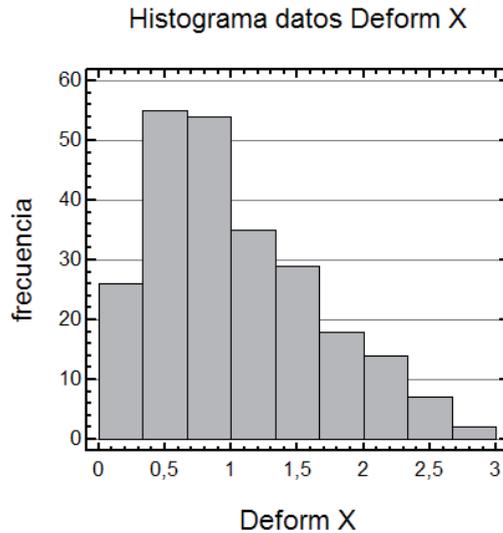
Tabla 54. Resumen estadístico datos obtenidos en MoldFlow para DX

Estos son los datos estadísticos para la serie de datos obtenidos a través de MoldFlow para la deformación en el eje X, como valores a destacar se tienen los estadísticos de la asimetría típica y la curtosis tipificada que indican el acercamiento a una distribución normal, en este caso se aleja bastante de lo que sería una distribución normal, los valores de estos estadísticos fuera del rango -2 y +2 indican alejamiento significativo de normalidad. Teniendo como asimetría un valor de 4,6057 no está dentro del rango de la normalidad, mientras que el valor de la curtosis tipificada de -0,775635 sí que está dentro del rango de una distribución normal.

Para una distribución normal, el valor estadístico de curtosis es 0, una curtosis positiva indica que las observaciones se concentran más y presentan colas más cortas que las de una distribución normal. Una curtosis negativa indica que las observaciones se agrupan menos y presentan colas más largas.

La distribución normal es simétrica y tiene un valor de asimetría igual a 0. Una distribución que tenga una asimetría positiva significativa tiene una cola derecha larga. Una distribución que tenga una asimetría negativa significativa tiene una cola izquierda larga. Estos efectos se pueden observar en el histograma siguiente.

4. Resultados



Gráfica 27. Histograma de los datos DX simulados en MoldFlow

Como se puede apreciar la mayoría de los datos se encuentran en el rango de 0,333 a 1 mm de deformación.

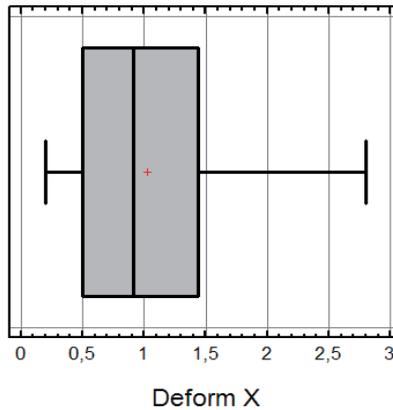
Para ser más precisos en la apreciación anterior, se dispone de la tabla de distribución de frecuencia con los valores numéricos para cada rango de valores (*tabla 55*).

Distribución de frecuencia para deform X			
Rango	Desde	Hasta	Fre.
= 0			0
1	0	0,333	26
2	0,333	0,666	55
3	0,666	1	54
4	1	1,333	35
5	1,333	1,666	29
6	1,666	2	18
7	2	2,333	14
8	2,333	2,666	7
9	2,666	3	2
> 3			0

Tabla 55. Distribución de frecuencias.

En el gráfico de caja y bigotes para la deformación X (*gráfico 28*), existe una gran dispersión de datos, sobre todo por la cola de la derecha, también observamos que el 50% de los datos se encuentra muy desplazado a la izquierda y que el 75% de los datos son inferiores a 1,5 mm de deformación.

Gráfico de Caja y Bigotes para Deform X



Gráfica 28. Gráfico de caja y bigotes para los datos DX simulados

Para la deformación en Y.

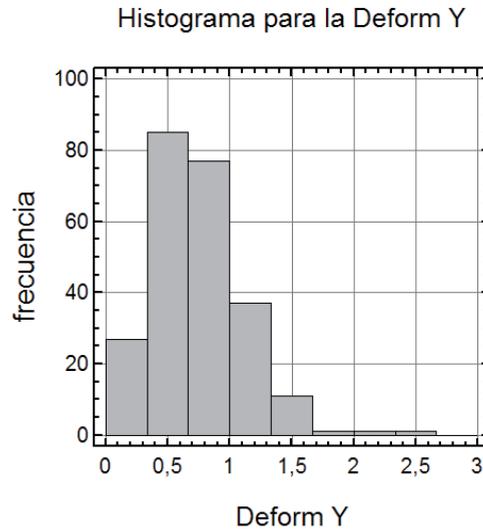
En la *tabla 56* se tienen los datos estadísticos para la serie de datos obtenidos a través de MoldFlow para la deformación en el eje Y, como valores a destacar se tienen los estadísticos de la asimetría típica y la curtosis tipificada que indican el acercamiento a una distribución normal, en este caso se aleja bastante de lo que sería una distribución normal en los dos casos, los valores de estos estadísticos fuera del rango -2 y +2 indican alejamiento significativo de normalidad. Teniendo como

Resumen estadístico para los datos Deformación Y	
Frecuencia	240
Media	0,7395
Varianza	0,12699
Desviación típica	0,3563
Mínimo	0,21
Máximo	2,45
Rango	2,24
Asimetría típica	6,921
Curtosis tipificada	7,078

Tabla 56. Resumen estadísticos para la deformación Y.

4. Resultados

asimetría un valor de 6,92136 no está dentro del rango, mientras que el valor de la curtosis tipificada es de 7,07804 tampoco esta dentro del rango de una distribución normal.



Gráfica 29. Histograma de los datos DY simulados en MoldFlow

Distribución de frecuencia para deform Y			
Rango	Desde	Hasta	Fre.
= 0			0
1	0	0,333	27
2	0,333	0,666	85
3	0,666	1	77
4	1	1,333	37
5	1,333	1,666	11
6	1,666	2	1
7	2	2,333	1
8	2,333	2,666	1
9	2,666	3	0
> 3			0

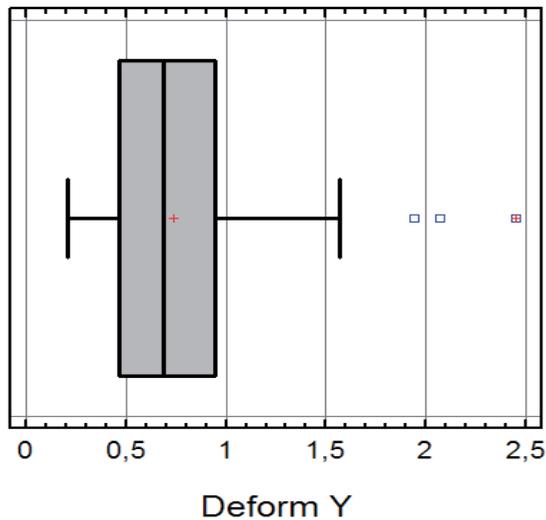
Tabla 57. Distribución de frecuencias para DY.

Si se observa el histograma (*gráfica 29*) se puede apreciar tal y como indica el estadístico de la curtosis que se dispone de una concentración central, y una cola amplia a la derecha, hecho que también indica el estadístico de la asimetría con un valor alto y positivo.

Por otro lado en la distribución de frecuencia (*tabla 57*) se ve que el 67,5% de los datos se encuentra entre 0,33 y 1 mm de deformación y que sólo tres valores superan 1,66 mm de deformación en el eje Y.

En el gráfico de caja y bigotes(*gráfica 30*) se tiene que los puntos externos son los que quedan a más de 1,5 veces del rango intercuartílico y vienen representados como cuadrados, los puntos externos lejanos son los que quedan a más de 3 veces el rango intercuartílico y se presentan como unos cuadrados con un signo positivo en el interior, en este caso se tienen dos puntos externos y un punto externo lejano. La presencia de puntos externos lejanos indica valores atípicos o una distribución altamente sesgada, esta circunstancia no se tiene en cuenta dado que las variables de entrada probablemente tampoco atiendan a una distribución normal, esta pieza corresponde a un rectángulo de 164 mm de largo y 35 mm de ancho, con un recorrido de flujo de 164,93 mm y un valor de tangente también elevado, el valor de deformación atiende perfectamente a las dimensiones de la pieza.

Gráfico de Caja y Bigotes



Gráfica 30. Gráfico de caja y bigotes para los datos DY simulados

4. Resultados

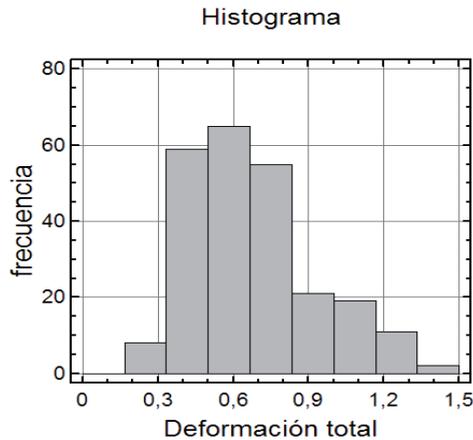
Para la deformación total

Resumen estadístico para los datos Deformación Total	
Frecuencia	240
Media	0,678542
Varianza	0,059697
Desviación típica	0,24433
Mínimo	0,22
Máximo	1,42
Rango	1,2
Asimetría típica	4,82608
Curtosis tipificada	0,322607

Tabla 58. Resumen estadísticos para la deformación Total.

Estos son los datos estadísticos para la serie de datos obtenidos a través de MoldFlow para la deformación total, como valores a destacar se tienen los estadísticos de la asimetría típica y la curtosis tipificada que indican el acercamiento a una distribución normal, en este caso se aleja bastante de lo que sería una distribución normal en los dos casos, los valores de estos estadísticos fuera del rango -2 y $+2$ indican alejamiento significativo de normalidad. Teniendo como asimetría un valor de $4,82608$ no está dentro del rango, mientras que el valor de la curtosis tipificada de $0,322607$ sí que está dentro del rango de una distribución normal.

Si se observa el histograma (*gráfica 31*) se aprecia tal y como indica el estadístico de la curtosis que se dispone de una elevada concentración central de datos, y una cola amplia a la derecha lo que nos indica que el estadístico de la asimetría debe ser un valor alto y positivo.



Gráfica 31. Histograma de los datos DT simulados en MoldFlow

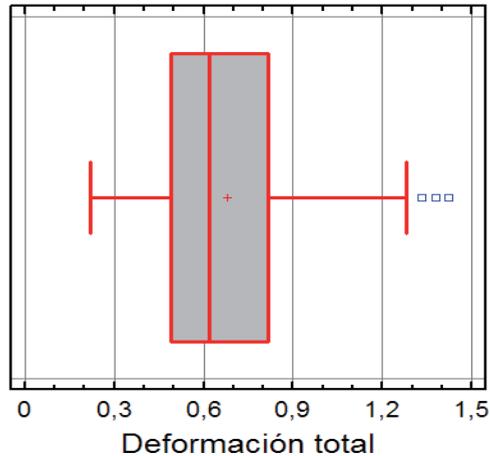
Distribución de frecuencia para deform total			
Rango	Desde	Hasta	Fre.
= 0			0
1	0	0,166	0
2	0,166	0,333	8
3	0,333	0,5	59
4	0,5	0,666	65
5	0,666	0,833	55
6	0,833	1	21
7	1	1,166	19
8	1,166	1,333	11
9	1,333	1,5	2
> 1,5			0

Por otro lado en la distribución de frecuencia (*tabla 59*) se aprecia que el 74,6 % de los datos se encuentra entre 0,33 y 0,83 mm de deformación y que sólo dos valores superan 1,33 mm de deformación total.

Tabla 59. Distribución de frecuencias para DT.

En el gráfico de caja y bigotes (*graf. 32*) se tiene en este caso tres puntos externos, es decir que esta a más de 1,5 veces del rango intercuartílico. El cuarto cuartil es amplio, lo que genera una cola larga a la derecha, por otro lado se tiene una gran cantidad de valores en el segundo cuartil y muy concentrados en valores de deformación bajos.

Gráfico de Caja y Bigotes



Gráfica 32. Gráfico de caja y bigotes para los datos DT simulados.

Analizados los datos de cada una de las variables, se desea estudiar si existe alguna relación entre los datos de las variables de salida y los datos de las variables de entrada para ello se va a realizar una comparativa entre los valores obtenidos de las deformaciones con los valores que se tienen de las variables de entrada con el fin de intentar localizar algún motivo que nos de respuesta el porqué se tienen distribuciones tan alejadas de la normalidad.

Para poder comparar distintas variables con unidades de trabajo distintas se tiene que emplear algún sistema de codificación que permita comparar valores sometidos a una misma escala.

Una fórmula que resulta útil para codificar los valores de los factores es la siguiente:

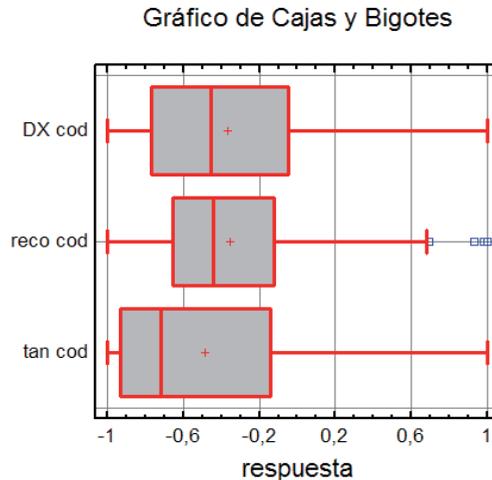
$$x_i = \frac{X_i - \left(\frac{X_{iNinf} + X_{iNsup}}{2} \right)}{X_{iNsup} - X_{iNinf}} = \frac{X_i - (\tilde{X}_i)}{X_{iNsup} - X_{iNinf}} \quad i = 1, 2, \dots, K$$

Ecuación 31. Codificación de datos

X_{iNinf} es el valor del nivel más bajo del factor i

X_{iNsup} es el valor del nivel más alto del factor i

A partir de ahora se trabajará en esta comparativa con los valores normalizados. Inicialmente se va a comparar la deformación en el eje X con los datos del recorrido y de la tangente.

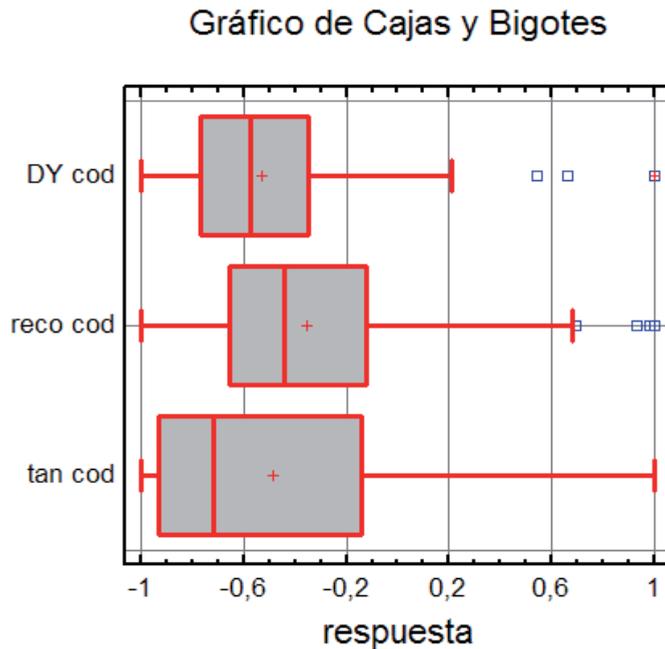


Gráfica 33. Comparativa entre datos de DX y las entradas.

En este caso se puede ver a simple vista como los factores de recorrido y de tangente poseen unos estadísticos de asimetría y curtosis similares, ambos factores tienen una cola larga a la derecha, lo que indica que el 25% de los datos se encuentra muy dispersos y con valores altos, en cuanto al recorrido, éste tiene los valores bastante menos dispersos que la tangente y además existen tres puntos externos, pero ningún externo lejano. Tanto las medias como las medianas no coinciden en los dos factores de entrada, aunque en ambas se muestra una asimetría a la izquierda, en el caso de la tangente la mediana indica que se tiene el 50% de los datos concentrados en valores bajos y el otro 50% muy disperso hacia los valores altos.

La deformación en el Eje X es una situación intermedia entre ambos factores, hay que recordar que la deformación en X es una variable dependiente de ambos factores de entrada. Dispone de una cola larga a la derecha muy similar a la obtenida en el factor de tangencia, pero sin embargo, la mediana y la media son muy similares a las obtenidas por el factor del recorrido.

En el caso de la deformación en el eje Y se tiene (*graf. 34*):



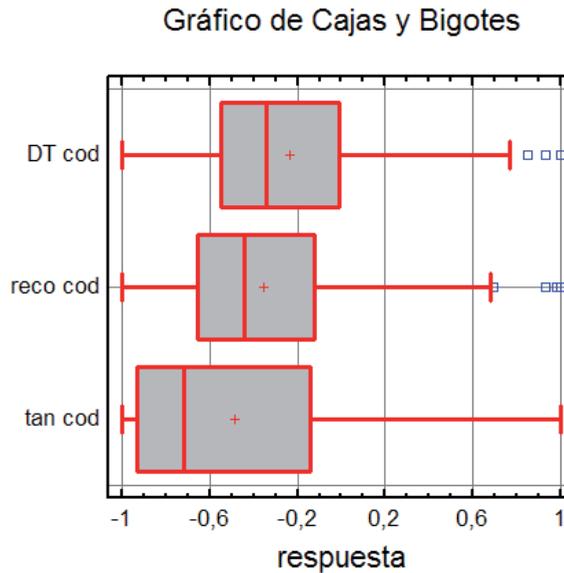
Gráfica 34. Comparativa entre datos de DY y las entradas.

La deformación en Y pierde esa semejanza de mediana y media que tenía la deformación X con respecto al factor de recorrido, aparecen una cola a la derecha larga pero mucho más pequeña que la de los factores de recorrido y tangente, lo cual indica que existe una sensibilidad inferior hacia los factores de entrada. También presenta puntos externos, dos externos y uno externo lejano, lo que indica que puede existir una relación elevada con el comportamiento del recorrido a niveles elevados.

En cuanto a la asimetría, muestra una tendencia a la izquierda de los datos, pero el tamaño de la caja muestra y la localización de la mediana muestran una curtosis dentro de lo normal.

Las medianas y las medias son muy distintas a las ofrecidas por el recorrido y la tangente, lo que hace pensar que no existe una relación significativa entre los datos, aunque se debe tener en cuenta que se trata de la combinación de ambos factores de entrada y puede que interactúen de forma inesperada.

Para la deformación total (*graf. 35*):



Gráfica 35. Comparativa entre datos de DT y las entradas.

También se observan tres puntos externos que es muy probable que tengan relación con los puntos externos que aparecen en el factor de recorrido, tanto la media y la mediana de la deformación total difieren bastante de los valores que ofrecen los factores de entrada para esos mismos estadísticos, lo cual a priori sugiere que los datos no se reagrupan con distribuciones similares a los factores que originan la variabilidad de la deformaciones y consecuentemente no existe una relación entre las variables de entrada y salida por lo menos en cuanto a dispersión de datos se refiere, y evidentemente no existe una relación lineal entre ellas.

4.6.1. CONCLUSIÓN PARCIAL

En base a la falta de normalidad existente en las distribuciones de nuestras variables y al no encontrar un vínculo común entre los factores de entrada y los de salida se debe recurrir a otros métodos que sí detecten una relación entre ellos y sean capaces de modelar el sistema.

La variable de la deformación total es la que muestra más acercamiento a una distribución normal, mientras que las otras dos variables de deformación se alejan en gran medida.

4. Resultados

En cuanto a las variables de entrada, los datos del recorrido están cerca de configurar una distribución normal, con datos mejor distribuidos a lo largo de su rango de trabajo que el factor de la tangente del recorrido de flujo, donde se ajustan muy poco a una distribución normal, esto puede repercutir en que exista una mayor sensibilidad en el rango de valores que más datos concentrados tenga en su interior, lo que puede provocar que al comprobar una nueva pieza rectangular cuyos datos sean desconocidos para este sistema se acerque con más exactitud a los datos de la simulación, por el contrario aquellas dimensiones de los rectángulos que se alejen más del comportamiento general de los datos de entrada empleados, pueden caer en un mayor desajuste y ofrecer mayor error.

4.7. MODELADO A TRAVÉS DE RED NEURONAL ARTIFICIAL.

Como ya se explicó en capítulos anteriores uno de los objetivos del estudio era modelar las posibles relaciones que pudieran haber entre los factores de salida y los de entrada, en la primera parte de este capítulo se vio de que manera afectaban a la deformación en sus tres variantes la variación de los factores de entrada por separado, esto puede servirnos para hacerse una idea inicial del comportamiento de las variables de salida, pero no sería correcto no contemplar la actuación simultánea de todos los factores de entrada sobre las deformaciones y dar al estudio un acercamiento a la realidad.

Anteriormente se vio en el análisis estadístico de los datos que a pesar de estar trabajando con unas variables las cuales dependen unas de otras, la distribución de sus datos no atendía a un comportamiento similar, sus medianas y sus cuartiles diferían mucho unos de otros lo que se traducía en falta de linealidad y relación, ahora se va a ver si a través del método de la red neuronal se puede asociar el comportamiento de la deformación a los aspectos dimensionales de la pieza.

“ La inteligencia artificial ha sido definida como la forma de diseñar procesos que exhiben características que comúnmente se asocian con el comportamiento humano inteligente”. Una de las arquitecturas que ha surgido para emular el comportamiento del aprendizaje es la red neuronal, que toma como modelo el cerebro humano.

Sin entrar en detalles, (pues para eso está el capítulo de introducción donde se explica más detalladamente el método), una red Neuro-

nal es un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas en una red que colabora para producir un estímulo de salida.

La RNA parte de un conjunto de datos de entrada suficientemente significativo y el objetivo es conseguir que la red aprenda automáticamente las propiedades deseadas. En este sentido, el diseño de la red tienen menos que ver con cuestiones como los flujos de datos y la detección de condiciones, y más que ver con cuestiones tales como la selección del modelo de la red, la de las variables a incorporar y el pre-procesamiento de la información que formará el conjunto de entrenamiento. La RNA reconoce un patrón y lo simula posteriormente.

En este caso, los datos de entrenamiento son los datos obtenidos con las simulaciones efectuadas a las piezas rectangulares, se tiene como entradas las dimensiones de las piezas, espesor, tangente y recorrido de flujo o longitud de flujo como lo se llamará en la RNA, mientras que nuestras salidas serán las deformaciones total, en el eje X y en el eje Y, con estos datos la RNA aprenderá la relación existente entre los datos de salida y los datos de entrada con los entrenamientos creando su propio paradigma para dar resolución a otras entradas basadas en el mismo proceso de transformación de datos.

El diseño de la presente RNA se ha construido con la ayuda del programa Easy NN, cuyo proceso de ejecución y optimización se puede ver en el *capítulo 3 de metodología experimental*, en el apartado actual simplemente se describen los resultados obtenidos al aplicar el método.

El entrenamiento de la red se lleva a cabo mediante el algoritmo de aprendizaje Back-propagation; se aplican técnicas como la repetición del entrenamiento y la detección temprana. El criterio de evaluación se basa en las habilidades tanto de aprendizaje como de generalización de las arquitecturas generadas.

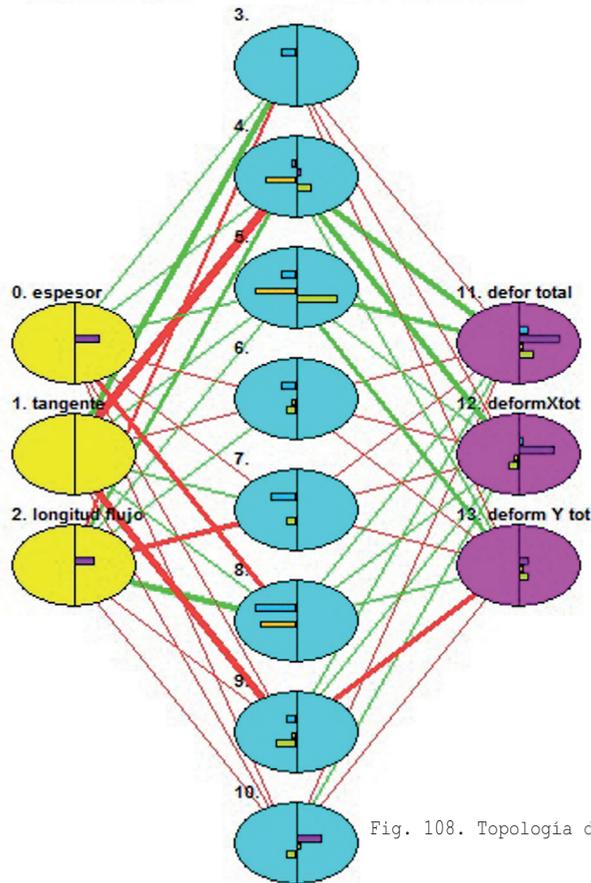
La función de activación empleada para una RNA tipo Back-propagation es la función sigmoideal:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-gx}}, \text{ con } x = gini - \theta_i$$

Ecuación 32. Función de activación sigmoideal

4. Resultados

Después del optimizado de la RNA (*ver capítulo 3, apartado 3.12*), ésta tiene una topología consistente en tres capas de neuronas, la de entrada correspondiente a las entradas del sistema, las de salida correspondiente a las salidas del sistema y la capa oculta con 8 neuronas.



Los datos generales de la RNA como errores de entrenamiento, errores de validación, tasa de aprendizaje y módulo se pueden apreciar en la *tabla 59*, a la RNA se le aplicó la detección temprana con el fin de que ajustara mejor sus valores en la generalización, la detección temprana ha sido en base al número de ejemplos de validación que están dentro de un rango del error establecido en este caso al 4,5 %.

En la *figura 109* se puede observar a través de una captura de pantalla, la gráfica final que toman las funciones de los valores máximos, valores mínimos, promedios y error de validación, todas estas

funciones tienden a converger según va disminuyendo el error de generalización.

Datos trabajo RNA empleada	
Learning rate	0,8
Momentum	0.8
Accelerator	0.0
Max.Training error	0.0077551
Ave. Training error	0.00060247
Min. Training error	0.00000772
Target error	0.01
Training examples	220
Validating examples	20
Within 4,5% range	score:20
Correct if rounded	score:0
Validating:	100% OK

Tabla 60.Datos de trabajo para la RNA empleada

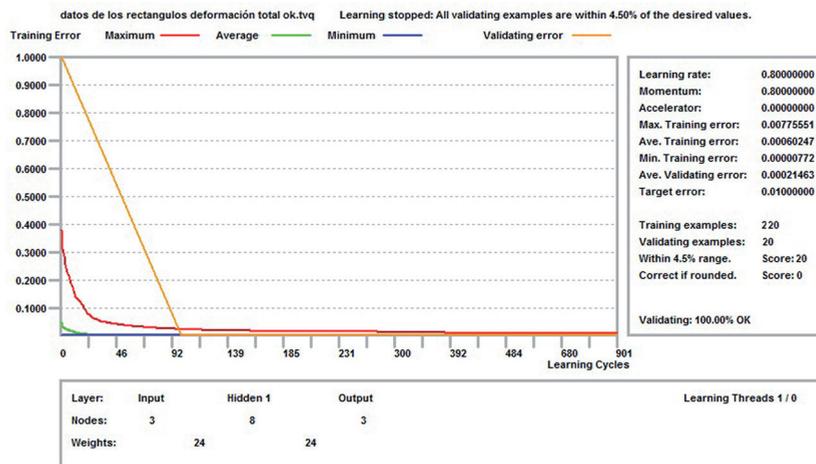


Fig. 109. Captura de pantalla de EASYNN con los detalles de la RNA

Se muestran a continuación algunos datos generales referente a los errores de la RNA. Los errores de entrenamiento está todos por debajo de 0,01 como se aprecia en la figura 110.

4. Resultados

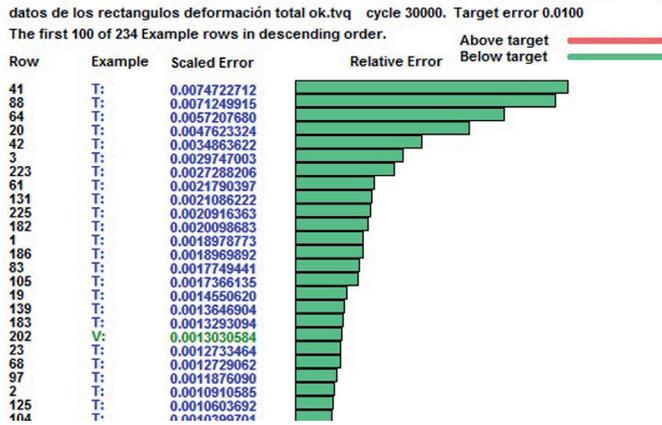


Fig. 110. Captura de pantalla de EasyNN, con los errores de entrenamiento de la RNA.

La dispersión de los ejemplos de validación y de entrenamiento se muestra en la imagen.

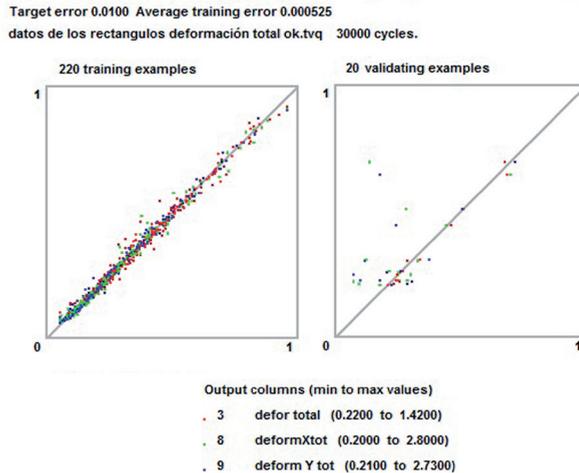


Fig. 111. Captura de pantalla de EasyNN, con la dispersión de los datos de entrenamiento y de validación.

Se puede observar en la imagen superior derecha que algunos de los puntos referidos a los datos de la deformación en los ejemplos de validación quedan muy lejos del comportamiento normal, al menos un punto referente a la deformación en X y otro a la deformación en Y, pero curiosamente no existe ningún punto referido a la deformación total que se salga de la normalidad.

En cuanto al nivel de importancia y sensibilidad que tienen los factores actuando simultáneamente sobre todas las variables dependientes serán los siguientes:

Column	Input Name	Importance	Relative Importance
1	tangente	57.7587	
2	longitud flujo	47.4509	
0	espesor	19.3653	

Fig. 112. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de importancia de cada uno de los factores de entrada.

Para el nivel de importancia (*fig. 112*) se tiene que es el valor de la tangente en que más influye sobre todas las deformaciones seguida muy de cerca por el factor de la longitud de flujo, hay que recordar que el valor de la tangente determina la relación entre el largo y el ancho de la pieza, valores de tangente igual a 1 darían una forma cuadrada, para valores superiores a 1 el lado largo corresponde al lado adyacente al lado de la entrada de material, y para valores de tangente inferiores a 1, es el lado de la entrada de material más largo que el otro.

Column	Input Name	Change from	to	Sensitivity	Relative Sensitivity
2	longitud flujo	24.4100	166.0700	0.263356322	
1	tangente	0.3200	12.3100	0.122942570	
0	espesor	1.0000	2.5000	0.057141639	

Fig. 113. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de sensibilidad de cada uno de los factores de entrada.

Para el nivel de sensibilidad (*figura 113*) se tiene que es la longitud del flujo la que más rápido hace variar las deformaciones, hay que tener en cuenta que los valores no están codificados y trabajan a distintas escalas, esto podría cambiar esta apreciación de la sensibilidad y de la importancia, en cualquier caso son datos reales en rangos reales.

El espesor es el factor que menos afecta en importancia y en sensibilidad a las deformaciones.

Se va a analizar ahora cada una de las salidas de forma independiente y así obtener que factor es el que más afecta a cada una de las salidas por separado, se tiene:

Para la deformación en X

El valor de la tangente es el que más afecta a la deformación en X, aunque seguido muy de cerca por el factor de longitud de flujo (re-

4. Resultados

corrido de flujo), mientras que el valor del espesor casi no incide sobre la variabilidad de esta variable (*fig 114*).

Column	Input Name	Importance	Relative Importance
1	tangente	59.2240	
2	longitud flujo	44.5964	
0	espesor	9.7467	

Fig. 114. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de importancia de los factores de entrada para DX.

En cuanto al nivel de relevancia (*Fig. 115*), en este caso también es evidente que la tangente es la que más influye en la velocidad de cambio de la deformación en X con diferencia, es decir un ligero cambio en el valor de la tangente trae como consecuencia un gran cambio en la deformación X, el espesor continua sin tener relevancia significativa sobre las variables salientes.

Input Name	Change from	to	Sensitivity	Relative Sensitivity
tangente	0.3200	12.3100	0.937277271	
longitud flujo	24.4100	166.0700	0.255348620	
espesor	1.0000	2.5000	0.043572884	

Fig. 115. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de sensibilidad de los factores de entrada para DX.

Para la deformación Y

Column	Input Name	Importance	Relative Importance
1	tangente	38.9156	
0	espesor	26.3599	
2	longitud flujo	26.3281	

Fig. 116. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de importancia de los factores de entrada para DY.

Para el nivel de importancia (*fig. 116*), la tangente sigue siendo de nuevo el factor que más afecta a las variables de salida, en este caso a la deformación en eje Y, aunque no tan evidentemente como en los casos de la deformación en X, por otro lado se tiene que el espesor es el segundo factor que más influye aunque seguido de cerca por el factor del recorrido que queda relegado al tercer puesto de importan-

cia, es decir que para la deformación Y afecta más la disposición de la pieza rectangular a la hora de inyectar que la magnitud de la pieza. Si se quiere controlar la deformación en Y se tendrá cuidado con como se sitúe la pieza con respecto al lado de la entrada del material.

Input Name	Change from	to	Sensitivity	Relative Sensitivity
longitud flujo	24.4100	166.0700	0.783306331	
tangente	0.3200	12.3100	0.347681418	
espesor	1.0000	2.5000	0.195543436	

Fig. 117. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de sensibilidad de los factores de entrada para DY.

Para el nivel de sensibilidad y para la deformación en Y (*figura 117*) es la longitud de flujo (recorrido) la que más afecta a la velocidad de cambio de la deformación en Y, mientras que es el espesor el que menos afecta, esta valoración es más similar a la que se daba en el análisis de la sensibilidad para todas las deformaciones.

Para la deformación Total

Inicialmente hay que recordar que la deformación total es la suma vectorial de la deformación Y, la deformación X, y la deformación en Z, esta última se omitía por considerarla despreciable frente a los valores de las deformaciones de X y de Y. Esto significa que la deformación total, está en función de la deformación en X y la deformación en Y, y no es dependiente directamente de los factores de entrada, no obstante se verá que factores afectan más esta variable de la deformación total.

Column	Input Name	Importance	Relative Importance
2	longitud flujo	48.9464	
1	tangente	26.6114	
0	espesor	20.2594	

Fig. 118. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de sensibilidad de los factores de entrada para DT.

Para el nivel de importancia (*fig. 118*), en este caso es la longitud del flujo la que más influye sobre la deformación total, siendo el espesor el factor que menos afecta en la magnitud del cambio. Esto contradice en parte los niveles de importancia obtenidos con las otras dos variables de la deformación, pues tanto en la deformación en X como en la deformación en Y es el valor de la tangente el que más afecta a ambas deformaciones.

Para la sensibilidad se tiene (*fig. 119*):

4. Resultados

Input Name	Change from	to	Sensitivity	Relative Sensitivity
longitud flujo	24.4100	166.0700	0.862493361	
tangente	0.3200	12.3100	0.448132410	
espesor	1.0000	2.5000	0.208384334	

Fig. 119. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de importancia de los factores de entrada para DT.

En cuanto a la sensibilidad es también la longitud de flujo, el factor que más acusa la velocidad de cambio en la deformación total, siendo el espesor el factor menos influyente de nuevo.

Por último y como cierre de este apartado, se validarán las dimensiones de las piezas obtenidas en la máquina, esta operación se realiza a través de la opción “*query*”, activando la fila correspondiente dentro de la rejilla de datos. Se introducen los datos de entrada de las piezas cuyo resultados de deformación se quieren obtener y se hace correr la RNA ya optimizada, la RNA devuelve los datos de las salidas, en este caso deformaciones según el patrón que ha reconocido en las fases de entrenamiento y validación.

En la imagen inferior (*fig. 120*) se muestra una captura de pantalla de la RNA ejecutada con EASY NN y enmarcados se muestran los datos de las deformaciones para los seis ejemplos de validación y que se inyectaron en máquina.

Day 35	espesor	tangente	longitud f+	defor total	deformXtot	deform Y t+
V:202	1.2000	0.4400	87.3200	1.0600	2.0600	0.5600
V:203	1.3000	9.1400	160.9500	1.0447	0.4464	2.0568
V:204	1.4000	0.6900	42.1700	0.5300	1.0000	0.3900
V:205	1.5000	5.7600	70.3200	0.6000	0.4100	1.1100
V:206	1.6000	1.6200	45.6200	0.4900	0.7700	0.6300
V:207	1.7000	2.4700	51.7300	0.5100	0.6700	0.7900
V:208	1.8000	5.3900	52.0700	0.4600	0.3300	0.8600
V:209	1.9000	0.7400	31.8900	0.4700	0.8800	0.3400
V:210	2.0000	7.3300	55.5100	0.4900	0.2600	0.9100
V:211	2.1000	0.5500	31.3200	0.4800	0.9200	0.2700
valid 1	2.0000	4.0200	103.0500	0.8752	0.8215	1.5799
valid 2	2.0000	1.0000	70.5700	0.8605	1.5480	0.7949
valid 3	2.0000	3.3300	104.4000	0.9047	0.9971	1.5758
valid 4	2.0000	1.2000	78.1000	0.8974	1.5606	0.9491
valid 5	2.0000	5.3300	162.7900	1.2640	0.9856	2.3857
valid 6	2.0000	0.7500	100.0000	1.3341	2.5520	0.9303
V:218	1.6000	1.1100	67.2700	0.7600	1.3200	0.7400
V:219	2.3000	3.6000	93.4100	0.8300	0.8600	1.4700

Fig. 120. Captura de pantalla de EasyNN, con los datos obtenidos para la deformación.

Es necesario tener en cuenta que a estos datos de las deformaciones obtenidos con la RNA también se le han adicionado los valores correspondientes al desfase producido por la diferencia de bebederos .

Datos para compensar la diferencia de deformación por la diferencia de canales de alimentación				
Config.	Tipo deformación	% a compensar	Config.	% a compensar
	deform. total	3.23		3.59
Vali. 1	deform x	1.82	Vali. 4	0.83
	deform Y	1.69		3.4
	deform. total	3.61		3.58
Vali. 2	deform x	0.83	Vali. 5	6.04
	deform Y	3.88		2.31
	deform. total	2.82		0
Val. 3	deform x	1.49	Vali. 6	0
	deform Y	1.78		0

Tabla 61. Valores a compensar en los datos de deformación obtenidos en la RNA por diferencias del canal de alimentación, según tabla 10 pagina 129.

En la tabla inferior se muestran los datos comparativos. Los datos que se han obtenido para las deformaciones en la RNA corresponden a la columna de RNA (ya incluyen los datos de compensación por el canal de alimentación), y se pueden contrastar con las deformaciones obtenidas en máquina (MQ) y con las deformaciones de las simulaciones (MF).

Comparativa de deformaciones con MF, MQ y RNA									
Nº de pieza	Def. Total			Deform X			Deform Y		
	MF	MQ	RNA	MF	MQ	RNA	MF	MQ	RNA
Validación 1	0,88	0,86	0,90	0,81	0,77	0,83	1,57	1,62	1,60
Validación 2	0,90	0,85	0,89	1,57	1,56	1,56	0,75	0,7	0,82
Validación 3	1,00	0,99	0,93	1,08	1,15	1,01	1,59	1,7	1,6
Validación 4	0,90	0,9	0,92	1,57	1,51	1,57	0,85	0,91	0,98
Validación 5	1,33	1,28	1,31	0,97	0,94	1,04	2,38	2,41	2,44
Validación 6	1,31	1,33	1,33	2,46	2,51	2,55	1,02	0,99	0,93

MF Resultados en MoldFlow

MQ Resultados de máquina

RNA Red neuronal artificial

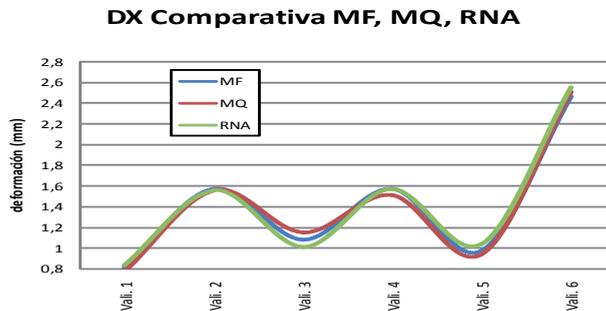
Tabla 62. Valores comparativos de los resultados de la deformación obtenidos por la simulación, RNA y en máquina.

4. Resultados

De forma global se puede decir que las deformaciones se ajustan bastante bien a las obtenidas en máquina. Si se convierten a un gráfico los datos anteriores para cada una de las deformaciones se puede visualizar con más claridad el ajuste de los puntos de la RNA con respecto a los obtenidos en máquina.

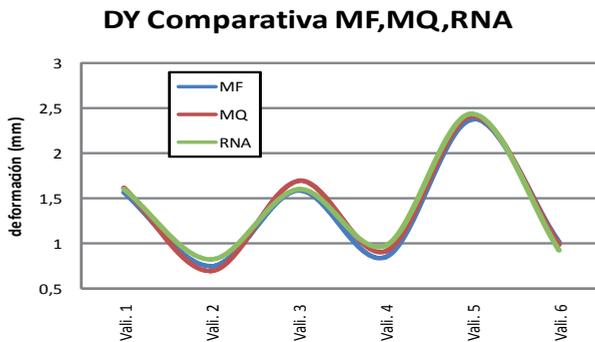
Para la deformación en X se tiene:

En la grafica se aprecia que son las validaciones 3 y 5 las que más se alejan de sus puntos homólogos con unas diferencias con respecto a los datos de la máquina de 0,14 mm y de 0,1 mm respectivamente, el resto de los puntos está dentro de unos valores admisibles, más cercanos a los puntos obtenidos con las simulación que a los puntos obtenidos en las piezas inyectadas.



Gráfica 36. Comparativa de los valores de deformación en eje X de RNA, MF y máquina (MQ).

Para la deformación en Y se tiene:



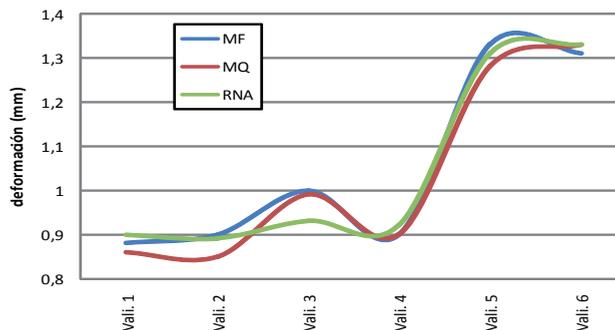
Gráfica 37. Comparativa de los valores de deformación en eje Y de RNA, MF y máquina (MQ).

A pesar de que la gráfica presenta el mismo comportamiento que en los casos de las simulaciones y la máquina, la validación 2, 3 y 5 están muy alejadas de los datos que nos ofrecían MoldFlow y la propia máquina, con unas diferencias de 0,12 mm, 0,16 mm y 0,7 mm respectivamente, estando los valores siempre por encima de los obtenidos en MoldFlow, estos valores por otro lado también coinciden con los valores que más distan de los datos de deformación dados por la máquina, el resto de los datos están dentro de unos valores aceptables.

Para la deformación total:

En la deformación total como era de esperar es la validación 2, 3 y 4 son las que sigue estando lejos de sus puntos homólogos, a pesar de que el nivel de importancia y de sensibilidad eran distintos para la deformación total era la longitud del flujo (recorrido) el factor más importante y más sensible, mientras que para la deformación en Y era la tangente el factor más importante y la longitud de flujo el factor más sensible, en este caso muestra cierta correspondencia de valores, pues sus valores menos ajustados coinciden.

DT Comparativa MF, MQ y RNA



Gráfica 38. Comparativa de los valores de deformación total de RNA, MF y máquina (MQ).

Se expone a continuación los errores numéricos en una tabla, las diferencias están referidas a los datos obtenidos en máquina, es necesario considerar de que para construir la RNA se han utilizado los datos de la simulación y estos ya tenían un error promedio de 3,11% respecto a los datos obtenidos en máquina:

4. Resultados

Errores respecto a MQ de las deformaciones						
Nº de pieza	Total		Deform X		Deform Y	
	DIF	DIF%	DIF	DIF%	DIF	DIF%
Validación 1	0,06	5.49	0,06	7.22	0,02	1.25
Validación 2	0,04	4.49	0	0	0,12	14,63
Validación 3	0,05	5.31	0,14	13,86	0,1	6,25
Validación 4	0,02	2.17	0,06	3,97	0,07	7,14
Validación 5	0,03	2.29	0,1	9,61	0,03	1,26
Validación 6	0	0	0,04	1,59	0,06	6,45
Promedios	0,033	3.46	0,05	6.04	0,076	6,69

Tabla 63. Diferencias de datos entre los obtenidos en la RNA y los datos obtenidos en máquina.

4.7.1. CONCLUSIÓN PARCIAL

A la vista está que en este caso los datos ofrecidos por la RNA quedan ligeramente más distantes de los datos obtenidos por la máquina que los obtenidos en la simulación (MF), lo cual es lógico, pensando que la RNA se ha construido teniendo como base los datos de la simulación y estos coincidían de forma moderada con respecto a los obtenidos en máquina, los datos de la RNA son coherentes a pesar de esa mínima desviación.

No obstante resulta interesante ver que las piezas que tienen mayores deformaciones son las que mejor ajustan los puntos, por ejemplo la validación número 6 en la deformación X, solo se tiene 0,04 mm de error con respecto a los datos de deformación de la máquina, otro dato sería el de la validación 5 en la deformación Y donde solo existe un 0,03 mm de diferencia. Respecto a esto hay que recordar que en el análisis de los datos en los gráficos de cajas y bigotes existían algunos puntos externos, estos puntos correspondían a las piezas que más recorrido de flujo tenían es decir las más grandes, con lo cual se puede pensar que una dispersión de datos muy centrados en un mismo rango, puede desvirtuar sensiblemente los datos de validación final relacionados con piezas rectangulares de tamaños similares por exceso de datos.

Desde el punto de vista de la eficacia del modelo, éste se acerca claramente a los resultados deseados, teniendo en cuenta que es muy complejo construir un sistema de base sin errores asociados, los datos obtenidos son bastante próximos a la realidad y por lo tanto aceptables, se habla de diferencias de centésimas, las cuales no se pueden

medir en un pie de rey, y las cuales también son muy sensibles a simples cambios realizados que difieren del procedimiento aquí empleado.

Lo importante de esto es ver como se puede obtener una predicción aproximada de la deformación de una pieza a través de un modelo de RNA simplemente introduciendo las dimensiones de la pieza.

Otro asunto importante que se ha podido ver en el apartado actual, es de que manera influyen los distintos factores sobre las deformaciones y saber así de antemano en pro de reducir las deformaciones cual sería la configuración de la pieza en el molde, aunque es muy probable que aspectos económicos derivados del tamaño del molde estén muy por encima del criterio de la deformación.

No obstante nunca se ha buscado una valoración económica del estudio, simplemente averiguar la naturaleza de la deformación teniendo en cuenta factores geométricos de la piezas.

Por ejemplo si deseamos tener menor deformación en el eje X se debe tener en cuenta la orientación de la pieza, pues esta viene definida por el valor de la tangente y es el factor que más influye sobre esta deformación.

4.8. MODELADO A TRAVÉS DE SUPERFICIES RESPUESTA.

Como segundo método de modelización se va a emplear el método de las superficies respuestas.

Sin entrar en detalles se puede decir que la metodología de superficies de respuesta es un conjunto de técnicas matemáticas utilizadas en el tratamiento de problemas en los que una respuesta de interés está influida por varios factores. El propósito inicial de estas técnicas es diseñar un experimento que proporcione valores razonables de la variable respuesta y a continuación, determinar el modelo matemático que mejor se ajusta a los datos obtenidos. El objetivo final es establecer los valores de los factores que optimizan el valor de la variable respuesta.

En la construcción de superficies de respuesta, es muy común la codificación de los valores reales de los niveles de los factores, pues las distancias medidas sobre los ejes de las variables codificadas en el espacio k-dimensional se convierten en estándar, lo que incrementa el ajuste en la estimación de los coeficientes.

4. Resultados

En apartados anteriores ya codificamos los valores a razón de la expresión siguiente:

$$X_i = \frac{X_i - \left(\frac{X_{iNinf} + X_{iNsup}}{2} \right)}{X_{iNsup} - X_{iNinf}} = \frac{X_i - (\bar{X}_i)}{X_{iNsup} - X_{iNinf}} \quad i = 1, 2, \dots, K$$

X_{iNinf} es el valor del nivel más bajo del factor i

X_{iNsup} es el valor del nivel más alto del factor i

Ecuación 33. Expresión válida para codificar los datos

Para trabajar con este método es necesario acudir a la ayuda computacional, en este caso se ha empleado el programa estadístico **Statgraphics Centurion** diseñado para realizar análisis de datos.

Con los datos normalizados e introducidos dentro de la aplicación Statgraphics, se procede a realizar el análisis, hay que tener en cuenta que en este caso se ha realizado un diseño factorial completo con el fin de poder comparar los resultados obtenidos con ambos métodos. También hay que considerar que a los valores obtenidos en estas validaciones se le han añadido los desfases ocasionados por la variación del canal de distribución, al igual que se hizo con la RNA (Tabla 64).

Datos para compensar la diferencia de deformación por la diferencia de canales de alimentación				
Config.	Tipo deformación	% a compensar	Config.	% a compensar
	deform. total	3.23		3.59
Vali. 1	deform x	1.82	Vali. 4	0.83
	deform Y	1.69		3.4
	deform. total	3.61		3.58
Vali. 2	deform x	0.83	Vali. 5	6.04
	deform Y	3.88		2.31
	deform. total	2.82		0
Val. 3	deform x	1.49	Vali. 6	0
	deform Y	1.78		0

Tabla 64. Valores a compensar en los resultados obtenidos debido a la diferencia de deformaciones dada por los canales de alimentación.

Para cada una de las variables de salida se va a ver la Tabla ANOVA para analizar la significancia estadística de cada uno de los efectos, la superficie de respuesta generada en el cálculo así como la superficie de contorno, los diagramas de Pareto, con el fin de visualizar cuáles son los coeficientes de los factores de entrada que más inciden en las distintas salidas, y los valores óptimos con el fin de minimizar los efectos de la deformación, y para finalizar con este apartado se realizará una comparativa de los resultados obtenidos con este método y el empleado anteriormente, el método RNA.

Para la deformación X

La tabla ANOVA para DX sería la siguiente:

Tabla ANOVA para DX					
Fuente	Suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Esesor	1.88855	1	1.88855	33,43	0
Tangente	3.78901	1	3.78901	67.07	0
Recorrido	17.1571	1	17.1571	303.71	0.1715
AA	0.1062	1	0.1062	1.88	0.014
AB	0.346191	1	0.346191	6.13	0
AC	0.107703	1	0.107703	19.06	0
BB	8.07043	1	8.07043	142.86	0
BC	0.776106	1	0.776106	13.74	0.0003
CC	0.0165191	1	0.0165191	0.29	0.5892
Error total	12.9933	230			
R-cuadrado			75.43%		
Error absoluto de la media			0.18413		
Estadístico Durbin Watson			3,4		

Tabla 65. Tabla ANOVA para el modelo estimado de superficie respuesta para DX

El P-valor asignado, indica el nivel de significancia del factor, en este caso 7 de los valores son inferiores a 0,05, lo cual indica que son significativamente diferentes de cero, y por lo tanto afectan fuertemente al modelo.

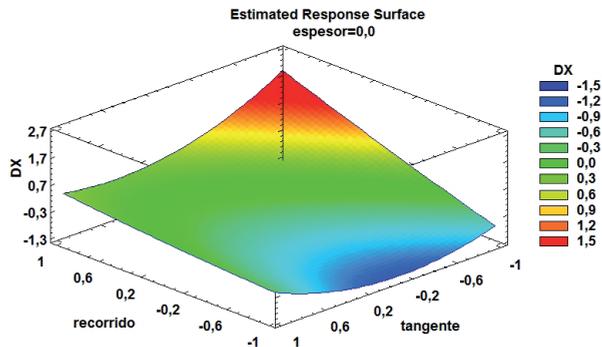
El estadístico R-cuadrado indica que el modelo así ajustado explica el 75.43% de la variabilidad de DX, lo cual sugiere que la curva tiene un ajuste medio-alto con respecto a los puntos establecidos, es un modelo de segundo orden.

4. Resultados

El error absoluto de la media de 0.18413 es el promedio del valor de los residuos.

El estadístico D de Durbin -Watson, mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior. Si el valor es próximo a 2, los residuos estarán incorrelacionados, si se aproxima a 4, estarán negativamente autocorrelacionados y si se aproxima a 0 estarán positivamente autocorrelacionados. Con el estadístico D con un valor 0,954521 se tiene que los valores de los residuos de Deformación en X están incorrelacionados.

Los gráficos de superficies respuesta serían los siguientes:



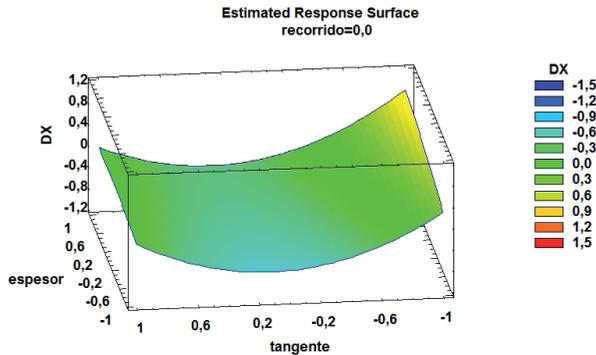
Gráfica 39. Superficie respuesta para DX y espesor fijo.

En las superficies respuesta se puede analizar el comportamiento de dos de los factores de entrada manteniendo el restante con un valor fijo.

La *gráfica 39* muestra la superficie respuesta para un espesor de 0 (este valor está codificado y corresponde al valor medio de 1,75 mm) la deformación aumenta al aumentar el recorrido de flujo, y al disminuir la tangente del recorrido, se puede pensar pues, que rectángulos largos y estrechos e inyectados por el lado más largo son los que más deformación en la dirección de este eje tienen, aunque esta gráfica se ha extraído para un espesor de 1,75 mm, el comportamiento es similar para el recorrido de flujo y para la tangente, subiendo o bajando el plano según sea más elevado el espesor o más bajo.

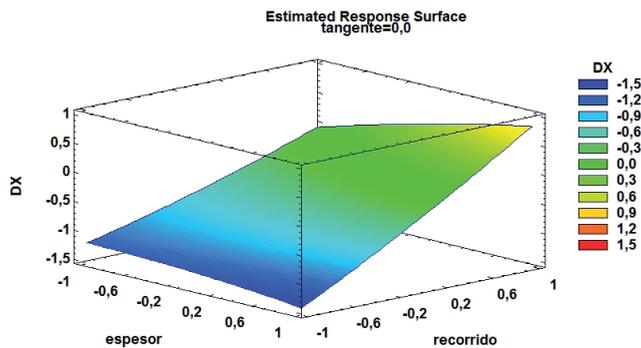
En la *gráfica 40* se puede ver de qué manera afecta a la deformación del eje X para un recorrido de flujo de valor 0 fijo (95 mm) las variables del espesor y la tangente. Los valores más altos para la de-

formación se dan en combinaciones de valores altos para el espesor y valores bajos para la tangente con valores de deformación de en torno a los 2,27 mm, mientras que las deformaciones bajas se encontrarán en combinaciones de valores de tangente medios que corresponden a ángulos entre 70° y 80° y valores de espesores bajos entre 1 y 1,7 mm, esta franja corresponde al color azul celeste y que tienen una deformación real en torno a 0,35 mm.



Gráfica 40. Superficie respuesta para DX y recorrido fijo.

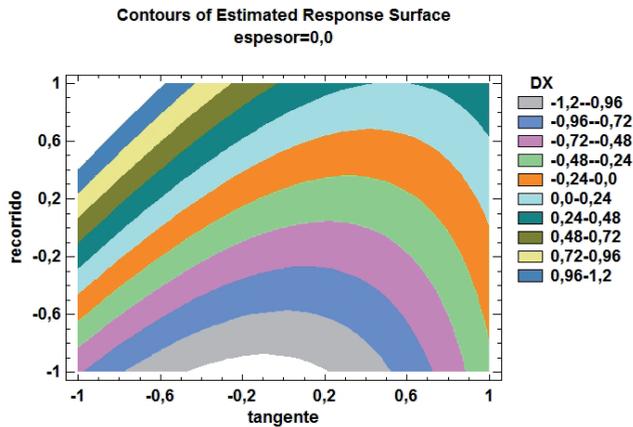
La siguiente *gráfica 41* muestra como varían el espesor y el recorrido con el factor de tangente constante en 80° aproximadamente. Espesor elevado y recorrido elevado ofrecen los valores máximos de la deformación en X (en torno a 2,35 mm), si a un mismo recorrido largo, se le disminuye el espesor en la pieza, se puede obtener algo menos de deformación. En el lado opuesto se tendría siempre piezas rectangulares con recorridos de flujo cortos, pero con espesores que estén entre 1,75 y 2,5 pues si se baja mucho el valor del espesor tenderá a aumentar la deformación.



Gráfica 41. Superficie respuesta para DX y tangente fijo.

4. Resultados

En el análisis de las gráficas de contorno se observan con más detalle los cambios habidos en la deformación para uno de los factores fijos, en este caso se tiene que el factor fijo es el espesor (*gráfica 42*) y se ve que es la franja azul de la izquierda del gráfico donde se dan las deformaciones más fuertes (sobre 2,73 mm) y que corresponden a valores elevados del recorrido y valores bajos de la tangente, lo que sería igual a una pieza rectangular muy larga y estrecha inyectada por el lado corto de la pieza y los valores inferiores para la deformación correspondientes a la franja gris (sobre 0,25 mm valor real) se darían siempre en valores bajos del recorrido de flujo, no obstante, se puede emplear un valor alto del recorrido y si se desea disminuir la deformación, se puede aumentar el valor de la tangente entre los valores de 0,2 y 0,6, correspondientes a valores de 60° y 80° respectivamente.

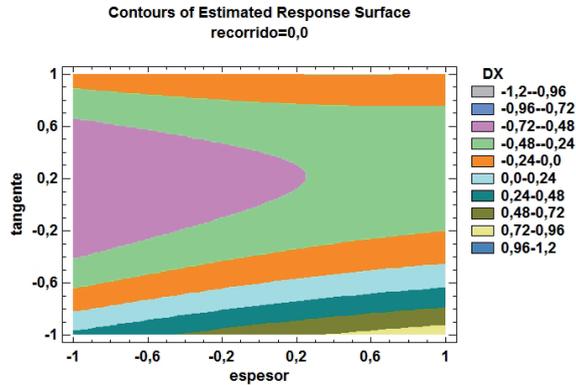


Gráfica 42. Contorno para DX y espesor fijo.

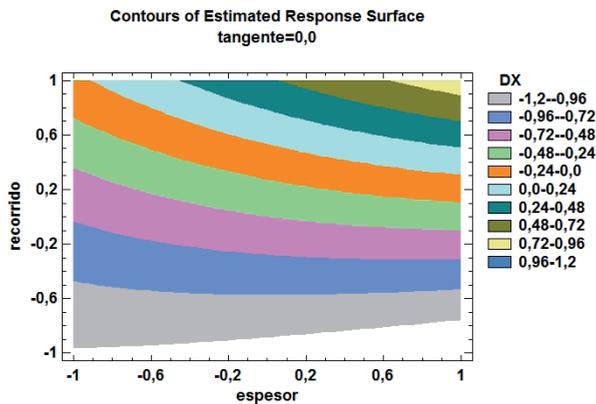
Para un recorrido de flujo fijo (*gráfica 43*) de valor codificado 0 (95 mm) las zonas más elevadas de las deformaciones corresponden a la franja que hay en la esquina inferior derecha de color amarillo con valores de entre 0,72 y 0,96 (sobre 2,55 mm valor sin codificar), donde se combinan valores bajos de tangente y valores altos de espesor, mientras que los valores más bajos de la deformación se dan en la zona de color magenta (sobre 0,57 mm valor real) para valores intermedios de la tangente que corresponden a ángulos de entre 60° y 80° combinados con espesores que no superen los 2 mm.

Si se mantiene ahora el valor de la tangente fijo (*gráfica 44*) y se varían los otros dos factores se tiene que las combinaciones de mayor deformación se dan en la esquina superior derecha en la franja de color amarillo (valores reales de deformación 2,56 mm) y correspondientes a valores de recorrido de flujo elevados así como valores de espesor elevados, en el lado contrario, es decir para obtener deformaciones bajas

(sobre 0,27 mm) se tendría que decantar por recorridos bajos que es lo que más hará disminuir la deformación pues el espesor casi no influye, eso equivale a realizar la pieza más pequeña si es posible.



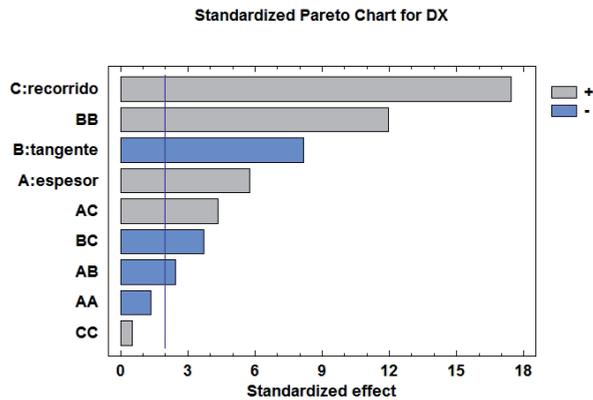
Gráfica 43. Contorno para DX y recorrido fijo.



Gráfica 44. Contorno para DX y tangente fijo.

Otros aspectos de interés en el modelizado de un proceso es ver cuales son los factores que más influyen en el mismo, para ello se dispone de la gráfica de Pareto (*gráfico 45*) que refleja cual es la importancia de cada factor dentro del modelo. Observando el gráfico de Pareto se ve que es sin duda el recorrido de flujo el factor más determinante para la deformación en X, seguido del factor cuadrático de la tangente, ambos correlacionados positivamente con la variable de salida. De los efectos principales es el espesor el que menos determina la variabilidad de la deformación en X.

4. Resultados



Gráfica 45. Grafico de Pareto para todos los efectos en DX.

La relación que define el comportamiento de DX viene dada por una expresión polinómica de 2º orden y es la siguiente:

$$DX = -0,481513 + 0,168128 \cdot \text{espesor} - 0,317134 \cdot \text{tangente} + 0,86828 \cdot \text{recorrido} - 0,0485921 \cdot \text{espesor}^2 - 0,120795 \cdot \text{espesor} \cdot \text{tangente} + 0,285562 \cdot \text{espesor} \cdot \text{recorrido} + 0,793143 \cdot \text{tangente}^2 - 0,518786 \cdot \text{tangente} \cdot \text{recorrido} + 0,066099 \cdot \text{recorrido}^2 \text{ (mm)}$$

Ecuación 34. Modelo polinómico de 2º orden para DX.

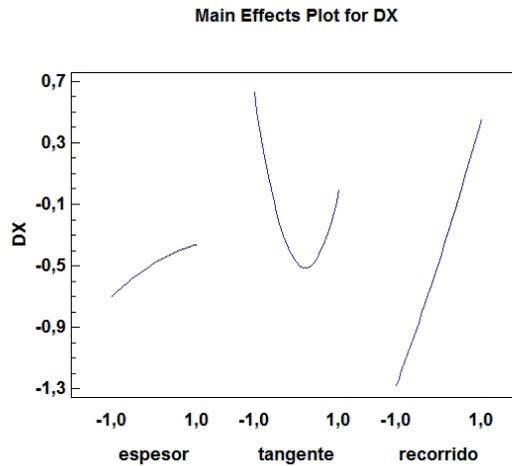
Los coeficientes de regresión empleados en el modelo polinómico anterior son los de la *tabla 66*.

En la gráfica de efectos principales (*gráfica 46*) se ve de que forma la sensibilidad sobre la variable de la deformación X que ejercen cada uno de los factores de forma independiente, en cuanto al recorrido, se tiene una pendiente fuerte lo que indica una fuerte dependencia y alta sensibilidad a los cambios dados en el factor recorrido, si se observa la curva del espesor se aprecia que variaciones altas de espesor traen como consecuencia variaciones elevadas en la deformación, y para el factor de la tangente, valores inter-

Coeficientes de regresión para DX	
Constante	-0,481513
(A) Espesor	0,168128
(B) Tangente	-0,317134
(C) Recorrido	0,86828
AA	-0,0485921
AB	-0,120795
AC	0,285562
BB	0,793143
BC	-0,518786
CC	0,066099

Tabla 66. Coeficientes de regresión para modelo DX

medios de ésta modificarán a la baja la deformación, y dado que las pendientes son bastante inclinadas, también suponen ser de una alta sensibilidad para la deformación.



Gráfica 46. Comportamiento de los efectos principales para DX

Si lo que se desea es ver cual es la mejor combinación de los factores, se optimiza empleando el polinomio de segundo orden para minimizar la deformación en X, y se tiene que para un valor deseable de 0,067 mm de deformación en el eje X se tendría que realizar un rectángulo de las dimensiones 0,34 x 0,32 mm con un espesor de 1,922 mm. Son dimensiones pequeñas en los lados con un espesor relativamente grande.

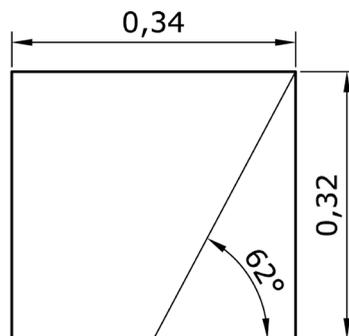


Fig. 121. Dimensiones para el rectángulo según datos de optimización

4. Resultados

Es un rectángulo muy pequeño (*figura 121*) para tener aplicaciones reales, es una optimización ideal, pero no real pues una pieza inyectada siempre conlleva una deformación distinta de cero, pero si que ofrece una estimación adecuada de como se tendría que actuar en cuanto al diseño de la pieza con la finalidad de reducir la deformación.

La *tabla 67* se exponen los valores de la optimización.

Optimizado para minimizar DX				
Rango	Valor (mm)	Espesor (mm)	Tangente	Recorrido (mm)
Valor codificado	-1,1	0,230013	0,300357	-0,863352
Valor sin codificar	0.067	1,92250975	1,8874641	0,3746424

Tabla 67. Dimensiones del rectángulo para una deformación mínima de 0.067 mm

Para la deformación Y

Tabla ANOVA para DY					
Fuente	Suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Espesor	0.447829	1	0.447829	6.02	0.0149
Tangente	0.841784	1	0.841784	11.32	0.0009
Recorrido	1.21225	1	1.21225	16.31	0.0001
AA	0.24192	1	0.2419	3.25	0.0726
AB	0.005139	1	0.005139	0.07	0.7928
AC	0.0010144	1	0.001014	0.01	0.9071
BB	3.1456	1	3.1456	42.31	0.000
BC	0.302215	1	0.302215	4.07	0.0449
CC	0.197495	1	0.197495	2.66	0.1045
Error total	17.0993	230			
R-cuadrado			29.37%		
Error absoluto de la media			0.1998		
Estadístico Durbin Watson			0.9761		

Tabla 68. Tabla ANOVA para el modelo estimado de superficie respuesta para DY

El P-valor asignado, indica el nivel de significancia del factor, en este caso 5 de los valores son inferiores a 0,05, lo cual indica que son significativamente diferentes de cero, y por lo tanto afectan fuertemente al modelo.

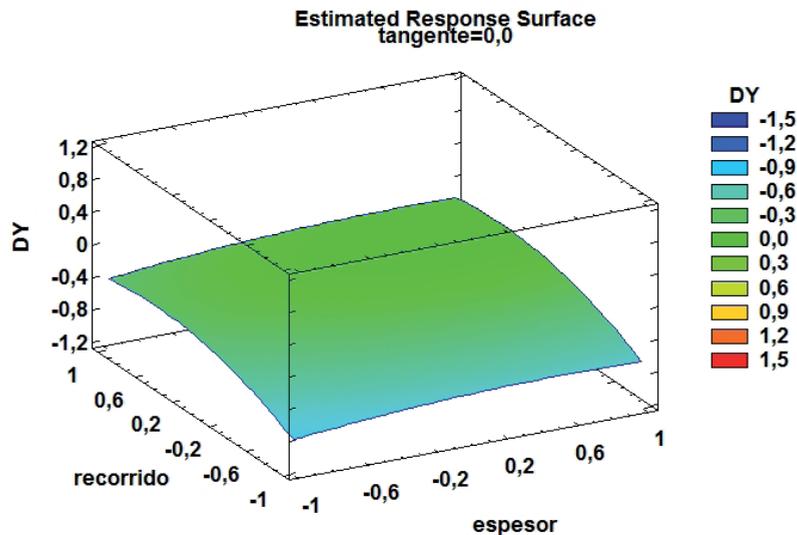
El estadístico R-cuadrado indica que el modelo así ajustado explica el 29.37% de la variabilidad de DY, existe una falta de ajuste elevada, pero un modelo de orden 3 desvirtúa en exceso la gráfica.

El error absoluto de la media de 0.1998 es el promedio del valor de los residuos.

El estadístico D de Durbin -Watson, mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior. Si el valor es próximo a 2, los residuos estarán incorrelacionados, si se aproxima a 4, estarán negativamente autocorrelacionados y si se aproxima a 0 estarán positivamente autocorrelacionados. Con el estadístico D con un valor 0,9761 se tiene que los valores de los residuos de Deformación en Y están incorrelacionados.

Superficie respuesta

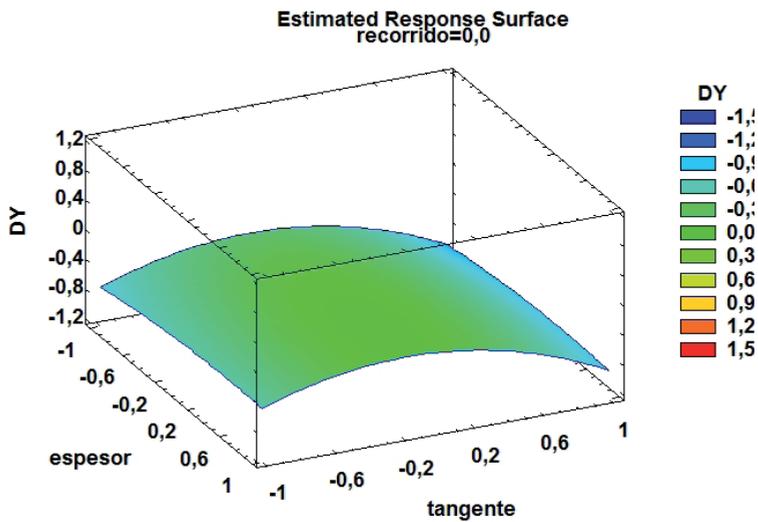
En la primera gráfica (*gráfica 47*) de superficie respuesta que se observa se tiene como factor fijo la tangente con un valor de 0 (corresponde a unos 56°) una variación del espesor casi no varia la deformación, una variación del recorrido al alza aumenta sensiblemente la deformación, este efecto es lo que se ve en la zona más verde, por lo tanto, valores bajos del recorrido de flujo dan deformaciones más bajas correspondientes a la franja azul celeste.



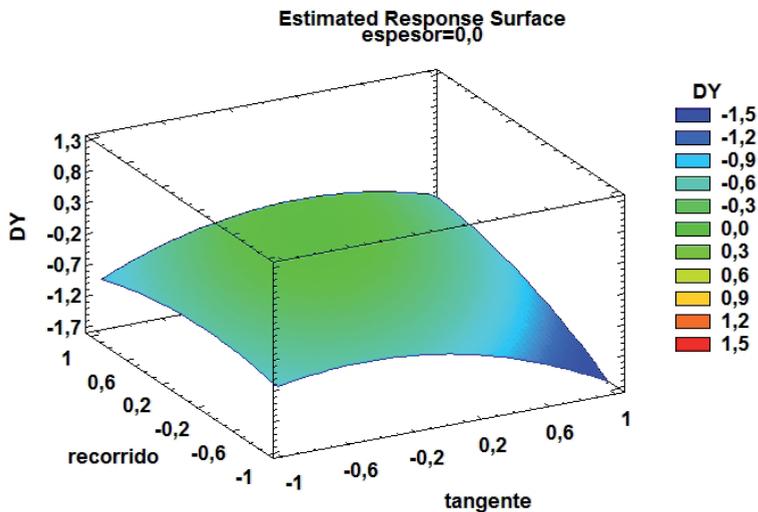
Gráfica 47. Superficie respuesta para DY y tangente constante.

4. Resultados

Si se mantiene ahora el recorrido como factor constante se tiene (gráfica 48) que las deformaciones más elevadas se dan en los valores de la tangente del recorrido de flujo intermedios entre 0,2 y -0,2 (entre 50° y 60°) colores verdes (deformaciones de 0,97 mm), pero para valores de tangente de flujo muy elevados correspondientes a unos 80° la deformación es mínima (sobre una deformación de 0,59 mm), y son valores que se encuentran en la franja azul celeste de la derecha, por otro lado una variación del espesor casi no afecta a la deformación, haciéndola aumentar ligeramente según aumentamos el espesor.



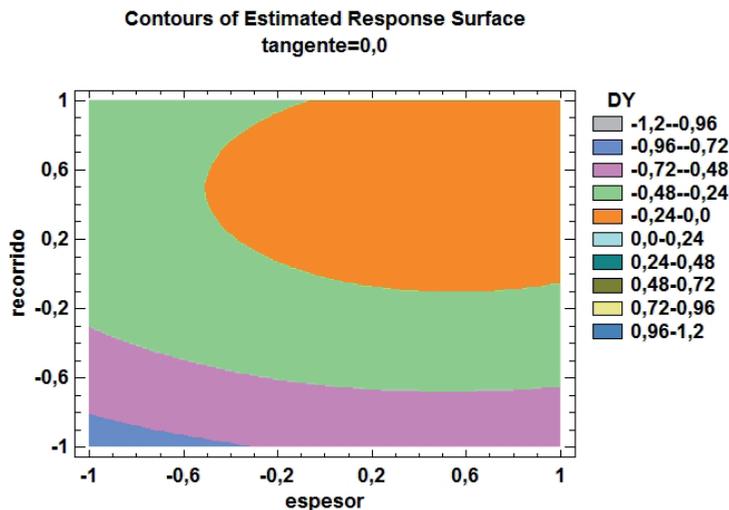
Gráfica 48. Superficie respuesta para DY y recorrido fijo.



Gráfica 49. Superficie respuesta para DY y espesor fijo.

La *gráfica 49* es la referida al espesor como factor fijo. Los valores más bajos para la deformación son los que se dan en la esquina derecha inferior de color azul producidos por la combinación de tangentes elevadas y recorridos bajos, es decir una pieza inyectada por el lado pequeño muy estrecha y muy pequeña. Los valores elevados para la deformación corresponde a una pieza con recorridos largos y valores de la tangente intermedios (entre 50° y 60°).

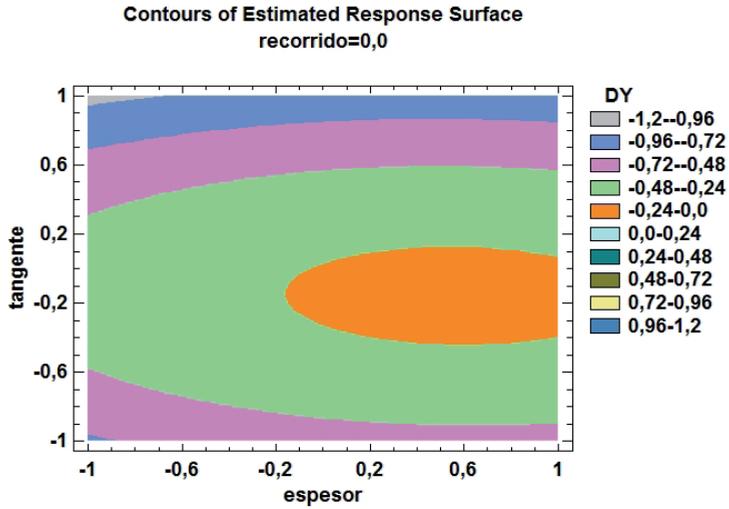
Se analizan a continuación las gráficas de contornos, en primer lugar (*gráfica 50*) se tiene un contorno para un valor fijo de la tangente del recorrido de flujo de 0 (correspondiente a 50°), las lecturas más elevadas para la deformación (sobre 1,5 mm) se dan en el área naranja ocasionada por valores de espesor medios-altos elevados y recorridos medios-altos. Las combinaciones que generan deformaciones bajas serían las que están en la franja azul de la parte inferior izquierda (valores reales cercanos a 0,33 mm) y corresponden a espesores bajos cercanos a 1 milímetro con valores de recorrido de flujo también bajos sobre 32 mm.



Gráfica 50. Contorno para DY y tangente fijo.

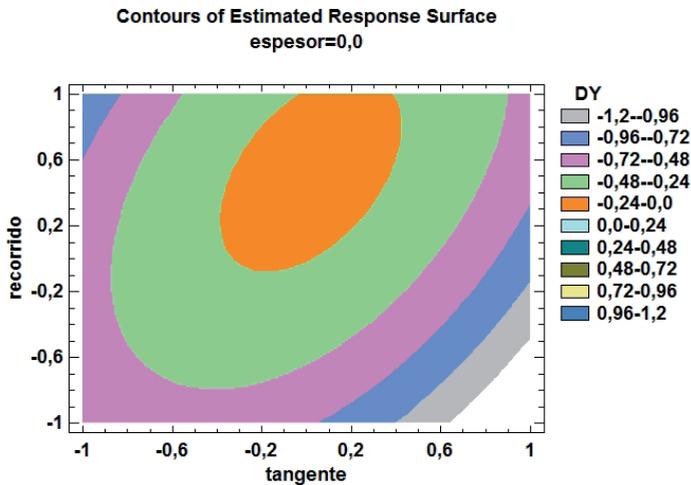
Para un recorrido de flujo fijo (*gráfica 51*) los valores elevados para la deformación en Y cercanos a 1,05 mm tienen que ver con espesores superiores a 1,75 mm y valores de entre 50° y 60° para el ángulo que forma la dirección del recorrido de flujo, las deformaciones más bajas se dan en combinaciones de espesores bajos (sobre 1 mm) con valores de tangente de recorrido de flujo elevados (sobre 80°) dando unas deformaciones de entorno a 0,3 mm.

4. Resultados



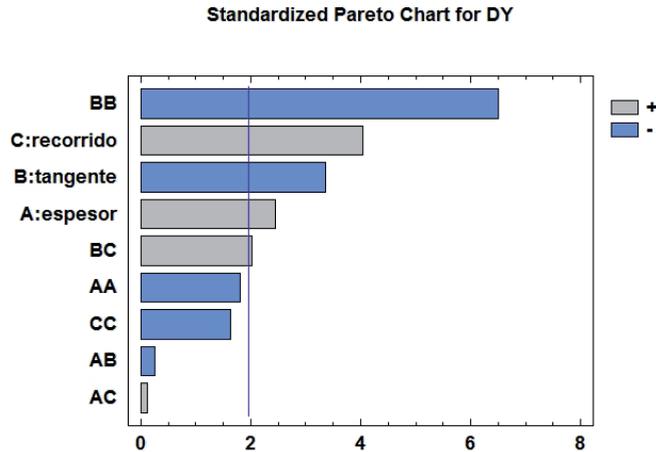
Gráfica 51. Contorno para DY y recorrido fijo.

Por último se tiene el contorno de la *gráfica 52* donde se enfrentan el recorrido y la tangente con un valor fijo del espesor de 1,75 mm, en este caso las deformaciones mas grandes se dan en la zona naranja con valores cercanos a 1,05 mm de deformación y se deben a la combinación de valores de recorridos altos (mas de 88 mm) y valores de tangente entre -0.2 y 0.2 (50° y 60°). Hay que tener presente que se tiene un espesor fijo de valor 1,75 mm, para valores distintos de espesor, la gráfica de contornos cambiará sutilmente.



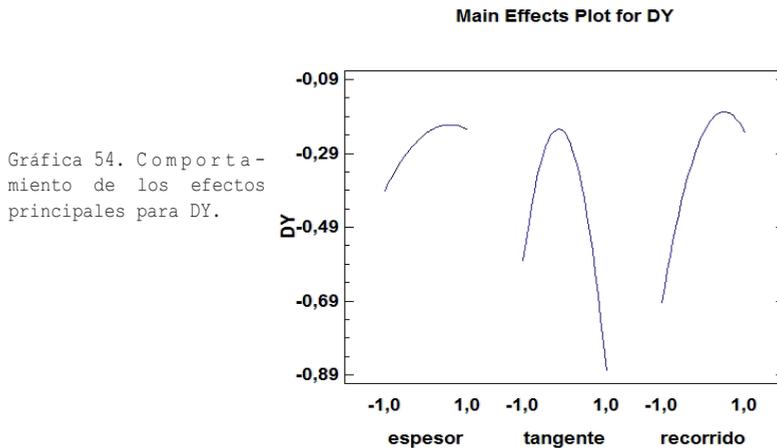
Gráfica 52. Contorno para DY y espesor fijo.

Se va a continuación a analizar el gráfico de Pareto (*gráfico 53*) que nos ofrece esta variable de salida. El factor más importante es el cuadrado de la tangente que se correlaciona negativamente con la deformación, el siguiente es el recorrido que se correlaciona positivamente, el factor que menos importancia tienen de los efectos principales es el espesor, en este caso solo 5 de los factores tienen un nivel de importancia significativo.



Gráfica 53. Gráfico de Pareto para todos los efectos en DY.

Para observar la sensibilidad se analiza la pendiente general de las curvas de comportamiento de los efectos principales (*gráfica 54*), en el caso del espesor solo afecta provocando deformaciones que estén por encima de -0.3 (0,99 mm), tanto la tangente como el recorrido tienen unas pendientes generales elevadas lo que supone un elevado nivel de sensibilidad para la deformación en Y.



4. Resultados

Los coeficientes de correlación son los de la *tabla 69* y el modelo polinómico la *ecuación 35*.

$$\begin{aligned}
 DY = & -0,235657 + 0,0818715 \cdot \text{espesor} - 0,149479 \cdot \text{tangente} \\
 & + 0,230799 \cdot \text{recorrido} - 0,0733119 \cdot \text{espesor}^2 \\
 & - 0,014718 \cdot \text{espesor} \cdot \text{tangente} + 0,00876381 \cdot \text{espesor} \cdot \text{recorrido} \\
 & - 0,495177 \cdot \text{tangente}^2 + 0,323732 \cdot \text{tangente} \cdot \text{recorrido} \\
 & - 0,22855 \cdot \text{recorrido}^2 \text{ (mm)}
 \end{aligned}$$

Ecuación 35. Modelo polinómico de 2º orden para DY.

Coeficientes de regresión para DX	
Constante	-0,481513
(A) Espesor	0,168128
(B) Tangente	-0,317134
(C) Recorrido	0,86828
AA	-0,0485921
AB	-0,120795
AC	0,285562
BB	0,793143
BC	-0,518786
CC	0,066099

Tabla 69. Coeficientes de regresión para el modelo DY.

Con los valores derivados de la optimización y con el fin de reducir la deformación en Y se obtiene una pieza rectangular de las dimensiones de la *figura 122*, como el caso anterior de la deformación en X, las medidas no corresponderían a una pieza capaz de inyectarse por lo pequeña que supone. Las dimensiones están en mm.

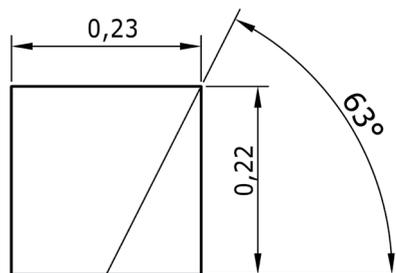


Fig. 122. Dimensiones para el rectángulo según datos de optimización

El valor de la deformación para este rectángulo es de 0.099 mm, cualquier pieza inyectada por pequeña que sea debe venir acompañada de una deformación.

A continuación se expone en la tabla los valores de las deformaciones y los datos correspondientes a las dimensiones, con valores codificados y sin codificar para la pieza rectangular que minimiza la deformación Y.

Optimizado para minimizar DY				
Rango	Valor (mm)	Espesor (mm)	Tangente	Recorrido (mm)
Valor codificado	-1,1	0,287901	0,587415	-0,963974
Valor sin codificar	0,099055	1,96592575	1,9897	0,251465332

Tabla 70. Dimensiones del rectángulo para una deformación mínima DY de 0.099 mm

Para la deformación total.

Tabla ANOVA para DT					
Fuente	Suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Espesor	2,99203	1	2,99203	215.63	0.000
Tangente	3.1677	1	3.1677	228,29	0.000
Recorrido	18,8386	1	18,8386	1357.66	0.000
AA	0.5038	1	0.5038	36.31	0.000
AB	0.2671	1	0.2671	19.26	0.000
AC	0.8490	1	0.8490	61.19	0.000
BB	2.6583	1	2.6583	191.58	0.000
BC	0.1412	1	0.1412	10.18	0.0016
CC	0.01869	1	0.01869	1.35	0.2469
Error total	3.1914	230			
R-cuadrado			91.93%		
Error absoluto de la media			0.08922		
Estadístico Durbin Watson			1.30622		

Tabla 71. Tabla ANOVA para el modelo estimado de superficie respuesta para DT

El P-valor asignado, indica el nivel de significancia del factor, en este caso 7 de los valores son inferiores a 0,05, lo cual indica que son

4. Resultados

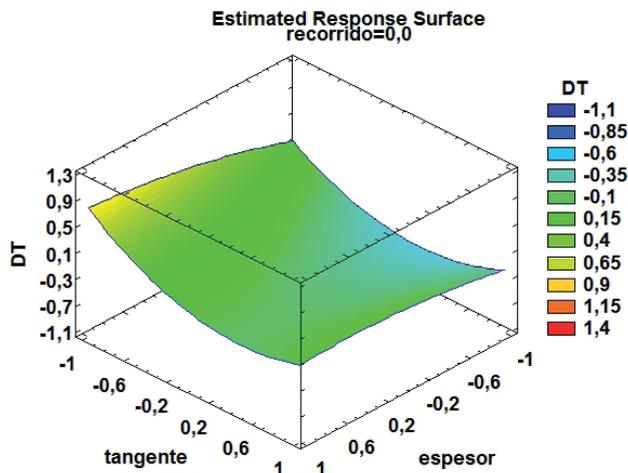
significativamente diferentes de cero, y por lo tanto afectan fuertemente al modelo.

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo así ajustado explica el 91,93 % de la variabilidad de DT lo que supone un ajuste bastante acertado de la superficie a los puntos fijados.

El error absoluto de la media de 0.08922 es el promedio del valor de los residuos.

El estadístico D de Durbin -Watson, mide el grado de autocorrelación entre el residuo correspondiente a cada observación y la anterior. Si el valor es próximo a 2, los residuos estarán incorrelacionados, si se aproxima a 4, estarán negativamente autocorrelacionados y si se aproxima a 0 estarán positivamente autocorrelacionados. Con el estadístico D con un valor 1,30622 se tiene que los valores de los residuos de Deformación en T están incorrelacionados o por lo menos existen indicios de así sea.

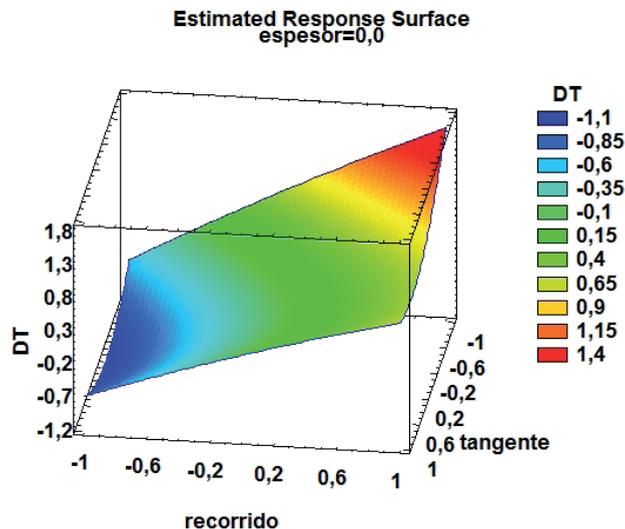
En cuanto al análisis de las superficies respuesta, comenzando por aquella donde el recorrido de flujo es fijo (*gráfica 55*), las deformaciones totales más elevadas se manifiestan en la zona amarilla con valores de deformación cercanos a 1,4 mm y que tiene los valores de la tangente bajos y un espesor alto, esto indica que es una pieza inyectada por el lado más largo y con un espesor elevado. Los valores más bajos se dan para valores de tangente tirando a máximos (entre 60° y 70°) y valores de espesor bajos cercanos a 1 mm que corresponden



Gráfica 55. Superficie respuesta para DT y recorrido fijo.

a valores de deformación de 0,63 mm. La pieza sería inyectada por el lado corto para piezas que tienen el lado largo algo superior al lado corto.

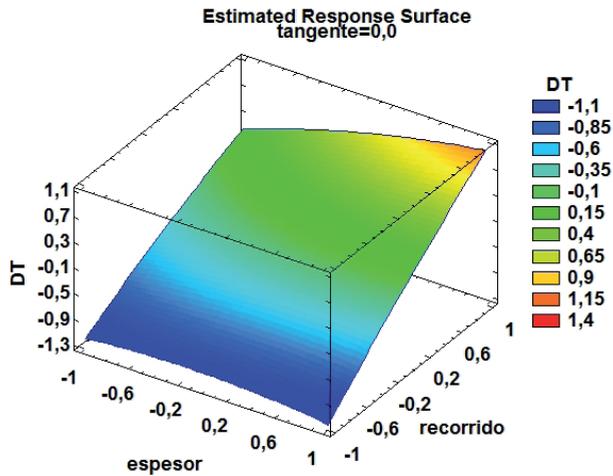
Si es el espesor el que se mantiene fijo (*gráfica 56*) y se varían los otros dos factores, se tiene que es la unión de valores elevados del recorrido de flujo y valores bajos de la tangente del recorrido las configuraciones que dan mayor deformación, lo que da lugar a una pieza rectangular muy estrecha y larga e inyectada por el lado largo, y en contraposición se tendría una figura con valores de tangente de recorrido de flujo medios (entre 45° y 70°) combinados con valores de recorrido de flujo bajos, los que darían valores de deformación más bajos, lo que daría como resultado una pieza pequeña y próxima a una forma cuadrada.



Gráfica 56. Superficie respuesta para DT y espesor fijo.

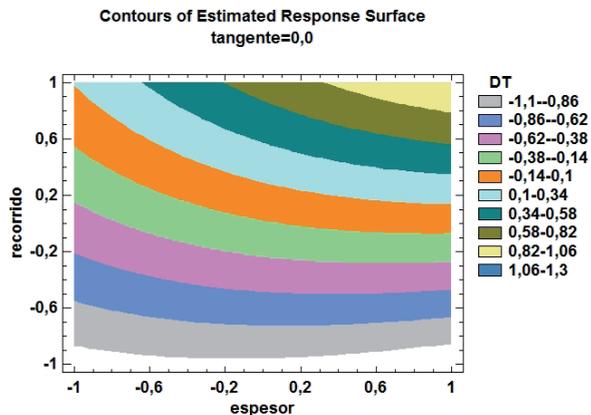
Para el caso de fijar la tangente del recorrido de flujo (*gráfico 57*) con un valor de 0 (50°) y variar las otras dos variables se tiene que recorridos elevados con espesores elevados dan las deformaciones más altas (esquina superior de color naranja y con un valor de 1,38 mm de deformación). Para valores elevados del recorrido si que tiene un efecto al alza el aumento del espesor, pero para valores bajos del recorrido el efecto del espesor va desapareciendo, permaneciendo casi constante para recorridos inferiores a 0,2 (unos 110 mm). Se obtendrían deformaciones más bajas para recorridos de flujo inferiores a 110 mm.

4. Resultados



Gráfica 57. Superficie respuesta para DT y tangente fijo.

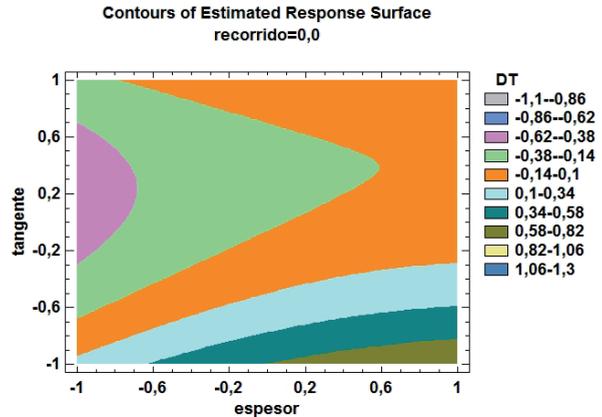
Con el análisis de los contornos se obtienen reflexiones similares, pues es en el caso de la tangente de recorrido de flujo (*gráfica 58*) como factor fijo, donde combinaciones de recorridos elevados con espesores altos dan deformaciones más altas del orden de 1,28 mm (franja amarilla), mientras que recorridos de flujo bajos con espesores bajos dan valores de deformación bajos (zona gris con valores en torno a 0,3 mm).



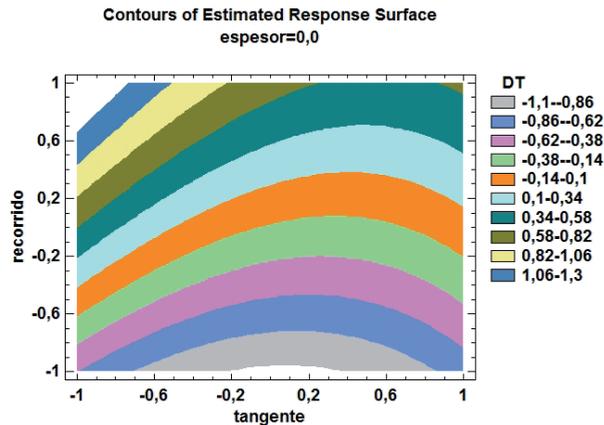
Gráfica 58. Contorno para DT y tangente fijo.

Para un recorrido fijo de unos 95 mm (*gráfico 59*), las deformaciones elevadas empiezan a darse a partir de -1 hasta -0,2 del valor de la tangente, es decir con ángulos para la dirección del recorrido entre 11°

y 50° para cualquier espesor, aunque se debe tener en cuenta que los espesores elevados deformarán más la pieza.



Gráfica 59. Contorno para DT y recorrido fijo.

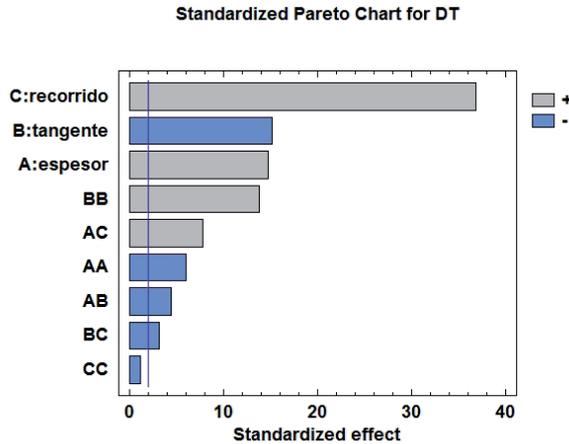


Gráfica 60. Contorno para DT y espesor fijo.

Para un espesor fijo se dispone de la *gráfica 60* en la cual se refleja que los valores altos de la deformación corresponden a la franja de color amarillo con valores que van de 1,22 mm a 1,4 mm (valores reales no codificados) y se dan de nuevo para recorridos de flujo largos y valores de tangente del recorrido bajos, mientras que las bajas deformaciones se dan para recorridos bajos y corresponden a la zona de color gris con valores que van de 0,22 mm a 0,3 mm de deformación.

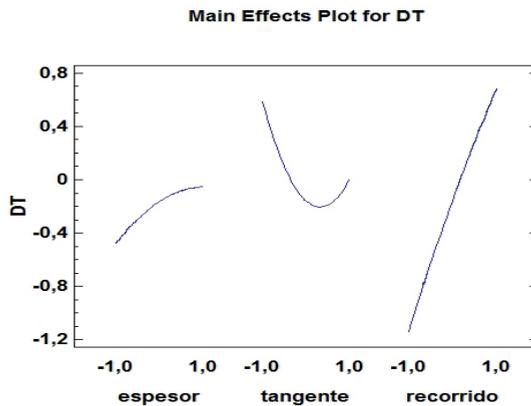
4. Resultados

En el gráfico de Pareto (*gráfica 61*) es el factor del recorrido el que más influye sobre la deformación total, en segundo lugar sería la tangente, éste afecta bajo una correlación negativa, y casi a la misma distancia se tiene el espesor pero que éste afecta bajo una correlación positiva, se tienen 8 factores que afectan de forma directa y con un nivel importante de significancia.



Gráfica 61. Grafico de Pareto para todos los efectos en DT.

En cuanto al gráfico de efectos importantes (*gráfico 62*) se tiene que es el recorrido el que ejerce una mayor sensibilidad sobre esta variable, pues tiene una pendiente muy elevada y actúa desde el inicio de las deformaciones, mientras que el espesor por ejemplo es mucho menos pronunciada y aparece en un rango pequeño de las deformaciones lo que indica poca sensibilidad para la deformación total, en cualquier caso una subida de ambos factores espesor y recorrido



Gráfica 62. Comportamiento de los efectos principales para DT.

de flujo, siempre provocará una elevación de las deformaciones, no ocurre lo mismo con el factor tangente donde a partir de sus valores pequeños la deformación disminuye hasta que la tangente tienen unos valores intermedios (50°) y empieza a ascender la deformación.

Los coeficientes de esta regresión polinómica de 2º orden son los de la *tabla 72*.

Coeficientes de regresión para DX	
Constante	-0,481513
(A) Espesor	0,168128
(B) Tangente	-0,317134
(C) Recorrido	0,86828
AA	-0,0485921
AB	-0,120795
AC	0,285562
BB	0,793143
BC	-0,518786
CC	0,066099

Tabla 72. Coeficientes de regresión para el modelo DT.

Mientras que la expresión del modelo toma la forma siguiente:

$$DT = -0,159786 + 0,211621 \cdot \text{espesor} - 0,289973 \cdot \text{tangente} + 0,909835 \cdot \text{recorrido} - 0,105806 \cdot \text{espesor}^2 - 0,106119 \cdot \text{espesor} \cdot \text{tangente} + 0,253547 \cdot \text{espesor} \cdot \text{recorrido} + 0,455206 \cdot \text{tangente}^2 - 0,221325 \cdot \text{tangente} \cdot \text{recorrido} - 0,0703237 \cdot \text{recorrido}^2 \text{ (mm)}$$

Ecuación 36. Modelo polinómico de 2º orden para DT.

Optimizado para minimizar DT				
Rango	Valor (mm)	Espesor (mm)	Tangente	Recorrido (mm)
Valor codificado	-1,3	0,993032	0,174706	-0,998081
Valor sin codificar	0,03885	2,4947	7,3665	24,5490

Tabla 73. Dimensiones de la pieza rectangular para una DT mínima de 0.038 mm

En la fase de optimizar con el fin de obtener los resultados más bajos de deformación se tiene la *tabla 73* con los datos codificados y sin codificar y que corresponden a una pieza rectangular como la de la *figura 123*, en este caso los valores óptimos para obtener una deforma-

4. Resultados

ción mínima de 0.03885 mm corresponden a una forma rectangular de 24 mm de alto x 7 mm de ancho por 1 mm de espesor.

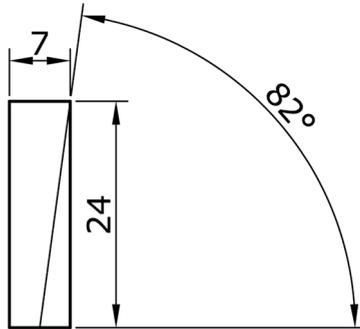


Fig. 123. Dimensiones para el rectángulo según datos de optimización

A modo resumen y teniendo en cuenta la información anterior obtenida tras modelizar mediante el método de las superficies respuesta se tiene que los mejores resultados en aras de disminuir la deformación corresponden a piezas rectangulares como las siguientes:

- **Para disminuir la deformación en X:** conviene recorridos de flujo bajos y tangente del recorrido de flujo bajas también, en definitiva sería conveniente trabajar con relaciones A/B que estén entre 2.3 y 3.3 y siempre que se pueda trabajar con espesores bajos (siendo A el cateto largo de la pieza y B el cateto corto) y situando la entrada de material siempre en el cateto largo.
- **Para disminuir la deformación en Y:** Se tendría que recurrir también a recorridos de flujo bajos y valores de tangentes del recorrido de flujo elevados, una proporción entre sus catetos adecuadas sería alrededor de 6, esto corresponde a piezas largas y estrechas e inyectadas por el cateto corto.
- **Para disminuir la deformación total:** se tendría que recurrir a relaciones de forma A/B que se encuentren entre 2,3 y 4,8, lo que corresponde a un ángulo de la dirección del recorrido de flujo de entre 65° y 78°.

Validación de los resultados

Se procede a continuación a validar este método para analizar su fiabilidad. Para la validación de los resultados se introducirán los valores de espesor, recorrido de flujo y de la tangente de las piezas rectangulares de validación y que fueron utilizadas para la validación con MoldFlow y con la validación con el método RNA. Se sustituirán estos valores en los correspondientes dentro de las ecuaciones resultantes de las regresiones obtenidas para cada una de las variables de salida, en este caso se tendrían los resultados de la *tabla 74*.

Los valores de las deformaciones dados bajo el método de las superficies respuestas corresponden a la columna de nombre RSM y ya llevan adicionados los valores de compensación referentes a la diferencia de canales de alimentación (*ver apartado 3.7*).

Comparativa de deformaciones con MF, MQ, RNA y RSM												
	Total				Deform X				Deform Y			
	MF	MQ	RNA	RSM	MF	MQ	RNA	RSM	MF	MQ	RNA	RSM
Val. 1	0,88	0,86	0,9	0,97	0,81	0,77	0,83	0,86	1,57	1,62	1,6	1,46
Val. 2	0,9	0,85	0,89	0,92	1,57	1,56	1,56	1,54	0,75	0,7	0,82	0,81
Val. 3	1	0,99	0,93	0,94	1,08	1,15	1,01	1,05	1,59	1,7	1,6	1,61
Val. 4	0,9	0,9	0,92	0,96	1,57	1,51	1,57	1,66	0,85	0,91	0,98	0,86
Val. 5	1,33	1,28	1,31	1,4	0,97	0,94	1,04	1,04	2,38	2,41	2,44	2,41
Val. 6	1,31	1,33	1,33	1,22	2,46	2,51	2,55	2,38	1,02	0,99	0,93	0,89

MF Resultados en MoldFlow

MQ Resultados de máquina

RNA Red neuronal artificial

RSM Superficies respuesta

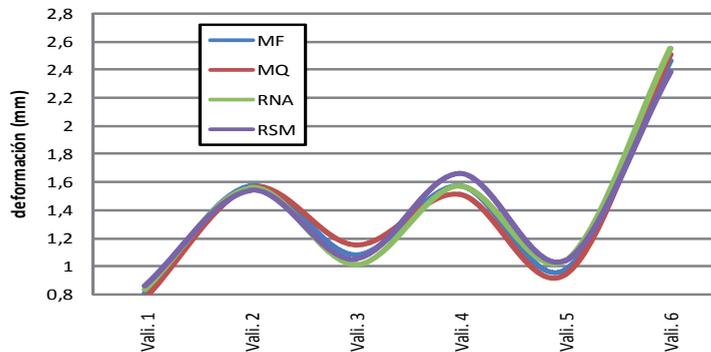
Tabla 74. Tabla con los resultados obtenidos de los ejemplos de validación a través del método de la superficie respuesta.

De forma global se puede decir que las deformaciones obtenidas con este método se ajustan bastante bien. Si se convierten a un gráfico los datos anteriores para cada una de las deformaciones se podrá visualizar con más claridad el ajuste de los puntos de la RSM con respecto a los valores de deformación que ofrecían las piezas que se inyectaron en máquina en la fase experimental.

Los datos se han vuelto a convertir en los valores reales sin codificar con el fin de aplicar las mismas escalas de valores en todos los métodos de modelado.

4. Resultados

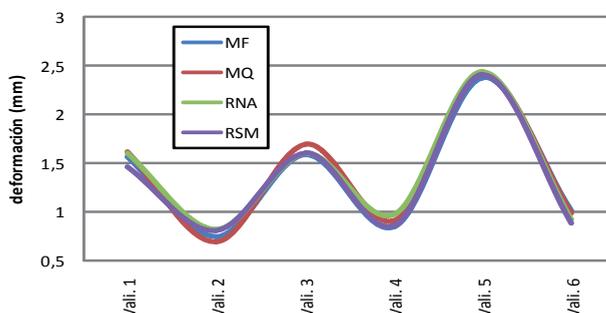
DX Comparativa MF, MQ, RNA, RSM



Gráfica 63. Resultado gráfico de los valores obtenidos en todos los métodos para DX.

La curva de color violeta (*gráfica 63*) es la que corresponde a los datos para la deformación X obtenidos con el método RSM, existen tres puntos de las validaciones que se alejan una distancia superior que el resto, concretamente las validaciones 1, 4 y 5, con unas desviaciones de 11,68%, 9,93% y 10,63 % respectivamente y el resto de los puntos tienen un acercamiento elevado a los puntos bases facilitados a través de la inyección real en máquina.

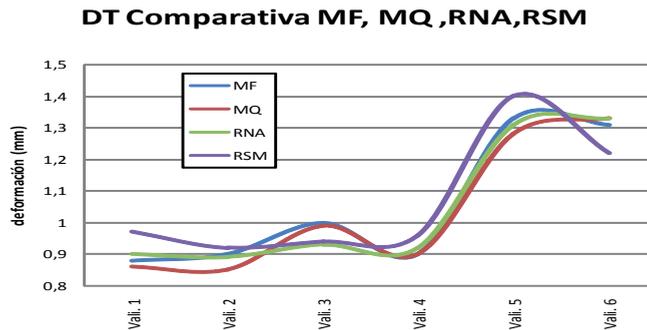
DY Comparativa MF, MQ, RNA, RSM



Gráfica 64. Resultado gráfico de los valores obtenidos en todos los métodos para DY.

Para la *gráfica 64* obtenida de la deformación Y los valores en general no ajustan con tanta precisión como los de la deformación X, no obstante mantienen la misma tipología de curva y la misma tendencia, en este caso los valores coinciden bastante con los datos ofrecidos para esta misma variable la RNA. En cualquier caso son los datos de las validaciones 1, 2, 3 y 6 con errores de 9.78%, 15.71%, 11.81% y

10.1% respectivamente, aunque el más preocupante es el valor de la validación 2 con una desviación del 15,71%, por el lado contrario se tiene el valor de la validación 5 cuya desviación es nula, este valor corresponde a una de las piezas más grandes y que en teoría debiera mostrar mayor desviación. Los datos que más se alejan de los datos obtenidos en la inyección real no son los mismos que los dados en la deformación X, lo que hace pensar que no existe un error dado en la introducción de datos de esas validaciones.



Gráfica 65. Comparativa errores de los métodos con respecto a los valores de máquina para DT.

En la deformación total (*gráfica 65*) es también el método RSM el que más se aleja de los datos obtenidos en la inyección real, todos los puntos exceptuando la validación 6, están por encima de los datos reales obtenidos en la inyección, de forma general se puede decir que la curva cuida la forma y el comportamiento de la curva MQ pero alejado de los valores medios que representan los valores reales (MQ).

Errores respecto a MQ de las deformaciones						
Nº de pieza	Total		Deform X		Deform Y	
	DIF	DIF%	DIF	DIF%	DIF	DIF%
Validación 1	0,11	11,34	0,09	10,46	0,16	10,95
Validación 2	0,07	8,23	0,02	1,28	0,11	13,58
Validación 3	0,05	5,31	0,1	9,52	0,09	5,59
Validación 4	0,06	6,25	0,15	9,03	0,05	5,81
Validación 5	0,12	10,9	0,1	9,1	0	0
Validación 6	0,11	9,01	0,13	5,46	0,1	14,6
Promedios	0,08	8,5	0,098	7,47	0,085	8,42

Tabla 75. Diferencias de datos obtenidos de deformación con respecto a los datos de máquina

4. Resultados

En la *tabla 75* se observan los datos de error obtenidos con respecto a los datos de deformación obtenidos en la inyección real de las piezas, para la deformación total se tiene un error promedio de 8,52, para la deformación en el eje X un error promedio de 7,82 y para la deformación en Y un error promedio de 8,83.

4.8.1. CONCLUSIÓN PARCIAL

A la vista está que en este caso los datos ofrecidos por la RSM quedan más distantes de los datos obtenidos por la máquina que los obtenidos en la simulación (MF), lo cual es lógico, pensando que la RSM se ha construido teniendo como base los datos de la simulación y estos ya tenían un error con respecto a los obtenidos en máquina, los datos de la RSM llevan la suma de dos errores, los existentes con respecto a los datos de MoldFlow y los errores existentes con respecto a los valores de la deformación ofrecidos por propio método.

Los valores son muy similares a los obtenidos bajo el método de RNA, aunque un poco más elevados, en ambos casos es la deformación en Y la que ofrece valores menos ajustados. A pesar de esta falta de ajuste solo se tiene un valor promedio de error del 8%, si se elimina el error provocado por la simulación con MoldFlow, se tendrían cerca de un 5% de error, este error se puede dar bajo circunstancias de cualquier tipo, errores de metrología, variaciones en la máquina, variaciones en la temperatura de almacenamiento de la máquina, se debería disponer de un proceso completamente estanco y controlado para poder ajustar verdaderamente estos valores, no obstante el comportamiento es bastante análogo al dado en la situación real, el sistema de modelado es capaz de detectar las modificaciones dadas en las dimensiones de las piezas y ofrecer un valor de deformación bastante próximo al dado en la realidad, el cual si no es exacto, ofrece una idea de la deformación con un margen de error de un 8%.

Si se observa el nivel de importancia de los factores de entrada con respecto a las deformaciones en ambos modelos se tiene que:

Comparativa de Importancia de los factores principales						
Factor	DX		DY		DT	
	RSM	RNA	RSM	RNA	RSM	RNA
Tangente	2	1	2	1	2	2
Recorrido	1	2	1	2	1	1
Espesor	3	3	3	3	3	3

Tabla 76. Comparativa de niveles de importancia RSM "vs" RNA

En todos los casos tanto en la RNA como en la RSM es siempre el espesor el que menor nivel de importancia relativa tiene sobre la deformación comparado con los otros factores.

En la deformación en el eje X (DX) se contradice el orden del nivel de importancia para ambos modelos, siendo para la RSM el factor más importante el recorrido, mientras que para el método RNA es la tangente del recorrido, no obstante, en el método RSM solo se han contemplado en la tabla los efectos principales sin tener en cuenta el efecto de los factores cuadráticos de los efectos principales, si se tienen en cuenta (en la gráfica 45 se puede observar el efecto de los cuadrados) hay que destacar que el cuadrado de la tangente está muy cerca del nivel de importancia del recorrido en el método de RSM por lo que se puede decir que ambos modelos consideran casi de la misma forma los factores en el caso de la deformación en el eje X.

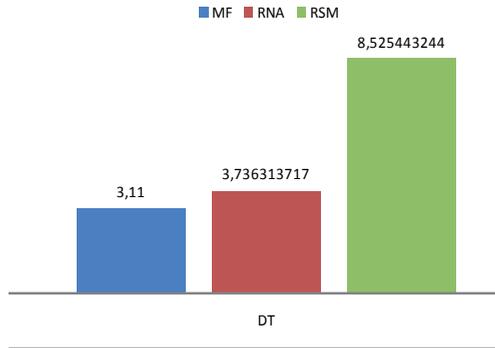
Para el eje Y le ocurre algo similar, si solo se contemplan los efectos principales para el método RSM es el factor del recorrido el que más afecta a la deformación en Y, pero si se tiene en cuenta los factores cuadráticos de los efectos principales sería de nuevo el cuadrado de la tangente el factor que más afecta a DY, coincidiendo en este caso con el factor más importante en el método RNA que es la tangente (se puede observar el efecto de los cuadrados en la gráfica 53).

Resumiendo se puede decir que el método RSM es más impreciso pero que mantiene un comportamiento muy similar al de la RNA, como ventaja sobre este método es que se puede analizar gráficamente a través de las superficies respuesta el comportamiento de una variable de salida cuando se modifican dos de las variables de entrada y por otro lado permite optimizar un resultado para un valor de la deformación concreto.

A continuación se verá de forma gráfica los resultados generales obtenidos en cada uno de los métodos de análisis para generar una idea de cual de los métodos ofrece mayores garantías de acercamiento a los valores reales obtenidos. En los gráficos de columnas siguientes se observa que es el método de las superficies respuesta el que menos se ajusta a los valores reales dados por la inyección en máquina de las piezas de validación.

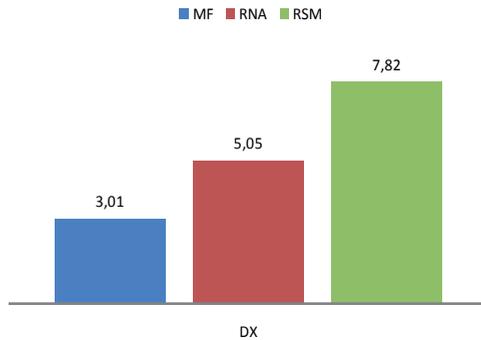
Para la deformación total (*gráfica 66*), el método RSM tiene un promedio de error con respecto a las piezas de validación de 8,52%, error que supera con creces al error de la RNA.

4. Resultados

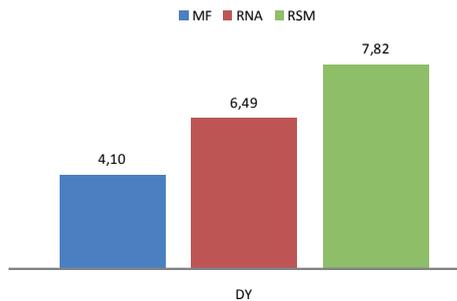


Gráfica 66. Comparativa errores de los métodos con respecto a los valores de máquina para DT

Para la deformación en X (gráfica 67) es de nuevo el método de RSM con un 7,82% el que ofrece ajustes más alejados de las deformaciones reales, mientras que el método de RNA ofrece un error promedio de 5,05%.



Gráfica 67. Comparativa errores de los métodos con respecto a los valores de máquina para DX.



Gráfica 68. Comparativa de errores de los métodos con respecto a los valores de máquina para DY

En Deformación Y (*gráfica 68*) de nuevo es el método RSM el menos exacto con un valor de 7,82 %, mientras que el error promedio obtenido con el método RNA es de 6,49 %. Es además en este eje donde las deformaciones se alejan más de los valores reales.

Se reitera la situación de que ambos métodos de modelado se han nutrido de los datos obtenidos de las simulaciones realizadas con el MoldFlow, lo que conlleva una adición extra de errores porqué en estos datos ya existía un error proveniente de las diferencias entre la simulación y los datos reales de las piezas. A favor del método de RSM, se tiene una circunstancia que no se puede obviar, y es que el comportamiento de sus datos es muy similar a los ofrecidos por los datos reales de deformación (MQ), lo cual no se pueden descartar a la hora de querer tener un aproximación en la predicción de la deformación, pues el dato que devolverá de la deformación estará dentro del comportamiento genérico del proceso, pero lo que es obvio es que el método RNA funciona mejor con una serie de datos que no se distribuyen con normalidad como es el caso de este estudio (*apartado 4.6*).

4.9. VALIDACIÓN CON PIEZAS REALES.

Para la validación de las piezas reales se ha empleado el método que ha dado mejores resultados de error, que es el RNA.

Ya realizados los estudios con el fin de analizar el comportamiento de la deformación bajo unas condiciones dadas de forma y material se desea saber si el comportamiento de estas variables de salida analizadas es el mismo con otros materiales y otras formas, que aunque no sean rectangulares se desvíen en cierta medida de las formas aquí estudiadas con el fin de predecir la deformación aproximada que tendrá una pieza con una forma aproximada a un rectángulo y que además se inyecte en un material distinto al empleado en este estudio el PB 180.

El paso inicial será obtener piezas comerciales y que hallan sido inyectadas y de las cuales se disponga de las medidas de la cavidad con el fin de poder extraer las deformaciones reales de la pieza. Los criterios para la búsqueda de estas piezas son:

- Estas piezas deben tener una forma cercana a una forma rectangular.
- Se deben haber inyectado con sistemas de canal frío y similar al que se ha desarrollado en este estudio.

4. Resultados

- Las medidas de la pieza deben estar dentro de los rangos aplicados en este estudio.
- Piezas inyectadas con materiales de naturaleza amorfa y con contracciones muy distintas de la que tiene el PP.

Un segundo paso es el de analizar la relación existente entre las deformaciones y el coeficiente de contracción de material empleado, dado que se va a comprobar la validez de este método empleando otros materiales distintos de PP PB 180, se debe pensar que el factor de la contracción que acompaña a cada material hace variar las deformaciones, y como la RNA está basada en los datos ofrecidos en la inyección del material PP PB 180 con un coeficiente de contracción concreto, esta RNA no serviría para otros materiales a no ser que se compensen de alguna forma esta diferencia de contracción.

En esta etapa de validación con piezas reales, inicialmente se contrastará una pieza que si bien habitualmente se inyecta en Metacrilato, en este caso se inyecta la pieza con el mismo material empleado en todos los casos de ensayo realizados en esta tesis, es decir el polipropileno PB 180 con el fin de ver como funciona el modelo obtenido a través de RNA.

Después, sobre esta misma pieza se analizan las deformaciones dadas pero empleando en este caso el material original de la pieza es decir el metacrilato.

Y por último se comparan las deformaciones con una nueva pieza plana con ciertas diferencias geométricas con respecto a la forma estándar, en este caso como material empleado un poliestireno cristal.

Por lo tanto se realizan tres experimentos de validación, dos de ellos con una misma pieza (forma comercial 1) empleando en el primero de los experimentos el material PB 180 (material del estudio) y en el segundo experimento PMMA, el tercer experimento se realiza en otra pieza distinta (forma comercial 2) y con un PS cristal.

4.9.1. RELACIÓN CONTRACCIÓN-DEFORMACIÓN

Como se comenta en el apartado anterior, es necesario averiguar como afecta el factor de la contracción a la deformación de las piezas, cada material tiene su propio coeficiente de contracción y este coeficiente influye directamente sobre la deformación, generalmente a mayor coeficiente de contracción mayor será la deformación. Es por

ello que se desea poder compensar la diferencia de deformación que se asocia al efecto de la contracción.

Para realizar este análisis se van a simular 3 de las piezas de validación con materiales que tengan unos coeficientes de contracción distintos, una vez simulados se comparan los resultados obtenidos de deformación con respecto a los datos de deformación que se tienen con el PP PB 180. A cada valor de contracción le corresponde una diferencia de deformación relativa a las deformaciones del PP PB180.

Datos relación contracción y deformación									
	Total			Deform X			Deform Y		
contrac.	Val.1	Val.2	Val.3	Val.1	Val.2	Val. 3	Val.1	Val.2	Val.3
0.3%	51,4	50,3	51,6	47,5	43,7	51,4	50,0	49,2	49,6
0.6%	45,2	45,6	45,7	40,7	42,6	45,4	43,8	43,8	43,7
1%	12,7	14,2	12,7	12,9	9,4	9,9	12,0	13,8	11,2
1.4%	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
1.8%	-95,5	-96,0	-96,0	-88,2	-84,6	-72,4	-93,7	-89,9	-95,9

Tabla 77. Datos porcentuales que relacionan los valores de contracción con los valores de deformación con respecto al valor de contracción del PP PB 180

Los datos expuestos en la tabla superior corresponden; la primera columna a los valores de contracción, las siguientes columnas corresponden a los datos de deformación que se dan porcentualmente con respecto a la contracción del PP PB180 para cada validación, por ejemplo, si se inyecta la validación 1 con un material que tenga una contracción de 0,3% se debe tener en cuenta que se tendrá un 47,5% más de contracción que el PP PB180 en la dirección del eje X.



Gráfica 69. Relación contracción y deformación

4. Resultados

En base a estos valores si se realiza un análisis de regresión se tiene que la curva que se ajusta a estos valores de contracción es la *gráfica 69*.

En la *gráfica 69*, se tiene, en el eje de ordenadas los valores de la contracción, en el eje de abscisas las diferencias de deformación con respecto a la deformación que se tienen con un material de 1,4 % de contracción como es en este caso el PP PB 180 y al que le corresponde el valor 0 de deformación.

La ecuación que regula esta relación es la siguiente:

$$\text{contraccion} = 1,30533 - 0,0141 \cdot \text{deformacion} - 0,94 \cdot 10^{-5} \cdot \text{deformacion}^2$$

Ecuación 37. Ecuación del modelo ajustado para la contracción y la deformación

La Tabla ANOVA que corresponde a esta regresión polinómica de orden 2 es la siguiente:

ANOVA					
Fuente	Suma de Cuadrados	GL	Cuadrados medios	F-Ratio	P-Valor
Modelo	12,6339	4	6,3169	666,53	0,000
Residuos	0,398054	1	0,000396649		
R-cuadrado			98,9045		
Error absoluto medio			0,0084547		
Estadístico Durbin Watson			3,46715		

Tabla 78. Tabla ANOVA para la relación entre contracción y deformación

Dado que el p-valor en la tabla ANOVA es inferior a 0.01, hay relación estadísticamente significativa entre la contracción y la deformación para un nivel de confianza del 99%.

El estadístico R-cuadrado indica que el modelo explica un 98,9045% de la variabilidad en la contracción. El estadístico Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se han introducido los datos en el fichero. Puesto que el p-valor es inferior a 0.05, hay indicio de una posible correlación de serie y puesto que el p-valor es inferior a 0.01, el término de orden superior es estadísticamente significativo para un nivel de confianza del 99%, Por consiguiente, no se va a considerar ningún otro modelo.

La forma de actuar es la siguiente, al emplear un material distinto al empleado (PP PB180) se tomará su coeficiente de contracción, (este coeficiente puede verse en la hoja técnica del material) con este coeficiente se obtendrá gráficamente o bien empleando la *expresión 37* la diferencia de deformación que existe con respecto al PP PB180.

4.9.2. VALIDACIÓN 1: MATERIAL PP PB 180 Y PIEZA COMERCIAL 1.

Inicialmente se obtienen las deformaciones reales que se dan en la pieza, para lo cual se mide la cavidad del molde y a estas dimensiones obtenidas se les sustrae las dimensiones reales de la pieza inyectada. La pieza a analizar es la siguiente:

El molde para la inyección de esta pieza es el siguiente:

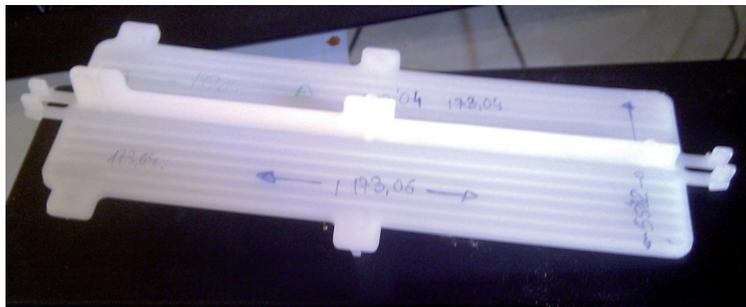


Fig. 126. Pieza validación real 1 inyectada con PB 180



Fig. 124. Molde en máquina
Pieza validación real 1.



Fig. 125. Molde en máquina Situación
entrada de material y dimensiones a
medir de la pieza validación real 1.

4. Resultados

Originalmente se trata de una pieza técnica fabricada en metacrilato la cual es un componente de un equipo de filtrado salino para las piscinas, en este caso por motivos explicados anteriormente se ha inyectado en PB 180.

Las medidas de cavidad (figura 125), piezas reales³ y las deformaciones son las siguientes (tabla 76):

Deformación para la pieza 1 (mm)			
	Cavidad molde	Pieza real	Deformación
Dimensión A (DX)	176,5	174.01	2,49
Dimensión B (DY)	71,5	70,43	1,07

Tabla 79. Datos dimensionales de la cavidad del molde y de la pieza real para obtener la deformación

Con las deformaciones de la pieza (dimensiones cavidad menos dimensiones de la pieza) ya calculadas, ahora se va a extraer la diferencia de deformación que se puede asociar al cambio de forma para lo cual es necesario predecir los valores que se tendrían para esta pieza introduciendo los valores del recorrido de flujo y tangente del recorrido de flujo así como espesor de la pieza dentro de la red neuronal, para ello previamente se debe averiguar cual es el valor de la tangente y el valor del recorrido, esto se hace gráficamente (figura 127), donde se representa un rectángulo con las dimensiones externas de la pieza (dimensiones tomadas de la cavidad del molde).

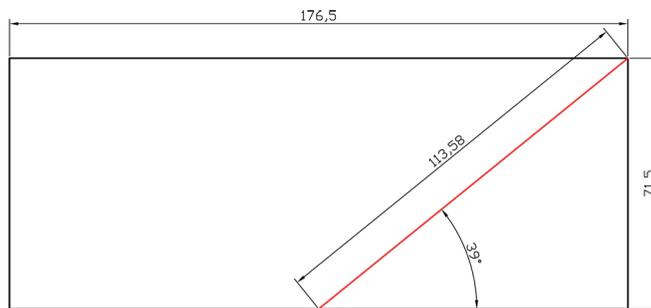


Fig. 127. Representación gráfica para obtención del valor del recorrido de flujo y el valor de la tangente

³ Las medidas de las piezas se han obtenido tras un muestreo y corresponden al valor medio obteniéndose una desviación estandar de 0,03 para la dimensión A y 0,02 en la dimensión B

Se tiene un valor del recorrido de 113, 58 mm y un valor de la tangente de recorrido de flujo de 0.809, la pieza tiene un espesor de 2 mm sin tener en cuenta los nervios situados en una de sus caras.

Los datos de deformación obtenidos en la RNA al introducir los valores de los factores de entrada *son*: para la deformación Total muestra 1,40 mm, para la deformación X, muestra 2,74 mm y para la deformación Y se tiene 1,14 mm (*figura 128*).

Day 42	espesor	tangente	longitud f+	defor total	deformXtot	deform Y tot
V:207	1.7000	2.4700	51.7300	0.5100	0.6700	0.7900
V:208	1.8000	5.3900	52.0700	0.4600	0.3300	0.8600
V:209	1.9000	0.7400	31.8900	0.4700	0.8800	0.3400
V:210	2.0000	7.3300	55.5100	0.4900	0.2600	0.9100
V:211	2.1000	0.5500	31.3200	0.4800	0.9200	0.2700
valid 1	2.0000	0.8090	113.5800	1.4018	2.7421	1.1392
valid 2	2.0000	1.0000	70.5700	0.8753	1.5445	0.8030
valid 3	2.0000	3.3300	104.4000	0.9125	1.0115	1.5891

Fig. 128. Captura de pantalla de la RNA para las dimensiones correspondientes a esta pieza

Al transcribir en una tabla (*tabla 80*) los valores de la deformación obtenidos se tiene en la columna *RNA* los datos de la deformación obtenida a través de la RNA y en la columna *Pieza Real*, los valores reales de la deformación.

Deformación para la pieza 1 (mm)				
	RNA	Pieza real	Diferencia	%
DT	1,40	1,54	0.14	9,09
DX	2,74	2,49	0.25	10,04
DY	1,14	1,07	0.07	6.54

Tabla 80. Datos comparativos entre deformaciones obtenidas por la RNA y por la inyección de la pieza real.

La columna de *Pieza real* son los datos de deformación en la pieza calculados anteriormente y que equivale a la diferencia de medidas entre la cavidad del molde y la propia pieza.

La columna de *diferencia*⁴ equivale pues a la diferencia de las deformaciones obtenidas con la RNA y las deformaciones reales de la pieza.

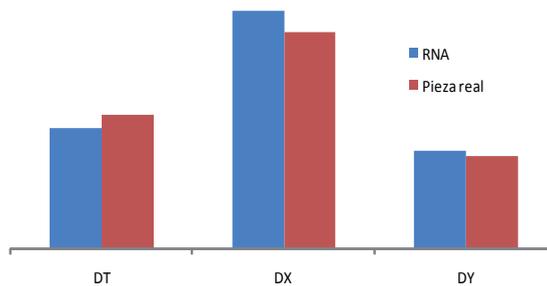
4 En este caso como el material empleado es el mismo que el empleado en la RNA, no se tiene en cuenta la compensación de la deformación asociada a la diferencia de contracción.

4. Resultados

La deformación total de la pieza real se ha calculado teniendo en cuenta la forma:

$$|D_T| = \sqrt{X_i^2 + Y_j^2 + Z_k^2}$$

En la gráfica inferior se muestra una comparativa entre los datos obtenidos a través del modelo RNA con los valores de deformación reales.



Gráfica 70. Comparativa datos deformación RNA "vs" Datos reales de deformación

Conclusiones parciales.

La forma de esta pieza a pesar de imperar una forma plana posee un nervio central orientado en la dirección X y que en este caso hace de freno en la deformación, deformándose menos que los datos ofrecidos por la RNA, además este nervio al contraer hace elevar las esquinas ligeramente (0,08 mm), con lo cual la deformación en el eje Z ya no es nula como se había estimado en los análisis realizados.

Ese simple tabique central hace variar sutilmente las deformaciones con respecto a las ofrecidas por la RNA, no obstante, teniendo esto en cuenta y a pesar de las diferencias habidas y que en ningún momento se deben despreciar, se considera acertado el resultado obtenido dado que existen una gran cantidad de variables entre la inyección de esta pieza y la inyección de la pieza planas empleada en el estudio presente y que han servido de base para el modelado de la RNA.

Diferencias de refrigeración, de máquina, de diseño de bebedero, de geometría, etc, hacen imposible que los datos pudieran coincidir con los ofrecidos por la RNA, pero el resultado obtenido puede servir de orientación con una aproximación elevada al que desarrolla el pro-

ducto aplicando una escala de ampliación en el modelo distinta para cada eje y aproximada al valor de deformación que nos ofrece la RNA.

4.9.3. VALIDACIÓN 2: MATERIAL PMMA CON FORMA COMERCIAL 1.

Se va a analizar a continuación la misma pieza pero empleando el material original de la pieza que es el metacrilato (PMMA) con el fin de ver si se pueden predecir las deformaciones que habrían en una pieza con forma similar y con un material completamente distinto.

El PMMA empleado es un material amorfo, y de aplicaciones técnicas, se trata del Plexiglas ZK5BR de la firma Evonik Industries, con un índice de fluidez de 3,3 g/10 min, bastante menos que el del PP de 19 g/10min. La pieza es la siguiente:

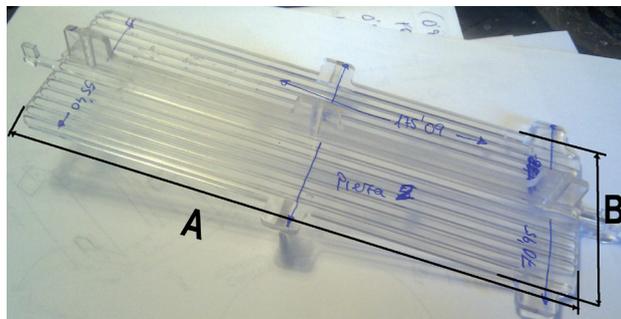


Fig. 129. Pieza real inyectada con PMMA

Ahora se van a calcular las deformaciones reales de la pieza, las medidas de la cavidad en el molde ya se tenían del apartado anterior y solo falta calcular de deformación real de la pieza.

Las medidas para las dimensiones marcadas⁵ son las siguientes:

Deformación para la pieza 1 (mm)			
	Cavidad molde	Pieza real	Deformación
Dimensión A (DX)	176,5	175.09	1,41
Dimensión B (DY)	71,5	70,95	0,55

Tabla 81. Datos dimensionales de la cavidad del molde y de la pieza real para obtener la deformación real en la pieza.

⁵ Valores medios de muestreo con desviación de 0,03 mm para A y 0,01 para B

4. Resultados

Al ser la misma pieza que se analizó en el apartado anterior, no requiere en este caso la obtención de las variables de entrada, que son para esta pieza:

- Valor del recorrido de 113, 58 mm
- Valor de la tangente de 0.809.
- Espesor de 2 mm

Los datos obtenidos en la RNA para estas dimensiones son los correspondientes también al ejemplo de análisis anterior (*fig 128*), ya que se tratan de las mismas dimensiones.

En este caso como sí que se trata de un material distinto al empleado en el modelo RNA sí que se debe contemplar el hecho de que ambos materiales tienen distinto coeficiente de contracción, para el PB 180 es de 1,4 % mientras que para el PMMA Plexiglas es de 0.5%, por lo que la deformación en las piezas inyectadas con este material la deformación será menor. Para compensar esta diferencia de deformación asociada a la diferencia de contracción se debe acudir al apartado 4.9.1 y obtener a través de la *expresión 37* cual es el tanto por cien de deformación que se debe compensar en los datos de deformación ofrecidos por el modelo RNA.

Si empleamos la ecuación 37 se tiene:

$$\text{contraccion} = 1,30533 - 0,0141 \cdot \text{deformacion} - 0,94 \cdot 10^{-5} \cdot \text{deformacion}^2$$

Para una contracción del 5% la deformación es del 43,94%

Ecuación 38. Expresión que relaciona la contracción con la deformación en base a la deformación del PP PB180.

Según la ecuación anterior, para un valor de 0,5% de contracción que tiene el Plexiglas, le corresponde una reducción del 44% de los datos obtenidos en el modelo del a RNA.

Este resultado también se puede obtener gráficamente atendiendo a la gráfica 69, basta con trazar una línea desde el valor de 0,5 % de contracción en el eje de las ordenadas y donde corta a la curva, trazamos una vertical hacia el eje de abscisas. Esto se puede ver en la gráfica siguiente.



Tabla 83. Obtención gráfica del porcentaje de deformación a compensar en el modelo RNA

Day 42	espesor	tangente	longitud f+	defor total	deformXtot	deform Y t+
V:207	1.7000	2.4700	51.7300	0.5100	0.6700	0.7900
V:208	1.8000	5.3900	52.0700	0.4600	0.3300	0.8600
V:209	1.9000	0.7400	31.8900	0.4700	0.8800	0.3400
V:210	2.0000	7.3300	55.5100	0.4900	0.2600	0.9100
V:211	2.1000	0.5500	31.3200	0.4800	0.9200	0.2700
valid 1	2.0000	0.8090	113.5800	1.4018	2.7421	1.1392
valid 2	2.0000	1.0000	70.5700	0.8753	1.5445	0.8030
valid 3	2.0000	3.3300	104.4000	0.9125	1.0115	1.5891

Fig. 130. Captura de pantalla de la RNA para las dimensiones correspondientes a esta pieza

Los valores obtenidos en la RNA (que son los mismo que en la validación anterior dado que son las mismas dimensiones de cavidad) son: Para la deformación Total 1,40 mm, para la deformación X, 2,74 mm y para la deformación Y se tiene 1,14 mm (*ver imagen 131*). A estos valores de la deformación obtenidos por la RNA ahora se les tiene que descontar el 44% que se daba al comprobar que el PMMA deforma un 44% menos que el PB180 y los datos que se tienen son los siguientes:

Deformación para la pieza 1 (mm)				
	RNA	Pieza real	Diferencia	%
DT	1,40- (44%) = 0,8	0,75	0.05	6.25
DX	2,74-(44%) = 1,51	1,41	0.1	6.62
DY	1,14-(44%) = 0,63	0,55	0.08	12.69

Tabla 82. Datos comparativos entre deformaciones obtenidas por la RNA (restandole la diferencia del 44% correspondiente a la diferencia de deformación entre el PP y el PMMA).

4. Resultados

En la tabla, la columna *RNA* son los datos de la deformación obtenida a través de la RNA y a los cuales se les ha restado un 44% correspondiente a la deformación de menos que se tiene en el PMMA.

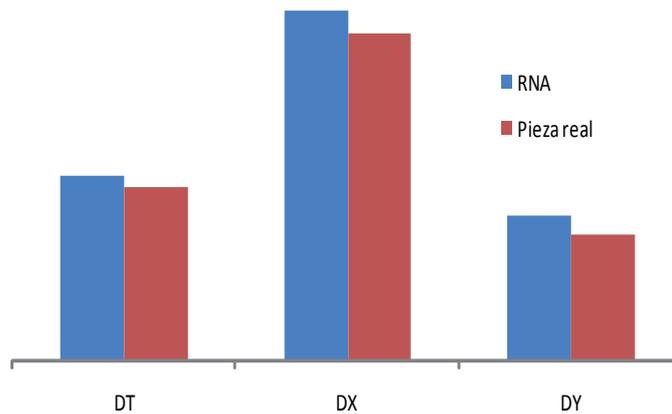
La columna de *Pieza real* son los datos de deformación en la pieza de metacrilato calculados anteriormente y que equivale a la diferencia de medidas entre la cavidad del molde y la propia pieza.

La columna de *diferencia* equivale a la diferencia de las deformaciones obtenidas con la RNA compensadas con el 44% y las deformaciones de la pieza.

La deformación total de la pieza real se ha calculado teniendo en cuenta la forma:

$$|D_T| = \sqrt{X_i^2 + Y_j^2 + Z_k^2}$$

Si se realiza un gráfico de columnas se pueden apreciar visualmente las desviaciones entre los datos de deformación del Modelo RNA y los datos reales.



Gráfica 71. Comparativa entre los datos de deformación ofrecidos por el Modelo RNA y las deformaciones reales de la pieza para la validación 2

Conclusión Parcial

Los datos obtenidos a través de la red neuronal y posterior corrección para las deformaciones asociadas a cada material son muy cercanas a las deformaciones reales de las piezas teniendo en cuenta

que se ha empleado un material completamente distinto al PB 180 con el que se realizaron los datos empleados en la RNA, por otro lado la pieza que se ha analizado tiene una geometría distinta a la empleada en las simulaciones, a pesar de estas diferencias con respecto a los parámetros empleados para la realización del modelo se tiene una diferencia entre las deformaciones de en torno a un 8.52%, esta diferencia tiene diversas naturalezas, pero sobre todo es atribuible a esa variación en la forma. Como conclusión se considera que también podría servir de referencia los datos obtenidos de deformación para esta pieza. Este margen de error es fácil compensarlo con los parámetros de máquina.

4.9.4. VALIDACIÓN 3: MATERIAL PS CRISTAL Y FORMA COMERCIAL 2.

En este caso se van a realizar las mismas comprobaciones pero para una pieza distinta a las anteriores, se trata de una pieza fabricada con material de poliestireno cristal Empera 123/123L de la firma BP Chemicals, y que se emplea como tapa protectora para un sistema de apertura de seguridad, la pieza es la correspondiente a la *figura 132*.



Fig. 131. Pieza validación real 2 inyectada con PS.

Lo primero que se va a realizar es obtener las deformaciones reales que se dan en la pieza, para lo cual se medirá la cavidad del molde y a estas dimensiones obtenidas se les restará las dimensiones de la pieza reales. El molde de inyección de la presente pieza es el de la *figura 132*.

4. Resultados



Fig. 132. Molde pieza validación real 2 inyectada con PS.

Obteniendo así la tabla de valores para las dimensiones⁶ de las piezas reales, cavidad y deformación y que son los siguiente:

Deformación para la pieza PS (mm)			
	Cavidad molde	Pieza real	Deformación
Dimensión A (DX)	81.70	81.13	0.57
Dimensión B (DY)	105,1	104.1	1.35

Tabla 84. Datos dimensionales de la cavidad del molde y de la pieza real para obtener la deformación real en la pieza. (A) corresponde al lado donde se inyecta (lado corto) y (B) al lado largo de la pieza.

En paso siguiente es el de predecir los valores que se tendrían para esta pieza introduciendo las dimensiones de la pieza dentro de la red neuronal. Previamente se tiene que averiguar cual es el valor de la tangente y el valor del recorrido, esto se realiza gráficamente (*figura 133*), donde se representa una pieza rectangular con las dimensiones externas de la pieza.

Superado este paso, se calcula la cantidad de deformación que se tiene al emplear otro material con distinto coeficiente de contracción, el procedimiento será el mismo que el visto en el apartado anterior, en este caso el coeficiente de contracción para el PS cristal Empera 123/123 es de 0,6%.

⁶ Medidas de las piezas reales corresponden al valor medio de un muestreo con una desviación estándar de 0,03 mm para la dimensión A y 0,01 mm para la dimensión B.

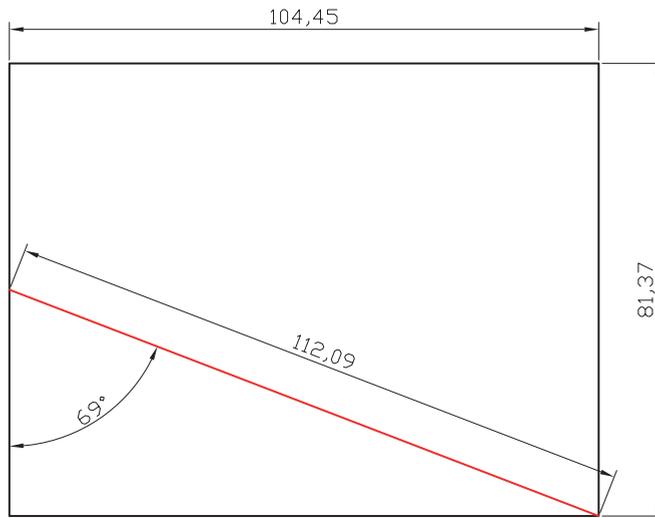


Fig. 133. Dimensiones del rectángulo adaptado a la pieza comercial 2

Se tiene un valor del recorrido de 112, 09 mm y un valor de la tangente de 2,6, la pieza tiene un espesor de 1,8 mm sin tener en cuenta las paredes laterales de la pieza. Los datos que se han obtenido en la RNA son los de la *figura 134*.

Day 43	espesor	tangente	longitud f+	defor total	deformXtot	deform Y t+
V:207	1.7000	2.4700	51.7300	0.5100	0.6700	0.7900
V:208	1.8000	5.3900	52.0700	0.4600	0.3300	0.8600
V:209	1.9000	0.7400	31.8900	0.4700	0.8800	0.3400
V:210	2.0000	7.3300	55.5100	0.4900	0.2600	0.9100
V:211	2.1000	0.5500	31.3200	0.4800	0.9200	0.2700
valid 1	1.8000	2.6000	112.0900	0.9843	1.2790	1.5826
valid 2	2.0000	1.0000	70.5700	0.8641	1.5312	0.7822
valid 3	2.0000	3.3300	104.4000	0.9025	0.9811	1.5720
valid 4	2.0000	1.2000	78.1000	0.9036	1.5468	0.9371
valid 5	2.0000	5.3300	162.7900	1.2708	1.0723	2.3809

Fig. 134. Captura de pantalla de Easy NN para ver los datos de deformación para las dimensiones del rectángulo de la pieza comercial 2.

Para la deformación Total la RNA muestra 0,98 mm, para la deformación X, muestra 1,27 mm para la deformación Y se tiene 1,58 mm. A estos valores de la deformación obtenidos por la RNA ahora se tiene que descontar el valor correspondiente a la variación del índice de contracción para lo que se acude al procedimiento antes empleado.

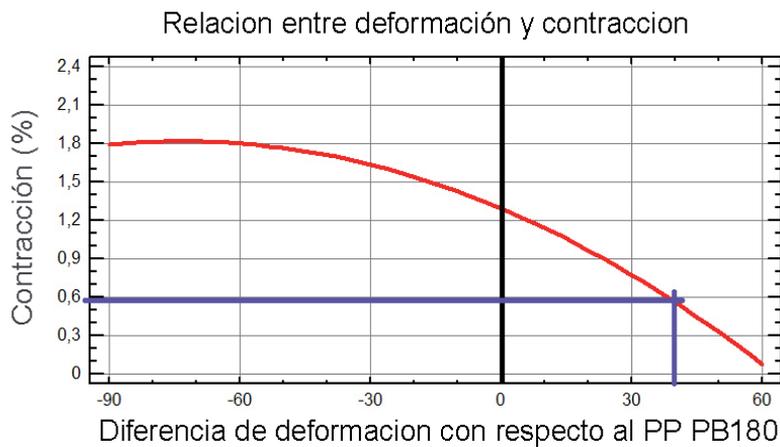
4. Resultados

El PS Cristal Empera tiene un índice de contracción de 0,6% si sustituimos este valor en la expresión siguiente se tiene para un índice de contracción del 0,6% le corresponde una diferencia de deformación del 41%.

$$\text{contraccion} = 1,30533 - 0,0141 \cdot \text{deformacion} - 0,94 \cdot 10^{-5} \cdot \text{deformacion}^2$$

Ecuación 39. Expresión que relaciona la contracción con la deformación en base a la deformación del PP PB180.

Gráficamente se puede ver en la gráfica siguiente



Gráfica 72. Obtención gráfica del porcentaje de deformación a compensar en el modelo RNA

Si se compensa esta desviación de deformación del 41% que se daba al comprobar que el PS deforma un 41% menos que el PB180, los datos que se tienen son los siguientes *Tabla 85*:

Deformación para la pieza PS (mm)				
	RNA	Pieza real	Diferencia	%
DT	0,98- (41%) = 0,57	0,73	0,16	21.91
DX	1,27-(41%) = 0,74	0,57	0,17	29.82
DY	1.58-(41%)=0,93	0,76	0,17	22.36

Tabla 85. Datos comparativos entre deformaciones obtenidas por la RNA (restandole la diferencia del 41% correspondiente a la diferencia de deformación entre el PP y el PS.

En la tabla, la columna *RNA* son los datos de la deformación obtenida a través de la RNA y a los cuales se les ha restado un 41% correspondiente a la deformación de menos que se tiene en el PS.

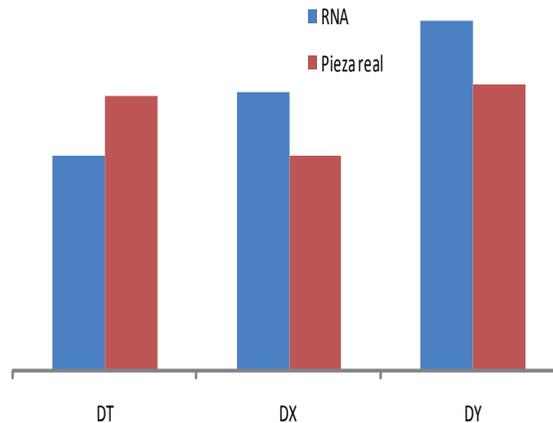
La columna de *Pieza real* son los datos de deformación en la pieza de poliestireno calculados anteriormente y que equivale a la diferencia de medidas entre la cavidad del molde y la propia pieza.

La columna de *diferencia* equivale a la diferencia de las deformaciones obtenidas con la RNA (con el descuento del 41%) y las deformaciones de la pieza.

La deformación total de la pieza real se ha calculado teniendo en cuenta la forma:

$$|D_T| = \sqrt{X_i^2 + Y_j^2 + Z_k^2}$$

Gráficamente la comparativa entre los datos reales y los ofrecidos por el modelo RNA son:



Gráfica 73. Comparativa entre los datos de deformación ofrecidos por el Modelo RNA y las deformaciones reales de la pieza para la validación 3

Conclusión Parcial

En el caso de esta pieza obtenida con PS ofrece errores superiores al 20%, las diferencias de deformación son superiores a las obtenidas con el PMMA, esta diferencia de deformación se debe sobre todo al rebaje interior de la pieza donde existe menos material, y además al existir una discontinuidad en el centro de la pieza, esta frena la con-

4. Resultados

tracción, obteniendo así menor deformación de la prevista, no obstante los datos no son del todo negativos, mantienen un acercamiento moderado y suministra la tendencia de la deformación además de indicar que eje contraerá más. La deformación total es el más preciso en este caso.

En el caso de la deformación en el eje X, esta variable se aleja en gran medida de los valores que considero como aceptables, pero dado que los otros valores también se alejan considerablemente de los valores predichos por la RNA, este experimento ofrece una limitación para cierto tipo de piezas que tienen una estrangulación en el centro de la pieza.

Si las comprobaciones de la primera pieza analizada fabricada con PMMA tienen un error de 8,52 % y las fabricadas con PP tenían un error promedio de 8,32% todo indica que las diferencias de las deformaciones con respecto a los datos ofrecidos por la RNA tienen una naturaleza de forma de la pieza dado que no se aprecia una diferencia de la deformación motivada por el cambio de material, lo que indica que la compensación de la deformación por causas derivadas del cambio de material es correcta.

Por lo tanto el factor que más afecta a este desajuste de valores es la forma de la pieza, y es la segunda pieza analizada donde este factor toma más fuerza, por consiguiente se puede concluir este apartado diciendo que el modelo de calculo de la deformación es mas preciso cuanto más se ajusta la forma de la pieza a estudiar a la forma de la pieza que ha sido objeto de estudio, la forma rectangular, y que sobre todo cambios de sección que afecten a los espesores y perforaciones en las piezas desvirtúan en moderadamente los valores de deformación previstos con el modelo RNA.

5

Conclusiones

5. CONCLUSIONES

De acuerdo con los objetivos planteados y a la vista de los resultados obtenidos en el presente trabajo se pueden extraer las conclusiones siguientes:

Se muestra con la observación de los valores obtenidos de deformación a través de las piezas inyectadas y a través de las simulaciones que la forma y dimensiones de las piezas son factores que afecta directamente a las deformaciones en las piezas, de la misma forma la posición de la entrada también juega un papel relevante en el campo de la deformación. Otros factores como los parámetros de máquina, las condiciones de refrigeración o las dimensiones de los canales de alimentación, también dan cuenta en la variación de la deformación, pero es sin duda la forma y las dimensiones de la pieza los factores que inciden con más fuerza sobre la deformación junto con la naturaleza del material.

Las deformaciones de la pieza atienden al comportamiento de un modelo concreto y exclusivo para unas condiciones determinadas, en este caso una forma rectangular, unos parámetros de máquina, unas condiciones de procesamiento concretas, un material y un sistema de alimentación que son concretos y exclusivos de este estudio, con lo cual sería sencillo con la ayuda del propio modelo predecir la deformación estimada y en que dirección se produciría esa deformación, si se sale de las condiciones antes citadas se debería obtener previamente el desfase de deformación habido con las nuevas condiciones y compensarlo en los datos que muestran el modelo predictivo que se creó empleando las condiciones iniciales.

En cualquier caso unas condiciones de forma completamente distintas de las aquí analizadas o unos tipos de alimentación distintos pueden suponer tipos de deformación fuera de este estudio así como errores impredecibles bajo este modelo. Las formas aquí analizadas presenta un punto común y es que son planas, además se inyectan con bebedero frío, la inclusión de un estudio de la deformación que tuviera como sistema de alimentación de material una cámara caliente y además tuviera varios puntos de inyección, se sale por completo de este estudio, lo cual implicaría realizar nuevos estudios para este tipo de entradas de material.

En cuanto a la adecuación de este modelo de predicción para nuevas piezas que siendo planas y rectangulares difieren de la forma a estudio, se puede decir que los valores de la deformación no son del todo

5. Conclusiones

exactos y dependiendo del material empleado ofrecen distinto error respecto a lo previsto en el modelo, no obstante son errores que fácilmente pueden ser subsanables con la modificación de los parámetros de máquina, no obstante a pesar de no ser completamente exactos, si que muestran en la predicción las tendencias, la dirección adecuada de las deformaciones y unos valores de deformación que tienen un error inferior a un 10% esto lo hace interesante dado que a la hora de realizar el escalado de la pieza con el fin de construir su molde y compensar la futura deformación se puede aplicar dicho escalado de forma adecuada a cada una de las direcciones de deformación lo que hará que la pieza final sea más fiel a la pieza diseñada.

Dependiendo del tipo de material y de la forma de la pieza se obtienen unos errores distintos, estos errores son de naturaleza distinta, unos corresponde a la diferencia de material, otros a la diferencia de forma y los últimos a la diferencia de parámetros. Los primeros son fácilmente compensables, pues basta con obtener a través de la simulación la diferencia de la deformación asociada a este cambio de material, los segundos no es tan fácil, pues existen infinitas formas y es complejo crear un índice de forma que sea exacto y que se adapte a todas las formas por igual, es en este aspecto donde se debiera trabajar mas intensamente para saber con más exactitud los valores de deformación, no obstante el modelo base ya está creado y ofrece unos valores de deformación aceptables y pueden servir de orientación. En cuanto a los terceros estos no pueden ser despreciarlos a pesar de ser los menos cuantiosos, pero si que es cierto que algunos errores aportados por algunos de los parámetros si se pueden englobar dentro de los errores aportados por la diferencia de material como son el conjunto de las temperaturas que vienen asociados a la propia naturaleza del material, pero existen otros parámetros que sí modifican directamente la deformación como son las presiones de compactación, y dependiendo del material empleado este parámetro puede afectar con más intensidad a la deformación, pero aún así este valor puede suponer un 3% del error total.

Resumiendo todo lo anterior se puede decir que el modelo es válido, siempre que se cumplan las mismas condiciones empleadas en el propio estudio, para condiciones distintas, se debe valorar la diferencia de deformación asociada a este factor diferenciador y posteriormente adicionarlo o sustraerlo a los valores ofrecido por la RNA ya que es el método mas exacto de los dos empleados.

En cuanto a los objetivos parciales se argumenta lo siguiente:

Referente a la validez de los datos aportados por las simulaciones:

Se obtiene una valoración del nivel de ajuste de los datos aportados por las simulaciones con respecto a los datos reales obtenidos por la inyección de las piezas y se puede concluir diciendo que el nivel de ajuste de los datos aportados por las simulaciones son coherentes con el proceso real, no habiendo una desviación de los datos de deformación de más de un 4,10% con respecto a los obtenidos bajo el proceso de inyección.

Este nivel de ajuste varia según el tipo de deformación a analizar siendo para la deformación total de un error de un 3,11%, para la deformación en el eje X de 3,01% y para la deformación en Y de 4,10%.

Teniendo en cuenta que las diferencias entre ambos procesos (máquina y simulación) son importantes, hay que destacar que el acercamiento de los resultados de la deformación obtenidos bajo los dos métodos son muy cercanos y que se consideran válidos y adecuados para proseguir con el estudio que basa toda la generación de datos en la simulación a través del MoldFlow.

Referente a la detección de los factores ajenos a las dimensiones de la pieza.

Se detectan y fijan aquellos factores que son capaces de modificar la deformación de la pieza y que son ajenos a la geometría de la misma con el fin de aislar a los factores que realmente interesan en este estudio, estos factores son:

- El material empleado en los distintos ensayos tanto en los realizados en máquina de inyección como los realizados en las simulaciones. La naturaleza del material tiene un importancia fuerte en la deformación de la pieza, más concretamente la capacidad de cristalizar las moléculas del plástico es la que generará más o menos deformación.
- Los parámetros de máquina los cuales se han obtenido a través de los ensayos realizados en máquina y se han introducido posteriormente en las simulaciones, estos parámetros de máquina son coincidentes en todas las simulaciones y en todas las pruebas realizadas en máquina.

5. Conclusiones

- Diferencias en el canal de alimentación también generan desviaciones de deformación según el estudio que se ha realizado en el presente trabajo. Como resultaba imposible aplicar un mismo canal de alimentación en cada uno de los moldes y para cada una de las piezas empleadas en las validaciones de los datos, se procede a establecer un bebedero único para todas las simulaciones, para ello es necesario saber la cantidad de deformación aplicable a la diferencia del canal del bebedero, ésta diferencia se obtiene y después se compensará a los datos de deformación obtenidos con los sistemas de modelización.

Sobre la influencia de las variables de entrada aisladas.

Las conclusiones extraídas sobre la influencia de las tres variables de entrada analizadas y que corresponden a factores geométricos se exponen a continuación.

Es preciso recordar para entender estas conclusiones que la dirección X es la referida al lado donde se sitúa el punto de entrada de material, mientras que la dirección en Y es la que toma la perpendicular a la dirección en X y también otro factor a considerar es que al analizar cada una de estas variables, las otras dos permanecen fijas.

- **Recorrido de flujo:** Cuando se aumenta el recorrido de flujo, se está aumentando realmente la distancia máxima que recorre el flujo en el llenado de la pieza, este factor hace aumentar la deformación en el eje X y de forma más leve en el eje Y como consecuencia aumenta la deformación total.
- **Tangente del recorrido:** El aumento de la tangente del recorrido afecta de forma distinta las deformaciones X e Y, la deformación X es más sensible al cambio del valor de la tangente disminuyendo considerablemente al aumentar este valor, la deformación en el Eje Y aumenta sutilmente al aumentar el valor de la tangente, como las variaciones en la dirección en X son más importantes que las dadas en la dirección Y, la deformación total toma la tendencia de la deformación más acusada, en este caso la deformación en X.
- **Espesor:** Un aumento del espesor hace aumentar la deformación en ambas direcciones, en la dirección X este aumento es más evidente y más sensible que en

la deformación Y, siendo más leve en esta última dirección. La deformación total consecuentemente también asciende.

Como conclusión definitiva en este apartado y que sirva como regla, una pieza siempre se intentará colocarla atendiendo a una configuración de la pieza dentro del molde de forma que la longitud del recorrido del molde sea la mínima, esta idea corresponde a colocar la entrada de material justo en medio del lado más largo de la pieza rectangular, de esta forma se minimizarán los efectos de la deformación en ambos ejes.

Referente a la obtención de datos obtenidos en MoldFlow.

Los datos de las deformaciones obtenidos en las simulaciones y que se han empleado para configurar nuestros métodos de modelización, no corresponden a una distribución puramente normal, normalmente presentan sus histogramas una asimetría positiva desplazándose el grueso de los datos hacia la izquierda por otro lado presentan una curtosis negativa, haciendo que sus colas sean largas. Este comportamiento de frecuencias se da en los valores de la deformación en X y en la deformación en Y, en la deformación total el comportamiento es similar pero se acerca más a lo que sería una distribución normal.

Esto se traduce en que el 80% de los datos de deformación obtenidos en los análisis se encuentra dentro del rango de 0,3 a 1,3 mm de deformación, y el resto está por encima de 1,3 mm y corresponden a las piezas más grandes y extremas del conjunto de rectángulos escogidos para el análisis.

Referente a la modelización a través de la RNA.

Los datos de la deformación ofrecidos por el modelo RNA se obtienen del procesamiento de los datos obtenidos a través de los distintos análisis de simulación efectuados en las distintas piezas rectangulares, es lógico pensar que ya existe un error asociado a los valores de deformación obtenidos en las simulaciones y que este error se suma a los errores intrínsecos del proceso de modelización de la propia RNA.

Los errores que aquí se dan son referidos a las seis piezas que se extrajeron en máquina, los valores de deformación obtenidos en la inyección de esas seis piezas son los considerados como buenos y que son los deseables a conseguir por los métodos de modelización.

Se puede decir al respecto que:

5. Conclusiones

En cuanto a la optimización de la RNA: se empleó una topología de 8 neuronas en una sola capa oculta, siendo esta disposición la que mejores resultados de error de entrenamiento y generalización ofrecía.

En cuanto a los resultados obtenidos: para las seis piezas analizadas y cuyos valores dimensionales no se habían introducido nunca en la RNA se tiene un valor medio de error del 5,05% para la deformación X, un 7,21% para la deformación Y y un 3,74 para la deformación total. Un error máximo de 17,1 % (validación 2 eje Y) y un error mínimo de 0 % coincidente con el dato ofrecido por la inyección en máquina (validación 1 eje Y).

En cuanto a la importancia relativa de la influencia de cada una de las variables dimensionales sobre las deformaciones se tiene que es la tangente del recorrido el factor que más afecta a la deformación, mientras que es la longitud del recorrido el factor que incide con más sensibilidad sobre la deformación.

Como conclusión a estos datos se puede afirmar que el comportamiento del modelo se ajusta bastante bien teniendo en cuenta el gran número de variables que no se han estado controlado por incapacidad de los propios procesos que han intervenido en la modelización como por ejemplo, una refrigeración constante en la inyección, una adaptación de los parámetros para cada una de las piezas en la simulación, diferencias en los canales de alimentación, errores de medición, etc. A estas imprecisiones hay que adicionarle el error existente en los datos de las simulaciones que como ya se comentó anteriormente, era del 3% con respecto a los datos de deformación extraídos en las piezas inyectadas.

A pesar de esto, el ajuste de los datos extraídos desde la RNA son muy próximos a los que se han dado en las piezas extraídas en máquina y lo que es mejor tienen un comportamiento muy similar como se aprecia en las gráficas extraídas (*graficas 36, 37, 38 del capítulo 4 pagina 220*).

Se afirma que si se desea comprobar la deformación en una pieza rectangular plana con unos valores geométricos dentro de los rangos a estudio y con el mismo material empleado en el presente estudio, la predicción de dicha deformación será aceptable con un margen de error del 5% y aunque no sea exacta, puede sustituirse con los resultados que se obtendrían al emplear un software de simulación pero extraídos a menor coste.

Si bien la forma de la pieza ya viene impuesta por el diseño del producto, la configuración de las piezas dentro del molde es una elección del ingeniero y que dependiendo de la solución escogida puede posteriormente traducirse en mayor o menor deformación. Atendiendo simplemente a la regla de reducir la tangente del recorrido de flujo se puede reducir la deformación en un 50%.

Referente a la modelización con las RSM.

Al igual que lo realizado para la modelización con RNA, se tomaron las dimensiones de las seis configuraciones distintas inyectados en máquina y se introdujeron en los modelos matemáticos obtenidos en el método de las superficies respuesta y para la generación de dichos modelos se emplearon los mismo datos extraídos de las simulaciones que se emplearon en la RNA.

La modelización por este segundo método, ofrece errores un tanto más elevados que los obtenidos con la RNA, el error promedio para la deformación X es de 7,82%, para la deformación en Y es de 8,83% y para la deformación total es de 8,52%.

Una ventaja que ofrece este modelo con respecto a la RNA es que se visualiza gráficamente el comportamiento de dos de las variables de entrada actuando simultáneamente y ofrece la capacidad de visualizar el nivel de importancia y sensibilidad que ejercen sobre las variables de salida por ejemplo se tiene que:

- Recorridos de flujo elevados unidos a valores de tangente del recorrido bajos generan mucha deformación en este eje X y menos deformación en el eje Y.
- Espesores elevados unidos a valores de tangente del recorrido bajos produciría más deformación a nivel general.
- Espesores elevados actuando simultáneamente con valores de recorrido elevados hacen aumentar considerablemente la deformación en el eje X, mientras para la deformación en el eje Y una variación del espesor no afecta prácticamente en la deformación.

Esto sugiere que si se tiene una pieza con características iguales a las piezas analizadas, la menor deformación a nivel general se dará para piezas con recorrido de flujo mínimo y tangente del recorrido mínimo y espesor bajo, esto lleva a pensar que la pieza contra más pequeña sea menor deformación tendrá, tal y como se puede ver en los ejemplos obtenidos en la optimización de estos factores.

5. Conclusiones

Ahora bien, si lo que se desea es reducir la deformación tan solo en alguno de los ejes y se dispone de cierto margen de modificación de la geometría de la pieza se deberían tener en cuenta las consideraciones siguientes:

- **Para la deformación Y:** Recorridos elevados aumentan la deformación, el espesor casi no afecta, y el valor de la tangente debe ser muy alto o muy bajo, esto respondería a una pieza muy pequeña y alargada.
- **Para la deformación X:** Valores de recorrido y de tangente del recorrido elevados, aumenta la deformación, pero para un mismo valor del recorrido, valores de tangente medios y sin considerar el espesor hacen disminuir la deformación.
- **Para la deformación total:** El aumento del recorrido del flujo siempre acarrea aumento de la deformación pero si lo acompañamos de un menor espesor, o aumentamos la tangente del recorrido se podrá reducir esta deformación.

Como valoración de este método, si bien el ajuste de los valores de deformación es peor que el ajuste obtenido con la RNA, se reitera lo anteriormente expuesto para la RNA, el modelo a pesar de su error puede servir para predecir en qué medida y hacia donde se obtendrán las deformaciones en una pieza de iguales características a las empleadas en estos ensayos, no con medidas exactas pero sí y pueden considerarse más precisas para la corrección de la escala en la pieza, que los métodos de escalado empleados en la actualidad.

Referente a las predicciones para otras formas y materiales.

Se ha querido ir un poco más allá con la aplicación real de este sistema de predicción, y no solamente quedarse en piezas que sean rectangulares y planas e inyectadas con un único material, por ello se ha puesto a prueba este sistema de predicción bajo ejemplos más reales analizando piezas que están en la actualidad en producción y tienen una función concreta.

Estas piezas tienen como handicap común una geometría parecida pero no igual a las piezas analizadas y además se han inyectado con materiales distintos. En ambas piezas analizadas el canal de alimentación es del mismo tipo pero con dimensiones distintas. En todos los casos se ha empleado el método RNA como sistema de predicción de la deformación por ser el que mejores resultados aportaba.

En este caso se han realizado tres pruebas y las conclusiones son las siguientes:

Experimento 1: Esta pieza tienen un nervio central que recorre longitudinalmente toda la pieza, se inyecta la pieza con el mismo material que se ha empleado a lo largo de todo el proceso de investigación el PB180 para ver de que forma afecta la forma de la pieza en la deformación, los datos ofrecidos por la RNA tienen un error de 9,09% para la deformación total, un 10,04% para la deformación en el eje X y un 6,54% para la deformación en el eje Y. El nervio central de la pieza genera tensión a lo largo de la pieza en su acción de contraerse y provoca mayor deformación en el eje X que en el eje Y.

El efecto de la deformación tampoco varía mucho de lo predicho con la RNA en este caso en el peor de los casos se trata de un 10% de error, y no incapacita el sistema de predicción, es decir que se podría emplear los datos de la deformación ofrecidos por la RNA para dimensionar correctamente el escalado de la pieza en su fase de diseño del molde.

Experimento 2: En este caso la pieza es la misma que la empleada anteriormente pero empleamos el material original de la pieza, un PMMA, material de naturaleza muy distinta al empleado hasta ahora y con menos capacidad de contracción lo que le hace tener una estabilidad dimensional superior.

Dado que el índice de contracción es muy inferior al PP, se opta por compensar esta diferencia con la sustracción de un 44% menos en los valores de la deformación obtenidos en el sistema de predicción RNA.

Los valores aportados tras esta compensación también se consideran como válidos pues ofrecen un error de 6,25% en la deformación total, de un 6,62% en el eje X y un 12,69% en el eje Y, esto es un 8,52% de error promedio entre los datos de deformación de la pieza real con respecto a los datos de deformación dados por la RNA. Esta diferencia de deformación es baja teniendo en cuenta que se emplea una forma distinta y un material distinto a los empleados en los estudios.

Experimento 3: Esta es una pieza también rectangular y plana pero que tienen una reducción de espesor en su parte central, la pieza está inyectada en PS cristal, material amorfo a diferencia de la semicristalinidad que posee el PP y que supone un 41% menos de contracción.

5. Conclusiones

Al compensar el efecto de la diferencia de contracción se tienen unos resultados del error de 21,91% para la deformación Total, un 29,82% para la deformación en X y un 22,36 % en la deformación del eje Y.

Un error elevado comparado con los errores obtenidos hasta ahora, por lo que limita el empleo de este sistema de predicción para piezas de este tipo, en las cuales una estrangulación de material en la parte central de la pieza reduce mucho el efecto de la contracción y consecuentemente el efecto de la deformación.

Resumiendo se concluye con las consideraciones siguientes:

- **El empleo de este sistema de predicción es válido para piezas rectangulares planas inyectadas en PP PB 180.**
- **El empleo de este sistema de predicción es válido para piezas rectangulares planas o piezas rectangulares y que difieren sutilmente de las formas analizadas y que se han inyectado con material distinto al PP 180, compensando las diferencias de deformación extraídas por otros medios (simulación) a los resultados de la RNA.**
- **El empleo de este sistema es más impreciso cuanto más distinta sea la forma de la pieza a las formas rectangulares y planas analizadas en este estudio.**

6

Futuras líneas de trabajo

6. Futuras líneas de trabajo

Este estudio es un primer paso hacia la modelización de la deformación que tiene como fin prever los datos referentes a este fenómeno sin el empleo de sofisticados programas de simulación y que según las conclusiones extraídas del presente estudio éstas predicciones son correctas para un determinado tipo de pieza con un cierto margen de error según la desviación que se tenga de las piezas a analizar con respecto a la forma estándar.

El fin de éste estudio está pues cumplido pero no es ni más ni menos que un punto de partida y que a continuación se sugieren las líneas de trabajo futuras que se podrían tener en cuenta para ampliar este estudio y que a continuación se describen.

En el presente trabajo simplemente se ha analizado una forma muy concreta y sencilla (pieza de espesor constante y rectangular) y a la vez se ha conseguido a través de los métodos de modelización obtener una predicción de la deformación que dará la pieza simplemente manipulando los datos geométricos de la pieza. Pero evidentemente la forma de las piezas es infinita y la gran mayoría de las piezas inyectadas y sus métodos de inyección no cabrían dentro de este estudio, por lo que se propone realizar nuevos estudios similares apoyándose en esta investigación.

Se propone pues analizar la deformación en nuevas formas que sin ser complejas ni comerciales si difieran de las estudiadas hasta ahora (como por ejemplo carcasas, es un forma muy empleada y a la vez sencilla) o simplemente adherir a los rectángulos del presente estudio orificios en su interior o estrangulamientos de caudal del material fundido, alguna prolongación en escuadra, etc. Se trata pues de obtener nuevos modelos predictivos que amplíen las posibilidades a otras formas distintas.

Por otro lado también sería interesante analizar el comportamiento de los canales de entrada desde un punto de vista más profundo y ver en que forma se puede optimizar la deformación en base a la geometría de dicho canal de alimentación, pues como se vio en este estudio, el canal de alimentación toma un papel relevante en los resultados de la deformación.

Otro aspecto también relacionado con la alimentación del material sería trabajar con distintos sistemas de alimentación, como por ejemplo el estudio de la deformación aplicando cámaras calientes como

6. Futuras líneas de trabajo

sistema de alimentación, esta es otra variable que se podría estudiar ya que no solo cambia el tipo de entrada sino el posicionamiento de la entrada lo que puede ocasionar fenómenos de deformación bien distintos a los producidos por una inyección laminar o de punto.

Estos nuevos estudios supondrían encontrar unas limitaciones reales al estudio presente pues no se sabe con certeza hasta donde deben diferir las piezas a analizar para obtener unos resultados más o menos certeros, pues ya se vio que el nivel de exactitud dependía en gran medida de lo que la pieza se alejara de la pieza rectangular ideal.

Esto último también sugiere una nueva idea de análisis y es la de aplicar índices correspondientes a la forma, para explicar esto mejor se hace referencia al experimento 3, el ejemplo de la pieza de PS que tenía un estrangulamiento central que era el que hacía distorsionar las deformaciones con un error de un 20% si se relaciona este elemento distorsionador del estrangulamiento con un índice se podría aprovechar el sistema de modelización empleado y los resultados obtenidos compensarlos a través de este índice de forma con lo que conseguiríamos dar más utilidad a este modelo obtenido en esta tesis.

Otra posibilidad de continuar con este estudio y cerciorarnos de su utilidad sería poner a prueba los datos obtenidos para una nueva pieza y trasladarlos al escalado de esta pieza en la realización del molde, es decir aplicar los datos de deformación obtenidos para esta nueva pieza en la fase de escalado de la pieza para la realización del molde, se tendría que realizar la cavidad del molde añadiendo los valores de deformación obtenidos con la RNA a las dimensiones de la pieza diseñada, en teoría esta pieza tras ser inyectada debería tener las mismas dimensiones que las de la pieza diseñada.

Otras propuestas de estudio que den continuidad a este trabajo de investigación son:

- Probar nuevos métodos de predicción como pudieran ser el método de Montecarlo, algoritmos genéticos, etc. y que se compararan los resultados con los aquí obtenidos con la finalidad de ver cual es más eficaz.
- Sería muy interesante generar una aplicación informática que trate de abarcar los aspectos que se han dictado en este último apartado como un índice de forma, un índice de material, un índice de canal de alimentación, medidas de la pieza y que introduciendo todos estos datos en la aplicación y mediante el empleo del sistema de modelización deseado, esta aplicación devolviera

la predicción de los valores de deformación oportunos para cada caso, sin la necesidad de emplear costosos sistemas de análisis que facilitaran la labor a los diseñadores de moldes.

Las industrias transformadoras de plásticos mantienen la necesidad de controlar la deformación, si bien el problema no radica en que exista o no deformación pues es evidente que siempre habrá una deformación asociada al propio proceso de inyección de plásticos, el problema radica en poder controlar la deformación en las piezas inyectadas a través de la predicción de ésta deformación con el fin de ajustar el producto saliente de la máquina a la pieza que se diseñó previamente, es decir se desea que la pieza extraída de máquina coincida plenamente en forma y dimensión con la pieza diseñada, para que esto ocurra se aplican dos métodos:

- Escalado de la cavidad y macho del molde que conforman la pieza según el índice de contracción del material, este procedimiento no es efectivo pues como ya se ha demostrado la deformación no es la misma en todas las direcciones de la pieza.
- Empleando costosos y complejos programas CAE, que dan valores precisos de las deformaciones. Este sistema es preciso y costoso a la vez y es una opción que pocos constructores de moldes de inyección pueden permitirse, pero que además no nos da la solución adecuada de como modificar la cavidad del molde para compensar esta deformación, lo cual es un problema pues si se tienen los datos referentes a la deformación y no se puede actuar sobre el molde para corregirla, se sigue teniendo el mismo problema.

El sistema de modelizado de la deformación que se ha construido en este trabajo de investigación obedece a la necesidad de poder predecir la deformación en base a la forma de la pieza, dado que es el factor que más deformación provoca en la pieza, dando valores de deformación acertados y además sencillo de usar, pero a pesar de todo tiene la misma carencia que tiene el empleo de los programas CAE de simulación de la inyección, que es la imposibilidad de ajustar el diseño de la pieza a las variaciones de la deformación que nos dan como resultado los programas CAE y este mismo modelo aquí expuesto, de esta carencia se desprende que es necesario seguir investigando en la dirección de controlar esta deformación, pero sobretodo de crear un sistema capaz no solo de dar los valores de deformación, sino también

6. Futuras líneas de trabajo

de proponer la solución de la pieza que ya tuviera la forma y escala adecuada con el fin de compensar las deformaciones.

Esta idea ofrece otra futura línea de trabajo, a través de la cual con los datos obtenidos de la deformación se genere automáticamente una propuesta de diseño de pieza que sea capaz de compensar esta deformación, y utilizar esta propuesta como cavidad en el molde, de forma que la pieza al ser inyectada y al deformarse coincida plenamente con la pieza que se diseñó previamente.

7

Referencias bibliográficas

7. Referencias

- [1] Robert o. Kuehl " Diseño de experimentos: Principios estadísticos para el diseño y análisis de investigaciones. Ed Thomson.
- [2]. Hamdy Hassan, Nicolas Regnier, Guy Defaye " A 3D study on the effect of gate location on the cooling of polymer by injection molding" International Journal Of Heat and fluid flow, (IJHFF) (2009) vol. 30: pp 1218-1229.
- [3] Zhai. M, Lam, L.C ; y Au, C.K "Runner sizing and weld line positioning for plastic injection moulding with multiple gates" .2006. Engineering with Computers (2006) vol. 21. pp. 218-224.
- [4] Shen, Yk, Wu. Cw, Yu. Yf y Chung, Hw "Analysis for optical gate desing of thin-walled injection molding. 2008. International Communi-cations in Heat and Mass Transfer. (2008) Vol. 35. pp 728-734.
- [5] Ko-Ta Chiang, Fu-Ping Chang. "Application of grey-fuzzy logic on the optimal process desing of an injection-molded part with a thin shell feature". International Communications in Heat and Mass Transfer. (2006) Vol. 33. pp 94-101.
- [6] Zhai. M, Lam. Y.C, Au. C.K. y Liu D.S. "Automated selection of gate location for plastic injection molding processing". Polymer-Plastics Technology and Engineering. (2005). Vol. 44. pp 229-242.
- [7] Hong-Seok Park y Xuan-Phuong Dang. "Optimization of conformal cooling channels with array of baffles for plastics injection mold. Inter-national Journal of precision Engineering and Manufacturing. (2010) Vol. 11. pp 879-890.
- [8] Li Ren, Wenxiao Zhang "Optimization Design of Heterogeneous injection Mold cooling system" (2012).Applied Mechanics and Materials. Vols. 130-134, pp 1805-1809.
- [9] J.K.L. Ho, K.F.Chu, C.K.Mok. "Minimizing manufacturing cost for thin injection plastic components". The International Journal of advanced Manufacturing Technology. (2005) vol. 26, pp 517-526.
- [10] Y.M.Deng, D. Zheng, X.J. Lu. "Injection moulding optimization of multi-class desing variables using a PSO algorithm". The Internatio-nal Journal of advanced Manufacturing Technology. (2008) vol. 39, pp 690-698.
- [11] Pichai Jariyatammanukul, Nipat Paecheroenchai, Patcharaphol Pomkajohn y Somjate Patcharaphun. "Effect of thickness on weld line strength of injection molded thermoplastic composites. Polymer-Plastics Technology and Engineering (2010). Vol. 49. pp 1305-1309.
- [12] Ozcelik. B y Sonat. "Warpage and structural analysis of thin shell plastic in the plastic injection molding". Material and Design (2009) Vol. 30. pp 367-375.

7. Referencias y Bibliografía.

- [13] Yimin Deng y Di Zheng “ Minimizing the thicknesses of injection-Molded plastic parts base on a MoldFlow Simulation”. *Journal of Mechanical Engineering* (2007) vol. 53. pp 503-518.
- [14] S.S.S. Imihezri. S.M. SapmanS. Sulaiman, M.M.Hamdan, E.S. Zainuddin, M.R. Osman, M.Z.A. Rahman. “Mould flow and component desing analysis of polymeric based composite automotive clutch pedals”. *Journal of Materials Procesising Technology* (2006). Vol. 171. pp 358-365.
- [15] Jiang Bing-yan, Chu Chun-Peng, Tang Mei-lin y Shen Long-jiang. “Influence of part’s geometry characters on filling length of injection molded parts with high aspect ratio micro structures. *Science and Technology* (2008). Vol. 5.
- [16] Qingqing Liu, Wei Guo. “Effect of size of the common cup on the injection molding process” *Advanced Materials Research* (2011). Vol 308. pp 450-454.
- [17] P. K. D. V. Yarlagadda. “Prediction of processing parameters for injection moulding by using a hybrid neural network”. *Journal of Engineering Manufacture*. (2001) Vol. 215 pp 1465-1470.
- [18] C.K. Mok, F.S.Y. Wong. “Automatic feature recognition for plastic injection moulded part desing.” *The international Journal of Advanced Manufacturing Technology*. (2005). Vol. 27. pp 1058-1070.
- [19] Rawin Raviwonge, Venkat Allada. “Artificial Neural Network based model for computation of injection mould complexity”. *The international Journal of Advanced Manufacturing Technology*. (1997). Vol. 13. pp 577-586.
- [20] M. Marquez, A. White, R.Gill. “A hybrid neural network-feature-based manufacturability analysis of mould reinforce plastic parts”. *Journal of engineering Manufacture*. (2001) Vol. 215. pp 1065-1079.
- [21] Yuh-Min Chen, Jang_jong Liu. “Cost-effective desing for injection molding”. *Robotics and Computer-integrated Manufacturing*. (1997). Vol. 15. pp 1-21.
- [22] K.C. Hui. “ Geometric aspects of the mouldability of parts”. *Computer-Aided Desing*. (1997). Vol. 29. pp 197-208.
- [23] Kwai-Sang Chin, T.N.Wong. “Knowledge-based Evaluation for the conceptual desing development of injection molding parts”. *Engineering Applications of artificial Intelligence*. (1996). Vol. 9. pp 359-376.
- [24] Postawa, P., Koszkuł, J. “Change in injection moulded parts shrinkage and weight as a function of processing conditions”. *Journal of Materials Processing Technology*, (2005) 162-163 (SPEC. ISS.), PP. 109-115.
- [25] Lotti, C. Ueki, M.M. y Bretas, R.E.S. “ Prediction of the shrinkage of injection molded PP plaques using artificial neural networks” . *Journal Of Injection Moulding Technology*, (2002) vol. 6 (3), pp. 157-176.

- [26] Chih-Cherng Chen, Pao-Lin Su, Yan-Cherng Lin. "Analysis and modeling of effective parameters for dimension shrinkage variation of injection molded part with thin shell feature using response surface methodology". (2009). Vol. 45, pp 1087-1095.
- [27] Chen. C, Su. P y Lin. Y. " Analysis and modeling of effective parameters for dimension shrinkage variation of injection molded part with thin Shell feature using response surface methodology. The International Journal of Advance Manufacturing Technology. (2009). Vol. 45, pp 1087-1095.
- [28] Min, B.H., Shin, B.C. "A estudy on volumetric shrinkage of injection molded parts based on neural networks". The Journal of injection molding technology. (2001). Vol. 5, pp 201-207.
- [29] Alireza Akbarzadeh y Mohammad Sadeghi. "Optimization of shrinkage in plastics injection molding process using statistical methods and SA algorithm". Applied Mechanics and Materials. (2012). Vols. 110-116 pp 4227-4233.
- [30] Huimin Zhang, Meng Li, Lulu Yang "Optimization of packing pressure curve in injection molding based on numerical simulation". Advanced Materials Research. (2011). Vol. 221 pp 522-527.
- [31] Ni, S. "Reducing Shrinkage and warpage for printer parts by injection molding simulation analysis". Journal of injection Molding Technology, (2002). Vol. 6 (3) , pp. 177-186.
- [32] Ni, S. "Effects of mold gating on shrinkage and warpage of injection molded parts". (2003) Annual Technical Conference- ANTEC, Conference Proceedings 1, pp. 544-548.
- [33] J.Jin, H.Y.Yu and S.Lv. "Optimization of Plastic Injection Molding Process Parameters for Thin-Wall Plastics Injection Molding". Advanced Materials Research. (2009). Vols. 69-70 pp 525-529.
- [34] Hasan Oktem, Tuncay erzurumlu, Ibraim Uzman. "Application of Taguchi optimization technique in determining plastic injection molding process parameters for a thin-shell part. Materials & desing .(2006). Vol. 28, pp. 1271-1278.
- [35] Ming-Chih Huang, Ching-Chih Tai. "The effective factors in the warpage problem of an injection-molded part with a thin shell feature. Materials and Desing. (1999). Vol. 28, pp 1271-1278.
- [36] S.H. Tang, Y.J.Tan, S.M.Sapuan, S. Sulaiman, N. Ismail, R. Samin. "The use of Taguchi method in the desing of plastic injection mould for reducing warpage. Journal of materials Processing Technology. (2007).Vol. 182, pp 418-426.
- [37] Zeng. y He.Z.b." Optimal combination of injection molded process parameter based on warp". Polymer Materials Science & Engineering. (2009). Vol 8. pp 562-570.
- [38] Chun-Yin Wu, Chih-Chiang Ku, Hsin-yi Pai. "Injection molding optimization with weld line desing constraint using distributed multi-

7. Referencias y Bibliografía.

- population genetic algorithm". The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. (2010). Vol. 52, pp 131-141.
- [39] Fei Wang, Zailiang Chen "Research on process optimization of thin-wall plastics injection Based on Moldflow and Orthogonal Experiment" Advanced Materials Research. (2012) Vols. 399-401, pp 1646-1649.
- [40] Sun. B, Deng, Y, Gu. G, Huang . X " Optimization of process parameters for warpage minimization on injection molding thin-walled parts Applied Mechanics and Materials. (2012). Vols 101-102, pp 525-529.
- [41] Baoshou Sun, Yimin Deng, and Boqin Gu, and Xiaodiao Huang. "Optimization of Process Parameters for Warpage Minimization on Injection Molding Thin-walled Parts". Applied Mechanics and Materials Vols. 101-102 (2012) pp 525-529.
- [42] Wen-Hsiang Hsieh y Kuen-Ming Shu. "On the Warpage in the Lower Case of Lead-Acid Batteries". Advanced Materials Research Vols. 97-101 (2010) pp 51-54
- [43] Wei Guo, Huajie Mao and Qing Xu. "Warpage and Structural Analysis of Automotive Trim Based on FFD and CAE in Plastic Injection Molding". Advanced Materials Research Vols. 314-316 (2011) pp 1282-1286.
- [44] Yin, F. Mao, H, Hua L. "A hybrid of back propagation neural Network and generic algorithm for optimization of injection molding". (2011) Materials and Design, 32 (6), pp. 3457-3464.
- [45] Baoshou Sun, Zhe Chen and Boqin Gu and Xiaodiao Huang, "Injection Molding Process Parameter Optimization for Warpage Minimization Based on Uniform Design of Experiment" Applied Mechanics and Materials Vols. 37-38 (2010) pp 570-575.
- [46] Baoshou Sun, Zhe Chen and Boqin Gu and Xiaodiao Huang. "Injection Molding Process Optimization of Multi-Objective Based on MUD-RBFNN-GA" Applied Mechanics and Materials Vols. 37-38 (2010) pp 564-569.
- [47] Shi, H., Wang, X. "Warpage optimization of injection molding based on improved BP neural network". Huagong Xuebao/CIESC Journal, 62 (9), pp 2462-2568.
- [48] Huabo He, Feilin Wu and Yimin Deng "Injection Molding Process Parameter Optimization for Warpage Minimization Based on Moldflow". Applied Mechanics and Materials Vols. 101-102 (2012) pp 254-257.
- [49] Chu, J.Z., Song, R. "Thin-wall plastics parts warpage analysis based on Taguchi method".(2011). Applied Mechanics and Materials, Vols. 80-81, pp. 375-378.
- [50] Cheng. Gd, Liu. St and Guo. X. "A minimum warpage design method for injection molding". 2006.
- [51] Saifullah, A.B.M., Masood, S.H."An investigation on warpage analysis in plastics injection molding" (2011), Advanced Materials Research,

- 264-265, pp. 433-438.
- [52] Bociaga, E., Jaruga, T., Lubczynska, K., Gnatowski, A. "Warpage of injection moulded parts as the result of mould temperatura difference". Archives of Materials Science and Engineering. (2010). Vol. 44, pp. 28-34.
- [53] Gujian, H.A, Xuemei, L.b. Xiaoyu, W.a y Jibin, L.a. "Optimized Design of cavity layout and feed system of multi-cavity injection mould". Proceedings of the 2009 International Joint Conference on Artificial Intelligence.(2008). pp, 651-654.
- [54] Xianghong Zhang, Shiqiang Zhang, and Zhongyi Han. "Optimum gate design of the injection mold on plastic air intake manifold of engine based on CAE technique" Advanced Materials Research. (2011). Vols. 295-297 pp 345-348.
- [55] K.S. Lee, J.C.Lin, "Desing of the runner and gating system parameters for a multi-cavity injection mould using FEM and neural network". The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. (2005). Vol. 27, pp. 1089-1096.
- [56] Ozcelik, B y Erzurumlu. "Determination of effecting dimensional parameters on warpage of thin Shell plastic parts using integrated response surface method and generic algorithm". International Communications in Heat and Mass Transfer. (2005). Vol. 32, pp. 1085-1094.
- [57] Kovács. J.G. , Sikló. B."Investigation of cooling effect at corners in injection molding" (2011). International Communications in Heat and Mass Transfer, 38 (10), pp. 1330-1334.
- [58] Li, J.-Q., Jiang, S.-F., Li, D.-Q "Influence of materials properties on dimensional measurements of injection-molded parts for GPPS" (2010). Gaofenzi Cailiao Kexue Yu Gongcheng/Polymeric Materials Science and engineering, 26 (12), pp. 160-163.
- [59] Li, J.-Q., Jiang, S.-F., Li, D.-Q " Effect of plastics property on injection molding process" (2009).Shanghai Jiaotong Daxue Xuebao/Journal Of Sanghai Jiaotong University, 43 (5), pp. 847-850.
- [60] Qihui Liao, Xiaoxun Zhang and Qinchao Ruan. "Effects of Polymer-Filler Properties on the Warpage of Injection Molded Automobile Door". Advanced Materials Research Vols. 239-242 (2011) pp 2511-2514.
- [61] Tongchen Chang, Hongyu Zhu, Haihong Wu "The Prediction Method on warpage of Injection Molded parts Advanced Materials Research Vols. 317-319 (2011) pp 211-214".
- [62] Shie-Chen Yang, Feng-Che Tsai, Tsuo-Fei Mao, Amine-Ghali Benna,Ling-You Huang. "Optimization of Injection Molding Parameters for Plastic Part Using Taguchi-TOPSIS Method" Advanced Materials Research Vol. 421 (2012) pp 440-443.
- [63] Wen-Jong Chen" Simulation and Analysis of Optimization Process Parameters for Multi-Cavity Injection Molding Parts Warpage by

7. Referencias y Bibliografía.

- Genetic Algorithm Method” Applied Mechanics and Materials Vol. 142 (2012) pp 54-57.
- [64] Fengli Huang, Shuisheng Chen, and Jinmei Gu. "Optimization of Processing Parameters in Injection Molding Based on Adaptive Ant Colony Algorithm" Advanced Materials Research Vols. 179-180 (2011) pp 304-310.
- [65] Jun Liu, Bao-shou Sun and Guo-fu Li. "Optimization of Warpage in Injection Molding Based on Simulated Annealing Algorithm". Advanced Materials Research Vols. 129-131 (2010) pp 931-935.
- [66] vsites.unb.br/ib/cel/chico/artigos/thesis/node6.html.
- [67] Chang, T., Zhu, H., Wu, H. "The prediction method on warpage of injection molded parts. (2011). Advanced Materials Research, 320, pp. 580-583.
- [68] Kurt. M, Saban Kamber, Kaynak, Y. Atokok. G y Girit.O. "Experimental investigation of plastic injection molding assessment of the effects of cavity pressure and mold temperatura on the quality of the final products". Materials & Design. (2009). Vol. 30, pp. 3217-3224.
- [69] Jinhua Dong. "Quality Control Mode of Injection Parts Molding based on CAE Technology". Advanced Materials Research. (2011). Vols. 314-316 pp 1682-1687.
- [70] Xiaofang Sun, Pengfei Zhu, Yingjun Lu, Haitian Pan. "Prediction of Quality Index of Injection-molded Parts by Using Artificial Neural Networks" Advanced Materials Research. (2011). Vols. 291-294 pp 432-439.
- [71] Wang. C, Shen. J, Zhu, H. "Warpage simulation and optimization for the shell of color liquid crystal display monitor based on MoldFlow". (2011). 2nd International Conference on Mechanic Automation and control Engineering, MACE 2011.
- [72] C. K. Au. "A geometric approach for injection mould filling simulation". International Journal of Machine Tools and Manufacture. (2004). Vol. 45, pp.115-124.
- [73] Padilla, A. Baselga, J. y Bravo .J. "Comparision of gauge deformation determined by simulation of the injection process whit real process values. Información Tecnológica. (2006). Vol. 17, pp. 53-58.
- [74] Julian Rodriguez Montes, Lucas Castro Martínez, Juan Carlos del real Moreno. (2006) "Procesos industriales para materiales no mecánicos". Ed Visión libros.
- [75] Hppt.usa.autodesk.com/moldflow/.
- [76] Zhao, Zy, Liao, L y Tang. F. "Moldflow software in a complex plastic Shell injection mold desing. Applied Mechanics and Materials. (2008). Vols. 29-32, pp. 646-650.
- [77] Douglas Montgomery."Diseño y Análisis de experimentos" Grupo

- editorial Iberoamericana. México DF.
- [78] Teuvo Kohonen. Artificial neural networks: proceeding of the 1991 International Conference on Artificial neural Networks (ICANN-91). Espoo, Finland, 24-28 June 1991, volume 2.
- [79] McCulloch, W.S. Pitts, W. A Logical calculus of ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, 1943, p. 115-133.
- [80] Hornik, K., Stinchcombe, M., White H. "Multilayer Feedforward Networks are universal approximators". Neural Networks. (1989) Vol 2, pp 359-365.
- [81] B. Wildrow and M.E. Hoff. Adaptive switching circuits. 1960 IRE WESCON. Convention Record. New York IRE, pages 96-140.
- [82] Rumelhart, David E. , Hinton , Geoffrey E., Williams, Ronald J. "Learning Internal Representations by error propagation". Technical Rept. Mar-sep 1985.
- [83] Baum E.B. & Haussler D. (1988) "What size net gives valid generalization?", Neuronal Computación. pp. 151-160.
- [84] Artificial Neural Network Based model for Computation of injection Mould complexity. Autor Rawin Raviwongse y Venkat Allada.
- [85] Neurocomputing: The technology of Non-Algorithmic Information processing. Hecht-Nielsen Robert Ed: Addison-Wesley Longman Incorporated 1990.
- [86] Huang. B.; Mojudar, A.S. 1993. "Use of neural networks to predict industrial dryer performance". Drying Thecnology. (1993). Vol 1, pp. 525-532.
- [87] Tukey, J.W. (1977) Exploratory Data Analysis. Addison-Wesley, Reading, M.A.

Bibliografía empleada

- [88] La inyección de forma breve y sucinta. (1997) Edita. Mannesmann Demag.
- [88] Kevin Swingler "Applying Neural Networks, A practical Guide" editorial Morgan Kaufman (1996).
- [89] Hernandez Sampieri, Roberto, Fernandez Collado, Carlos y Baptista Lucio, Pilar: Metodología de la investigación, segunda edición, McGraw Hill, Mexico, 1998, pp.74-102
- [90] "El Gran libro de Solidworks office profesional". Ed. Marcombo Autor : Sergio Gómez Gonzalez.
- [91] "A design Guide Part and mold design" Guía de diseño de piezas

7. Referencias y Bibliografía.

- y moldes elaborada por el fabricante de materiales termoplásticos Bayer.
- [92] “Inyección de Termoplásticos. Manual del inyector”. Ed. Plastic Communication Autor: Jose Luis Arazo Urraca
- [93] “Diseño de moldes de inyección de termoplásticos”. Ed. Servicio de publicaciones de la UPV. Autor: Joaquin Pérez Fuster.
- [94] MoldFlow desing guide, a resource for plastic engineers” ed. Hanser. Autor Jay Shomaker.
- [95] Response Surface. Design and analyses. Khuri, André I. Cornell, John A. Marcel Dekker, 1987. New York.
- [96] Menges, G., Michaeli, W., Mohren, P.: How to Make Injection molds, 4TH ed. (2007) Hanser Munich, New York.
- [97] Isayef, A.J.: Injection And Compresion Molding Fundamentals (1987) Marcel Dekker, New York.
- [98] Rosato, D.V.: Injection Molding Handbook (1986) Van Nostrad Reinhold, New York.
- [99] Gerd Pötsch, Walter Michaeli: Injection Molding: An Introduction
- [100] Hans Gastrow “Moldes de inyección para plásticos: 100 casos prácticos”. ed. Hanser.
- [101] Saúl Sanchez “Moldeo por inyección de termoplásticos” Ed. Limusa.
- [102] Raquel Flórez López, José Miguel Fernández Fernández, Jos Miguel Fernández Fernández “Las redes neuronales artificiales: fundamentos y aplicaciones prácticas” ed. Netbiblo.
- [103] García Martínez & Borrajo (2000) An integrated Approach of Learning, Planning and Executing. Journal of Intelligent and Robotic Systems. Volumen 29, número 1, paginas 47-78. Kluwer Academic Press. 2000.
- [104] Rich E. y Knight K. (1991) Introduction to artificial networks. Mac-Graw-Hill publications.

8

Apéndice

8. APÉNDICES

TABLAS

Tabla 1. Propiedades del Isplen PP180 según Fabricante.....	122
Tabla 2. Propiedades del ISPLEN PB180 Material Center Data	123
Tabla 3. Propiedades del ISPLEN PB180 MOLDFLOW.....	123
Tabla 4. Datos procesado recomendados MoldFlow.....	124
Tabla 5. Condiciones de trabajo preliminares.....	125
Tabla 6. Condiciones seleccionadas de las condiciones preliminares.	125
Tabla 7. Condiciones de finales de trabajo.....	126
Tabla 8. ANOVA para el estudio de regresión polinómica.	130
Tabla 9. Datos ANOVA para el estudio de regresión polinómica.....	130
Tabla 10. Datos de compensación para la deformación.....	131
Tabla 11. Dimensiones rectángulos iniciales	135
Tabla 12. Dimensiones rectángulos iniciales según tangente.	136
Tabla 13. Dimensiones rectángulos Serie 1	139
Tabla 14. Dimensiones rectángulos Serie 2	139
Tabla 15. Dimensiones rectángulos Serie 3	139
Tabla 16. Dimensiones rectángulos Serie 4	139
Tabla 17. Dimensiones rectángulos Serie 5	140
Tabla 18. Dimensiones de 20 rectángulos más para entrenamiento de la RNA	142
Tabla 19. Dimensiones de 20 rectángulos más para la fase de entrenamiento	143
Tabla 20. Rangos de trabajo de las variables de entrada.....	144
Tabla 21. Comparativa entre las malla Dual Domain y la malla 3D	147
Tabla 22. Justificación número de neuronas	153
Tabla 23. Comparativa errores según número de capas.....	154
Tabla 24. Mediciones obtenidas para la pieza de validación 6.....	162
Tabla 25. Deformaciones en las piezas inyectadas en máquina	174
Tabla 26. Deformaciones en las piezas simuladas con MoldFlow.....	174
Tabla 27. Dimensiones de piezas extraídas en máquina y simuladas en MoldFlow.	175
Tabla 28. Datos desviaciones de la DT con respecto a la inyección en Máquina	176
Tabla 29. Datos de desviaciones de la DX con respecto a la inyección en Máquina.	177
Tabla 30. Datos de desviaciones de la DY con respecto a la inyección en máquina.	177
Tabla 32. Deformaciones de las piezas rectangulares tras las simulaciones.....	179
Tabla 31. Dimensiones de los piezas rectangulares.....	179

8. Apéndices

Tabla 33. Coeficientes de regresión para la deformación en eje X	180
Tabla 34. Tabla ANOVA para modelo de regresión de DX.....	181
Tabla 35. Coeficientes de regresión para DY	182
Tabla 36. Tabla ANOVA para DY.....	182
Tabla 38. Tabla ANOVA para DT.....	183
Tabla 37. Coeficientes de regresión para DY	183
Tabla 40. Valores deformación de rectángulos obtenidos mediante simulación.	185
Tabla 39. Dimensiones rectángulos recorrido flujo cte y valor tangente variable.	185
Tabla 41. Coeficientes regresión modelo ajustado DX valor tangente variables.....	187
Tabla 42. Tabla ANOVA para datos DX para tangente variable.....	187
Tabla 43. Coeficientes de regresión para DY con valor de la tangente variable	188
Tabla 44. Tabla ANOVA para DY y valor de la tangente variable.....	189
Tabla 45. Coeficientes de regresión para DT con valor de la tangente variable	190
Tabla 46. Tabla ANOVA para DY y valor de la tangente variable.....	190
Tabla 47. Deformaciones para rectángulos con tangente y recorrido fijas	192
Tabla 48. Coeficientes de regresión para DX	193
Tabla 49. Tabla ANOVA para DX y espesor constante	194
Tabla 51. Tabla ANOVA para DY y espesor constante	195
Tabla 50. Coeficientes de regresión para DY	195
Tabla 52. Coeficientes de regresión para DT	196
Tabla 53. Tabla ANOVA para DT y espesor constante.....	197
Tabla 54. Resumen estadístico datos obtenidos en MoldFlow para DX.....	199
Tabla 55. Distribución de frecuencias.....	200
Tabla 56. Resumen estadísticos para la deformación Y.....	201
Tabla 57. Distribución de frecuencias para DY.....	202
Tabla 58. Resumen estadísticos para la deformación Total.....	204
Tabla 59. Distribución de frecuencias para DT.....	205
Tabla 60. Datos de trabajo para la RNA empleada.....	213
Tabla 61. Valores compensatorios canal alimentación para RNA.....	219
Tabla 62. Valores comparativos deformación obtenidos por RNA y en máquina.....	219
Tabla 63. Diferencias de datos entre RNA y los datos obtenidos en máquina.....	222
Tabla 64. Valores compensatorios por los canales de alimentación.....	224
Tabla 65. Tabla ANOVA para modelo estimado de superficie respuesta para DX.....	225
Tabla 66. Coeficientes de regresión para modelo DX.....	230
Tabla 67. Dimensiones rectángulo para una deformación mínima de 0.067 mm.....	232

Tabla 68. Tabla ANOVA para modelo estimado de superficie respuesta para DY.....	232
Tabla 69. Coeficientes de regresión para el modelo DY.....	238
Tabla 70. Dimensiones rectángulo para deformación mín DY de 0.099 mm.....	239
Tabla 71. Tabla ANOVA para modelo estimado de superficie respuesta para DT.....	239
Tabla 73. Dimensiones de la pieza rectangular para una DT mínima de 0.038 mm ..	245
Tabla 72. Coeficientes de regresión para el modelo DT.....	245
Tabla 74. Tabla resultados obtenidos de ejemplos de validación a través RSM.....	247
Tabla 75. Diferencias datos obtenidos deformación con respecto datos máquina.....	249
Tabla 76. Comparativa de niveles de importancia RSM “vs” RNA.....	250
Tabla 77. Datos porcentuales que relacionan los valores de contracción con los valores de deformación con respecto al valor de contracción del PP PB 180	255
Tabla 78. Tabla ANOVA para la relación entre contracción y deformación.....	256
Tabla 79. Datos dimensionales de la cavidad del molde y de la pieza real para obtener la deformación	258
Tabla 80. Datos comparativos entre deformaciones obtenidas por la RNA y por la inyección de la pieza real.	259
Tabla 81. Datos dimensionales de la cavidad del molde y de la pieza real para obtener la deformación real en la pieza.	261
Tabla 83. Obtención gráfica del porcentaje de deformación a compensar en el modelo RNA.....	263
Tabla 82. Datos comparativos entre deformaciones obtenidas por la RNA (restándole la diferencia del 44% correspondiente a la diferencia de deformación entre el PP y el PMMA.	263
Tabla 84. Datos dimensionales de la cavidad del molde y de la pieza real para obtener la deformación real en la pieza. (A) corresponde al lado donde se inyecta (lado corto) y (B) al lado largo de la pieza.	266
Tabla 85. Datos comparativos entre deformaciones obtenidas por la RNA (restándole la diferencia del 41% correspondiente a la diferencia de deformación entre el PP y el PS.	268

FIGURAS

Fig. 1. Distintos sistemas de refrigeración para el estudio de Saifullah y Masood	40
Fig. 2. Diagrama de flujo para procedimiento de creación para estudios CAE	44
Fig. 3. Diagrama de barras para la keyword "injection moulding"	48
Fig. 5. Diagrama de barras para la keyword "response surface"	49
Fig. 4. Diagrama de barras para la Keyword "Thickness"	49
Fig. 6. Diagrama de barras para keyword " MoldFlow"	50
Fig. 7. Diagrama de barras para Keyword "Part geometry"	50
Fig. 9. Diagrama de barras para Keyword "Part dimension"	51
Fig. 8. Diagrama de barras para keyword "Defects"	51
Fig. 10. Maquina básica de inyección	53
Fig. 11. Ciclo básico de inyección	53
Fig. 12. Esquema explicativo de la contracción diferencial	62
Fig. 13. Esquema explicativo del enfriamiento diferencial	63
Fig. 14. Representación de superficie respuesta	68
Fig. 15. Secciones de la superficie	69
Fig. 16. Secciones de la superficie	69
Fig. 17. Unidad básica de la RNA	74
Fig. 18. Imagen 2: Funciones de transferencia lineal (purelin), tangente hiperbólica (tansig) y logística (logsig)	77
Fig. 19. RED Feedforward y Red feedforward/feedback	81
Fig. 20. Flujo de trabajo del aprendizaje supervisado	83
Fig. 21. Visualización gráfica de las variables de entrada "recorrido de flujo" y "tangente del recorrido de flujo"	95
Fig. 22. Molde 1	95
Fig. 23. Molde 2	96
Fig. 24. Esquema de la secuencia de trabajo	107
Fig. 25. Molde 1	109
Fig. 26. Molde 2	109
Fig. 27. Una pieza en el molde 2	110
Fig. 28. Dos piezas en el molde 1	110
Fig. 29. Ejemplo para observar la deformación según de la posición de la entrada de material	111
Fig. 30. Simulación del ejemplo para observar la deformación según de la posición de la entrada de material	112
Fig. 31. Indicación de las variables de entrada de recorrido de flujo y tangente del recorrido	113

Fig. 32. Modificaciones en el molde 1.....	114
Fig. 33. Modificaciones en el molde 2.....	115
Fig. 34. Configuración de llaves de paso para la entrada lateral.....	116
Fig. 36. Configuración de llaves de paso para la entrada A.	116
Fig. 37. Configuración de llaves de paso para la entrada B.	116
Fig. 35. Configuración de llaves de paso para la entrada superior.....	116
Fig. 38. Configuración de llaves de paso para la entrada C.....	117
Fig. 40. Dimensiones cavidad validación 1.....	117
Fig. 39. Configuración de llaves de paso para la entrada D.....	117
Fig. 41. Pieza validación 1.....	117
Fig. 42. Dimensiones Cavidad pieza validación 2.....	118
Fig. 44. Dimensiones cavidad pieza validación 3.....	118
Fig. 43. Pieza validación 2.....	118
Fig. 45. Pieza validación 3.....	118
Fig. 46. Dimensiones cavidad Pieza validación 4.....	119
Fig. 48. Dimensiones cavidad pieza validación 5.....	119
Fig. 47. Pieza validación 4.....	119
Fig. 49. Pieza validación 6.....	119
Fig. 50. Dimensiones cavidad Pieza validación 6.....	120
Fig. 51. Pieza validación 6.....	120
Fig. 52. Bebedero correspondiente a las configuraciones 1 y 3.....	127
Fig. 54. Bebedero correspondiente a las configuraciones 2 y 4.....	127
Fig. 55. Bebedero correspondiente a la configuración 5.....	127
Fig. 53. Bebedero correspondiente a la configuración 6.....	127
Fig. 56. Deformación total para la configuración de canal 5.....	128
Fig. 57. Deformación total para la configuración de canal 6.....	128
Fig. 58. Deformación total para la configuración 1 y 3.....	128
Fig. 59. Deformación total para la configuración 2 y 4.....	129
Fig. 60. Deformación total.....	132
Fig. 61. Deformación Eje X.....	132
Fig. 62. Deformación Eje Y.....	133
Fig. 63. Deformación Eje Z.....	133
Fig. 64. Rectángulos iniciales.....	135
Fig. 65. Rectángulos iniciales para el análisis de la deformación bajo la variación de la tangente.....	136
Fig. 66. Rectángulos SERIE 1, el rectángulo Rec 1E corresponde al rectángulo 1 de la	

8. Apéndices

figura 64, con el mismo valor de la tangente del recorrido de este rectángulo se obtienen los rectángulos 1A, 1B, 1C, y 1D.....	137
Fig. 67. Rectángulos SERIE 2.....	138
Fig. 68. Rectángulos SERIE 3.....	138
Fig. 69. Rectángulos SERIE 4.....	138
Fig. 70. Configuraciones distintas para una misma pieza según inyectemos por un lado o por otro.....	140
Fig. 71. Esquema básico de la construcción del modelo y conversión a fichero STL a través de SolidWorks.....	145
Fig. 72. Pieza importada al MoldFlow.....	146
Fig. 73. Parámetros para el mallado.....	146
Fig. 74. Pieza Mallada.....	146
Fig. 76. Colocación del punto de entrada del material en MoldFlow y mallado del bebedero.....	148
Fig. 75. Selección del material en MoldFlow.....	148
Fig. 77. Introducción de parámetros de proceso en MoldFlow.....	149
Fig. 78. Captura pantalla MoldFlow Iniciar análisis.....	149
Fig. 79. Deformación Total parámetros empleados.....	150
Fig. 80. Deformación X y Y parámetros empleados.....	150
Fig. 81. Datos introducidos en EasyNN.....	151
Fig. 82. Menú Edit grid.....	152
Fig. 83. Topología de la red neuronal.....	155
Fig. 84. Caja para tornillos, fiamblera, Tapa y caja CD, Pen drive son algunos ejemplos cotidianos de formas rectangulares.....	158
Fig. 85. Otras ejemplos de formas rectangulares.....	158
Fig. 87. Pieza real con PMMA.....	160
Fig. 88. Pieza real de PS cristal.....	160
Fig. 86. Pieza real con PB 180.....	160
Fig. 89. Toma de medidas en pieza de validación 6.....	161
Fig. 91. Molde 1 con su figura.....	164
Fig. 90. Máquina de inyección Mateu & solé 270/75.....	164
Fig. 92. Molde 2 con sus figuras.....	164
Fig. 93. Pirómetro infrarrojos empleado para medición de la temperatura del molde y de la masa fundida.....	165
Fig. 96. Procedimiento de medición.....	166
Fig. 99. Zonas de máxima intensidad de la deformación en eje X y eje Y.....	166
Fig. 94. Micrómetro 75-100 mm.....	166
Fig. 98. Micrómetro 75-100 mm.....	166

Fig. 95. Micrómetro 25-50 mm.....	166
Fig. 97. Micrómetro 50-75 mm.....	166
Fig. 100. Pieza de Validación 1.....	172
Fig. 101. Pieza de Validación 2.....	172
Fig. 102. Pieza de Validación 3.....	173
Fig. 104. Pieza validación 5.....	173
Fig. 103. Pieza de Validación 4.....	173
Fig. 105. Pieza validación 6.....	173
Fig. 106. Rectángulos con un mismo valor para la tangente del recorrido.....	178
Fig. 107. Rectángulos con valor del recorrido de flujo y espesor constantes.	185
Fig. 108. Topología de la RNA.....	212
Fig. 109. Captura de pantalla de EASYNN con los detalles de la RNA.....	213
Fig. 111. Captura de pantalla de EasyNN, con la dispersión de los datos de entrena- miento y de validación.	214
Fig. 110. Captura de pantalla de EasyNN, con los errores de entrenamiento de la RNA. 214	214
Fig. 112. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de importancia de cada uno de los factores de entrada.	215
Fig. 113. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de sensibilidad de cada uno de los factores de entrada.	215
Fig. 114. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de importancia de los factores de entrada para DX.....	216
Fig. 115. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de sensibilidad de los factores de entrada para DX.....	216
Fig. 116. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de importancia de los factores de entrada para DY.....	216
Fig. 117. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de sensibilidad de los factores de entrada para DY.....	217
Fig. 118. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de sensibilidad de los factores de entrada para DT.....	217
Fig. 119. Captura de pantalla de EasyNN, con el nivel de importancia de los factores de entrada para DT.....	218
Fig. 120. Captura de pantalla de EasyNN, con los datos obtenidos para la deforma- ción.	218
Fig. 121. Dimensiones para el rectángulo según datos de optimización.....	231
Fig. 122. Dimensiones para el rectángulo según datos de optimización.....	238
Fig. 123. Dimensiones para el rectángulo según datos de optimización.....	246
Fig. 124. Molde en máquina Pieza validación real 1.	257
Fig. 126. Pieza validación real 1 inyectada con PB 180.....	257

8. Apéndices

Fig. 125. Molde en máquina Situación entrada de material y dimensiones a medir de la pieza validación real 1.	257
Fig. 127. Representación gráfica para obtención del valor del recorrido de flujo y el valor de la tangente	258
Fig. 128. Captura de pantalla de la RNA para las dimensiones correspondientes a esta pieza	259
Fig. 129. Pieza real inyectada con PMMA.....	261
Fig. 130. Captura de pantalla de la RNA para las dimensiones correspondientes a esta pieza	263
Fig. 131. Pieza validación real 2 inyectada con PS.....	265
Fig. 132. Molde pieza validación real 2 inyectada con PS.....	266
Fig. 134. Captura de pantalla de Easy NN para ver los datos de deformación para las dimensiones del rectángulo de la pieza comercial 2.	267
Fig. 133. Dimensiones del rectángulo adaptado a la pieza comercial 2.....	267

GRAFICAS

Gráfica 1. Fase de dosificación proceso isobárico	55
Gráfica 2. Fase de llenado, proceso isotérmico.....	56
Gráfica 3. Fase de compactación, proceso isocórico	57
Gráfica 4. Fase de enfriamiento.....	58
Gráfica 5. Ciclo P.V.T completo.....	60
Gráfica 6. Gráfico de flujo, secuencias de trabajo	101
Gráfica 7. Distancia del recorrido del canal de alimentación y deformación total.....	129
Gráfica 8. Comparativa entre las malla Dual Domain y la malla 3D deformación X	147
Gráfica 9. Comparativa entre las malla Dual Domain y la malla 3D deformación Y	147
Gráfica 10. Errores de entrenamiento y validación según número de neuronas en la capa oculta.....	153
Gráfica 11. Comparativa entre errores entre capa con 8 neuronas y dos capas con 4 neuronas cada una	154
Gráfica 12. Gráfica comparativa de los valores de deformación habidos en la variable de deformación total con la simulación y la inyección en máquina	175
Gráfica 13. Gráfica comparativa para la deformación en X entre los valores de MF y MQ	176
Gráfica 14. Gráfica comparativa para la deformación en Y entre los valores de MF y MQ	177
Gráfica 15. Deformaciones para los rectángulos simulados.....	179
Gráfica 16. Curva de ajuste para DX.....	180
Gráfica 17. Curva de ajuste para DY.....	181
Gráfica 18. Curva de ajuste para DT.....	183
Gráfica 19. Curvas de comportamiento para la deformación al variar la tangente....	186
Gráfica 20. Modelo ajustado DX.....	186
Gráfica 21. Modelo ajustado DY para valor de la tangente variable.....	188
Gráfica 22. Modelo ajustado DT para valor de la tangente variable.....	189
Gráfica 23. Comportamiento general del espesor sobre la deformación.....	192
Gráfica 24. Modelo ajustado para DX y espesor variable.....	193
Gráfica 25. Modelo ajustado para DY y espesor variable.....	194
Gráfica 26. Modelo ajustado para DT y espesor variable.....	196
Gráfica 27. Histograma de los datos DX simulados en MoldFlow	200
Gráfica 28. Gráfico de caja y bigotes para los datos DX simulados	201
Gráfica 29. Histograma de los datos DY simulados en MoldFlow	202
Gráfica 30. Gráfico de caja y bigotes para los datos DY simulados	203
Gráfica 31. Histograma de los datos DT simulados en MoldFlow	205

8. Apéndices

Gráfica 32. Gráfico de caja y bigotes para los datos DT simulados.	206
Gráfica 33. Comparativa entre datos de DX y las entradas.....	207
Gráfica 34. Comparativa entre datos de DY y las entradas.....	208
Gráfica 35. Comparativa entre datos de DT y las entradas.....	209
Gráfica 36. Comparativa de los valores de deformación en eje X de RNA, MF y máquina (MQ).....	220
Gráfica 37. Comparativa de los valores de deformación en eje Y de RNA, MF y máquina (MQ).....	220
Gráfica 38. Comparativa de los valores de deformación total de RNA, MF y máquina (MQ).....	221
Gráfica 39. Superficie respuesta para DX y espesor fijo.	226
Gráfica 40. Superficie respuesta para DX y recorrido fijo.....	227
Gráfica 41. Superficie respuesta para DX y tangente fijo.	227
Gráfica 42. Contorno para DX y espesor fijo.	228
Gráfica 43. Contorno para DX y recorrido fijo.....	229
Gráfica 44. Contorno para DX y tangente fijo.....	229
Gráfica 45. Grafico de Pareto para todos los efectos en DX.	230
Gráfica 46. Comportamiento de los efectos principales para DX.....	231
Gráfica 47. Superficie respuesta para DY y tangente constante.	233
Gráfica 48. Superficie respuesta para DY y recorrido fijo.....	234
Gráfica 49. Superficie respuesta para DY y espesor fijo.	234
Gráfica 50. Contorno para DY y tangente fijo.	235
Gráfica 52. Contorno para DY y espesor fijo.	236
Gráfica 51. Contorno para DY y recorrido fijo.....	236
Gráfica 54. Comportamiento de los efectos principales para DY.....	237
Gráfica 53. Grafico de Pareto para todos los efectos en DY.	237
Gráfica 55. Superficie respuesta para DT y recorrido fijo.....	240
Gráfica 56. Superficie respuesta para DT y espesor fijo.	241
Gráfica 57. Superficie respuesta para DT y tangente fijo.	242
Gráfica 58. Contorno para DT y tangente fijo.	242
Gráfica 59. Contorno para DT y recorrido fijo.....	243
Gráfica 60. Contorno para DT y espesor fijo.	243
Gráfica 61. Grafico de Pareto para todos los efectos en DT.....	244
Gráfica 62. Comportamiento de los efectos principales para DT.....	244
Gráfica 63. Resultado gráfico de los valores obtenidos en todos los métodos para DX.	248
Gráfica 64. Resultado gráfico de los valores obtenidos en todos los métodos para DY.	

.....	248
Gráfica 65. Comparativa errores de los métodos con respecto a los valores de máquina para DT.	249
Gráfica 67. Comparativa errores de los métodos con respecto a los valores de máquina para DX.	252
Gráfica 68. Comparativa de errores de los métodos con respecto a los valores de máquina para DY.	252
Gráfica 66. Comparativa errores de los métodos con respecto a los valores de máquina para DT.	252
Gráfica 69. Relación contracción y deformación	255
Gráfica 70. Comparativa datos deformación RNA “vs” Datos reales de deformación	260
Gráfica 71. Comparativa entre los datos de deformación ofrecidos por el Modelo RNA y las deformaciones reales de la pieza para la validación 2.....	264
Gráfica 72. Obtención gráfica del porcentaje de deformación a compensar en el modelo RNA.....	268
Gráfica 73. Comparativa entre los datos de deformación ofrecidos por el Modelo RNA y las deformaciones reales de la pieza para la validación 3.....	269

8. Apéndices

ECUACIONES

Ecuación 1. Expresión para la contracción total.....	65
Ecuación 2. Expresión para la contracción.....	65
Ecuación 3. Modelo de primer orden.....	68
Ecuación 4. Modelo de segundo orden.....	68
Ecuación 5. Regla de propagación.....	75
Ecuación 6. Función lineal.....	76
Ecuación 9. Función tansig.....	77
Ecuación 8. Función lineal a trozos.....	77
Ecuación 7. Función de umbral.....	77
Ecuación 10. Función logsig.....	77
Ecuación 11. Numero de neuronas en la capa oculta.....	79
Ecuación 12. Relación de pesos entre estado (t+1) y su estado anterior.....	86
Ecuación 13. Regulación bayesiana.....	88
Ecuación 14. Expresión para el recorrido de flujo.....	112
Ecuación 15. Expresión para Tangente del recorrido.....	113
Ecuación 16. Relación distancia canales y deformación.....	130
Ecuación 17. Suma de vectores para la deformación total.....	132
Ecuación 19. Calculo del número de ejemplos de entrenamiento.....	141
Ecuación 18. Número de ejemplos de entrenamiento.....	141
Ecuación 20. Expresión para el número inicial de neuronas.....	152
Ecuación 21. Suma de vectores para la deformación total.....	176
Ecuación 22. Ecuación para el modelo de ajuste DX.....	180
Ecuación 23. Ecuación para el modelo de ajuste DY.....	181
Ecuación 24. Ecuación para el modelo de ajuste DT.....	183
Ecuación 25. Ecuación para el modelo de ajuste DX.....	186
Ecuación 26. Ecuación del modelo ajustado para DY y tangente del recorrido variable.	188
Ecuación 27. Ecuación del modelo ajustado para DT y tangente del recorrido variable.	190
Ecuación 28. Ecuación del modelo ajustado para DX y espesor variable.....	193
Ecuación 29. Ecuación del modelo ajustado para DY y espesor variable.....	195
Ecuación 30. Ecuación del modelo ajustado para DT y espesor variable.....	196
Ecuación 31. Codificación de datos.....	206
Ecuación 32. Función de activación sigmoidal.....	211
Ecuación 33. Expresión valida para codificar los datos.....	224

8. Apéndices

Ecuación 34. Modelo polinómico de 2ª orden para DX.	230
Ecuación 35. Modelo polinómico de 2ª orden para DY.....	238
Ecuación 36. Modelo polinómico de 2ª orden para DT.....	245
Ecuación 37. Ecuación del modelo ajustado para la contracción y la deformación ..	256
Ecuación 38. Expresión que relaciona la contracción con la deformación en base a loa deformación del PP PB180.....	262
Ecuación 39. Expresión que relaciona la contracción con la deformación en base a loa deformación del PP PB180.....	268

