



UNIVERSIDAD
POLITECNICA
DE VALENCIA

**DEPARTAMENTO DE PROYECTOS DE
INGENIERÍA**

**PROGRAMA DOCTORAL:
PROYECTOS DE INGENIERÍA E
INNOVACIÓN**

**TESIS DOCTORAL:
“MINERÍA DE DATOS APLICADA A
LA MEJORA DE PROCESOS DE
EXTRUSIÓN DE ELASTÓMEROS”**

**AUTOR:
DÑA. CLAUDIA BARRETO CABRERA**

**DIRECTORES:
DR. JOAQUIN BIENVENIDO ORDIERES MERÉ
DR. MANUEL CASTEJÓN LIMAS**

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE FIGURAS	iii
ÍNDICE DE TABLAS	v
ÍNDICE DE CUADROS	vi
RESUMEN	1
ABSTRACT	3
RESUM	5
CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN	7
CAPÍTULO 2 MARCO DE REFERENCIA	15
2.1 Introducción	15
2.2 Perfiles de goma para automóvil	16
2.2.1 Tipos de goma.....	18
2.3 Descripción de la línea de elaboración de perfiles de goma ..	19
2.3.1 Extrusión	20
2.3.2 Moleteado	32
2.3.3 Vulcanizado	32
2.3.4 Arrastre	34
2.3.5 Flockado.....	34
2.3.6 Corte.....	36
2.4 Control automatizado del proceso	37
2.4.1 Sensores	38
2.4.2 Sistemas SCADA.....	39
2.4.3 El control en la línea de elaboración de perfiles de goma	40
2.5 Problemas de calidad durante la extrusión	42
CAPÍTULO 3 OBJETIVOS	47
3.1 Objetivo general	47
3.2 Objetivos específicos	48
CAPÍTULO 4 HIPÓTESIS	51
CAPÍTULO 5 MATERIALES Y MÉTODOS	63
5.1 Introducción	63
5.2 Metodología de Minería de Datos	65

5.2.1	Selección de los objetivos	67
5.2.2	Preparación de los datos.....	67
5.2.3	Aplicación de algoritmos de minería de datos	69
5.2.4	Análisis de resultados.....	69
5.3	<i>Técnicas de Minería de Datos aplicadas a datos del proceso de extrusión de perfiles de goma.....</i>	70
5.3.1	Técnicas de proyección	70
5.3.1.1	Análisis de componentes principales (PCA)	71
5.3.1.2	Análisis Sammon	74
5.3.2	Técnicas de agrupamiento o clustering	74
5.3.2.1	AGNES (Agglomerative Nesting)	75
5.3.2.2	CLARA (Clustering Large Applications)	76
5.3.2.3	MCLUST	76
5.3.2.4	LDA (Linear Discriminant Analysis).....	77
5.3.3	Técnicas predictivas	77
5.3.3.1	Máquinas de Vectores Soporte (SVM)	78
5.4	<i>Datos utilizados.....</i>	80
5.5	<i>Selección de los objetivos</i>	86
5.6	<i>Preparación de los datos.....</i>	87
CAPÍTULO 6 RESUMEN DE PUBLICACIONES		95
CAPÍTULO 7 DISCUSIÓN DE RESULTADOS		105
7.1	<i>Resultados para las mejores curvas de arranque en la extrusión.....</i>	<i>106</i>
7.2	<i>Resultados para la producción en régimen permanente en la extrusión.....</i>	<i>115</i>
CAPÍTULO 8 CONCLUSIONES.....		127
CAPÍTULO 9 DESARROLLOS FUTUROS		133
CAPÍTULO 10 REFERENCIAS.....		137

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Perfil de goma para automóvil [http://gzsdru.en.ec21.com]	7
Figura 2: Arranque identificado después de un fin de semana, tomando como referencia a la presión en una extrusora.	10
Figura 3: Datos en régimen estacionario, tomando como referencia a la Temperatura de una de las extrusoras.....	10
Figura 4: Perfiles de goma para automóvil [http://www.rubicon-halle.de/spa/Tecnología_de_extrusión.htm].	17
Figura 5: Línea de fabricación de perfiles de goma para automóvil (Cortesía de Metzeler Automotive Profile Systems).....	21
Figura 6: Perfiles de goma [http://www.diytrade.com].	22
Figura 7: Extrusoras para perfiles de goma (Cortesía de Metzeler Automotive Profile Systems).	23
Figura 8: Husillos para extrusión [http://www.scribd.com/doc/3901568/11-Extrusion].....	24
Figura 9: Secciones de un husillo de extrusión [http://www.etsimo.uniovi.es/usr/fblanco/Leccion10.PLASTICOS.Extrusion.2005.pdf].	25
Figura 10: Filtros [CNIC (2007)].	30
Figura 11: Hilera para extrusión [Ordieres <i>et al.</i> (2000)].....	31
Figura 12: Hornos microondas para vulcanizado de perfiles de goma [http://www.itaigum.com/hornoscaucho.htm]	33
Figura 13: Arrastre tipo "oruga" [http://www.scribd.com/doc/3901568/11-Extrusion].....	34
Figura 14: Cabina de flocado [http://es.maag-flock.com/content.php?id=76]	35
Figura 15: Guillotina para corte de goma [http://www.dumont.cl].	36
Figura 16: Fractura de fusión. [http://www.etsimo.uniovi.es/usr/fblanco/Leccion10.PLASTICOS.Extrusion.2005.pdf].	43
Figura 17: Defecto de "piel de tiburón " en un perfil extrudido. [http://polymers.nist.gov/Researcharea/processing/FrustTIR_New_Measurement_Technique_Coating_Kinetics.cfm].	44
Figura 18: Defecto de tallo de bambú. [http://www.etsimo.uniovi.es/usr/fblanco/Leccion10.PLASTICOS.Extrusion.2005.pdf]	44
Figura 19: Diferentes tipos de secciones de perfil: (a) Secciones más comunes [http://www.extrudedprofilesworld.com]; (b) Secciones de diseños más complicados [Ordieres <i>et al.</i> (2000)].	52
Figura 20: Diversos arranques en la Extrusora1 del la Línea 8.....	57
Figura 21: Diagrama de Pareto para algunos arranques en la Línea 8.	58
Figura 22: Fases típicas de Data Mining [García (2002)]	66
Figura 23: Proyección del espacio de entrada a una dimensión superior para poder separar linealmente las clases [Martínez de Pisón <i>et al.</i> (2008)].....	79
Figura 24: Gráfico de los valores Reales correspondientes a la presión de la Extrusora 1.	89
Figura 25: Gráfico con datos de producción en régimen.....	90
Figura 26 : Proyección de los puntos de operación de varios arranques usando los dos primeros ejes PCA.	109

Figura 27: Curva de temperatura media, moda, 5% y 95% percentil de la extrusora principal.	111
Figura 28: Esquema de control mediante el uso de los modelos SVM de velocidad de las extrusoras y los modelos no lineales de regresión de las temperaturas.	112
Figura 29: Algunas curvas de velocidad reales y que predichas por los modelos.	113
Figura 30: Varianza de las Componentes Principales de una de las líneas analizadas.	116
Figura 31: Parámetros de las dos Componentes Principales de una línea analizada.	117
Figura 32: Análisis Sammon sobre los datos analizados con el PCA.	118
Figura 33: PCA en diferentes secuencias de producción de una hilera.	120
Figura 34: Grupos observados en una línea y una hilera con tres modelos diferentes: AGNES, CLARA Y MCLUST.	121
Figura 35: Agrupamiento de datos de una línea y una hilera aplicando la técnica LDA.	122
Figura 36: Valores _PR proyectados sobre el plano PCA de los valores _R, en dos hileras de una línea.	123

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Valores registrados para algunas variables del proceso en una de las líneas.	62
Tabla 2: Identificación de las variables contenidas en la base de datos para cada una de las líneas de producción.	81
Tabla 3: Cantidad de registros obtenidos en las bases de datos e hileras registradas en la base de datos programados y base de datos reales para cada una de las líneas.....	83
Tabla 4: Consulta de la base de datos a través de SQL, realizando el promedio cada 15 min.	84
Tabla 5: Descriptores estadísticos de los datos reales, correspondientes a una de las bases de datos.....	84
Tabla 6: Variables donde se observa que existen valores nulos.	88
Tabla 7: Se muestran los valores registrados de algunas variables después de que se eliminaron los datos nulos, erróneos y también cuando ya se han elegido los tramos de producción en régimen.....	91
Tabla 8: Cantidad de valores registrados que se obtienen por hilera en una de las líneas, una vez que se ha hecho la limpieza de los datos.	92
Tabla 9: Función para escalar datos de 0-1.	93
Tabla 10: Datos escalados de 0-1.	93
Tabla 11: Porcentaje de influencia en la Primer Componente del PCA.	107
Tabla 12: Porcentaje de influencia en la Segunda Componente del PCA.	108
Tabla 13: Minutos que necesitó cada una de las curvas de arranque para llegar a la zona de seguridad establecida en el gráfico PCA.	110
Tabla 14: Error Medio Absoluto (MAE) de entrenamiento y testeo en los modelos SVM de la velocidad de cada una de las tres extrusoras.	114
Tabla 15: Minutos que se necesitó en cada uno de los arranques estudiados en un periodo de 10 días.	115
Tabla 16: Porcentaje de influencia de las variables dominantes en las dos primeras Componentes Principales.....	116

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1: Resumen en inglés del artículo publicado en el X Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos en el 2006.....	95
Cuadro 2: Resumen en español del artículo publicado en el X Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos en el 2006.....	96
Cuadro 3: Resumen en inglés del artículo publicado en el Journal of materials processing technology, editado por ELSEVIER B.V., en el 2007.....	97
Cuadro 4: Resumen en español del artículo publicado en el Journal of materials processing technology, editado por ELSEVIER B.V., en el 2007.....	99
Cuadro 5: Resumen en inglés del artículo publicado en el XII Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos en Zaragoza en el 2008.....	100
Cuadro 6: Resumen en español del artículo publicado en el XII Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos en Zaragoza en el 2008.....	101
Cuadro 7: Resumen en inglés del artículo publicado en International Journal of Production Research, editada por Taylor and Francis en el 2009.	102
Cuadro 8: Resumen en español del artículo publicado en International Journal of Production Research, editada por Taylor and Francis en el 2009.....	103

RESUMEN

Este trabajo se ha centrado en el proceso de extrusión de perfiles de goma para la industria de la automoción. Los perfiles de goma son productos largos y de muy variadas formas que se colocan en los automóviles para proporcionar hermeticidad y estanqueidad en puertas y ventanillas. Con el uso de los perfiles se evitan varios inconvenientes en el automóvil, tales como ruidos indeseables del medio externo, vibraciones, así como la entrada de agua y aire.

La línea de fabricación de los perfiles de goma, está compuesta por varios procesos, tales como la extrusión, el moleteado, el vulcanizado, el flockado y el corte del producto al tamaño indicado, de acuerdo al modelo del automóvil. De los procesos antes mencionados la investigación se centró en la extrusión, ya que a pesar de que su uso se remonta al año 1800 [Bhowmick et al. (1994), Rauwendaal (2002)], aún hay mucho por conocer de él.

De acuerdo al Consorcio Nacional de la Industria del Caucho en España, en el año 2005, el 40% de las ventas de productos de goma en este país fueron destinadas al sector de la automoción [CNIC (2005)]. Asimismo, España es el tercer fabricante europeo de productos de goma desde el 2001.

Con el objetivo de facilitar, tanto el control de calidad como el control de producción del producto, se lleva a cabo el registro detallado de los parámetros importantes de fabricación de los perfiles. Es decir, se realiza la trazabilidad del producto. Lo que permite proporcionar conocimiento del proceso productivo para determinar, en un momento dado, las causas de un posible defecto, incluso después de haber salido de fábrica y remontarse, si es necesario, a la calidad de las materias primas utilizadas. Se ha supuesto que los problemas surgen durante la extrusión y no en los procesos posteriores a éste.

Al revisar la literatura, se han encontrado aplicaciones exitosas en el ámbito industrial [Rodríguez et al. (2003), Martínez de Pisón et al. (2003), Martínez de Pisón et al. (2005)]. Por lo que se ha supuesto que aplicando la Minería de Datos a la información que ha sido almacenada, particularmente

a los parámetros obtenidos de la producción de los perfiles de goma, se podrá obtener información valiosa, lo que permitiría proponer estrategias para mejorar la calidad del producto final.

En particular, en este trabajo, se utilizaron las Máquinas de Vectores Soporte para modelar las mejores curvas de arranque de las máquinas extrusoras e identificar las mejores prácticas, creando un sistema de ayuda a la operación. Se ha desarrollado así una metodología que sirve para clasificar y modelizar de forma semiautomática las mejores curvas de arranque de un proceso de extrusión de elastómeros para la industria del automóvil. Estos arranques, debido a su dificultad, se realizan manualmente y dependen de la experiencia del operario y del tipo del producto a extruir. Si el producto no se consigue extruir correctamente se produce una considerable pérdida de tiempo y materia prima. El objetivo final del trabajo que se presenta en este trabajo se centra en encontrar y modelar, a partir de la base de datos de históricos de fabricación, las mejores curvas de arranque efectuadas para cada uno de los perfiles fabricados. Con los nuevos modelos obtenidos se puede automatizar el proceso y reducir el tiempo empleado en dichos arranques con el consiguiente aumento de la producción, mejora de la calidad, reducción del material defectuoso y del estrés del personal de producción.

Este trabajo también ha realizado aportaciones significativas para identificar en el régimen permanente las variaciones bruscas de régimen de funcionamiento, permitiendo asociarlo a defectos en la producción, todo ello durante el régimen permanente.

ABSTRACT

This work has focused on the extrusion process of rubber profiles for automotive industry. Rubber profiles are long products and a variety of forms that are placed in cars to provide air tightness and sealing doors and windows. Using profiles avoids several drawbacks in the car, such as unwanted noise in the external environment, vibrations and the entry of water and air.

The production line of rubber profiles is composed of several processes such as extrusion, knurling, the vulcanization, the flock and cutting the size of the product mentioned, according to car model. From the above processes the investigation focused on the extrusion, as though its use dates back to 1800 [Bhowmick *et al.* (1994), Rauwendaal (2002)], there is still much to learn from him.

According to the National Consortium of Rubber Industry in Spain, in 2005, 40% of the sales of rubber products in this country were aimed at the automotive sector [CNIC (2005)]. Furthermore, Spain is the third largest European manufacturer of rubber products since 2001.

In order to facilitate both quality control and production control product is carried out the detailed log of the important parameters of the profiles manufacturing. That is, it makes product traceability. What can provide knowledge of the production process to determine, at any given time, the causes of a possible defect, even after leaving factory and go back, if necessary, the quality of the raw materials used. It was assumed that problems occur during the extrusion process rather than after it.

In reviewing the literature, have found successful applications in industry [Rodríguez *et al.* (2003), Martínez de Pisón *et al.* (2003), Martínez de Pisón *et al.* (2005)]. As it has been assumed that by applying Data Mining to information that is stored, particularly the parameters obtained from the production of rubber profiles, valuable information can be obtained, which would propose strategies to improve the quality of final product.

In particular, in this work, were used the Support Vector Machines to model the best fit of the curves extruders and identify best practices,

creating a support system for the operation. It has been developed a methodology used to classify and model semi-automatically the best curve fit of an extrusion process of elastomers for the automotive industry. These boot machine, due to their difficulty, are done manually and depend on operator experience and type of product to extrude. If the product does not get properly extruding produces a considerable loss of time and raw material. The ultimate goal of work presented in this work focuses on finding and modeling, from the historical database of manufacturing, the best starting curves made for each of the profiles produced. With new models obtained can automate the process and reduce time spent in those starts with a consequent increased production, improved quality, reduced stress and defective material for production personnel.

This work has also made significant contributions to identify the steady state the abrupt changes in operating system, allowing associated with defects in production, all during the steady state.

RESUM

Este treball s'ha centrat en el procés d'extrusió de perfils de goma per a la indústria de l'automoció. Els perfils de goma són productes llargs i de molt variades formes que es col·loquen en els automòbils per a proporcionar hermeticitat i estanqueïtat en portes i finestretes. Amb l'ús dels perfils s'eviten diversos inconvenients en l'automòbil, com ara sorolls indesitjables del medi extern, vibracions, així com l'entrada d'aigua i aire.

La línia de fabricació dels perfils de goma, està composta per diversos processos, com ara l'extrusió, el garfilat, el vulcanitzat, el flocat i el tall del producte a la grandària indicada, d'acord al model de l'automòbil. Dels processos abans mencionats la investigació es va centrar en l'extrusió, ja que a pesar que el seu ús es remunta a l'any 1800 [Bhowmick et al. (1994), Rauwendaal (2002)], encara hi ha molt per conèixer d'ell.

D'acord al Consorci Nacional de la Indústria del Cautxú a Espanya, l'any 2005, el 40% de les vendes de productes de goma en este país van ser destinades al sector de l'automoció [CNIC (2005)]. Així mateix, Espanya és el tercer fabricant europeu de productes de goma des del 2001.

Amb l'objectiu de facilitar, tant el control de qualitat com el control de producció del producte, es du a terme el registre detallat dels paràmetres importants de fabricació dels perfils. És a dir, es realitza la traçabilitat del producte. El que permet proporcionar coneixement del procés productiu per a determinar, en un moment donat, les causes d'un possible defecte, inclús després d'haver eixit de fàbrica i remuntar-se, si és necessari, a la qualitat de les matèries primeres utilitzades. S'ha suposat que els problemes sorgixen durant l'extrusió i no en els processos posteriors a este.

Al revisar la literatura, s'han trobat aplicacions reeixides en l'àmbit industrial [Rodríguez et al. (2003), Martínez de Pisón et al. (2003), Martínez de Pisón et al. (2005)]. Pel que s'ha suposat que aplicant la Minería de Dades a la informació que ha sigut emmagatzemada, particularment als paràmetres obtinguts de la producció dels perfils de goma, es podrà obtindre informació valuosa, el que permetria proposar estratègies per a millorar la qualitat del producte final.

En particular, en este treball, es van utilitzar les Màquines de Vectors Suport per a modelar les millors corbes d'arrancada de les màquines extrusores i identificar les millors pràctiques, creant un sistema d'ajuda a l'operació. S'ha desenrotllat així una metodologia que servix per a classificar i modelitzar de forma semiautomàtica les millors corbes d'arrancada d'un procés d'extrusió d'elastòmers per a la indústria de l'automòbil. Estes arrancades, a causa de la seua dificultat, es realitzen manualment i depenen de l'experiència de l'operari i del tipus del producte a extrudir. Si el producte no s'aconsegueix extrudir correctament es produïx una considerable pèrdua de temps i matèria primera. L'objectiu final del treball que es presenta en este article se centra a trobar i modelar, a partir de la base de dades d'històrics de fabricació, les millors corbes d'arrancada efectuada per a cada un dels perfils fabricats. Amb els nous models obtinguts es pot automatitzar el procés i reduir el temps emprat en les dites arrancades amb el consegüent augment de la producció, millora de la qualitat, reducció del material defectuós i de l'estrés del personal de producció.

Este treball també ha realitzat aportacions significatives per a identificar en el règim permanent les variacions brusques de règim de funcionament, permetent associar-lo a defectes en la producció, tot això durant el règim permanent.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

En la actualidad la preocupación por la mejora de la calidad, tanto de productos como de servicios, es un tema que ha cobrado importancia a nivel global. Cuando las empresas implantan un Sistema de Gestión de la Calidad (SGC) certificado de acuerdo a la norma ISO-9000, persiguen un mayor control de sus procesos que permita la mejora continua de la calidad de los productos. Incrementar la calidad le imprime un mayor valor añadido al producto, característica tan necesaria en estos días.

Este trabajo se centró en el proceso de extrusión de perfiles de goma para la industria de la automoción. Los perfiles de goma (Figura 1) son productos largos y de muy variadas formas que se colocan en los automóviles para proporcionar hermeticidad y estanqueidad en puertas y ventanas. Con el uso de los perfiles se evitan varios inconvenientes en el automóvil, tales como ruidos indeseables del medio externo, vibraciones, así como la entrada de agua y aire. Los perfiles que se colocan en las ventanillas cumplen, además, con la función de evitar la fricción y paliar así el deterioro de la superficie de los cristales de las ventanillas al abrir y cerrar éstas.



Figura 1: Perfil de goma para automóvil [<http://gzsdru.en.ec21.com>]

La calidad exigida por los fabricantes de automóviles debe ser cumplida por los proveedores de los perfiles. De lo contrario, se crean problemas desde el ensamble hasta el funcionamiento de los automóviles. Si el perfil no cumple con lo requerido en cuanto a forma, tamaño y acabado el ensamble no se puede realizar correctamente. Si el perfil no cumple con las propiedades requeridas, entonces su desempeño no sería el adecuado, sobre todo porque es un producto que se verá sometido a frecuentes impactos y a las agresiones del medio ambiente.

La línea de fabricación de los perfiles de goma, se integra de varios procesos. Tales como la extrusión, el moleteado, el vulcanizado, flockado y el corte del producto al tamaño indicado, de acuerdo al modelo del automóvil. De los procesos antes mencionados la investigación se centró en la extrusión, ya que a pesar de que su uso se remonta al año 1800 [Bhowmick *et al.* (1994), Rauwendaal (2002)], aún hay mucho por conocer de él. Y, aunque existen varios trabajos realizados en referencia a este proceso [Brause y Pitruschka (1998), Ordieres *et al.* (2000), Filice *et al.* (2005), Previdi *et al.* (2006), Raddatz *et al.* (2006), Taliadorou *et al.* (2008)], las condiciones de trabajo, las variables del proceso que tienen que controlarse, la forma que se requiere para el producto y las propiedades del material usado lo convierten en un proceso complejo sobre el que hay que aprender cada día.

En este caso, para obtener mayor conocimiento y aprender mejor la dinámica del proceso, se utilizaron técnicas novedosas. Se aplicó la metodología de *Data Mining*, o conocida también como Minería de Datos, que pertenece a la disciplina de la Gestión del Conocimiento, ciencia relativamente nueva. Se cree que ambas, fueron introducidas por Fayyad *et al.* en 1996 [Freitas (2002)]. Tanto la Minería de Datos como la Gestión del Conocimiento son nombres comúnmente usados para referirse a un campo interdisciplinario que usa métodos de diferentes áreas de la investigación (probabilidad, máquinas de aprendizaje y estadística) para extraer conocimiento del mundo real a partir de datos.

En particular, la Minería de Datos es llamada de esta forma debido a la analogía con la búsqueda de metales preciosos dentro de una gran montaña de tierra, donde la mayor parte del material es desechado por no tener valor. En este caso, la búsqueda es realizada a partir de una gran cantidad de datos, de los cuales solo algunos de ellos proporcionarán al investigador información valiosa que le permitirá conocer más del campo investigado.

En este caso, y aunque existen variantes de la metodología básica de la Minería de Datos [Chapman *et al.* (2000), SAS (1998), Martínez de Pisón y Ordieres (2004)], se aplicaron las siguientes etapas: Selección de los datos, Preprocesado de los datos, Transformación de los datos, Modelado y el Análisis de la información. Las técnicas utilizadas en esta investigación fueron proyectores, PCA y Análisis Sammon; *clustering*, AGNES, CLARA y MCLUST, Análisis Discriminante Lineal (LDA) y predictivas, Máquinas de Vectores Soporte (SVM).

Los datos con los cuales se trabajó, se encontraban en bases de datos que almacenaron la información recogida cada minuto, durante más de un año de producción de perfiles de goma de varias líneas. La investigación se hizo, primero, identificando los datos que correspondían a los arranques de las extrusoras (Figura 2), para identificar las mejores curvas de arranque y automatizar el proceso. Posteriormente, se trabajó con los datos que pertenecían al régimen estacionario de producción (Figura 3), para determinar la existencia de variabilidad en el proceso y las principales variables responsables de esta, para proponer estrategias de control.

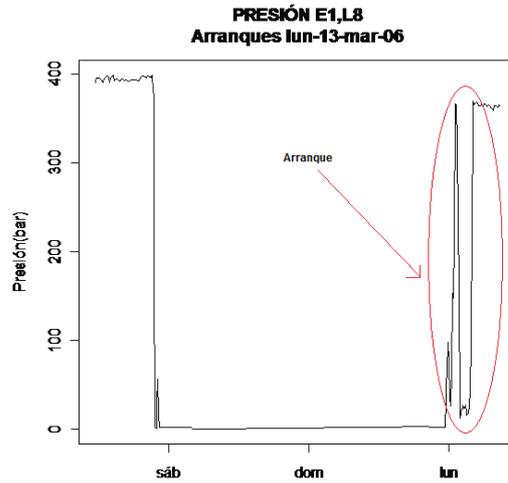


Figura 2: Arranque identificado después de un fin de semana, tomando como referencia a la presión en una extrusora.

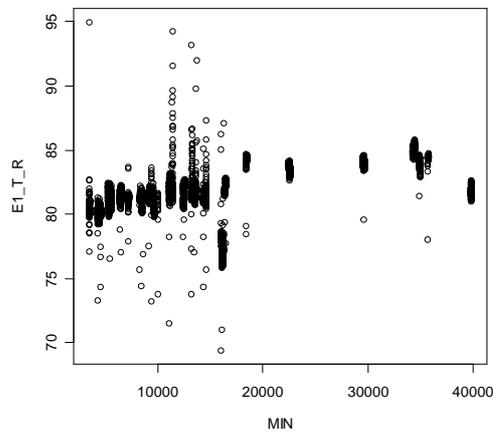


Figura 3: Datos en régimen estacionario, tomando como referencia a la Temperatura de una de las extrusoras.

Los resultados obtenidos fueron satisfactorios, debido a que se pudieron proponer e implantar estrategias que han dado beneficios tanto tangibles como intangibles.

Es importante mencionar y reconocer que este trabajo fue fruto del esfuerzo conjunto entre varias Instituciones, tanto de México como de España, entre las que se encuentran las siguientes:

- La Dirección General de Educación Superior Tecnológica (DGEST), Institución que constantemente promueve la formación continua del personal docente que se encuentra laborando en todos los Institutos Tecnológicos que pertenecen a esta Dirección.
- La Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior (ANUIES), que a través del Programa SUPERA, apoyó financiando los gastos derivados de los estudios y la investigación realizada.
- La Universidad Politécnica de Valencia (UPV), Institución formadora que, a través de su personal docente y administrativo, brindó todo el apoyo académico y las facilidades para que este proyecto fuera posible. A través del Departamento de Proyectos de Ingeniería (DPI) de esta Institución, se ofreció el Programa de Doctorado “Proyectos de Ingeniería e Innovación”, dentro del cual se desarrolló la presente tesis.
- El Ministerio de Educación y Ciencia a través del proyecto DPI2007-61090.
- Por último, con una participación tan importante como las anteriores, la empresa Metzeler Automotive quien permitió la realización de esta investigación en una de sus plantas, donde son elaborados los perfiles de goma.

En este caso, la opción por la que se pretende obtener el título de Doctor, es la de Compendio de Publicaciones. En este caso, se exige que el trabajo se organice en 10 Capítulos. Después de este apartado, se han desarrollado los que a continuación se describen.

En el Capítulo 2, se da una explicación de las operaciones que conforman la línea de elaboración de los perfiles de goma. Desde las características del material principal con que se elaboran los perfiles así como los defectos más comunes que se presentan, específicamente en el proceso de extrusión, por un inadecuado control de este.

Los objetivos, generales y específicos, de esta investigación se dan a conocer en el Capítulo 3.

En el Capítulo 4, se proporcionan las suposiciones realizadas, después de identificar al proceso de extrusión como el más complejo de todos los que conforman la línea de fabricación, y sobre el cual se ha centrado esta investigación. Estas hipótesis son las que dieron origen a esta tesis y son las que fue necesario comprobarse.

En el Capítulo 5, se dan a conocer algunos trabajos realizados en relación al proceso de extrusión de elastómeros con técnicas similares a las utilizadas aquí. Se da a conocer en qué consiste el *Data Mining*, su metodología, las técnicas aplicadas y el proceso que se siguió en esta investigación, desde el acopio de información.

La difusión de los resultados obtenidos en este trabajo, es un aspecto importante, debido a que sirven como referencia a otras investigaciones realizadas en este campo. En el Capítulo 6 se presentan los artículos titulados “*Modelling of an elastomer profile extrusion process using support vector machines (SVM)*” y “*A data-driven manufacturing support system for rubber extrusion lines*” que se publicaron en el *Journal of processing technology*, por ELSEVIER; y en el *International Journal of Production*, por Taylor and Francis respectivamente. También, se participó en el X y XII Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos, con las ponencias tituladas “Tratamiento de datos para análisis de procesos de extrusión de gomas” y “Técnicas Inteligentes de Minería de Datos para mejorar los procesos de extrusión de gomas”.

En el Capítulo 7, se presentan los resultados logrados en las dos partes en que fue realizada la investigación. En primer lugar, los que tienen relación con los datos que corresponden a los arranques de las máquinas. En segundo lugar, los que pertenecen a los datos en régimen permanente. También se mencionan los trabajos realizados por otros investigadores y su relación con el estudio que aquí se presenta.

Las conclusiones generales son comentadas en el Capítulo 8, y en el Capítulo 9 se proponen algunos trabajos de investigación en la línea de extrusión, para un mayor control de los procesos y la obtención de perfiles de mayor calidad.

Por último, en el Capítulo 10, se enlistan todos los trabajos a los que se hace referencia. La búsqueda fue realizada a través de Internet y otras fuentes.

Desde luego que, aunque los resultados obtenidos hasta el momento fueron satisfactorios y han permitido un mayor conocimiento y control del proceso de extrusión; este no es un proyecto acabado, de manera parcial sí, pero todavía hay mucho por aprender. Recordemos que en cuanto más nos adentremos en los confines del conocimiento, nos damos cuenta que sabemos muy poco, que hay un Universo de conocimientos que aún no hemos explorado. Se presenta este trabajo, para contribuir a ampliar un poco el ámbito del conocimiento en el tema de la extrusión.

CAPÍTULO 2

MARCO DE REFERENCIA

2.1 Introducción

Los elementos de goma se utilizan en diferentes productos, sobre todo donde hay contacto con vidrio y metal en donde la goma es irremplazable, por lo que son ampliamente utilizados en las carrocerías de automóvil. De esta manera existe una estrecha vinculación entre la industria de la automoción y los productores de goma.

De acuerdo al Consorcio Nacional de la Industria del Caucho en España, en el año 2005, el 40% de las ventas de productos de goma en este país fueron destinadas al sector de la automoción [CNIC (2005)]. Asimismo, España es el tercer fabricante europeo de productos de goma desde el 2001. Esta última situación puede verse modificada debido a factores que han causado que se pierda competitividad, como los que se citan a continuación:

- Se ha notado una importante diferencia en los precios respecto de otros países emergentes, fundamentalmente asiáticos y de Europa del Este, debido al bajo coste de la mano de obra. Como consecuencia los grandes grupos empresariales, principalmente las multinacionales del sector, se ven fuertemente motivadas a emigrar hacia esas zonas geográficas.
- De igual forma afecta el hecho que los principales clientes del sector de elastómeros, los fabricantes de automóviles, también emigran hacia las zonas geográficas ya mencionadas.

En el ámbito Internacional, la competitividad es un tema que preocupa a los empresarios; lo que ha obligado a definir un nuevo modelo basado en la innovación, el conocimiento y en productos diferenciados por su calidad.

A nivel local, se pretende mejorar la competitividad de una empresa fabricante de productos de goma, a través de mejoras en el nivel de calidad de sus productos. También se intenta conseguir una mejor productividad, haciendo un mejor uso de los recursos que utiliza, lo que se traduciría en un aumento importante de valor añadido. Para lograrlo, los siguientes aspectos resultan imprescindibles para la empresa:

- Dedicar una gran parte de los recursos al desarrollo e innovación para la búsqueda de productos de mayor valor añadido.
- Aprovechar los recursos públicos que se destinan a favorecer la I+D+i en la industria, mediante colaboraciones con Universidades y Centros de Investigación o Tecnológicos con el fin de lograr la mejora continua de sus procesos y sus productos.

El presente trabajo se ha realizado en un marco de colaboración entre Universidad y Empresa, con el fin de lograr mejoras en el proceso de extrusión de perfiles de goma para automóvil, que le permita a la planta obtener un producto de buena calidad, con un aumento en su valor añadido para el logro de una mayor competitividad.

2.2 *Perfiles de goma para automóvil*

Los perfiles de goma (Figura 4) son elaborados para colocarlos en los marcos de las puertas y en las ventanas del automóvil, con la finalidad de que quede herméticamente cerrado y se evite la entrada de aire y agua al interior del vehículo, además de impedir las vibraciones. También son utilizados para sellar algunas

partes del automóvil, en la tapicería, para la banda de rodadura y para protección del amortiguador [Hensen y Berghaus (1997)].



Figura 4: Perfiles de goma para automóvil [http://www.rubicon-halle.de/spa/Tecnología_de_extrusión.htm].

Algunos perfiles quedan expuestos a la intemperie, por lo que se ven sometidos a altas y bajas temperaturas, así como a los efectos de los rayos ultravioleta y agentes de limpieza. También se ven sometidos a un uso rudo, por ejemplo, cuando se les golpea con la acción de cerrar las puertas de los automóviles. Por las razones anteriores, para garantizar un buen funcionamiento y una máxima durabilidad, es importante cuidar las especificaciones de calidad establecidas para los perfiles de goma [Schild (1983)].

Los perfiles que se colocan en las ventanillas de las puertas, llevan una pelusilla que no permite que se rayen los cristales con el roce de subirlos o bajarlos debido a que se logra un buen deslizamiento al disminuir la fricción. También, se les puede colocar un alma metálica, convenientemente troquelada y recubierta de elastómero, con el fin de que actúe como pinza y se acople a la

chapa del bastidor. Para proporcionar estanqueidad a puertas y ventanas, se elaboran perfiles de goma esponjosa y hueca.

2.2.1 Tipos de goma

La goma con la que son producidos los perfiles, es un material que puede ser natural o sintético, en bruto se caracteriza por ser viscoso y adherente y con aplicaciones limitadas. Al combinar la goma con el azufre mejora sus propiedades: no se deforma por el calor, no es quebradizo al frío, ya no es viscoso y adherente y se vuelve elástico [Ostwald y Muñoz (1997), Neely (2002), Kalpakjian y Schmid (2002)].

La *goma natural* (NR, Natural Rubber) (cis-1,4-polysoprene) es el elastómero más antiguo y se encuentra en más de 200 especies de plantas [Kirk (1985), Neely (2002), Roldán *et al.* (2003)], incluyendo al diente de león y *goldenrod*. De todas esas especies, sólo en dos de ellas tiene un significado comercial: el árbol de *hevea brasiliensis* y el *guayule bush parthenium argentatum*. En 1990, el *guayule* fue una importante fuente de goma y proporcionó el 10% del suministro mundial. Hoy el árbol de *hevea*, es el más importante productor de látex, tiene el 99% del surtido de goma natural mundial. Pero los investigadores están otra vez estudiando al *guayule* como una fuente potencial de elastómero, debido a sus propiedades hipoalérgicas, ya que la goma de *hevea* contiene proteínas causantes de severas reacciones alérgicas en algunas personas. Los productos elaborados con goma natural presentan gran flexibilidad y buen aislamiento térmico pero pierden resistencia mecánica a temperaturas elevadas, por lo que no es recomendable hacerlos trabajar a temperaturas superiores a 82°C [De Garmo *et al.* (1994)].

La *goma sintética* es un derivado del petróleo que se inventó en 1879. Su producción se ha extendido entre todos los países del mundo, sobre todo en los desarrollados, en los cuales existe la imposibilidad de tener una fuente de goma natural. La formación del elastómero sintético se basa en la polimerización del butadieno o de

homólogos (isopreno) o derivados (cloropreno) que tienen la misma estructura [Ostwald y Muñoz (1997)]. Las gomas sintéticas de mayor interés industrial son el poliisopropeno sintético (IR), el polibutadieno (BR), el butadieno-estireno (SBR), el nitrilo (NBR) y el policloropropeno (CR) o neopreno. La goma sintética tiene mejor resistencia al calor, gasolina y productos químicos [Kalpakjian y Schmid (2002)], y tienen una gama más alta de temperaturas útiles, con respecto a las gomas naturales.

Con la finalidad de asegurar que la goma solicitada por un productor tiene la calidad y desempeño acordado, la SAE (*Society Automotive Engineering*) y la ASTM (*American Society for Testing and Materials*) desarrollaron, en 1962, la Norma SAE J200 – ASTM D-2000 [Norma ASTM (2004)].

2.3 Descripción de la línea de elaboración de perfiles de goma

Una vez finalizado el ciclo de mezclado en el *Banbury*¹, la goma es laminada y de esta forma se alimenta a las extrusoras. Para obtener la goma, fue necesaria la mezcla de diversos ingredientes, de acuerdo a una “receta” o fórmula, tales como caucho y agentes de peptización (cargas, ablandador, acelerador, activador, antioxidante, agentes especiales y componentes de vulcanizado). La naturaleza de la goma, así como la proporción y características de los diferentes ingredientes mezclados, es una condición importante para la obtención de un producto satisfactorio. Por lo que dependiendo del tipo de goma utilizada en la extrusión, serán las propiedades finales de los perfiles elaborados.

¹ El *Banbury* es un mezclador interno que rompe los elastómeros y permite que entre ellos se mezclen parte de los otros componentes (vulcanizadores, cargas, antioxidantes, aceleradores y pigmentos) formando una mezcla homogénea [DeGarmo *et. al.* (1994)].

La línea de fabricación de perfiles de goma está integrada por los siguientes procesos:

- extrusión,
- moleteado,
- vulcanizado,
- arrastre,
- flockado y
- corte.

En la Figura 5 se muestran los procesos mencionados y que a continuación se describen:

2.3.1 Extrusión

La línea de fabricación de los perfiles se inicia con el proceso de *extrusión*. El proceso de extrusión [Amstead *et al.* (1985), Groover (1997), Callister *et al.* (2000), Ramos (2000), Kalpakjian y Schmid (2002)], que data desde 1800 [Bhowmick *et al.* (1994), Rauwendaal (2002)], consiste en pasar el material laminado a la extrusora, forzándolo luego a través de una cámara de calentamiento por medio de una rosca espiral. En la cámara, el material se convierte en una masa densa y viscosa, forma en la cual, se pasa a través de la matriz o dado, para generar un producto largo y continuo, cuya forma de la sección transversal queda determinada por la configuración del orificio, ver Figura 6. Al abandonar la matriz, se le enfría por medio de aire, agua o por contacto con una superficie fría, endureciéndose gradualmente al descansar sobre el transportador [De Garmo *et al.* (1994)].

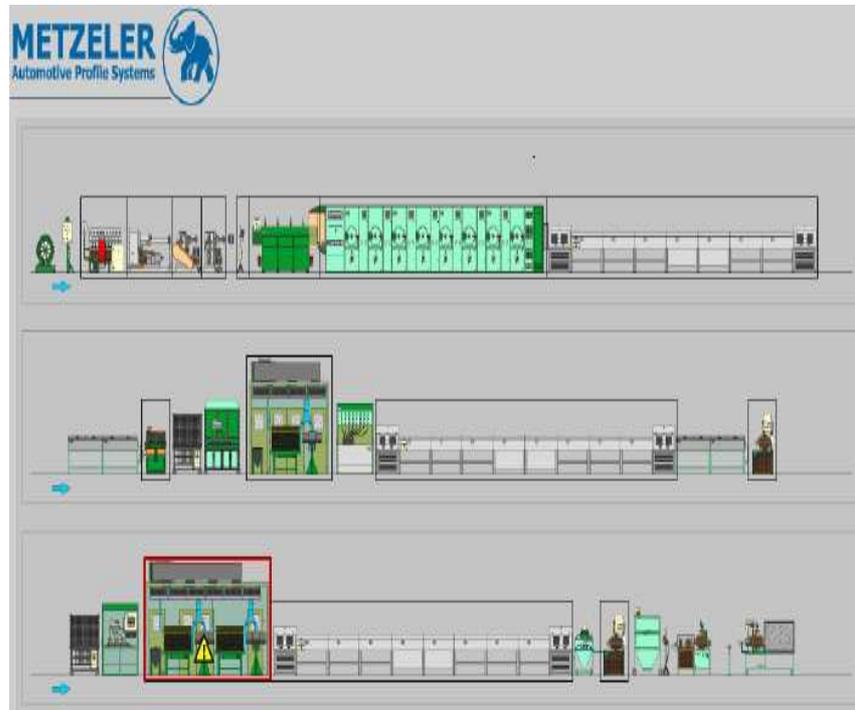


Figura 5: Línea de fabricación de perfiles de goma para automóvil (Cortesía de Metzeler Automotive Profile Systems).

El proceso de extrusión es complejo debido a que es necesario cuidar el comportamiento de diversos factores. Entre los principales aspectos que se tienen que vigilar se encuentran las inestabilidades de flujo, las distorsiones del material extrudido, la geometría del perfil así como los parámetros de extrusión, tales como la temperatura, la velocidad del husillo y la presión.



Figura 6: Perfiles de goma [<http://www.diytrade.com>].

Los materiales que se utilizan en este proceso son:

- Mezcla de goma (de diversas propiedades, de acuerdo al requerimiento).
- Facticios (agentes desmoldantes).
- Aditivos (aceleradores).

Cuando se trata de perfiles complicados, es necesario utilizar hasta tres extrusoras, todas del tipo monohusillo, que alimenten a la vez a una sola matriz (Figura 7) dificultando obtener un perfil acorde a las dimensiones o diseño requerido. Para la boquilla, se suelen utilizar facticios, agentes desmoldantes que disminuyen el hinchamiento.

Al salir de las extrusoras, el material se encuentra flexible y es enfriado con agua o aire, endureciéndose gradualmente antes de realizarle otras operaciones. Para que los perfiles tomen la forma rígida, es necesaria la vulcanización.

Las máquinas en las que se lleva a cabo el proceso de extrusión se llaman extrusoras, y se emplean principalmente para:

- Premoldeo.- se fabrican piezas de caucho de tamaños definidos para conseguirse luego las formas finales en las prensas de vulcanizado.

- Precalentar.- se precientan las mezclas del caucho para que sean moldeables y puedan seguir el proceso de producción.

Las extrusoras pueden ser clasificadas como: (1) continuas con monotornillo o multitornillo, (2) continua de disco o de tambor y (3) discontinuas y con acción recíproca. De estas, las más ampliamente utilizadas son las de monotornillo y doble tornillo.

Independientemente del tipo de extrusora que se trate, en general, cuentan con dos elementos principales: el husillo y el cilindro. El dado no es un componente del extrusor, sino una herramienta especial que debe fabricarse con el perfil particular a producir. Usualmente, las extrusoras se especifican por el diámetro D de su barril y la relación de longitud L a diámetro (L/D) del mismo [Kalpakjian y Schmid (2002)]. A continuación, se explican los elementos principales que forman parte de una extrusora.

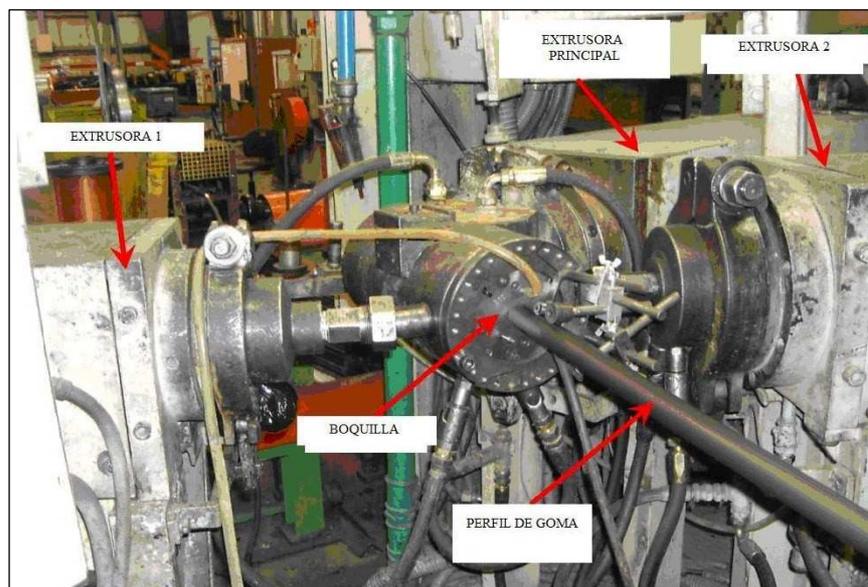


Figura 7: Extrusoras para perfiles de goma (Cortesía de Metzeler Automotive Profile Systems).

1.- Husillo o tornillo.

El husillo o tornillo consiste en paletas o aspas espirales (roscas) con canales entre ellas, que conducen el polímero fundido. Aunque el diseño óptimo del husillo para cada tipo de material es diferente, ver Figura 8, es una práctica común usar tornillos de propósito general, ya que se evita la necesidad de hacer frecuentes cambios de tornillo asociados con los paros de equipo. La operación del husillo está determinada por su geometría y su velocidad de rotación.

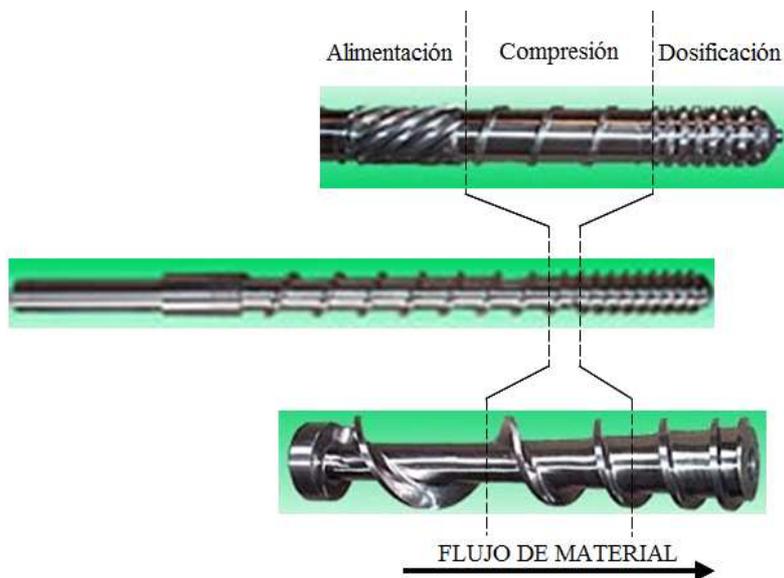


Figura 8: Husillos para extrusión
[<http://www.scribd.com/doc/3901568/11-Extrusion>].

El husillo de un extrusor tiene cuatro funciones principales (presurizar, calentar, mezclar y bombear). Para hacer cada función más eficiente es práctica normal dividir esta parte del extrusor en tres secciones: alimentación o transporte, compresión o fusión y dosificación. A veces existen algunas zonas complementarias (por ejemplo, desgasificación). La capacidad de fusión del tornillo

depende de las propiedades del material, las condiciones de procesamiento y la geometría particular del husillo [Rosato (1998), Cinta *et al.* (2006)].

La longitud total del husillo [Rodríguez *et al.* (2006)] es de 20 a 35 veces el diámetro interno del cilindro (normalmente entre 25 y 150 mm). La relación de compresión suele ser de 3 a 5. La velocidad de giro puede variar entre 50 a 150 rpm. A continuación se describen las distintas secciones del husillo, mostradas en la Figura 9.

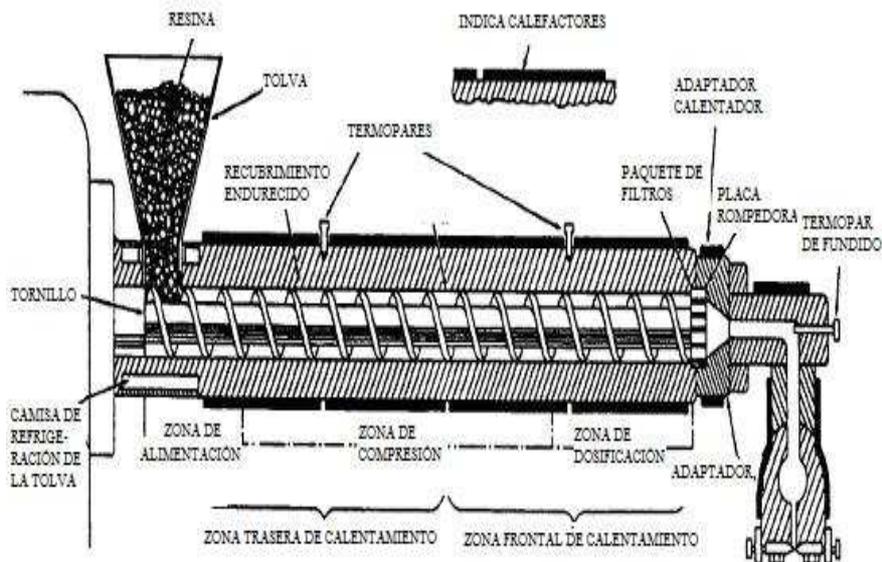


Figura 9: Secciones de un husillo de extrusión

[<http://www.etsimo.uniovi.es/usr/fblanco/Leccion10.PLASTICOS.Extrusion.2005.pdf>]

- a. Sección de alimentación o transporte: Su función es recibir el material y transportarlo hacia delante en el canal del husillo. Al mismo tiempo, las láminas empiezan a calentarse y a comprimirse a medida que avanzan por el canal del tornillo. Para un transporte eficiente, el material debe adherirse a la pared del barril y mostrar un alto grado de deslizamiento en la

pared del canal del husillo. Es por esto que uno de los requerimientos más importantes que debe satisfacer todo tornillo en la zona de alimentación o transporte es tener una superficie sumamente lisa e incluso pulida de ser necesario, pues de esta manera se favorece la adhesión de la goma a la superficie del barril o cilindro de la extrusora y no al tornillo.

En la medida que el material avanza a lo largo de la zona de alimentación, comienza a ser compactado y calentado. Dos mecanismos son responsables de este calentamiento. El primero de ellos es debido a los efectos de fricción, mientras que el segundo es debido a la conducción de calor desde las bandas de calentamiento del barril.

Como la fricción entre el plástico y el metal aumenta con la temperatura (desde 30°C hasta 110°C), entonces para un transporte óptimo en la zona de alimentación se recomienda tener enfriamiento en el husillo y calentamiento en el barril.

- b. Sección de compresión o fusión: En esta zona, disminuye la altura de los filetes, con lo que se produce una compresión y cizalladura del material. Esta zona tiene tres funciones principales. Primero, expulsar el aire atrapado entre los pellets; en segundo lugar, mejorar la transferencia de calor desde las paredes de la camisa calentada conforme disminuye el espesor de la capa de material; en tercer lugar, se da el cambio de densidad que ocurre durante la fusión, la que se logra por fricción y por conducción de calor, a lo que ayuda la reducción del espesor del material.

Generalmente la fusión se extiende hasta aproximadamente el 50-60% de la longitud de la extrusora. En una extrusora bien operada, se desea que la zona de fusión sea lo más corta posible. Ello reducirá el consumo de energía, permitirá un buen mezclado, y evitará la presencia de sólidos en la boquilla, entre otros beneficios. La longitud de plastificación

depende de tres factores: *el diseño geométrico del tornillo, las propiedades del material y las condiciones de operación.*

- c. Sección de dosificación: La masa del polímero fundido alcanza la consistencia correcta y la presión requerida para extrusión. Esta masa debe ser bombeada hacia el dado o cabezal a una velocidad y presión constante, y la consistencia también debe permanecer constante. En esta zona se requiere de una *presión relativamente alta*, hasta 300 bares, para obtener un mejor mezclado del material y, por ende, propiedades constantes en el producto. Este incremento en la presión se obtiene al imponer restricciones al flujo del plástico fundido, ya sea en la sección de dosificación del husillo o en el cabezal. Esto también se logra al aumentar la viscosidad del plástico (por ejemplo, al disminuir la temperatura en ese punto).

2.- Cilindro o barril.

El barril o exterior de la extrusora es un cilindro metálico que conforma, junto con el tornillo de extrusión, la cámara de fusión y bombeo de la extrusora. En pocas palabras, es la carcasa que envuelve al tornillo. En el diseño de todo cilindro de extrusión se busca:

- Máxima durabilidad.
- Alta transferencia de calor.
- Mínimo cambio dimensional con la temperatura.

Para fundir el material se genera calor internamente por fricción o se aplica calor del exterior por medio de calentadores eléctricos (colocados alrededor del barril), es decir:

- a) Si la extrusora es isotérmica, el cilindro exterior está calentado por medio de resistencias eléctricas, un fluido

térmico, vapor, etc. que aportan el calor necesario para que el material funda desde fuera hacia dentro.

- b) Si la extrusora es adiabática, la fusión es homogénea, se produce por igual en toda la masa debido al calor disipado por el trabajo de las fuerzas viscosas, en cada partícula desde su superficie hacia el interior. Esto sólo es posible cuando se trata de plásticos blandos a temperatura ambiente, como, por ejemplo, el polietileno, en los cuales las fuerzas de rozamiento son suficientes para originar el calor necesario para la fusión del material. [Cinta *et al.* (2006)].

En general, se necesita un buen control de la cantidad de calor que se aplica para evitar que el material se caliente demasiado porque se puede degradar o hacer demasiado fluido. Por otro lado, si el material se enfría demasiado, la plastificación será insuficiente. Variaciones en temperatura producen, además, variaciones en el flujo de salida. La regulación de la temperatura debe hacerse independientemente por tramos, para conseguir el perfil de temperatura más adecuado.

Los cilindros pueden tener zonas de alimentación lisas y acanaladas, las características que presentan cada una de ellas son las siguientes:

- En los cilindros con zonas de alimentación lisas (convencionales) las etapas de dispersión y mezclado del tornillo se encuentran localizadas en la zona de dosificación; lo cual frecuentemente genera merma en la producción.
- Las zonas de alimentación acanaladas, permiten incrementar el volumen de la sección de alimentación, acelerando así la fusión; con lo que se logran importantes aumentos en el caudal de extrusión. En cilindros acanalados los mejores resultados se han obtenido

ubicando las etapas de mezclado a dos tercios ($2L/3$) de la longitud del tornillo. Esta ubicación promueve la dispersión de aglomerados y la finalización de la fusión

3.- Cabezal.

Los principales componentes del cabezal de un extrusor son:

- **Plato rompedor y filtros:** Comúnmente consta de una placa de acero perforada y un juego de mallas de dos o tres capas de gasa de alambre situadas en el lado del tornillo (Figura 10). Constituyen el punto de transición entre la extrusora y el cabezal. A estos componentes les corresponde una parte importante de la calidad del material extruido [CNIC (2007)]. Este plato rompedor cubre varias funciones:
 - ◇ Ayuda a aumentar la presión, para proporcionar la fuerza impulsora y vencer la resistencia del dado.
 - ◇ Eliminar la “memoria de giro” del material fundido, es decir el flujo rotacional del plástico fundido, procedente de la zona de dosificación del husillo, es transformado en flujo lineal, paralelo al eje del husillo. Lo cual evita una deformación por torsión del producto.
 - ◇ Detiene muchas impurezas y material no plastificado, a través de los filtros. Lo que ayuda a reducir los defectos del producto al eliminar partículas no deseadas.

Las mallas deben ser fabricadas con acero inoxidable, ya que las compuestas con cobre o bronce tienen un efecto catalítico sobre las reacciones termo-oxidativas.



Figura 10: Filtros [CNIC (2007)].

- **Torpedo:** Algunos cabezales de extrusión suelen presentar en el ducto de acople entre la extrusora y el cabezal, un elemento que contribuye con la función del plato rompedor (modificar el patrón de flujo en espiral a uno longitudinal). Por su geometría, a este dispositivo se le suele denominar torpedo.
- **Boquilla:** La boquilla o hilera de extrusión (Figura 11) es el componente del cabezal encargado de la conformación final del extrudido. Se debe velar porque el caucho fluya, con volumen y velocidad de flujo uniforme, alrededor de toda la circunferencia de la boquilla, de forma que se logren espesores uniformes. Los diseños actuales de boquillas presentan dos secciones claramente definidas. La primera de estas secciones es conocida como: cámara de relajación; mientras que la segunda puede ser llamada cámara de salida (*die land*). La cámara de relajación de la boquilla tiene como propósito producir la desaceleración del material e incrementar el tiempo de residencia en la boquilla de manera tal que la goma relaje los esfuerzos impartidos por el paso a través de los paquetes de filtros y el plato rompedor. La cámara de descarga (*die land*) produce el formado del perfil deseado con las dimensiones requeridas.

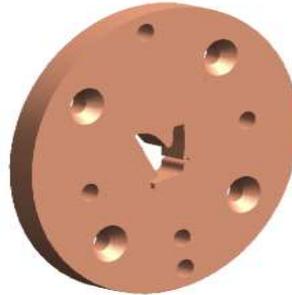


Figura 11: Hilera para extrusión [Ordieres et al. (2000)]

- **Adaptadores:** Son requeridos cuando la boquilla no es diseñada específicamente para un determinado extrusor. Debido a que los fabricantes de extrusoras y boquillas no siempre son los mismos, el uso de adaptadores suele ser común.

Cuando el material deja el dado todavía está suave; el enfriado se realiza por soplo de aire, por rociado con agua o pasando la extrusión a una cuba o depósito de agua. A fin de compensar la dilatación, la abertura de la hilera se hace de un largo suficiente para remover algo de la memoria del polímero fundido. La forma de la sección del dado depende del material a extruir, ya que los diferentes polímeros exhiben grados diferentes de dilatación en el dado.

Las ventajas de la extrusión de goma es el bajo coste de operación, alta variedad de fabricación de productos y elaboración de perfiles complejos así como una alta tasa de producción. Sus desventajas son la dificultad de obtener tolerancias cerradas, solo es posible la uniformidad a través de secciones [Ostwald y Muñoz (1997)]. La capacidad de las extrusoras comerciales de husillo único, varía generalmente entre 10 y 2000 kg/h de material extrudido, con consumos de potencia de 0.1 a 0.25 Kwh./kg.

2.3.2 Moleteado

Este proceso es un acabado que tiene la función de facilitar la adhesión de las fibras sintéticas o pelusilla, por lo que normalmente no necesita ser exacto. Esta operación se le proporciona a los perfiles que serán colocados en las ventanillas de los automóviles.

La operación de moleteado se realiza en máquinas moleteadoras que constan de moletas de acero endurecido, de varios tamaños (pasos) y formas (patrones). El proceso consiste en oprimir la moleta contra la superficie del perfil donde va a ser colocada la pelusilla.

En la operación de moletear se debe tener en cuenta el tamaño de la pieza, el tipo de material y la velocidad en que debe realizarse el trabajo.

2.3.3 Vulcanizado

Proceso químico, favorecido por la temperatura, que se produce en la goma cruda al añadirle ciertos aditivos y a través del cual se produce una transformación en su estructura molecular que mejora considerablemente las propiedades mecánicas y térmicas de la goma [Neely (2002)]. El vulcanizado es una especie de temple o endurecimiento a través de presión, alta temperatura y la combinación de azufre. Las piezas metálicas pueden en esta operación unirse firmemente a la goma. La goma blanda, utilizada para la elaboración de juntas y perfiles, se obtiene mezclando de 3 a 20% de azufre. Al utilizar más azufre se consigue una goma más dura. Al vulcanizar la goma, aparte de que el producto toma su forma rígida, también se le dota de mayor elasticidad en un amplio rango de temperaturas.

En este proceso se hace uso de los siguientes materiales:

- Goma extrudida.
- Inserto metálico (sólo en el caso que se requiera).

- Azufre (para proporcional rigidez al perfil).
- Aditivos (antioxidantes, aceleradores, conservantes, antiozonantes y plastificantes).

Los hornos que se utilizan en esta operación son los siguientes:

- Hornos Jet.
- Hornos microondas.
- Hornos de gas.

Los *hornos Jet*, han sido introducidos recientemente, y son sistemas de calefacción de chorros de aire. Por lo general, estos hornos se colocan inmediatamente después de la extrusora, y generan una alta velocidad de flujo de aire muy caliente (450°C-500°C). Los sistemas de chorro de aire maximizan la transferencia de calor y mejoran la superficie de un perfil esponjoso [ExxonMobil, 2000].

Los *hornos microondas* (Figura 12), están diseñados específicamente para la producción de perfiles de elastómero. Permiten el vulcanizado de perfiles de un solo componente o de perfiles de varios componentes e inserto metálico. La apertura automatizada de las puertas permite un fácil pasaje de aquellos perfiles que lo requieren. En este tipo de hornos las temperaturas oscilan en un rango de 190°C-200°C.



Figura 12: Hornos microondas para vulcanizado de perfiles de goma
[<http://www.itaigum.com/hornoscaucho.htm>]

Los *hornos de gas* se fabrican en hierro galvanizado y el quemador es de gasoil. Contienen una cámara interior cilíndrica, rodeada espiralmente por conductos por los que circulan gases de combustión. Estos son generados en una cámara para tal efecto, incorporada en el mismo horno. Los perfiles, una vez dentro del horno son sometidos a presión y temperatura. Este tipo de hornos generalmente se utiliza para la prevulcanización y formación de la piel en perfiles esponjosos, cuya temperatura se eleva hasta 230°C.

2.3.4 Arrastre

El *arrastre*, consiste en someter a tracción constantemente el producto, a una velocidad que oscila entre 9-10 m/min, para que siempre esté en movimiento. El arrastre puede ser del tipo oruga, de cinta o de rodillo; habitualmente se recurre al tipo oruga, para no estropear el producto por la presión ejercida, este equipo está formado habitualmente por dos "orugas" motorizadas recubiertas de pletinas de goma (Figura 13).



Figura 13: Arrastre tipo "oruga"
[<http://www.scribd.com/doc/3901568/11-Extrusion>]

2.3.5 Flockado

El *flockado* electrostático, fue desarrollado a comienzos de los años 50. Este método consiste en aplicar fibras sintéticas en la superficie del perfil, en un campo eléctrico (generalmente de

corriente continua), donde la fibra se carga desplazándose de forma continua entre los potenciales. La operación se realiza en la cabina de *flockado* (Figura 14). Como resultado de la operación, se obtiene una superficie aterciopelada. Esta operación sólo se realiza en los perfiles que se van a colocar en las ventanillas del automóvil, con el objetivo de que el vidrio se deslice fácilmente a través del perfil, sin que sufra rayaduras. En este proceso se utilizan los siguientes materiales:

- Goma vulcanizada y moleteada.
- Adhesivo.
- Fibras sintéticas, denominados “flocks”.



Figura 14: Cabina de flockado
[<http://es.maagflock.com/content.php?id=76>]

El adhesivo se aplica con la ayuda de cilindros, pinceles o microinyectores. Según el método utilizado, existen varios sistemas de aplicación. Los adhesivos que se utilizan, para que presenten una buena adhesión deben contener las siguientes propiedades: elevada resistencia al desgaste, al lavado, a la limpieza química y al envejecimiento.

Para lograr una adecuada adhesión de las fibras sintéticas es necesario cuidar los siguientes parámetros: la temperatura de la cámara, aproximadamente 20°C, la humedad relativa, de 60.0% así como la velocidad, de 40 rev/min. Después del secado, la superficie

del perfil se modifica notablemente, no sólo en el aspecto sino también en el tacto.

2.3.6 Corte

Por último, los perfiles se cortan al tamaño indicado, que generalmente es de acuerdo al modelo del automóvil. El sistema de corte es elegido considerando el diámetro y espesor de la pared, la materia prima utilizada, la forma y calidad del corte y la longitud del corte. En este caso, algunos de los problemas que pueden presentarse son ligeras deformaciones por el impacto de la cuchilla, en el corte por guillotina; o la formación de pequeñas virutas que pueden permanecer pegadas al perfil, provocadas por las pequeñas dentaciones en el corte por sierras.

La guillotina para cortar goma (Figura 15) se compone de las siguientes partes: electromotor, bomba de aletas, válvula electromagnética direccional, válvula de sobrecarga, cilindro de operación, tubo hidráulico, soporte del cilindro de aceite, cuchillo, mesa de rodillo de goma cruda. Se puede operar manual o automáticamente.



Figura 15: Guillotina para corte de goma [<http://www.dumont.cl>].

De las operaciones antes mencionadas, la extrusión es clave en la elaboración de los perfiles de elastómero. Durante el proceso de extrusión es necesario vigilar el comportamiento de varios parámetros, tales como la presión, la temperatura y la velocidad del husillo. Un control adecuado de los parámetros de extrusión permitirá obtener un producto final de la calidad deseada (con la forma, las dimensiones y propiedades requeridas).

2.4 Control automatizado del proceso

El objetivo de un sistema de control es el de gobernar la respuesta de una planta, sin que el operador intervenga directamente sobre sus elementos de salida. Dicho operador manipula únicamente las magnitudes denominadas de consigna y el sistema de control se encarga de gobernar dicha salida a través de los accionamientos [Balcells y Romeral (1997)].

Lo habitual es que el sistema de control se encargue de la toma de ciertas decisiones ante determinados comportamientos de la planta, hablándose entonces de sistemas automáticos de control. Para ello se requiere la existencia de unos sensores que detecten el comportamiento de dicha planta y de unas interfaces para adaptar las señales de los sensores a las entradas del sistema de control.

En un sistema típico, el control directo de planta es realizado entonces por los controladores autónomos digitales y/o autómatas programables, mientras que el ordenador, conectado con ellos, realiza las funciones de diálogo con el operador, tratamiento de la información del proceso y control de producción.

El ordenador u ordenadores se apoyan en la estructura de dispositivos locales, uniéndose a ellos mediante líneas de interconexión digital (buses de campo, redes locales) por donde recoge información sobre la evolución del proceso (adquisición de datos), y envía las órdenes o comandos para el gobierno del mismo (control de la producción): arranque, parada, cambios de producción, etc.

2.4.1 Sensores

Un sensor es un transductor² que se utiliza para medir una variable física de interés [Escalona (sin fecha)]. Algunos de los sensores y transductores utilizados con más frecuencia son los calibradores de tensión (utilizados para medir la fuerza y la tensión), los termopares (temperaturas), los velocímetros (la velocidad).

Los sensores pueden clasificarse en dos tipos básicos, dependiendo de la forma de señal convertida. Los dos tipos son:

- Sensores analógicos.
- Sensores digitales.

Los sensores analógicos proporcionan una señal analógica continua, por ejemplo voltaje o corriente eléctrica. Esta señal puede ser tomada como el valor de la variable física que se mide.

Los sensores digitales producen una señal de salida digital, en la forma de un conjunto de bits de estado paralelo o formando una serie de pulsaciones que pueden ser contadas. En una u otra forma, las señales digitales representan el valor de la variable medida. Los sensores digitales suelen ofrecer la ventaja de ser más compatibles con las computadoras digitales que los sensores analógicos en la automatización y en el control de procesos. Lamentablemente no hay sensores digitales para muchas de las magnitudes físicas de mayor interés.

También se ha clasificado a los sensores de acuerdo con la magnitud medida. Se habla, en consecuencia de sensores de temperatura, presión, caudal, humedad, posición, velocidad, aceleración, fuerza, par, etc. Sin embargo, esta clasificación

² Un *transductor* es un dispositivo que transforma un tipo de variable física (por ejemplo, fuerza, presión, temperatura, velocidad, etc.) en otro [Escalona (sin fecha)].

difícilmente puede ser exhaustiva ya que la cantidad de magnitudes que se pueden medir es prácticamente inagotable [Pallás-Areny (2007)].

2.4.2 Sistemas SCADA

Para cubrir las necesidades de un sistema de control centralizado sobre complejos o procesos industriales distribuidos sobre áreas geográficas muy extensas se diseñaron programas, y en su caso el hardware adicional que necesiten, denominados en general sistemas SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*).

Un sistema SCADA se define como un sistema que permite supervisar una planta o proceso por medio de una estación central que hace de Master (llamada también estación maestra o unidad terminal maestra MTU) y una o varias unidades remotas (*Remote Terminal Unit*, RTU), por medio de los cuales se hace el control/adquisición de datos hacia/desde el campo. A diferencia de los Sistemas de Control Distribuido (SCD), el lazo de control es generalmente cerrado por el operador [Rodríguez y Rodríguez (2007); Corrales (2007)].

Estos paquetes están ya en disposición de ofrecer lo siguiente:

- Posibilidad de crear paneles de alarma, que exigen la presencia del operador para reconocer una parada o situación de alarma, con registro de incidencias.
- Generación de históricos de la planta, que pueden ser volcados para su proceso en una hoja de cálculo.
- Creación de informes, avisos y documentación en general.
- Ejecución de programas, que modifican la ley de control.
- Posibilidad de programación numérica.

Históricamente los sistemas SCADA presentan un equipo que, conectado físicamente a los dispositivos de adquisición de datos, actúa como servidor para sus clientes interconectados a través de una red de comunicaciones.

El flujo de la información es como sigue: un fenómeno físico (presión, temperatura, flujo, el disparo de un *bracker*, exceso de presión en una tubería, nivel de un tanque, etc.), es captado por un transductor, el cual alimenta una señal eléctrica a un transmisor para que éste entregue una señal análoga también eléctrica normalizada (4 a 20 mA, o 0 a 5 V DC o desde 0 a 10 V DC) hacia un PLC (*Programmable Logic Controller*) o RTU. Dependiendo del caso, el transmisor además proveerá aislamiento eléctrico y filtraje con el objeto de reducir posibles transitorios y ruido originado en el campo.

Una vez que los datos llegan al centro de acopio, generalmente un ordenador, se los almacena para su análisis, generación de históricos y para la toma de decisiones.

Basado en la información, el operador puede tomar decisiones que pueden modificar el trabajo del proceso supervisado. Pero debe entenderse que el operador la mayoría del tiempo actúa sujeto a normas emitidas muchas veces por el mismo equipo que diseñó el proceso o la planta.

El operador comanda al ordenador y este obedece enviando un dato que al final llegará a un actuador (bobina, un relee, servomotor...) que al mover un elemento final logran controlar la variable bajo supervisión o control en el campo.

2.4.3 El control en la línea de elaboración de perfiles de goma

En la línea de elaboración de perfiles de goma, como ya se ha descrito, existen varias máquinas que son controladas desde un punto común, mediante una pantalla de visualización. El sistema de control que se utiliza en la línea de producción, objeto de este

estudio, es un sistema SCADA, cuyo funcionamiento se comentó anteriormente y se amplía a continuación:

El sistema de proceso capta el estado del sistema a través de los elementos sensores e informa al usuario a través de las herramientas de visualización. Basándose en los comandos ejecutados por el usuario, el sistema de proceso inicia las acciones pertinentes para mantener el control del sistema a través de los elementos actuadores (por ejemplo, las válvulas).

La transmisión de los datos entre el sistema de proceso y los elementos de campo (sensores y actuadores) se lleva a cabo mediante los denominados buses de campo³.

En el caso de la línea de elaboración de perfiles de goma, se utilizan diferentes tipos de sensores para el control de distintas variables de interés. En el caso de las extrusoras, se utilizan sensores para la medición de la temperatura, la velocidad del husillo y la presión. Con respecto a los hornos de vulcanizado se utilizan sensores para medir la temperatura y la velocidad de avance del perfil a través de los hornos.

Al introducir alarmas en el sistema, es necesario organizarlas de alguna manera. Primero se podrán agrupar las alarmas según la máquina que las genera y, dentro de cada máquina, hacer clasificaciones según el tipo de alarma generada.

A la hora de mostrar los mensajes de alarma, en la pantalla se podrán visualizar todas las alarmas, las de una sola máquina o las de un grupo de alarmas dentro de una máquina. De la misma manera se podrán reconocer las alarmas individualmente o por grupos.

³ Un bus de campo se define como un sistema de transmisión de información (datos) que simplifica enormemente la instalación y operación de máquinas y equipamientos industriales utilizados en procesos de producción [Kaschel y Pinto (2000)].

2.5 Problemas de calidad durante la extrusión

Un deficiente control de calidad durante la manufactura de un producto, puede causar la falta de conformidad en el artículo final obtenido, lo que trae como consecuencia altos costos de fabricación y una baja productividad, así como clientes insatisfechos y una empresa poco competitiva. El control de calidad involucra acciones para el control, la medición y el establecimiento de las características de los materiales, procesos y productos que garantizan la calidad del artículo final.

En el caso del proceso de extrusión, las variaciones que causan la mayoría de los problemas en la extrusora son bastante amplias. Esas variaciones son causadas principalmente durante el proceso de fusión, e involucran los siguientes factores: condiciones de fusión con variaciones en la presión y temperaturas, insuficiente capacidad de fusión, ineficiencia en el transporte de los sólidos, insuficiente capacidad de mezclado, husillo y /o barril desgastado así como la velocidad del tornillo. Otros factores relevantes son: temperaturas inestables en la zona trasera de calentamiento del cilindro, insuficiente presión generada por una inadecuada acción de bombeo, baja presión en el cabezal e inestable despegue del equipo. Si las variaciones son excesivas, pueden desarrollarse una gran cantidad de problemas, por lo que resulta relevante encontrar condiciones de operación que permitan obtener un buen producto [Rosato (1998), Pérez (2005)].

Los productos de extrusión pueden sufrir numerosos defectos [Groover (1997), Ramos (2000), Kalpakjian y Schmid, (2002)]. Uno de los peores es la *fractura de fusión* (Figura 16) en la cual los esfuerzos que actúan sobre la fusión inmediatamente antes y durante el flujo, a través del dado, son tan altos que causan rupturas y originan una superficie altamente irregular, en vez de un perfil liso, se obtiene una tira dentada. La fractura de fusión puede ser causada por una aguda reducción en la entrada del dado que causa un flujo turbulento y rompe la fusión. Para evitar la fractura del fundido sin necesidad de utilizar aditivos de procesado caros, se puede realizar

un revestimiento del dado que facilite el deslizamiento del plástico fundido en la superficie. Esto permite trabajar con velocidades altas de salida (Capacidades de producción mayores).

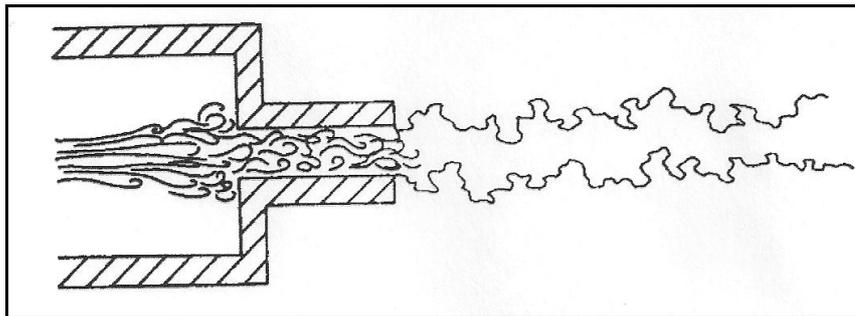


Figura 16: Fractura de fusión.

[<http://www.etsimo.uniovi.es/usr/fblanco/Leccion10.PLASTICOS.Extrusion.2005.pdf>]

La salida alargada del dado es importante para estabilizar una disposición paralela de líneas de corriente antes de la salida del dado. También aumenta el tiempo de tratamiento y eso ayuda a eliminar la memoria del proceso anterior. Tanto más suaves sean las líneas de corriente, más rápido se llevará a cabo la operación y el producto será mejor. Si no se previenen los efectos de la “memoria”, el resultado será, probablemente una pieza distorsionada.

La fractura de fundido y la memoria del giro son ejemplos de fenómenos que suceden en la entrada del dado.

Al salir del dado sucede un defecto muy común, llamado *piel de tiburón* (*shark-skin* en inglés), en la cual la superficie del producto se arruga (Figura 17). Conforme la fusión atraviesa la abertura del dado, la fricción con la pared produce un perfil diferencial de velocidades a través de la sección transversal. Esto ocasiona esfuerzos tensiles en la superficie del material que se estira para igualar el movimiento más rápido del núcleo central. Estos esfuerzos causan rupturas menores que arrugan la superficie, observándose grietas o ranuras, las que son perpendiculares a la dirección del flujo.

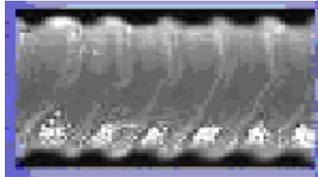


Figura 17: Defecto de "piel de tiburón " en un perfil extrudido.
[http://polymers.nist.gov/Researcharea/processing/FrustTIR_New_Measurement_Technique_Coating_Kinetics.cfm].

Si se favorecen las condiciones que causan la piel de tiburón, es decir, si se vuelve excesiva la presión en el extrusor o disminuye la temperatura del dado, el efecto provoca una apariencia de grano grueso, que por lo común se conoce como *cáscara de naranja*. Poco a poco, la restitución de los esfuerzos de tracción se exagera y el material sometido a extrusión en su totalidad de pronto "se retrae", es decir se "pega" y se "desliza" en la pared del dado. El resultado es el "abambuamiento", llamado así porque la pieza sometida a extrusión se asemeja en apariencia a un *tallo de bambú* (Figura 18). El calentamiento extra del dado ayuda con frecuencia a remediar estos defectos, al relajar térmicamente los esfuerzos y disminuir la viscosidad.

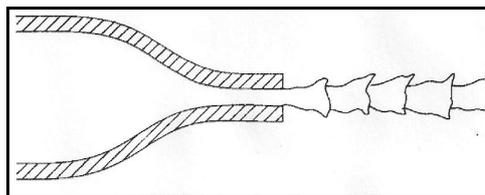


Figura 18: Defecto de tallo de bambú.
[<http://www.etsimo.uniovi.es/usr/fblanco/Leccion10.PLASTICOS.Extrusion.2005.pdf>]

En algunas ocasiones se obtienen extrudidos que muestran *porosidad* debido a gases atrapados, esto surge ya sea por aire atrapado o por productos gaseosos generados por la degradación o descomposición del material. Esta porosidad se puede evitar

utilizando un husillo con zona de descompresión, o al disminuir la velocidad de extrusión.

Para que el plástico fundido salga siempre del extrusor con la misma *consistencia* es muy importante mantener un adecuado control de la temperatura y de la velocidad de corte (velocidad de rotación del husillo).

Si el extrudido no presenta una superficie brillante, cuando es necesaria, sino más bien presenta una *superficie tersa pero mate*, entonces esto indica que la temperatura y el mezclado en el barril son probablemente adecuados, pero la temperatura en la hilera es baja.

Algunos extrudidos podrán presentar el acabado brillante pero presentar *grumos e irregularidades*, esto se debe a un pobre mezclado y homogenizado del plástico fundido en el extrusor (husillo y barril). Para incrementar el grado de mezclado del plástico fundido habrá que aumentar la presión dentro del barril, lo que se puede lograr al colocar una malla más fina antes del plato rompedor. También, puede lograrse una mayor viscosidad del plástico fundido al disminuir la temperatura en la parte delantera del extrusor (en la zona de dosificación).

El *hinchamiento* del extrudido es un defecto elástico donde se observa que la sección transversal del extrudido es mayor que la sección transversal del dado. En general, se puede decir que el hinchamiento aumenta con la elasticidad del compuesto, encontrándose que, con respecto a las condiciones de operación, el hinchamiento aumenta al incrementarse la velocidad de corte, y disminuye al aumentar la temperatura, al aumentar la longitud paralela del dado y al aumentar el tiempo de residencia del plástico en el interior del dado.

Las *burbujas* en la superficie del perfil, pueden aparecer por dos razones principalmente, la humedad del material y las altas temperaturas en la extrusora, que dan lugar a un sobrecalentamiento.

Para obtener un buen perfil, es necesario cuidar durante el proceso de extrusión, diversos parámetros que inciden sobre el aspecto, las dimensiones y las propiedades del producto final. La viscosidad de la goma, que es un aspecto importante para la obtención del contorno requerido depende de la temperatura, la presión y la velocidad de corte. Mientras que las condiciones que determinan la forma del perfil son la geometría, entre más sofisticada sea es más complicada su elaboración; la rugosidad de las paredes de la extrusora; las propiedades de la goma así como la temperatura. Todos estos aspectos convierten al proceso de extrusión en un problema multidimensional, ya que el éxito de un buen resultado depende de muchos factores. Así que, para evitar que aparezcan en el extrudido los defectos mencionados en este apartado, es necesario un control de calidad adecuado.

En este Capítulo se ha presentado lo que se ha considerado relevante en relación al proceso de elaboración de perfiles de goma para automóvil, específicamente con respecto al proceso de extrusión, así como los principales problemas que se derivan de este. Se hizo hincapié en que las condiciones de operación de las extrusoras son fundamentales para lograr un producto con la calidad deseada, motivo por lo que es importante el control de las principales variables durante el proceso.

CAPÍTULO 3

OBJETIVOS

3.1 *Objetivo general*

El objetivo general de este trabajo, es mejorar la calidad de los perfiles de goma para automóvil, a través de la aplicación de la metodología y las técnicas de la Minería de Datos, tales como las llamadas técnicas para el Análisis Exploratorio de los Datos así como Técnicas de predicción.

Los proveedores de la industria automotriz deben ser lo bastante competitivos para mantenerse en el mercado, para lo cual implementan el Sistema de Gestión de la Calidad en sus plantas, diseñado bajo la Norma ISO9000, que orienta a las empresas hacia la mejora continua y la satisfacción del cliente, tanto interno como externo. La empresa, donde se realizó esta investigación, se encuentra en la constante búsqueda de la mejora de sus procesos para poder cumplir con los requisitos, tanto de la norma como de sus clientes, así como disminuir sus costos de fabricación al intentar reducir su *scrap*, lo que redundaría en mayores beneficios y una mayor productividad.

Las plantas que elaboran perfiles de elastómero presentan problemas de calidad y, como los productos de goma no pueden ser reciclados, el material defectuoso se deshecha. Los costes por la mala calidad del producto impactan en la productividad de estas plantas, elevando el precio del producto y dificultando ofrecer precios competitivos.

3.2 *Objetivos específicos*

De manera específica, se pretende lo siguiente:

- Analizar la información histórica para obtener el suficiente conocimiento del proceso, particularmente durante la operación de extrusión. Para lograrlo se cuenta con una base de datos que ha recogido la información durante más de ocho meses de producción de perfiles. Para la extracción del conocimiento se aplicará la metodología de Minería de Datos.
- Determinar las mejores curvas de arranque de las máquinas de extrusión, para disminuir el tiempo empleado, así como mejorar las condiciones de operación del trabajador. En este caso, la información se separó y se eligieron, para su análisis, los datos que correspondían sólo a los arranques de las máquinas de extrusión.
- Determinar los mejores parámetros de extrusión durante la operación en régimen. Para lo cual fue necesario determinar la información que correspondía a la producción en régimen y llevar a cabo el análisis de forma separada a la de los arranques de las extrusoras.
- Establecer una estrategia de control del proceso, a partir de la información analizada, que permita una mejor planificación del proceso así como una buena toma de decisiones.
- Difundir los resultados logrados en esta investigación en revistas especializadas; consiguiendo, al menos, publicar dos trabajos al respecto.

Con el logro de los objetivos propuestos, la empresa conseguiría:

- Mejorar el desempeño en el proceso de producción. Debido a dos factores principalmente; primero, a la automatización de los arranques de las máquinas; segundo, a una adecuada estrategia de control durante la operación en régimen.
- Incrementar la calidad de los perfiles. La estrategia de control lograría que el operador tuviera mayor control sobre los parámetros, lo que redundaría en la obtención de mejores resultados en la calidad del producto obtenido.
- Disminuir el producto defectuoso. Si se tiene un mayor control sobre los parámetros, se conocería el momento en que alguno de ellos se empieza a desviar y el operador podría, entonces, tomar acciones para normalizar la situación, lo que permitiría el logro de un producto de la calidad especificada.
- El ahorro en costes. Si no se produce producto defectuoso, que no es posible recuperar, entonces se lograrían ahorros significativos.
- Ofrecer a los clientes precios competitivos. Al no tener producto defectuoso, no se pasaría estos costos al cliente, lo que permitiría ofrecer un mejor precio del producto.
- Posicionarse entre las mejores en el mercado. Una empresa con un producto de mejor calidad y sin producto defectuoso, es una empresa productiva, debido a que aprovecha mejor los recursos con que cuenta, lo que le permite colocarse entre las empresas que ofrecen productos de mejor calidad y al mejor precio.

CAPÍTULO 4

HIPÓTESIS

Los perfiles de goma son elaborados en líneas de producción con bus de control, para la transmisión de información, a través de sensores conectados a las máquinas que integran las líneas.

Con el objetivo de facilitar, tanto el control de calidad como el control de producción del producto, se lleva a cabo el registro detallado de los parámetros importantes de fabricación de los perfiles. Es decir, se realiza la trazabilidad del producto. Lo que permite proporcionar conocimiento del proceso productivo para determinar, en un momento dado, las causas de un posible defecto, incluso después de haber salido de fábrica y remontarse, si es necesario, a la calidad de las materias primas utilizadas. Por este motivo, se realizó la captura de los parámetros importantes del proceso, y se almacenó en bases de datos.

En este tipo de líneas de producción, el control de calidad se realiza mediante el empleo de técnicas de Control Estadístico del Proceso (*Statistical Process Control, SPC*). Con esta técnica, se compara el estado actual de fabricación con las condiciones operativas consideradas normales y, cuando no se está en dichas condiciones, se dice que el proceso está fuera de control. Los métodos clásicos de control se basan en la representación gráfica de la evolución de unas pocas características de calidad obtenidas a partir de muestras del producto final [García (2002)]. Lo cual hace que, cuando se decide llevar a control el proceso, ya se ha producido una gran cantidad de producto defectuoso, sobre todo en este tipo de líneas, donde el producto se encuentra en movimiento a una velocidad de 9-12 m/min.

Es importante diferenciar entre obtener resultados y usar los datos para mejorar la calidad del producto, expertos de la industria de la goma aseguran que “las empresas monitorizan, pero no controlan” [White (1990)].

En las factorías donde se elaboran los perfiles, pueden existir varias líneas de producción y, en cada una de ellas, se pueden producir perfiles con secciones de muy variados y complicados diseños, como se muestra en la Figura 19. Algunos de ellos pueden llevar inserto metálico, y otros pueden requerir el acabado de pelusilla. También pueden estarse elaborando perfiles con un material de goma con propiedades específicas diferentes a la goma que se utiliza para la elaboración de otro tipo de perfil; ya que, dependiendo de la fórmula empleada, serán las propiedades finales de la mezcla de goma.

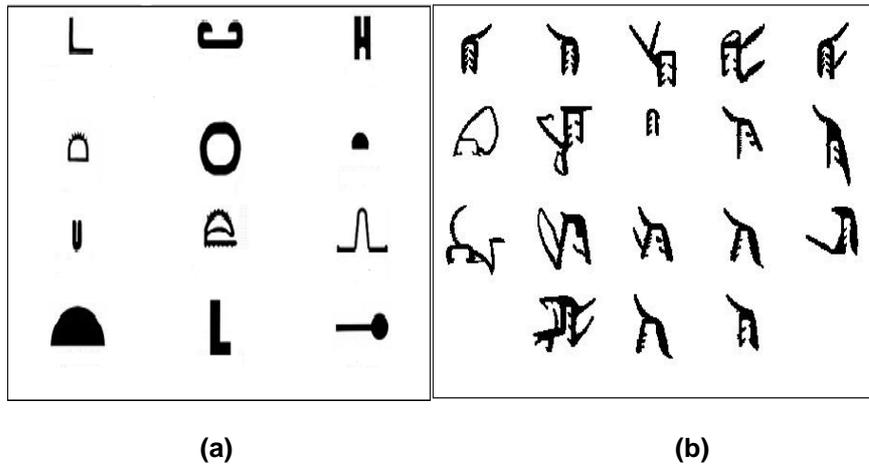


Figura 19: Diferentes tipos de secciones de perfil: (a) Secciones más comunes [http:www.extrudedprofilesworld.com]; (b) Secciones de diseños más complicados [Ordieres *et al.* (2000)].

Pese a los avances en automatización, las empresas que elaboran perfiles de goma, como es el caso de la planta donde se llevó a cabo el análisis, no es posible la automatización total. En este

caso, es necesario que el operador integre consignas, debido a que se depende de la viscosidad de la goma, caracterizada por el *scorch time*. Esta magnitud no se puede medir en la línea, por lo que el sistema de control que se tiene es en bucle abierto.

Se ha supuesto que los problemas surgen durante la extrusión y no en los procesos posteriores a éste, por las siguientes razones:

- La operación de moleteado no necesariamente tiene que ser exacto, puesto que sólo es un acabado que permite el agarre de la pelusilla en aquellos perfiles que lo necesitan. Los perfiles que requieren este proceso son aquellos que serán colocados en las puertas y no se desea que se rayen los vidrios al subirlos y bajarlos.
- En el vulcanizado, si no se controla la temperatura puede llegar a quemarse el producto así como generar otro tipo de problemas.
- Las inestabilidades que producen problemas más severos y con mayores consecuencias, se ha visto que se relacionan con el proceso de extrusión.
- Durante el flocado, tampoco se han presentado problemas relacionados con la colocación de la pelusilla.

La uniformidad tanto dimensional como de acabado superficial de los perfiles de goma, es un aspecto importante que demandan las armadoras de automóviles; y, de acuerdo a la literatura [Levy y Carley (1989), Rosato (1998), Ramos (2000), Cinta *et al.* (2006)] esta característica puede afectarse seriamente debido a la variabilidad en los parámetros siguientes:

- Temperaturas en las distintas secciones de la extrusora.
- Presión.

- Velocidad en el husillo.

También existen otros aspectos que provocan inestabilidades en el producto a extruir, tales como la viscosidad del fluido, el diseño del dado y del tornillo así como las propiedades de las mezclas de goma que se estén utilizando.

Por las razones anteriormente descritas, esta investigación se ha centrado en el proceso de extrusión en la elaboración de los perfiles de elastómero.

Considerando los aspectos antes mencionados así como los abordados en el Capítulo 2, se plantean las siguientes hipótesis:

1.- La Temperatura, la Presión y la Velocidad en el husillo de las extrusoras son los parámetros que presentan variabilidad durante la producción en régimen permanente.

Estas serán las variables a extraer de las bases de datos, para su estudio. De tales variables se pretende obtener información valiosa, para una adecuada toma de decisiones que permita la mejora del proceso. Con el objetivo final de obtener un mejor producto.

Serán estudiados los parámetros correspondientes a cada una de las extrusoras que se encuentran en las líneas de producción, durante un periodo de tiempo de aproximadamente dos años, de febrero a noviembre en el año 2005 y de enero a diciembre en el año 2006. Los datos fueron tomados cada minuto del proceso de elaboración de los perfiles.

Como son diversas las variables que impactan en el producto, el problema se convierte en multidimensional.

2.- El deficiente control del proceso, en las máquinas de extrusión, impacta en el producto final, dando como resultado efectos indeseables en los perfiles de goma.

Debido a que las no conformidades que más se presentan en el producto, se relacionan con la dimensionalidad y la apariencia del perfil, se ha supuesto que en las extrusoras existe un inadecuado

control sobre los principales parámetros. Esto no quiere decir que los equipos que se encuentran posteriores a la extrusión, no impacten en la calidad superficial del producto. Lo que se pretende, es determinar las causas que generan las inestabilidades que se consideran de mayor importancia. Es decir, aquellas no conformidades generadas en el proceso de extrusión; como por ejemplo, el hinchamiento, la fractura de fusión o la “piel de tiburón”, explicadas en el Capítulo 2. Estos defectos pueden provocar los siguientes problemas en la línea de producción:

- Primero, es posible que no se pueda ensamblar correctamente el perfil en la carrocería del automóvil y, como la línea de montaje se encuentra en movimiento, el automóvil puede ser enviado mal ensamblado a causa de los perfiles.
- Segundo, al quedar colocado incorrectamente el perfil, provoca que no cumpla de forma adecuada con la función que debe realizar. Si se detecta la anomalía antes de salir de la planta, el automóvil se lleva al área de unidades dañadas, a donde se envían operadores para que corrijan el defecto, colocando un nuevo perfil y desechando el defectuoso. Si no se detecta el problema y el automóvil sale a la venta, puede provocar que los clientes de la armadora se quejen y duden de la calidad de los automóviles. En cualquier caso, existen altos costos de procesamiento.

3.- *Existe cierta variación entre los datos de consigna y los reales.*

Se asume que existe variabilidad entre los parámetros de consigna y los reales, debido a que la oscilación de los parámetros se presenta durante la elaboración del producto. Por lo tanto, y con la finalidad de realizar comparaciones para conocer cuanta diferencia existe entre ellas, se extraerá la información tanto para valores de consigna como para los datos reales obtenidos durante la

fabricación de las tres extrusoras. Así los parámetros a comparar serían:

- La temperatura en cada elemento de las extrusoras: en las tres secciones del cilindro: alimentación, compresión y dosificación; en el husillo y en el cabezal.
- La velocidad en el husillo.
- La temperatura y la presión general en las extrusoras.

Lo que permitiría evaluar los efectos de inercia ante el cambio de consignas, así como las desviaciones del proceso que a los equipos automáticos no les es posible corregir.

4.- El operario no siempre emplea un proceso de arranque uniforme, lo que deriva en tiempos excesivos para alcanzar la producción en régimen.

Al examinar los datos almacenados, se observa que existe una gran variación en la distribución temporal de los procesos de arranque de las extrusoras, lo que ha llevado a suponer que existe un problema al arrancar estas máquinas.

En los gráficos de la Figura 20, se puede observar el comportamiento de la presión en cuatro arranques, después de cuatro fines de semana, del lunes 13 de marzo al lunes 03 de abril. En los gráficos se nota la evolución de la presión con respecto al tiempo, en una de las extrusoras en una de las líneas de producción. En estos se constata que el operario la estabiliza utilizando lapsos de tiempo diferente. De esta manera, se muestra la dificultad que tiene el operador para alcanzar los parámetros de la producción en régimen.

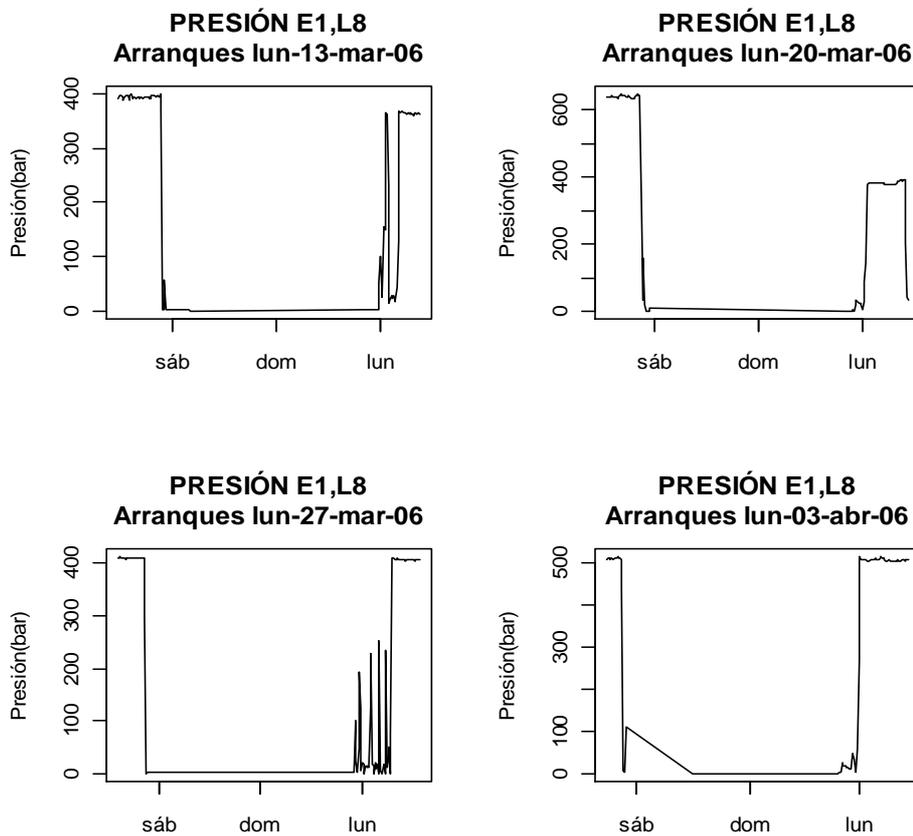


Figura 20: Diversos arranques en la Extrusora1 del la Línea 8.

En el Diagrama de Pareto que se muestra en la Figura 21, se pueden observar los rangos de tiempo utilizados para estabilizar la presión cada vez que se tiene que arrancar una de las Extrusoras. En ocasiones, el operador se ha llegado a tardar más de 300 min para llegar al régimen permanente. Normalmente, al analizar un Diagrama de Pareto, se intentan reducir las causas más frecuentes que originan el problema. En este caso, contrario a lo que

habitualmente se hace al analizar un Diagrama de Pareto, se pretenden eliminar los tiempos de arranque de más de 100 min.

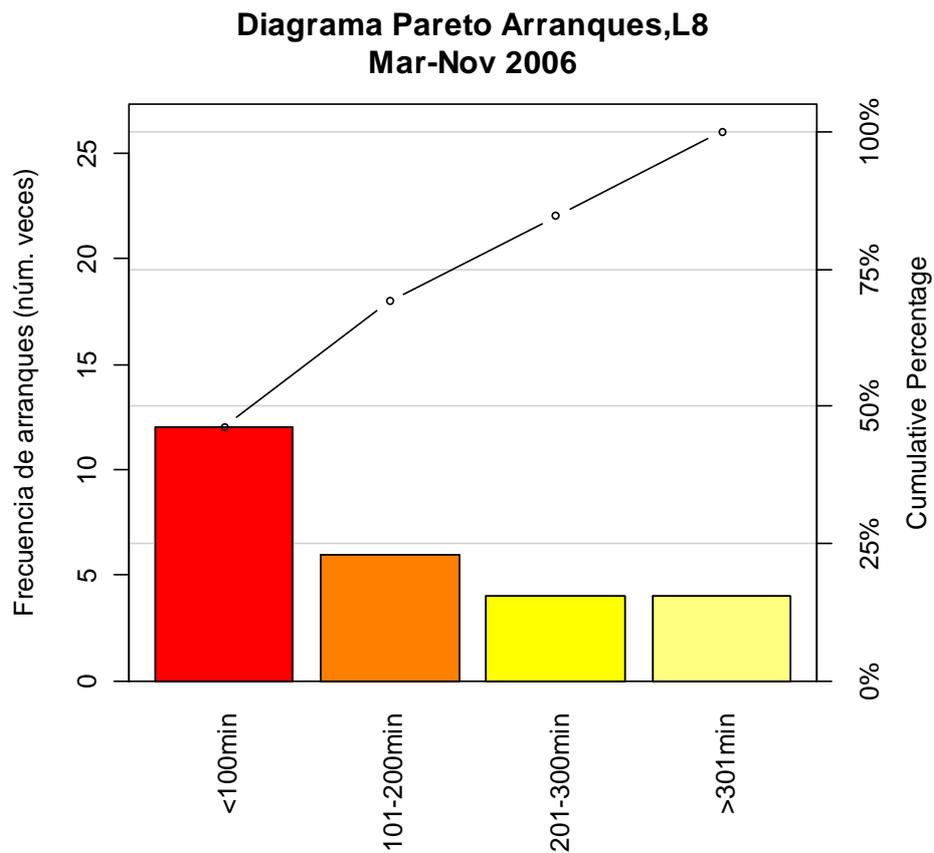


Figura 21: Diagrama de Pareto para algunos arranques en la Línea 8.

Como el arranque de las extrusoras se lleva a cabo de forma manual, pues el producto debe ser enhebrado por toda la línea del proceso para poder extraerlo por tracción en cola, el operario debe

establecer, por ensayo y error, los parámetros que es necesario controlar en las extrusoras. Asimismo, se considera que este problema puede significar retrasos en lograr la producción en régimen permanente. En este caso, el propósito es determinar las mejores curvas de arranque, para cada tipo de sección, para automatizar el inicio de las máquinas de extrusión y mejorar la calidad y la productividad en la fabricación del producto, mediante el guiado del operario en la selección de los parámetros que este debe establecer.

Es importante mencionar que los datos registrados durante el arranque de las extrusoras, se analizarán de forma independiente a los datos almacenados durante la producción en régimen, para no mezclar los resultados y llegar a conclusiones más acertadas.

5.- Existe inestabilidad en el proceso de extrusión cuando se encuentra en régimen permanente de producción.

Esta afirmación se realiza porque las no conformidades, relacionadas con variaciones en las secciones de los perfiles obtenidos, se generan durante el régimen permanente en las extrusoras. Dicha situación, hace suponer que es provocada por un ineficiente control del mismo. Los efectos indeseables que se generan, son el reflejo de oscilación en variables sobre las que es necesario centrar la atención en su desempeño durante la operación de las máquinas de extrusión. Por lo que es importante investigar cuáles son los parámetros que resultan más afectados en su variación, con el fin de proporcionar una adecuada estrategia de control que permita mejorar las condiciones de operación en las extrusoras. La propuesta de mejora permitiría disminuir costes, debido a la reducción en la generación de producto defectuoso. Esto resulta de particular importancia porque este producto no puede ser reciclado.

6.- La aplicación de la Minería de Datos permitirá obtener conocimiento valioso del proceso.

Al revisar la literatura, se han encontrado aplicaciones exitosas en el ámbito industrial [Rodríguez *et al.* (2003), Martínez de Pisón *et al.* (2003), Martínez de Pisón *et al.* (2005)]. Por lo que se ha supuesto que aplicando la Minería de Datos a la información que ha sido almacenada, particularmente a los parámetros obtenidos de la producción de los perfiles de goma, se podrá obtener información valiosa. Lo que permitiría proponer estrategias para mejorar la calidad del producto final. Esta suposición surge debido a que, por definición, la Minería de Datos, también conocida como Gestión del conocimiento obtenido de las bases de datos (KDD), es la extracción automatizada de patrones que representan el conocimiento implícito almacenado o capturado en grandes bases de datos, almacén de datos, la Web u otros repositorios masivos de información o flujos de datos [Soukup y Davidson (2002), Han y Kamber (2006), Wang (2008)].

7.- El periodo muestreado es representativo para inferirlos a los demás periodos en que se elaboran los perfiles.

Podemos afirmar que los 22 meses muestreados son útiles para realizar una generalización de la problemática y las estrategias que se proponen. La afirmación se realiza porque la base de datos utilizada contenía los registros con las siguientes características: de cada minuto de producción, de las diferentes secciones elaboradas, durante casi dos años de producción, en distinta líneas, a diferentes horas, días y meses durante el periodo de tiempo indicado. Para asegurar que una muestra es representativa de la población en estudio, de acuerdo a Staff *et al.* (2003) es necesario que cumpla con ciertas características como las siguientes:

- La hora en que se obtiene la muestra. Los registros se realizaron en cada minuto en que se fabricaron perfiles durante el periodo de estudio.
- Días en que se registraron los datos. Lunes a viernes, los laborables.

- Mes en que fueron almacenados los datos. En el años 2005, de febrero a noviembre; en el año 2006, de enero a diciembre.
- Individuos monitoreados. En este caso, todas las secciones fabricadas durante la toma de información.
- Lugares de la población objeto de estudio en que se recogió la información. En el caso de estudio, se obtuvo la información de varias líneas de producción, en este caso cinco.

Debido a que se están investigando condiciones de operación y no comportamiento de mercado, por ejemplo; las conclusiones aplican en cualquier época en que exista fabricación del producto.

8.- Existen problemas con los sensores porque se desconectan de las máquinas.

Se ha supuesto que, es posible, que los sensores se desconecten de las máquinas y el operario no se percata hasta mucho tiempo más tarde, debido a que no existe un sistema de alarmas que le indiquen que el sensor ya no está registrando información. Esta afirmación surge al observar el comportamiento de los datos, ya que se han registrado valores nulos, ver Tabla 1. Esta situación no es congruente debido a que, en el mismo minuto en que estos se han almacenado, existen valores no nulos en otras variables de la misma máquina, lo que indica que se está fabricando normalmente.

Por tal razón, se asume la necesidad de establecer “alarmas” que permitan advertir al operario la existencia de un problema con los sensores y realice las acciones preventivas necesarias para que esta condición no se presente.

Tabla 1: Valores registrados para algunas variables del proceso en una de las líneas.

AVG(E1_C&E_T_R)	AVG(E1_HUS_T_R)	AVG(E1_P_R)	AVG(E1_T_R)	AVG(E1_V_R)
60.1	55	2.272727	22.93636	0
60.1	55	2.333333	23.06667	0
60.1	55	2.300000	23.19000	0
60.1	55	2.363636	23.37273	0
60.1	55	2.222222	23.41111	0
60.1	55	2.454545	23.56364	0
60.1	55	2.222222	23.61111	0
60.1	55	2.454545	23.66364	0
60.1	55	2.444444	23.71111	0
60.1	55	2.545455	23.77273	0
60.1	55	2.444444	23.80000	0

Datos nulos 

Las suposiciones realizadas en este apartado, serán el punto de partida para la realización de la investigación y se concluirá con respecto a estas. Se aplicará la metodología de Minería de Datos así como algunas de sus técnicas, para la obtención de conocimiento valioso que permita mayor comprensión acerca de las relaciones entre las variables y la forma en que inciden en el producto final obtenido.

CAPÍTULO 5

MATERIALES Y MÉTODOS

5.1 Introducción

Actualmente, y debido a la automatización de los procesos de producción, se genera mucha información que se almacena y no se analiza. Esta información, contiene conocimiento muy valioso que muchas de las veces no se ha sabido explotar porque simplemente no se conoce la forma de identificar, entre tantos datos, aquellos que proporcionen información valiosa.

El *Data Mining*, conocido también como Minería de Datos, permite la extracción de conocimiento de grandes cantidades de datos [Berson (2000); Della (2000)]. Con frecuencia, la información almacenada en bases de datos, mediante la aplicación de la metodología de Minería de Datos y a través de sus herramientas y técnicas, permite conocer:

- la estructura de los datos,
- determinación de espurios,
- obtención de reglas y patrones de comportamiento,
- así como la modelización de sistemas.

Las técnicas de la Minería de Datos van desde la estadística clásica, el análisis multivariante hasta técnicas que corresponden a la Inteligencia Artificial, como son las redes neuronales [Thuraisingham (1999), Rodríguez *et al.* (2003), Han y Kamber (2006), Pérez y Santín (2007)].

En sus inicios, la Minería de datos fue aplicada, principalmente, en el área de los negocios, pero ahora se ha extendido su aplicación hasta llegar a los procesos de producción.

Al revisar la literatura, se encontraron diversas aplicaciones de la metodología de Minería de Datos en procesos industriales [Rodríguez *et al.* (2003), Martínez de Pisón *et al.* (2003), Martínez de Pisón *et al.* (2005)]. También se encontraron aplicaciones de las técnicas que usa la Minería de Datos en procesos de manufactura, tales como las utilizadas en el análisis multivariante [Albazzas *et al.* (2005)] como el PCA [Wang *et al.* (2004), Yacoub y MacGregor (2002), Misra *et al.* (2002), Camelio y Hu (2004), Hoo *et al.* (2002), Lane *et al.* (2001), Misra *et al.* (2002)] y técnicas de Inteligencia Artificial [Correa *et al.* (2003)], como las Redes Neuronales [Yarlagadda (2001); Pacella *et al.* (2004a)(2004b), Jang *et al.* (2003), Karpenko y Sepehri (2002), Guh (2005), Jang *et al.* (2003), Zorriasatine *et al.* (2004)].

En el caso particular de la fabricación de productos de elastómero, se encontraron antecedentes de la aplicación de la metodología así como de las técnicas de la Minería de Datos. En las siguientes líneas, se recogen algunos de los trabajos realizados en este campo.

En Pietruschka y Brause (1998), se aplicó una **red neuronal** de Función de Base Radial (RBF) para la estimación de los parámetros necesarios en el proceso de extrusión de un perfil de goma, para la producción de llantas. El algoritmo de aprendizaje no utiliza variables internas del proceso u otro conocimiento intrínseco pero usa parámetros mensurables externos, como el peso por metro y el perfil de goma resultante. Al utilizar la red neuronal se evitaron varios inconvenientes técnicos y económicos. Sin embargo, los autores también muestran que existen otros problemas que deben ser resueltos.

Posteriormente, en Ordieres *et al.* (2000) se muestra la aplicación de técnicas como la Fabricación Asistida por Ordenador

(CAM por sus siglas en inglés) y la **Inteligencia Artificial** para ayudar al diseño de utillaje en la campo de la extrusión de gomas.

Por otra parte, en González *et al.* (2003a) se aplicó la **Minería de Datos** y algunas de sus técnicas de análisis exploratorio de los datos, así como una red neuronal de *backpropagation*, al proceso de la mezcla de goma para la fabricación de perfiles de goma para automóvil. El modelo predictivo permitió conocer mejor el proceso, lo que coadyuvó a realizar un control adecuado del mismo.

En Raddatz *et al.* (2006) se aplicaron técnicas de **Minería de Datos** y de Inteligencia Artificial al proceso de extrusión de perfiles de goma. Esto permitió obtener suficiente conocimiento del proceso para que los operarios de las máquinas tuvieran un buen soporte en sus decisiones, así como mejoras en la autonomía y la calidad de sus acciones.

Otro trabajo interesante, fue el presentado por González *et al.* (2007). En este, se muestra la aplicación de la **Minería de Datos** y las técnicas de Inteligencia Artificial en el proceso productivo de extrusión de elastómeros. El objetivo principal fue la predicción de las características de la goma a partir de la composición de la mezcla y las condiciones de mezclado. Las mejoras resultantes de este trabajo fueron significativas.

5.2 Metodología de Minería de Datos

En este apartado, se mostrará la aplicación de la metodología y algunas de las técnicas de la Minería de Datos, al proceso de extrusión de perfiles de goma. El objetivo principal fue obtener información valiosa, que permitiera establecer las condiciones adecuadas de operación de las extrusoras. Al mejorar las condiciones de operación durante la extrusión se conseguiría un mejor producto, que cumpliera con las expectativas de los clientes.

Básicamente, un proceso de Minería de Datos se estructura en las siguientes fases: Selección, Preprocesado, Transformación, Uso de algoritmos de Minería de Datos e Interpretación y Evaluación

[Martínez de Pisón y Ordieres (2004), Pérez y Santín (2007)]. Estas fases se ilustran en la Figura 22.

Cabe mencionar que se han desarrollado otras metodologías, tales como: CRISP-DM [Chapman *et al.* (2000)], SEMMA [SAS (1998)], CRITIKAL y 5A`s [Martínez de Pisón y Ordieres (2004)]. De estas, las más utilizadas por los analistas para la realización de proyectos de *Data Mining*, son: CRISP-DM y SEMMA [Rodríguez *et al.* (2003)]. Estas dos metodologías comparten la misma esencia, estructurando el proyecto de Minería de Datos en fases que se encuentran interrelacionadas convirtiendo todo el proceso en iterativo e interactivo. En este caso, no fue necesario utilizar alguna de estas metodologías, bastó con aplicar la metodología clásica de Minería de Datos para obtener buenos resultados.

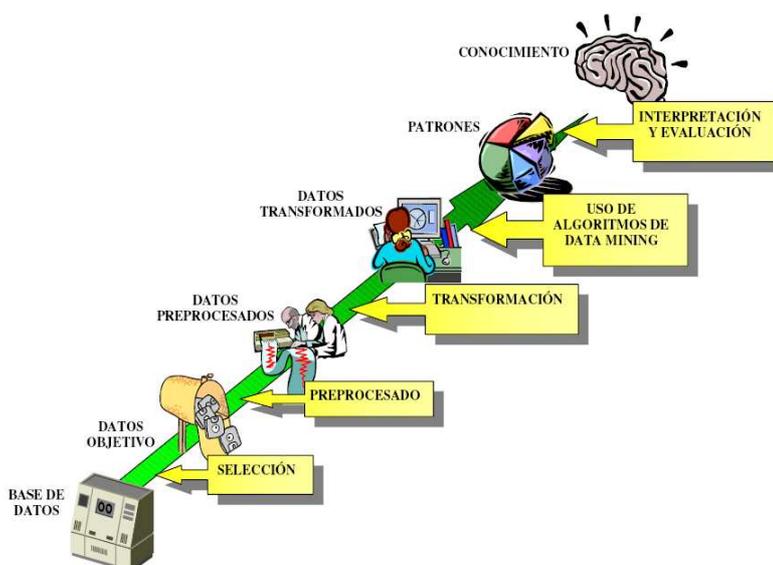


Figura 22: Fases típicas de Data Mining [García (2002)]

Independientemente de la metodología que hayan considerado los diversos autores que han escrito acerca de la Minería de Datos, en general coinciden en los siguientes pasos: 1) selección de los objetivos; 2) preparación de los datos, que incluye a

su vez los siguientes: selección de los datos, preprocesado de los datos, transformación de los datos; 3) construcción del modelo (aplicación de algoritmos de minería de datos) y 4) análisis de resultados. Cada una de estas fases consiste en lo siguiente [Martínez de Pisón y Ordieres (2004), Pérez y Santín (2007)]:

5.2.1 Selección de los objetivos

En esta primera fase, es necesario estudiar el problema y decidir cuál es la meta del proyecto. Asimismo es deseable formular unas expectativas de éxito o fracaso del proyecto dado que estos conceptos son relativos. Si se hace bien el planteamiento del problema, se descubren fácilmente las fuentes de datos y los algoritmos de la Minería de Datos que se aplicarán. En esta fase se determinan los factores que son susceptibles de un procesado automático, los cuellos de botella del dominio, los conocimientos a priori que se tienen del proceso, así como cuáles son los objetivos finales que se pretenden lograr y cuáles van a ser los criterios de rendimiento exigibles.

Esta fase requiere cierta dependencia entre el usuario y el analista, siendo necesario el establecimiento de canales de comunicación adecuados.

5.2.2 Preparación de los datos.

a. Selección de los datos:

Esta etapa es la que mayor esfuerzo requiere. Consiste en la identificación de los datos importantes para una aplicación correcta de Minería de Datos. Esta fase no puede ser automatizada y debe ser realizada de manera cuidadosa por el analista en conjunción con el usuario debido a que, de la buena información que se tenga, será el éxito del proyecto.

La obtención de los datos puede realizarse directamente desde sistemas transaccionales, archivos o a partir de un almacén

de datos (Data Warehouse). Habitualmente esta obtención viene predeterminada en función de la disponibilidad de los datos: existencia de bases de datos para el proceso, datos almacenados en archivos, la necesidad de implantar un nuevo sistema de adquisición de datos, etc.

b. Preproceso de los datos:

Una vez identificados los datos a utilizar, es necesario estudiarlos para el logro de dos propósitos. Primero, entender el significado de los atributos. En segundo lugar, detectar errores de integración; como por ejemplo, que haya datos repetidos con distintos nombres o datos que significan lo mismo, pero con diferente formato. Estos problemas surgen porque los datos pueden provenir de fuentes diferentes, y no todas almacenan la misma información de la misma manera. Con el preproceso lo que se consigue es tener un conjunto de datos adecuado para el correcto funcionamiento de las fases posteriores de la Minería de Datos. Este paso continúa siendo parte de la preparación de los datos.

c. Transformación de los datos:

Una vez analizado el tipo de problema y el tipo de datos disponible, se selecciona el algoritmo o algoritmos que se van a aplicar. Como cada algoritmo requiere un formato diferente en los datos de entrada, en esta fase se deben transformar los datos para que se ajusten al formato de entrada del algoritmo seleccionado.

Se busca, por un lado, preparar la información que se tiene para que pueda ser procesada por los algoritmos de Minería de Datos y además, reducir la cantidad de información redundante para simplificar las tareas posteriores.

Con este paso concluye la preparación de los datos.

5.2.3 Aplicación de algoritmos de minería de datos

Es la etapa principal, porque es aquí donde se aplican los diferentes algoritmos de análisis de datos, sobre los datos transformados y preparados en las etapas anteriores. Durante esta etapa se buscan los patrones presentes en los datos; se descubre la estructura de *clusters* y posibles correlaciones entre ellos; y se desarrollan modelos de predicción para prever el comportamiento futuro de algún tipo de entidad. En función del algoritmo seleccionado se obtendrá un formato diferente en la salida. En esta fase es posible aplicar varias veces el mismo algoritmo o utilizar conjuntamente varios algoritmos.

5.2.4 Análisis de resultados

En esta parte de la metodología es cuando se interpretan y evalúan los resultados obtenidos en la etapa anterior. Se suelen utilizar técnicas de visualización para ver los resultados conseguidos; como por ejemplo, proyecciones lineales, como el PCA y proyecciones no lineales, como el Análisis Sammon. Una vez presentados los resultados, el usuario debe interpretarlos, y si no responden a sus expectativas, debe volver a aplicar los algoritmos con otros parámetros, e incluso ejecutar otros algoritmos para tratar de obtener unos resultados más deseables. Todo esto hace que el proceso de Minería de Datos sea iterativo. En esta fase también se debe determinar cómo utilizar los datos obtenidos. Los resultados se pueden integrar en un sistema experto o como procedimientos almacenados en un gestor de base de datos.

Un factor muy importante en esta fase, es el grado de experiencia y conocimiento del analista. La cantidad de información extraída depende en gran medida del grado de conocimiento que el analista tenga del problema, así como de sus experiencias en la resolución de problemas.

Las decisiones tomadas durante esta fase irán encaminadas en dos direcciones: verificación de resultados y obtención de más información.

5.3 Técnicas de Minería de Datos aplicadas a datos del proceso de extrusión de perfiles de goma

En realidad, las técnicas de Minería de Datos son numerosas, en el trabajo que aquí se presenta sólo se emplearon algunas de ellas que se describirán en esta parte del documento.

Cabe mencionar que se utilizaron varias herramientas que permitieron el análisis de los datos. La información considerada fueron parámetros del proceso de extrusión, recogidos durante varios meses de elaboración del producto, los que se detallan más adelante. Para almacenar la información en bases de datos, se utilizó el software Oracle. Para extraer los datos almacenados, se usó el SQL (**S**tructured **Q**uery **L**anguage). También se utilizó el software SSH Secure Shell for Workstation 3.29, que permite la transferencia de datos y, finalmente, se hizo uso del software estadístico R [R-Project (2003)], ambos de libre distribución.

El software estadístico R, es una herramienta excelente para el análisis de datos basada en el programa S-Plus y con un manejo de las matrices y variables equivalente a MATLAB pero con la ventaja de que dispone de un conjunto de librerías específicas de la Minería de Datos.

Con respecto a las técnicas utilizadas, fueron de tres tipos principalmente: técnicas de proyección, técnicas de agrupamiento o *clustering* y técnicas predictivas.

5.3.1 Técnicas de proyección

Para una mejor visualización de los datos de problemas multivariantes, se recurre a las técnicas de proyección. Estas permiten observar los datos y hacen más fácil el análisis. Dichas

técnicas recurren a la reducción dimensional pero mantienen la mayor parte de la información en los puntos proyectados.

En Martínez de Pisón y Ordieres (2004) se exponen las siguientes razones para llevar a cabo la reducción dimensional:

- Reducir con el objeto de visualizar.- En este caso se buscará representar en un plano o 3D los patrones para “visualizar” la disposición de los mismos o al menos tener una representación aproximada de su disposición siempre lo más fiel posible a la estructura real de los datos.
- Reducir para mejorar el proceso de análisis.- Se elimina o transforman determinadas variables, pero siempre tratando de no perder información útil.

En este trabajo se utilizaron dos proyectores: el Análisis de Componentes Principales y el Análisis Sammon, los que a continuación se explican.

5.3.1.1 Análisis de componentes principales (PCA)

El **Análisis de Componentes Principales (PCA)** fue desarrollado por Karl Pearson en 1901 [Barrul (1992), Serrano (2003)]. Es uno de los métodos pioneros del Análisis Multivariante. Sin embargo, sólo se ha utilizado ampliamente con la generalización de los ordenadores.

Este método permite reducir considerablemente los datos, sustituyendo las variables observadas por un pequeño grupo de variables derivadas. Así, el Análisis de Componentes Principales es frecuentemente utilizado como una técnica de reducción dimensional [Terradez (2000); Castejón *et al.* (2001)], puesto que permite estimar las orientaciones preferentes de los datos y despreciar aquellas dimensiones que no resulten especialmente relevantes en el estudio por tener mínima influencia en la variable a explicar. También, al proyectar en dos dimensiones los datos embebidos en dimensiones

superiores [García (2002)], es posible distinguir visualmente las distintas clases de comportamiento que pudieran presentarse, por estar agrupados los puntos en la proyección. Las diferentes clases estarán formadas por aquellas observaciones que presenten un comportamiento uniforme entre sí y distinto al de otros grupos existentes.

En el análisis de componentes principales [Baillo y Grané (2008), Pérez y Santín (2007)] se dispone de una muestra de tamaño n acerca de p variables X_1, X_2, \dots, X_p (tipificadas o expresadas en desviaciones respecto a su media) inicialmente correlacionadas, para posteriormente obtener a partir de ellas un número $k \leq p$ de variables interrelacionadas C_1, C_2, \dots, C_k que sean combinación lineal de las variables iniciales y que expliquen la mayor parte de su variabilidad. La primera componente principal, al igual que las restantes, se expresa como una combinación lineal de las variables originales como sigue:

$$C_{1i} = u_{11}X_{1i} + u_{12}X_{2i} + \dots + u_{1p}X_{pi} \quad i=1, \dots, n \quad \text{Ecuación 1}$$

Para el conjunto de las n observaciones muestrales y para todas las componentes, en notación abreviada, se tiene:

$$C_1 = u_1 X \quad \text{Ecuación 2}$$

y:

$$V(C_1) = \frac{\sum_{i=1}^n C_{1i}^2}{n} \quad \text{Ecuación 3}$$

La primera componente C_1 se obtiene de forma que su varianza sea máxima, sujeta a la restricción de que la suma de los pesos u_{1j} al cuadrado sea igual a la unidad. Es decir, la variable de los pesos o ponderaciones $(u_{11}, u_{12}, \dots, u_{1p})'$ se toma normalizada. Se

trata entonces de hallar C_1 maximizando $V(C_1) = u_1'Vu_1$, sujeta a la restricción:

$$\sum_{j=1}^p u_{1j}^2 = u_1' u_1 = 1 \quad \text{Ecuación 4}$$

Se demuestra que, para maximizar $V(C_1)$ se toma el mayor valor propio λ de la matriz V . Sea λ_1 el citado mayor propio de V y tomando u_1 como su vector propio asociado normalizado ($u_1'u_1=1$), ya se tiene definido el vector de ponderaciones que se aplica a las variables iniciales para obtener la primera componente principal, componente que vendrá definida como:

$$C_1 = u_1X = u_{11}X_1 + u_{12}X_2 + \dots + u_{1p}X_p \quad \text{Ecuación 5}$$

Para maximizar $V(C_2)$ se toma el segundo mayor valor propio λ de la matriz V (el mayor ya se había tomado al obtener la primera componente principal).

Si las variables seleccionadas en el estudio no están correlacionadas, no es posible la reducción, ya que la varianza se reparte entre todas las nuevas variables. Se generan tantas componentes como variables originales (n) existan en la matriz de datos, siendo todos ellos ortogonales entre sí en un espacio R^n . Puesto que la mayor parte de la varianza se debe explicar en las primeras componentes, las gráficas que se obtienen suelen estar referidas como máximo a las tres primeras componentes (R^3), y en la mayoría de los casos a las dos primeras.

Debido a que el PCA es un método de proyección lineal, los resultados pueden mejorarse cuando se aplica a datos representativos no lineales. Para este tipo de estructuras, la técnica de proyección Sammon puede ofrecer mejores resultados.

5.3.1.2 *Análisis Sammon*

Una técnica más compleja de reducción dimensional es la desarrollada por Sammon en 1969. La técnica consiste en la proyección no lineal (Non-linear mapping) de los datos procedentes de un espacio vectorial de dimensión elevada en otro espacio de dimensión más reducida. Habitualmente, por claridad de la representación, la reducción se limita a un simple par de variables. De esta forma, se obtiene una representación en un plano como resultado de la proyección [Naghi (2005)]. Para obtener una representación dimensional menor de los datos, se minimiza una función de las diferencias en las distancias, d_{ij} , entre puntos en el espacio p original y aquellos en el espacio reducido p^* , señaladas por d_{ij}^* . La función de error (E) queda definida como:

$$E = \frac{1}{\sum_{i < j} d_{ij}} \sum_{i < j} \frac{(d_{ij} - d_{ij}^*)^2}{d_{ij}} \quad \text{Ecuación 6}$$

Esta consideración particular tiende a preservar una estructura “local”, en el sentido de que cada punto en el espacio p^* , sostiene aproximadamente la misma relación con sus vecinos más cercanos como lo hizo en el espacio p , sus relaciones con puntos relativamente distantes en el espacio p , pueden ser un poco diferentes en el espacio p^* . Empezando con una configuración arbitraria de dos dimensiones, los puntos son ajustados, usando el procedimiento descendiente con más pendiente, para que E sea minimizada. Esto da una configuración final de dos dimensiones, que conserva mucho de la estructura presente en el original de p dimensiones.

5.3.2 *Técnicas de agrupamiento o clustering*

De acuerdo a Han y Kamber (2006), *clustering* es el proceso de agrupar los datos dentro de clases o grupos, donde los objetos tengan alta similitud en comparación a otros pero muy distintos a

otros objetos de otro grupo. Las diferencias son evaluadas con base en los valores de los atributos que describen los objetos. También es usada la medida de la distancia.

Existen dos métodos principales de análisis de grupo, los jerárquicos y los no jerárquicos [Álvarez (1994)]. Los **métodos jerárquicos** forman los grupos en pasos sucesivos y pueden analizar en cada paso las distancias entre los grupos formados. En este mismo tipo de análisis existen los métodos aglomerativos y los disociativos. Los **métodos no jerárquicos** realizan una sola partición de los casos iniciales, en M grupos. Este número de M grupos se determina a priori.

Como una herramienta de Minería de Datos, el análisis *cluster* puede ser usado para darse una idea de la distribución de los datos, para observar las características de cada grupo, y enfocarse en un conjunto particular de grupo para el análisis eventual. Alternativamente, puede servir como un paso de preprocesamiento para otros algoritmos tales como la caracterización y la clasificación.

En este trabajo se aplicaron las siguientes técnicas de análisis cluster.

5.3.2.1 AGNES (Agglomerative Nesting)

Es un método de agrupamiento jerarquizado de aglomeración. Inicialmente AGNES coloca cada objeto dentro de un agrupamiento por sí mismo. Los agrupamientos son entonces fusionados paso a paso de acuerdo a algunos criterios [Han y Kamber (2006)]. En el primer paso, se agrupan los dos casos más cercanos. En el paso siguiente, los casos agrupados en el primer paso se consideran como un grupo más. Después se vuelven a calcular las distancias o similitudes entre los grupos, agrupando los dos más próximos, y así sucesivamente, hasta conformar un solo grupo [Álvarez (1994)].

5.3.2.2 CLARA (*Clustering Large Applications*)

Es un método de agrupamiento para grandes cantidades de datos, diseñada por Kaufman y Rousseeuw en 1990 y que resulta más robusto que el método *k-means* [Ortíz y Montenegro (2006)]. Este método en lugar de tomar el conjunto completo de datos, sólo considera una porción pequeña de ellos, como una muestra representativa de los datos. Posteriormente, se eligen los objetos representativos o *medoids* (concepto similar a la media pero siempre con pertenencia al conjunto de datos) de esta muestra utilizando el algoritmo PAM (*Partitioning Around Medoids*), un algoritmo para *clustering* relacionado con el algoritmo *k-means*. Si la muestra es seleccionada de una manera aleatoria, esto representa muy cercanamente al juego de datos originales. Los objetos representativos (*medoids*) elegidos serán similares a aquellos que habrían sido elegidos del juego de datos completo. CLARA dibuja muestreos múltiples del juego de datos, aplicando PAM para cada muestra, y devuelve su mejor agrupamiento como una salida. Así, CLARA puede hacer frente a grandes juegos de datos. La complejidad de cada iteración ahora llega a ser $O(ks^2+k(n-k))$, donde s es el tamaño de la muestra, k es el número de agrupaciones, y n es el número total de objetos [Han y Kamber (2006)].

5.3.2.3 MCLUST

Es un software desarrollado por Fraley y Raftery en el 2002 [Fraley y Raftery (2002)]. Se utiliza en el modelado basado en agrupamiento, estimación de densidad y análisis discriminante con interfase para el software comercial S-PLUS. MCLUST provee funcionalidad para desplegar y visualizar agrupamientos, del tipo de aglomeración jerárquica, y resultados de clasificación.

La entrada para MCLUST son los datos y el máximo y mínimo número de grupos considerados. MCLUST compara los valores del Criterio de Información Bayesiano (*Bayesian Information Criterion*, *BIC* por sus siglas en inglés) para la optimización de parámetros, aplicando distintas restricciones a la matriz de varianzas-

covarianzas, para los modelos EII, VII, EEI, VVI, EEE, VVV [Frale y Raftery (2002)]. Todos los modelos inician con la clasificación por el agrupamiento jerárquico basado en el modelo VVV sin restricciones. La salida incluye los parámetros del modelo *maximum-BIC*, y la correspondiente clasificación e incertidumbre.

5.3.2.4 LDA (*Linear Discriminant Analysis*)

El Análisis Discriminante [Abraira y Pérez (1996), Gómez y Martínez (2001)] es una técnica estadística que permite estudiar el grado en que diferentes poblaciones, establecidas “a priori”, difieren entre sí. Trata con dos tipos de problemas: **discriminación descriptiva**, en que se trata simplemente de describir si dos o más poblaciones son diferentes entre sí; y **clasificación en sentido estricto**, en que, dadas dos o más poblaciones y un objeto que pertenece a alguno de ellos, se trata de averiguar a cuál de ellas corresponde.

El análisis discriminante requiere la obtención de combinaciones lineales (o no lineales) de variables independientes que discriminarán entre grupos definidos “a priori”, de manera que los errores de la mala clasificación deben ser mínimos.

Esta técnica es conocida desde los años 30. Fue desarrollada por Fisher, que las aplicó en un estudio taxonómico; y Mahalanobis, en relación con un estudio sobre las castas hindúes. Su uso intensivo no comenzó hasta los años 60, debido a la dificultad de realizar los cálculos necesarios sin la ayuda de un ordenador.

El Análisis Discriminante Lineal (LDA) es una técnica usada para clasificar datos y realizar la reducción dimensional [Balakrishnama y Ganapathiraju (1998)].

5.3.3 *Técnicas predictivas*

El objetivo de las técnicas predictivas es construir un modelo que permita predecir el valor de una variable a partir de valores conocidos de otras variables. Se han desarrollado una gran cantidad

de métodos de este tipo, entre los que se encuentran los de clasificación y de regresión.

En *Data Mining* se usa el modelado predictivo para analizar una base de datos existente y determinar algunas de las características esenciales de los datos. Por supuesto, los datos deben incluir observaciones completas y válidas de forma que pueda aprender de ellas y generar un modelo que pueda realizar predicciones acertadas [Martínez de Pisón y Ordieres (2004)].

Una de estas técnicas es llamada Máquinas de Vectores Soporte (*Support Vector Machine, SVM*), descrita a continuación.

5.3.3.1 Máquinas de Vectores Soporte (SVM)

La Teoría de las Máquinas de Vectores Soporte fue desarrollada inicialmente por V. Vapnik a principios de los años 80. Se centra en lo que se conoce como Teoría del Aprendizaje Estadístico, son potentes estructuras de aprendizaje automático capaces de resolver problemas de clasificación, regresión y estimación [González (2003b)]. Las SVM tienen sus orígenes en problemas de corte industrial. La puesta en práctica de estos modelos en la industria, se ubicó en el análisis de la implementación de un programa informático dentro de un procesador que recoja datos y los procese. Este procesador es un objeto físico y tangible y por ello la denominación de máquina.

Las Máquinas de Vectores Soporte aportan mejoras a los métodos clásicos de aprendizaje porque permiten escoger un clasificador que minimiza una cota superior sobre el riesgo (o error de prueba), y proporciona una buena medida para obtener clasificadores que generalizan bien sobre datos que no han sido vistos previamente. Esto le da una ventaja sobre otros clasificadores como las redes neuronales artificiales.

Básicamente, las SVM trabajan solamente con las instancias que están en las fronteras de decisión (denominados vectores soporte) de forma que, mediante programación cuadrática (QP),

tratan de inducir separadores lineales o hiperplanos que maximicen la distancia mínima entre clases [Vojislav (2001), Martínez de Pisón *et al.* (2008)]. Para tratar las relaciones no lineales, SVM utiliza funciones kernel para proyectar la información en espacios de mayor dimensionalidad, con el objetivo de convertirlas en clases linealmente separables, ver Figura 23.

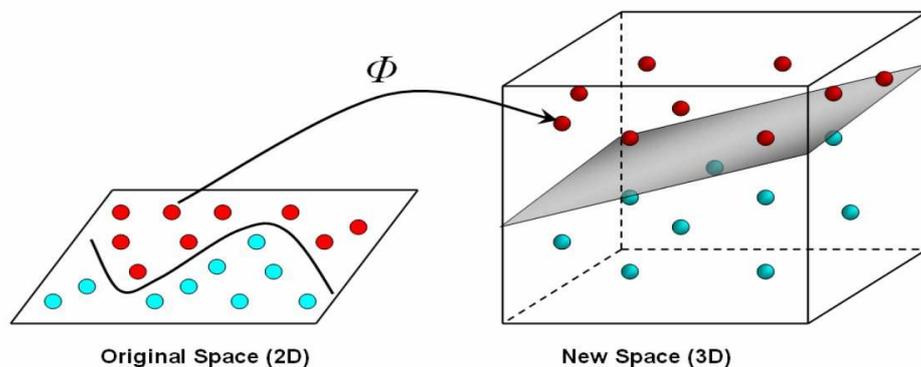


Figura 23: Proyección del espacio de entrada a una dimensión superior para poder separar linealmente las clases [Martínez de Pisón *et al.* (2008)].

En algunos trabajos [Goddard *et al.* (2000), Kim (2003), Pedroza *et al.* (2007)] donde se han aplicado SVM, se ha comparado a este tipo de modelo con otros (como redes neuronales, árboles de decisión, modelos de mezclas gaussianas) y se han obtenido resultados muy satisfactorios.

En particular, en este trabajo, para modelar las mejores curvas de arranque de las máquinas extrusoras, se utilizaron las Máquinas de Vectores Soporte, por las razones anteriormente expuestas como el hecho de que son más fáciles de utilizar que las redes neuronales y proporcionan mejores resultados.

5.4 Datos utilizados

La información analizada se encontraba almacenada en una base de datos (utilizando la tecnología Oracle), que fue guardando la información recogida cada minuto del proceso de elaboración de los perfiles de goma para automóvil. El periodo de tiempo durante el cual se obtuvieron los datos, fue en el año 2005 (febrero a noviembre) y en el año 2006 (enero a diciembre). La información se obtuvo de una línea de fabricación en el año 2005 y de cinco líneas de producción en el año 2006, identificadas como L8, L9, L10, L13 y L14. Uno de los procesos llevados a cabo en estas líneas es la extrusión del elastómero, donde se utilizan diferentes hileras con la configuración diseñada de acuerdo a la forma y dimensiones del perfil requerido.

La adquisición de la información se produjo en tres momentos:

1° Se obtuvo una primera base de datos, donde se encontraba información de una línea de fabricación de perfiles de goma, de febrero a noviembre del 2005.

2° Se obtuvo una segunda base de datos, con información de cinco líneas de fabricación, de enero a junio del 2006.

3° Se obtuvo una tercera base de datos, con información de las cinco líneas de fabricación, de enero a diciembre del 2006.

La razón principal por la cual se llevó a cabo la toma de la información de esa manera se debió a que fue mejorando la recogida de los datos. En las primeras tablas sólo se tenía información de una línea de fabricación. La segunda base de datos ya contenía datos de las cinco líneas de producción. En la tercera base de datos, aparte de que aparecía la información de las cinco líneas, también se observó que los datos fueron más consistentes y durante un periodo más grande que en los dos momentos anteriores.

La información se extrajo de la base de datos, mediante el uso de SQL y del software SSH Secure Shell for Workstation 3.29,

para la transferencia de datos a través de Internet. Los datos que se obtuvieron de cada una de las líneas de producción, eran tanto de consigna (Pr) como procedentes de sensores (R), con la finalidad de realizar comparaciones entre ellos como parte del análisis. Las variables almacenadas eran tanto del tipo categóricas (por ejemplo, la variable que se refería a la fecha) como numéricas. En la Tabla 2 se muestran todas las variables, tanto de consigna como reales que contenía la base de datos.

Tabla 2: Identificación de las variables contenidas en la base de datos para cada una de las líneas de producción.

NOMENCLATURA PARA VARIABLES DE CONSIGNA (_Pr)	NOMENCLATURA PARA VARIABLES REALES (_R)	DESCRIPCIÓN
Id	Id	Número de minuto registrado
Fecha	Fecha	Día/Mes/Año/Hora/Minuto/Segundo.
E1_C1_T_Pr	E1_C1_T_R	Extrusora 1, Cabina 1, Temperatura.
E1_C2_T_Pr	E1_C2_T_R	Extrusora 1, Cabina 2, Temperatura.
E1_C3_T_Pr	E1_C3_T_R	Extrusora 1, Cabina 3, Temperatura.
E1_CAB_T_Pr	E1_CAB_T_R	Extrusora 1, Cabezal, Temperatura.
E1_HUS_T_Pr	E1_HUS_T_R	Extrusora 1, Husillo, Temperatura.
-----	E1_P_R	Extrusora 1, Presión.
E1_T_Pr	E1_T_R	Extrusora 1, Temperatura.
E1_V_Pr	E1_V_R	Extrusora 1, Velocidad.
E2_C1_T_Pr	E2_C1_T_R	Extrusora 2, Cabina 1, Temperatura.
E2_C2_T_Pr	E2_C2_T_R	Extrusora 2, Cabina 2, Temperatura.
E2_C3_T_Pr	E2_C3_T_R	Extrusora 2, Cabina 3, Temperatura.
E2_CAB_T_Pr	E2_CAB_T_R	Extrusora 2, Cabezal, Temperatura.

Capítulo 5

E2_HUS_T_Pr	E2_HUS_T_R	Extrusora 2, Husillo, Temperatura.
----	E2_P_R	Extrusora 2, Presión.
E2_T_Pr	E2_T_R	Extrusora 2, Temperatura.
E2_V_Pr	E2_V_R	Extrusora 2, Velocidad.
EP_C1_T_Pr	EP_C1_T_R	Extrusora Principal, Cabina 1, Temperatura.
EP_C2_T_Pr	EP_C2_T_R	Extrusora Principal, Cabina 2, Temperatura.
EP_C3_T_Pr	EP_C3_T_R	Extrusora Principal, Cabina 3, Temperatura.
EP_CAB_T_Pr	EP_CAB_T_R	Extrusora Principal, Cabezal, Temperatura.
EP_HUS_T_Pr	EP_HUS_T_R	Extrusora Principal, Husillo, Temperatura.
----	EP_P_R	Extrusora Principal, Presión.
EP_T_Pr	EP_T_R	Extrusora Principal, Temperatura.
EP_V_Pr	EP_V_R	Extrusora Principal, Velocidad.
Hilera	Hilera	El número correspondiente a la Hilera.
HM_T1_Pr	HM_T1_R	Horno de Microondas, Temperatura 1.
HM_T2_Pr	HM_T2_R	Horno de Microondas, Temperatura 2.
HM_V_Pr	HM_V_R	Horno de Microondas, Velocidad.
LÍNEA	LÍNEA	El número correspondiente a la Línea de producción que corresponden los datos.

En la Tabla 3, se observan tanto la cantidad de registros como el número de hilera que se almacenó en cada línea de producción analizada. En esta misma Tabla, se puede notar que hay hileras

programadas (_PR) que no aparecen en las hileras extrudidas (_R), sobre todo en el caso de la línea 13.

En la Tabla 4, se muestra la aplicación del lenguaje SQL, utilizado para promediar los datos cada 10 ó 15 min. El objetivo de esta acción fue suavizar las curvas que se observaban en los gráficos (las que se encontraban muy pronunciadas) de los datos recogidos cada minuto. En ambos casos, no se reflejó una pérdida de información valiosa y se obtuvieron valores con un mejor ajuste al promedio observado. Con esta operación, se obtuvieron bases de datos más manejables, debido a que se redujo el número de registros almacenados cada minuto.

Tabla 3: Cantidad de registros obtenidos en las bases de datos e hileras registradas en la base de datos programados y base de datos reales para cada una de las líneas.

LINEA	CANTIDAD DE REGISTROS	HILERA
8_Pr	59,544	593,596,598,599,914,944
8_R	59,544	593,598,914,944
9_Pr	59,169	592,912,962
9_R	59,169	592,912
10_Pr	50,165	418,451,704,706,784,805
10_R	50,165	418,451,784
13_Pr	75,133	109,422,423,429,431,712,743,882,892
13_R	75,133	109,119,418,423,429,431,712,743,749751
14_Pr	59,206	117,934,935,938,939,949
14_R	59,206	117,934,935,938,939

Capítulo 5

Tabla 4: Consulta de la base de datos a través de SQL, realizando el promedio cada 15 min.

```

SELECT          CEIL((UNIX_TIMESTAMP( fecha)-UNIX_TIMESTAMP('2006-01-01
00:00:00'))/900) AS  idt,      FROM_UNIXTIME(AVG(UNIX_TIMESTAMP( fecha))) AS
fecham,
AVG(`E1_C1_T_Pr`),AVG(`E1_C1_T_R`),AVG(`E1_C2_T_Pr`),AVG(`E1_C2_T_R`),AVG(`E
1_C3_T_Pr`),AVG(`E1_C3_T_R`),AVG(`E1_Cab_T_Pr`),AVG(`E1_Cab_T_R`),AVG(`E1_Hu
s_T_Pr`),AVG(`E1_Hus_T_R`),AVG(`E1_P_R`),AVG(`E1_T_R`),AVG(`E1_V_Pr`),AVG(`E
1_V_R`),AVG(`E2_C1_T_Pr`),AVG(`E2_C1_T_R`),AVG(`E2_C2_T_Pr`),AVG(`E2_C2_T_R`
),AVG(`E2_C3_T_Pr`),AVG(`E2_C3_T_R`),AVG(`E2_Cab_T_Pr`),AVG(`E2_Cab_T_R`),AV
G(`E2_Hus_T_Pr`),AVG(`E2_Hus_T_R`),AVG(`E2_P_R`),AVG(`E2_T_R`),AVG(`E2_V_Pr`
),AVG(`E2_V_R`),AVG(`EP_C1_T_Pr`),AVG(`EP_C1_T_R`),AVG(`EP_C2_T_Pr`),AVG(`EP
_C2_T_R`),AVG(`EP_C3_T_Pr`),AVG(`EP_C3_T_R`),AVG(`EP_Cab_T_Pr`),AVG(`EP_Cab_
T_R`),AVG(`EP_Hus_T_Pr`),AVG(`EP_Hus_T_R`),AVG(`EP_P_R`),AVG(`EP_T_R`),AVG(`
EP_V_Pr`),AVG(`EP_V_R`),hilera,AVG(`HM_T1_Pr`),AVG(`HM_T1_R`),AVG(`HM_T2_Pr`
),AVG(`HM_T2_R`),AVG(`HM_V_Pr`),AVG(`HM_V_R`),LINEA

FROM BTR

WHERE linea='L8C'

GROUP BY idt

```

Al promediar los datos cada 15 min, los más de 50,000 registros que contenía una de las bases de datos, se redujeron a poco más de 20,000. En la Tabla 5, se muestra un resumen estadístico de la información después de haberse promediado. Para el análisis estadístico se hizo uso del paquete R [R-project (2003)] durante todo el desarrollo del trabajo.

Tabla 5: Descriptores estadísticos de los datos reales, correspondientes a una de las bases de datos.

```

> summary(li8r)
      idt          fecham          AVG(`E1_C1_T_R`)
Min.   : 795   Min.   :2006-01-08 23:40:42   Min.   : 0.00
1st Qu.: 8784  1st Qu.:2006-04-02 05:56:09   1st Qu.:54.98
Median :16621  Median :2006-06-22 21:00:55   Median :55.00
Mean   :17334  Mean   :2006-06-30 07:17:12   Mean   :54.15
3rd Qu.:25944  3rd Qu.:2006-09-27 23:48:35   3rd Qu.:55.02
Max.   :35040  Max.   :2006-12-31 16:52:56   Max.   :75.62
AVG(`E1_C2_T_R`) AVG(`E1_C3_T_R`) AVG(`E1_Cab_T_R`) AVG(`E1_Hus_T_R`)
Min.   : 0.00   Min.   : 0.00   Min.   : 0.00   Min.   : 0.00
1st Qu.:54.90   1st Qu.:54.76   1st Qu.:59.80   1st Qu.:49.99
Median :54.99   Median :55.00   Median :59.98   Median :50.02
Mean   :53.34   Mean   :53.38   Mean   :57.79   Mean   :51.12
3rd Qu.:55.00   3rd Qu.:55.05   3rd Qu.:60.01   3rd Qu.:51.08
Max.   :76.40   Max.   :76.10   Max.   :80.44   Max.   :77.56
AVG(`E1_P_R`)   AVG(`E1_T_R`)   AVG(`E1_V_R`)   AVG(`E2_C1_T_R`)

```

Min. : 0.0	Min. : 0.00	Min. : 0.00	Min. : 0.00
1st Qu.: 2.0	1st Qu.: 29.88	1st Qu.: 0.00	1st Qu.:54.95
Median : 4.0	Median : 51.78	Median : 61.94	Median :55.00
Mean :224.8	Mean : 60.68	Mean : 94.74	Mean :54.35
3rd Qu.:496.0	3rd Qu.: 68.96	3rd Qu.:181.07	3rd Qu.:59.90
Max. :805.8	Max. :6544.00	Max. :304.68	Max. :79.15
AVG(`E2_C2_T_R`)	AVG(`E2_C3_T_R`)	AVG(`E2_Cab_T_R`)	AVG(`E2_Hus_T_R`)
Min. : 0.00	Min. : 0.00	Min. : 0.00	Min. : 0.00
1st Qu.:54.95	1st Qu.:54.95	1st Qu.:59.93	1st Qu.:49.95
Median :55.00	Median :55.00	Median :59.98	Median :50.00
Mean :53.08	Mean :52.89	Mean :57.04	Mean :48.80
3rd Qu.:55.00	3rd Qu.:55.03	3rd Qu.:60.00	3rd Qu.:50.05
Max. :69.13	Max. :65.42	Max. :67.05	Max. :67.05
AVG(`E2_P_R`)	AVG(`E2_T_R`)	AVG(`E2_V_R`)	AVG(`EP_C1_T_R`)
Min. : 0.000	Min. : 0.00	Min. : 0.0000	Min. : 0.00
1st Qu. : 1.086	1st Qu.:32.40	1st Qu.: 0.1250	1st Qu.:54.98
Median : 2.400	Median :50.88	Median : 0.2206	Median :55.00
Mean :138.547	Mean :47.53	Mean : 88.9592	Mean :59.81
3rd Qu. :365.750	3rd Qu.:60.92	3rd Qu.:197.1400	3rd Qu.:70.00
Max. :784.500	Max. :88.44	Max. :317.5765	Max. :88.35
AVG(`EP_C2_T_R`)	AVG(`EP_C3_T_R`)	AVG(`EP_Cab_T_R`)	AVG(`EP_Hus_T_R`)
Min. : 0.00	Min. : 0.00	Min. : 0.00	Min. : 0.00
1st Qu.:54.97	1st Qu.:54.98	1st Qu.: 59.95	1st Qu.:49.98
Median :55.00	Median :55.00	Median : 60.02	Median :50.13
Mean :59.73	Mean :59.63	Mean : 63.95	Mean :56.05
3rd Qu.:70.00	3rd Qu.:70.00	3rd Qu.: 74.90	3rd Qu.:69.95
Max. :80.90	Max. :81.11	Max. :735.00	Max. :78.08
AVG(`EP_P_R`)	AVG(`EP_T_R`)	AVG(`EP_V_R`)	hilera
Min. : 0.0	Min. : 0.00	Min. : 0.0000	Min. : 0.0
1st Qu.: 0.5	1st Qu.: 34.19	1st Qu.: 0.1412	1st Qu.: 59.0
Median : 42.0	Median : 62.16	Median : 93.9929	Median :598.0
Mean :175.7	Mean : 529.26	Mean : 96.6526	Mean :541.6
3rd Qu.:418.3	3rd Qu.: 90.18	3rd Qu.:163.0000	3rd Qu.:914.0
Max. :659.2	Max. :3276.70	Max. :345.5250	Max. :947.0
AVG(`HM_T1_R`)	AVG(`HM_T2_R`)	AVG(`HM_V_R`)	LINEA
Min. : 0.0	Min. : 0.0	Min. : 0.00	L8C:20742
1st Qu.:190.0	1st Qu.:190.0	1st Qu.: 8.49	
Median :190.0	Median :190.0	Median : 8.59	
Mean :182.7	Mean :178.5	Mean :10.11	
3rd Qu.:190.1	3rd Qu.:190.1	3rd Qu.:15.98	
Max. :225.8	Max. :225.3	Max. :18.07	

En este trabajo, se llevó a cabo el análisis de los parámetros principales del proceso de extrusión para cada línea de elaboración de perfiles. Las variables consideradas fueron: la Temperatura en cada una de las secciones del cilindro, la Temperatura del husillo, la Temperatura del cabezal, la Velocidad del husillo y la Presión en las extrusoras. También se analizaron las principales variables del Horno de microondas, como las Temperaturas y la Velocidad.

Es importante hacer mención que el estudio fue realizado en conjunto con personal de la empresa, ya que fueron los expertos del proceso quienes proporcionaron la información y, junto a estos se determinaron las principales variables del proceso de extrusión. Asimismo se estuvo en constante comunicación para que no existiera desvío de los objetivos planteados en esta investigación.

5.5 Selección de los objetivos

La metodología de la Minería de Datos sugiere que se establezca el objetivo como paso previo al análisis de los datos. Con la aplicación del *Data Mining* se pretenden los siguientes objetivos:

- Conocer, a través de la metodología de Minería de Datos y algunas técnicas estadísticas, el comportamiento de las variables principales del proceso de extrusión, haciendo uso de datos históricos del proceso durante la producción en régimen. Para este punto se realizará lo siguiente:
 - Preprocesado y transformación de los datos.
 - Reducción dimensional a través de proyectores lineales y no lineales.
- Obtener mayor conocimiento de la relación entre las variables principales del proceso de extrusión en régimen. Por lo que se realizará lo siguiente:
 - Búsqueda de grupos mediante técnicas de *clusterizado*.
- Determinar las mejores curvas de arranque de las extrusoras, con la finalidad de automatizar el proceso. En este caso se llevará a cabo lo siguiente:

- Separar los datos de los arranque de los datos considerados para la producción en régimen para llevar a cabo el análisis de manera independiente.
- Aplicar un método predictivo para conseguir la automatización de los arranques.
- Generar “alarmas” que indiquen al operador que el proceso se ha desviado de los valores establecidos como normales o, incluso, que se ha desconectado un sensor de las máquinas.
 - Uso de los proyectores lineales y no lineales para establecer el punto de operación adecuado.
 - Determinar los puntos de operación anormales.

Al conseguir estos objetivos se conseguirían los objetivos generales y específicos establecidos en el Capítulo 3 de este documento.

5.6 Preparación de los datos

Como siguiente paso se debe llevar a cabo la preparación de los datos, que se realiza en tres fases: la selección, el preprocesado y la transformación de los datos. La selección de los datos es una etapa que ya fue explicada. En este caso, se van a detallar las fases de preprocesado y transformación de los datos.

a) Preprocesado de los datos.

El preprocesado de los datos tiene el objetivo de conseguir un conjunto de datos adecuado para que se apliquen correctamente los algoritmos de Minería de Datos. En esta sección se mostrará la forma en que, utilizando descriptores estadísticos (media, mediana, máx, min, etc.), se realizó la limpieza de los datos.

En la información originalmente recogida existen valores erróneos en las variables, ya que no corresponden a la media esperada. Para poder realizar el análisis con los datos que permitieran obtener información valiosa, se realizó lo siguiente:

En todas las variables se observaron registros con valores nulos. Estos fueron eliminados, lo que redujo el número de observaciones. En la Tabla 6, se presentan algunas de las variables que se encuentran en una de las bases de datos y que registran valores nulos, resaltados en color rojo.

Tabla 6: Variables donde se observa que existen valores nulos.

```

> summary(ssl[,1:7])

```

idt	fecham	AVG(`E1_C1_T_Pr`)	
Min. : 795	Min. :2006-01-08 23:40:42	Min. : 0.00	
1st Qu.: 8784	1st Qu.:2006-04-02 05:56:09	1st Qu.:55.00	
Median :16621	Median :2006-06-22 21:00:55	Median :55.00	
Mean :17334	Mean :2006-06-30 07:17:12	Mean :50.12	
3rd Qu.:25944	3rd Qu.:2006-09-27 23:48:35	3rd Qu.:55.00	
Max. :35040	Max. :2006-12-31 16:52:56	Max. :75.71	
AVG(`E1_C1_T_R`)	AVG(`E1_C2_T_Pr`)	AVG(`E1_C2_T_R`)	AVG(`E1_C3_T_Pr`)
Min. : 0.00	Min. : 0.00	Min. : 0.00	Min. : 0.00
1st Qu.:54.98	1st Qu.:55.00	1st Qu.:54.90	1st Qu.:50.00
Median :55.00	Median :55.00	Median :54.99	Median :55.00
Mean :54.15	Mean :49.43	Mean :53.34	Mean :49.21
3rd Qu.:55.02	3rd Qu.:55.00	3rd Qu.:55.00	3rd Qu.:55.00
Max. :75.62	Max. :75.71	Max. :76.40	Max. :75.71

- Se ajustaron los valores promedio para las variables, los que deben ser:
 - ii. Temperatura en extrusoras: 60-70°C
 - iii. Velocidad en extrusoras: 150-160 RPM

- iv. Presión en extrusoras: 200-300 Bar
- v. Temperatura en hornos de microondas: 190-200°C
- vi. Velocidad en hornos de microondas: 8-10 m/min
- Se identificaron los valores que correspondían a paros, tramos muy cortos de producción y espurios, para eliminarlos. En la Figura 24, se puede observar el comportamiento de la presión en una de las Extrusoras durante tres meses de producción. Se puede notar que han quedado registrados valores erróneos, los que son necesarios eliminar porque causan “ruido” al llevar a cabo el análisis.

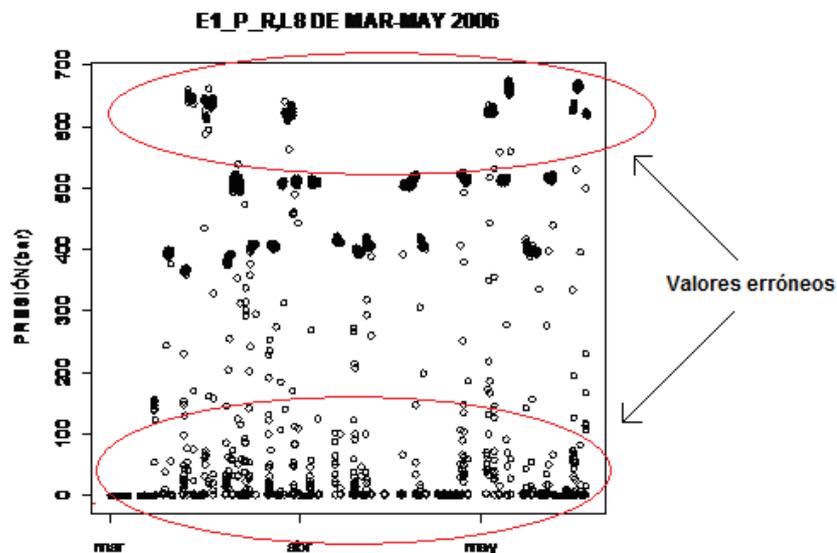


Figura 24: Gráfico de los valores Reales correspondientes a la presión de la Extrusora 1.

- Se determinaron los tramos que correspondían a producción en régimen (Figura 25).

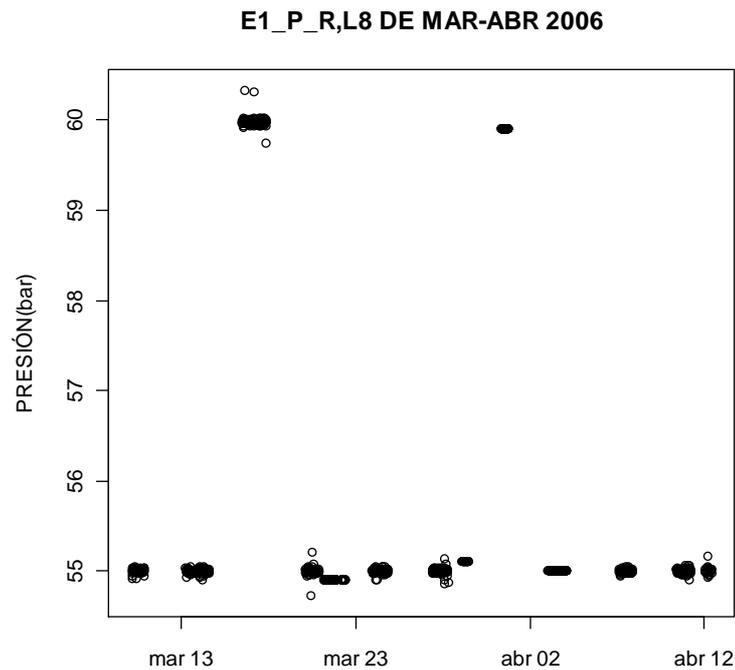


Figura 25: Gráfico con datos de producción en régimen.

Una vez depurada la base de datos, en la Tabla 7 se observan los valores de algunas de las variables. Finalmente, quedaron un 25% de los datos con respecto a los originales.

Acercas de las causas por las cuales se tenían valores nulos, se ha determinado que los valores no se han podido almacenar porque los sensores se desconectan de las máquinas y son nuevamente conectados hasta que los operadores se percatan de la situación.

Con referencia a los espurios, es posible que se generen al arrancar las máquinas. Al momento de ajustar los valores, de forma manual y por ensayo y error, para obtener los valores especificados. Existe la probabilidad que durante la manipulación de las máquinas, se presenten las desviaciones.

Tabla 7: Se muestran los valores registrados de algunas variables después de que se eliminaron los datos nulos, erróneos y también cuando ya se han elegido los tramos de producción en régimen.

```

> summary(li8r)

```

idt	fecham	AVG(`E1_C1_T_R`)					
Min. : 6571	Min. : 2006-03-10 03:37:27	Min. : 28.80					
1st Qu.: 11300	1st Qu.: 2006-04-28 10:52:48	1st Qu.: 54.98					
Median : 16377	Median : 2006-06-20 08:08:29	Median : 55.00					
Mean : 18004	Mean : 2006-07-07 06:48:09	Mean : 54.85					
3rd Qu.: 24479	3rd Qu.: 2006-09-12 17:36:15	3rd Qu.: 55.00					
Max. : 33905	Max. : 2006-12-19 21:07:07	Max. : 70.01					
AVG(`E1_C2_T_R`)		AVG(`E1_C3_T_R`)		AVG(`E1_Cab_T_R`)		AVG(`E1_Hus_T_R`)	
Min. : 29.20	Min. : 37.70	Min. : 29.80	Min. : 35.20				
1st Qu.: 54.95	1st Qu.: 54.92	1st Qu.: 59.90	1st Qu.: 49.99				
Median : 54.99	Median : 55.00	Median : 59.98	Median : 50.02				
Mean : 53.99	Mean : 54.13	Mean : 58.54	Mean : 51.78				
3rd Qu.: 55.00	3rd Qu.: 55.02	3rd Qu.: 60.00	3rd Qu.: 50.82				
Max. : 65.00	Max. : 64.16	Max. : 70.01	Max. : 72.95				

Es importante mencionar que no existen alarmas que indiquen a los operadores que alguno de los parámetros se ha desviado de la media. Por lo cual, se pueden registrar valores muy alejados de lo esperado y continuar de esa manera por un periodo de tiempo considerable. Hasta que el operador se entera de la situación, no realiza el ajuste de los parámetros.

Por último, se dividieron los registros por hilera, quedando en una de las líneas de producción la cantidad de registros que se muestra en

la Tabla 8. Se hace la aclaración que se está ejemplificando con los datos reales.

Tabla 8: Cantidad de valores registrados que se obtienen por hilera en una de las líneas, una vez que se ha hecho la limpieza de los datos.

HILERA	# REGISTROS
59	1546
593	877
596	200
598	960
791	11
914	286
944	752
947	585

TOTAL = 5217 Registros.

Una vez que se tiene una base de datos manejable, con la información depurada y dividida por hileras se pasa a la siguiente etapa, la que aún corresponde a la preparación de los datos.

b) Transformación de los datos.

En esta etapa, se prepararon los datos para que fueran adecuadamente procesados por los algoritmos de Minería de Datos.

Los algoritmos considerados adecuados para el análisis de los datos, sólo aceptan variables numéricas, por lo que fue necesario eliminar las variables categóricas. Las variables eliminadas fueron:

IDX, Fecha, Hilera y Línea. También se llevó a cabo la Normalización de datos por variable de 0-1 [Sarle (2002)], como se muestra en la Tabla 9.

Tabla 9: Función para escalar datos de 0-1.

```
> x<-datos1[,1,2,...,n] hasta n=22
> y1<-(x-min(x))/(max(x)-min(x))
>ndatos<-
bind(y1,y2,y3,y4,y5,y6,y7,y8,y9,y10,y11,y12,y13,y14,y15,
+ y16,y17,y18,y19,y20,y21,y22)
```

Al aplicar la función *summary*, se muestran los datos escalados, ver Tabla 10. La normalización fue necesaria para evitar el uso de escalas diferentes, así se utiliza la misma escala para todas las variables analizadas.

Tabla 10: Datos escalados de 0-1.

```
> summary(nli8rh59)
AVG(`E1_C1_T_R`) AVG(`E1_C2_T_R`) AVG(`E1_C3_T_R`) AVG(`E1_Cab_T_R`)
Min. :0.0000 Min. :0.0000 Min. :0.0000 Min. :0.0000
1st Qu.:0.5400 1st Qu.:0.5413 1st Qu.:0.2059 1st Qu.:0.9625
Median :0.5696 Median :0.5647 Median :0.2076 Median :0.9672
Mean :0.5610 Mean :0.5551 Mean :0.2388 Mean :0.9126
3rd Qu.:0.5783 3rd Qu.:0.5647 3rd Qu.:0.2098 3rd Qu.:0.9698
Max. :1.0000 Max. :1.0000 Max. :1.0000 Max. :1.0000
```

Teniendo los datos depurados, únicamente con variables numéricas y escalados de 0-1, se ha concluido la fase de preparación de los datos.

Las siguientes etapas son la aplicación de algoritmos de Minería de Datos y la obtención de resultados, los que se muestran en el siguiente Capítulo.

CAPÍTULO 6

RESUMEN DE PUBLICACIONES

Durante el desarrollo de la presente investigación, se fueron obteniendo resultados, mismos que se difundieron en Congresos Internacionales y Revistas indexadas.

Una primera participación fue en el **X Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos, celebrado en la Cd. de Valencia del 13 al 15 de Septiembre del 2006**. En este evento se presentó el trabajo relacionado con la aplicación de la Metodología de Minería de Datos presentada en el Capítulo 6 de este documento y cuyo resumen se muestra en el Cuadro 1 y en el Cuadro 2.

Cuadro 1: Resumen en inglés del artículo publicado en el X Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos en el 2006.

DATA ANALYSIS PROCESS FOR EXTRUSION OF RUBBER

C. Barreto Cabrera; M. Castejón Limas; A. González Marcos; J. B. Ordieres Meré.

Abstract:

The increasing automatization of the fabrication process in the industry has generated big quantities of data. This data can give us information and knowledge about a particular process; however, a little advantage has been taken of this situation. The Data Mining consists, exactly, in taking out the knowledge that exist in the big data bases generated for some process by the Artificial Intelligence techniques, it is in this field that this work has been developed. In the

process of rubber extrusion techniques of processing data and dimensional reduction, like for example SAMMON, PCA and clusters has been applied. This is with the final idea of discovering clusters, patterns of conduct, outliers, etc. Those techniques are very usefull for the analysis of multivariety-process because they allow you to see the data in 2D, that led to maximize the preservation of the original structure of data.

The way you take care of the data it's crucial in the process of Data Mining and it's necessary a good knowledge of the process. This is because in the part where you reduce the quantity of information by putting away what is repetitive and has a little value for a farther analysis.

Keywords: *Data Mining, Sammon Analysis, Principal Component Analysis, Clusters, Outliers.*

Cuadro 2: Resumen en español del artículo publicado en el X Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos en el 2006.

TRATAMIENTO DE DATOS PARA ANÁLISIS DE PROCESOS DE EXTRUSIÓN DE GOMAS.

C. Barreto Cabrera; M. Castejón Limas; A. González Marcos; J. B. Ordieres Meré.

Resumen:

La creciente automatización de los procesos de fabricación en la industria, ha generado grandes cantidades de datos que pueden dar mucha información y conocimiento sobre un determinado proceso; sin embargo, poco provecho se ha obtenido de esta situación. La Minería de Datos (Data Mining) consiste, precisamente, en extraer el conocimiento de las grandes bases de datos generadas por algún proceso a través de técnicas de Inteligencia Artificial, y es en este ámbito que se ha desarrollado el presente trabajo. En una línea de producción de perfiles de caucho, específicamente en el proceso de extrusión de gomas se han aplicado técnicas de

procesado de datos y reducción dimensional, tales como SAMMON, Análisis de Componentes Principales (PCA) y clusterizado con la finalidad de descubrir agrupamientos, patrones de comportamiento, espurios, etc. Tales técnicas son muy útiles para el análisis de procesos multivariados, ya que permiten visualizar los datos en 2D preservando al máximo la estructura original de los datos.

El tratamiento de los datos es crítica dentro del proceso de Minería de Datos y se necesita un buen conocimiento del proceso ya que, es en esta parte donde se reduce la cantidad de información haciendo a un lado la que se considere redundante y de poco valor para el análisis posterior.

Palabras clave:

Minería de datos, Análisis Sammon, Análisis de Componentes Principales, Agrupamientos, Espurios.

De acuerdo a las hipótesis formuladas en el Capítulo 4, una de ellas es en relación al tiempo utilizado para arrancar las máquinas extrusoras al inicio de la jornada laboral, sobre todo después de un fin de semana. El análisis y los resultados obtenidos se dieron a conocer a través del Journal of materials processing technology, editado por ELSEVIER B.V., disponible en línea el 15 de junio del 2007, como se muestra a continuación, en el Cuadro 3 y en el Cuadro 4.

Cuadro 3: Resumen en inglés del artículo publicado en el Journal of materials processing technology, editado por ELSEVIER B.V., en el 2007.

*Journal of materials processing technology 197 (2007)
161–169*

*(Received 26 November 2006, Accepted 3 June 2007, Available on
line 15 June 2007)*

**MODELLING OF AN ELASTOMER PROFILE EXTRUSION
PROCESS USING SUPPORT VECTOR MACHINES (SVM)**

F.J. Martínez-de-Pisón^a, C. Barreto^b, A. Pernía^a, F. Alba^a

^a Grupo EDMANS, 1 Departamento de Ingeniería Mecánica, Universidad de La Rioja, Luis de Ulloa 20, C.P. 26004 Logroño, Spain.

^b Instituto Tecnológico de Zacatepec, Apartado Postal 45, C.P. 62780 Zacatepec, Morelos, México.

Abstract:

This article describes a methodology for semi-automatically classifying and modelling the best start-up curves of an elastomer extrusion process for the automobile industry. These starts are performed manually due to their difficulty and depend on the experience of the operator and on the type of product to be extruded. If the product is not extruded correctly, considerable time and raw material may be lost. The final objective of this study was to identify and model, using the database of manufacturing histories, the best start-up curves produced for each profile manufactured. With the new models obtained, we were able to automate the process and reduce the time used in these start-ups subsequently increasing production, improving quality, reducing defective material and stress on production staff. Initially, principal components analysis (PCA) was used to identify the start-ups that reached the stationary regime most quickly. After extracting the most significant variables from these start-up curves, a dynamic control model was developed using support vector machines (SVM) capable of predicting the velocity variables of the extruders.

Keywords: *Elastomer extrusion, Support vector machines, Principal components analysis, Data mining.*

Cuadro 4: Resumen en español del artículo publicado en el Journal of materials processing technology, editado por ELSEVIER B.V., en el 2007.

Journal of materials processing technology

(Received 26 November 2006, Accepted 3 June 2007)

MODELIZADO DE UN PROCESO DE EXTRUSIÓN DE PERFILES DE ELASTÓMEROS MEDIANTE MÁQUINAS DE VECTORES SOPORTE (SVM)

F. J. Martínez-de-Pisón^a, C. Barreto^b, A. Pernía^a, F. Alba^a

^aGrupo EDMANS (<http://www.mineriadatos.com>), Departamento de Ingeniería Mecánica, Universidad de La Rioja, Luis de Ulloa, 20, C.P. 26004 Logroño, España

^bInstituto Tecnológico de Zacatepec. Apartado postal 45, C.P. 62780. Zacatepec, Morelos, México.

Resumen:

En este artículo, se describe una metodología que sirve para clasificar y modelizar de forma semiautomática las mejores curvas de arranque de un proceso de extrusión de elastómeros para la industria del automóvil. Estos arranques, debido a su dificultad, se realizan manualmente y dependen de la experiencia del operario y del tipo del producto a extruir. Si el producto no se consigue extruir correctamente se produce una considerable pérdida de tiempo y materia prima. El objetivo final del trabajo que se presenta en este artículo se centra en encontrar y modelar, a partir de la base de datos de históricos de fabricación, las mejores curvas de arranque efectuadas para cada uno de los perfiles fabricados. Con los nuevos modelos obtenidos se puede automatizar el proceso y reducir el tiempo empleado en dichos arranques con el consiguiente aumento de la producción, mejora de la calidad, reducción del material defectuoso y del estrés del personal de producción. Inicialmente, se identifica mediante Análisis de Componentes Principales (Principal Components Analysis (PCA)) los arranques que más rápidamente alcanzan el régimen permanente. Una vez extraídas las variables más significativas de estas curvas de arranque, se desarrolla un

modelo dinámico de control con Máquinas de Vectores Soporte (Support Vector Machines (SVM)) capaz de predecir las variables de velocidad de las extrusoras.

Palabras clave: *Extrusión de Elastómeros; Máquinas Vectores Soporte; Análisis de Componente Principales; Minería de Datos.*

Uno de los objetivos propuestos en el Capítulo 3, se refiere a mejorar el control del proceso de extrusión a través de la implementación de una estrategia de control. Relacionado con este objetivo, se desarrolló un artículo con el que se participó en el **XII Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos en Zaragoza del 9-11 de julio del 2008**. El resumen del trabajo se presenta en el Cuadro 5 y en el Cuadro 6.

Cuadro 5: Resumen en inglés del artículo publicado en el XII Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos en Zaragoza en el 2008.

INTELLIGENT TECHNIQUES OF DATA MINING TO IMPROVE THE PROCESS OF RUBBER EXTRUSION

Barreto C.;Ordieres J.; Castejón M.; Ortiz I.

Abstract:

Application of data minning techniques to continous extrusion of some rubber profiles allow us to identify strategies from different operators in order to keep on track production of these profiles.

The work carried out will evaluate parameters used by these operators, time between adjustments and some other aspects as they can show us different strategies that must be categorized in order to produce best practices, from operation point of view.

The work is preliminar but it can provide valuable knowledge from practical point of view.

Keywords: *Knowledge management; Data mining; Rubber extrusion*

Cuadro 6: Resumen en español del artículo publicado en el XII Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos en Zaragoza en el 2008.

TÉCNICAS INTELIGENTES DE MINERÍA DE DATOS PARA MEJORAR LOS PROCESOS DE EXTRUSIÓN DE GOMA

Barreto C.;Ordieres J.; Castejón M.; Ortiz I.

Resumen:

La aplicación de técnicas de minería de datos para la extrusión continua de algunos perfiles de goma nos permite identificar estrategias para el seguimiento de esos perfiles por los operadores.

El trabajo ejecutado puede ser evaluado a través de los parámetros usados por esos operadores, el tiempo entre los ajustes y algunos otros aspectos que pueden mostrarnos y que deben ser clasificados para diferentes estrategias para producir buenas prácticas, desde el punto de vista de la operación.

El trabajo es preliminar pero puede proporcionar conocimiento valioso desde el punto de vista práctico.

Palabras clave: *Gestión del conocimiento, Minería de datos, Extrusión de goma.*

Como resultado del análisis de los datos del proceso de extrusión en régimen permanente, relacionada con una de las hipótesis descritas en el Capítulo 4, se publicó en **International Journal of Production Research**, editada por Taylor and Francis en abril del 2009. El artículo se muestra resumido en el Cuadro 7 y en el Cuadro 8.

Cuadro 7: Resumen en inglés del artículo publicado en International Journal of Production Research, editada por Taylor and Francis en el 2009.

<p style="text-align: center;"><i>International Journal of Production Research</i> (Received 19 September 2008; final version received 3 February 2009)</p> <p style="text-align: center;">A DATA-DRIVEN MANUFACTURING SUPPORT SYSTEM FOR RUBBER EXTRUSION LINES</p> <p style="text-align: center;"><i>Claudia Barreto Cabrera^a, Joaquín B. Ordieres Meré^{b*}, Manuel Castejon Limas^c and Juan José del Coz Díaz^d</i></p> <p style="text-align: center;">^a<i>Departamento de Ingeniería Industrial, Instituto Tecnológico de Zacatepec, Zacatepec, México;</i></p> <p style="text-align: center;">^b<i>Departamento de Ingeniería de Organización, Administración de Empresas y Estadística, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, Spain;</i></p> <p style="text-align: center;">^c<i>Departamento de Ingenierías Mecánica, Informática y Aeroespacial, Universidad de León, León, Spain;</i></p> <p style="text-align: center;">^d<i>Departamento de Ingeniería de Construcción, Universidad de Oviedo, Gijón, Spain.</i></p> <p><u>Abstract:</u></p> <p><i>A better control of extrusion processes offers clear advantages in the manufacturing of rubber profiles for the automotive industry. This work reports our experience in developing a support system aimed to ease the work of the extruder machinist while improving the quality of the profiles obtained. In order to build the system, an approach based on facts was adopted, following ISO 9000 standard quality principles. The data warehouse service available provided a wealth of information on the conditions of the running processes. The collected data, after being analysed with the appropriate data-mining techniques, allowed us to gain a better understanding of the process and to identify the main causes of variance. In particular, principal components analysis, Sammon projection and several classification techniques were applied for exploratory purposes. Different behaviours could be described for the extrusion process, allowing for</i></p>

the definition of a control strategy and, eventually, the development of a manufacturing support system. The estimates displayed by the system greatly improve the responsiveness of the machinist when the process departs from expected behaviour. The results of using this system in a local factory proved highly satisfactory and encouraging.

Keywords: *multivariate statistics; neural network applications; neural networks; new technology management; software engineering.*

Cuadro 8: Resumen en español del artículo publicado en International Journal of Production Research, editada por Taylor and Francis en el 2009.

International Journal of Production Research

(Received 19 September 2008; final version received 3 February 2009)

SISTEMA DE SOPORTE PARA EL MANEJO DE DATOS DE MANUFACTURA PARA LÍNEAS DE EXTRUSIÓN DE GOMA

Claudia Barreto Cabrera^a, Joaquín B. Ordieres Meré^{b}, Manuel Castejon Limas^c and Juan José del Coz Díaz^d*

^a*Departamento de Ingeniería Industrial, Instituto Tecnológico de Zacatepec, Zacatepec, México;*

^b*Departamento de Ingeniería de Organización, Administración de Empresas y Estadística, Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, Spain;*

^c*Departamento de Ingenierías Mecánica, Informática y Aeroespacial, Universidad de León, León, Spain;*

^d*Departamento de Ingeniería de Construcción, Universidad de Oviedo, Gijón, Spain.*

Resumen:

Un mejor control de los procesos de extrusión ofrece claras ventajas en la manufactura de perfiles de goma para la industria de la automoción. Este trabajo reporta nuestra experiencia en el desarrollo de un sistema de soporte encaminado a facilitar el trabajo

de las máquinas de extrusión para la mejora de la calidad del perfil obtenido. Con el fin de construir el sistema, fue adoptado un enfoque basado en hechos, siguiendo los principios y estándares de calidad de ISO9000. El servicio de almacenamiento de datos disponía de una gran cantidad de información acerca de las condiciones del proceso de producción. Los datos recogidos, después de haber sido analizados con las técnicas apropiadas de Minería de Datos nos ha permitido obtener una mejor comprensión del proceso e identificar las principales causas de variación. En particular, para fines de exploración, se aplicó el Análisis de las Componentes Principales, la Proyección Sammon y diferentes Técnicas de Clasificación. Diversos comportamientos pueden ser descritos por los procesos de extrusión, permitiendo la definición de una estrategia de control y, eventualmente, el desarrollo de un sistema de soporte para la manufactura. Las estimaciones muestran que el sistema mejorará, en gran medida, la capacidad de respuesta de la máquina cuando el proceso se aparta del comportamiento esperado. Los resultados del uso de este sistema en una fábrica local han demostrado ser muy satisfactorios y alentadores.

Palabras Clave: *Estadística multivariable; aplicaciones de redes neuronales; redes neuronales; nuevas tecnologías de gestión; software de ingeniería.*

La participación en Congresos permitió la retroalimentación de la investigación realizada. Además, los resultados difundidos pueden servir de punto de partida para futuras investigaciones y para otros interesados en indagar sobre el mismo campo del conocimiento.

La difusión de los resultados obtenidos en esta investigación, fue uno de los objetivos planteados al inicio de este trabajo, lo que se cumplió como ha sido mostrado en este apartado.

CAPÍTULO 7

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

En este apartado se muestran los resultados obtenidos con la aplicación de las técnicas de Minería de Datos mencionadas en el Capítulo 5. El trabajo de investigación realizado se dividió en dos partes.

En la primera parte, se analizaron los datos que correspondían a los arranques de las máquinas extrusoras. Las técnicas aplicadas en este caso, fueron: el Análisis de Componentes Principales (PCA) y las Máquinas de Vectores Soporte (SVM). Esta última técnica permitió identificar las mejores curvas de arranque, aquellas que fueron menores a 100 min. En particular, con las SVM se desarrolló un modelo dinámico que fue capaz de predecir las variables de velocidad de las extrusoras, siendo posible la automatización de los arranques.

En la segunda parte, se presentan los resultados de los datos que correspondían a la producción en régimen permanente con la finalidad de probar las hipótesis con respecto a:

- La variabilidad entre los principales parámetros de las máquinas extrusoras.
- El control deficiente del proceso.
- La existencia de variación entre los datos de consigna y los reales.
- Inestabilidades en el proceso.

- Corregir problemas con los sensores de las máquinas extrusoras a través de la instalación de alarmas.

En este caso se aplicaron las técnicas de la Minería de Datos como son los proyectores lineales, como el PCA; los proyectores no lineales, como el Análisis Sammon; las técnicas de clusterizado como los son CLARA, AGNES y MCLUST así como el Análisis Discriminante Lineal (LDA).

A continuación se muestran y se comentan los resultados obtenidos en cada caso:

7.1 Resultados para las mejores curvas de arranque en la extrusión

Una vez que se seleccionaron las variables más importantes del proceso, para cada una de las hileras extrudidas, se aplicaron técnicas de visualización a cada una de esas variables para observar su comportamiento. De este análisis se determinó que la variable correspondiente a la Temperatura de la Extrusora Principal fue la que mejor indicaba los momentos de arranque y parada del proceso.

Después de realizar las curvas de arranque de las 25 variables del proceso, se seleccionaron todas las que correspondían a los arranques correctos. Posteriormente se analizaron mediante el Análisis de Componentes Principales (PCA), con los datos debidamente escalados de 0-1.

Al examinar los dos ejes principales del PCA, se observó que estos explicaban más del 70% de la varianza del proceso y que las variables que más influían en cada uno de los ejes eran la temperatura, velocidad y presión real de cada una de las extrusoras, ver Tabla 11 y Tabla 12, es decir, un total de 9 variables de las 25 consideradas. De esta manera, se redujo el número de variables necesarias para el modelizado, a sólo 9 de 25 que se habían tomado en cuenta inicialmente.

Posteriormente se determinaron los minutos que les tomaba a las mejores curvas de arranque, llegar a zona de estabilidad del proceso. Esto se realizó tomando el centro de la zona de mayor densidad y una distancia umbral designada por el analista, ver círculo de puntos de la Figura 26. El sistema era capaz de determinar los minutos que había necesitado cada uno de los arranques hasta llegar a la zona estable correspondiente al régimen estacionario del proceso de extrusión.

Tabla 11: Porcentaje de influencia en la Primer Componente del PCA.

Porcentaje de influencia de las variables en el EJEX (Eje 1 del PCA) (Variables escaladas entre 0 y 1)					
Variable	%	Variable	%	Variable	%
E1_C1_T_R	0	E2_C1_T_R	0	EP_C1_T_R	0
E1_C2_T_R	0	E2_C2_T_R	0	EP_C2_T_R	0
---	---	---	---	EP_C3_T_R	0
E1_CAB_T_R	0	E2_CAB_T_R	0	EP_CAB_T_R	0
E1_HUS_T_R	0	E2_HUS_T_R	0	EP_HUS_T_R	0
E1_P_R	3	E2_P_R	5	EP_P_R	3
E1_T_R	36	E2_T_R	28	EP_T_R	4
E1_V_R	4	E2_V_R	10	EP_V_R	7

Tabla 12: Porcentaje de influencia en la Segunda Componente del PCA.

Porcentaje de influencia de las variables en el EJEY (Eje 2 del PCA) (Variables escaladas entre 0 y 1)					
Variable	%	Variable	%	Variable	%
E1_C1_T_R	0	E2_C1_T_R	0	EP_C1_T_R	0
E1_C2_T_R	0	E2_C2_T_R	0	EP_C2_T_R	0
---	---	---	---	EP_C3_T_R	0
E1_CAB_T_R	0	E2_CAB_T_R	0	EP_CAB_T_R	0
E1_HUS_T_R	0	E2_HUS_T_R	0	EP_HUS_T_R	0
E1_P_R	17	E2_P_R	22	EP_P_R	11
E1_T_R	-12	E2_T_R	-6	EP_T_R	5
E1_V_R	27	E2_V_R	13	EP_V_R	23

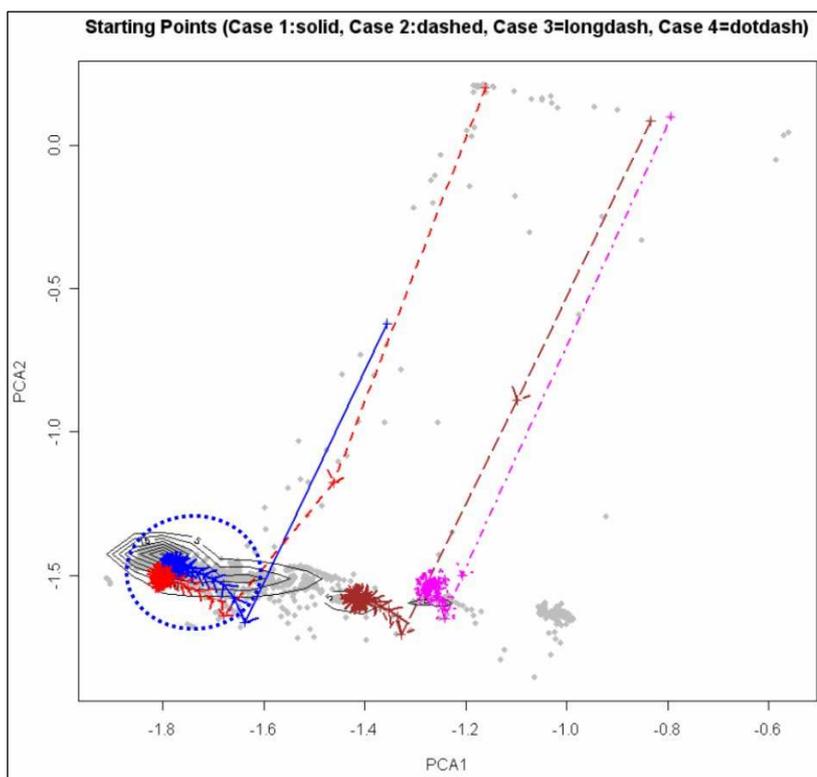


Figura 26 : Proyección de los puntos de operación de varios arranques usando los dos primeros ejes PCA.

En la Tabla 13, se muestran los minutos necesarios que necesitó cada una de las curvas de arranque para llegar a la zona de estabilidad. Algunas de ellas, aunque fueron arranques correctos, aparecen en la tabla con valores nulos, ya que alcanzaron una zona de estabilidad diferente a la establecida. Estas curvas no se consideraron para el modelizado.

Tabla 13: Minutos que necesitó cada una de las curvas de arranque para llegar a la zona de seguridad establecida en el gráfico PCA.

N°Case	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Min.	7	7	5	NOT	8	18	NOT	NOT	NOT	NOT
N°Case	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Min.	NOT	NOT	NOT	6	6	7	NOT	NOT	5	NOT
N°Case	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Min.	NOT	NOT	NOT	4	6	4	6	NOT	5	6
N°Case	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
Min.	NOT	5	5	7	NOT	NOT	NOT	NOT	NOT	10
N°Case	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
Min.	NOT	5	4	4	33	4	4	5	NOT	5

Para el proceso de control del arranque de extrusión, se planteó el modelado de las variables de velocidad y de temperatura de las tres extrusoras.

En el caso de las curvas de temperatura, el criterio consistió en seleccionar la curva de temperatura media de cada una de las extrusoras. En la Figura 27, se puede observar la curva media de temperatura de los mejores arranques de la extrusora principal. También se muestra la curva relativa a la moda (correspondiente al valor más repetido en cada minuto) y los percentiles 5% y 95% (curvas superior e inferior). En este caso, un modelo de regresión no lineal de la curva media (línea central formada por puntos) sirvió como modelo de temperatura de la extrusora principal. Lo mismo se hizo para las temperaturas de las otras dos extrusoras.

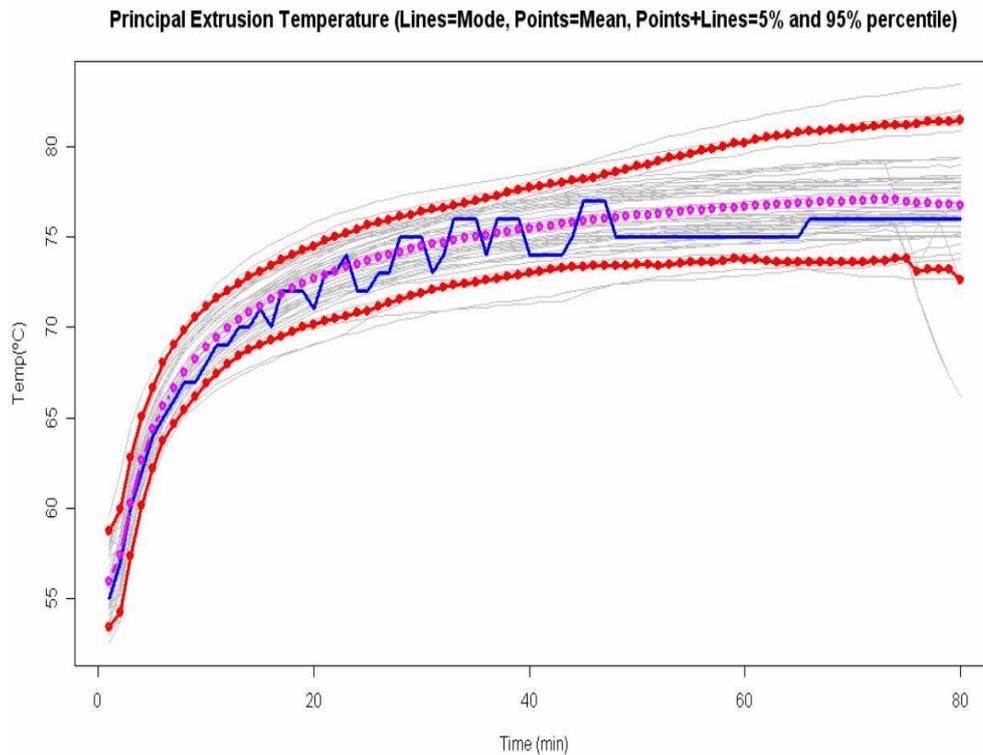


Figura 27: Curva de temperatura media, moda, 5% y 95% percentil de la extrusora principal.

Con las curvas de temperatura, de las tres extrusoras, se utilizaron las SVM para obtener tres modelos que explicaran la velocidad de cada extrusora en el instante siguiente ($t+1$), ver Figura 28, a partir de las presiones, temperaturas y velocidades del instante anterior (t) de las tres extrusoras. Para cada una de las extrusoras se generó un modelo con el 80% de los datos, y con el 20% de estos se realizó el testeó de dichos modelos. Los datos fueron normalizados entre 0 y 1 y desordenados aleatoriamente.

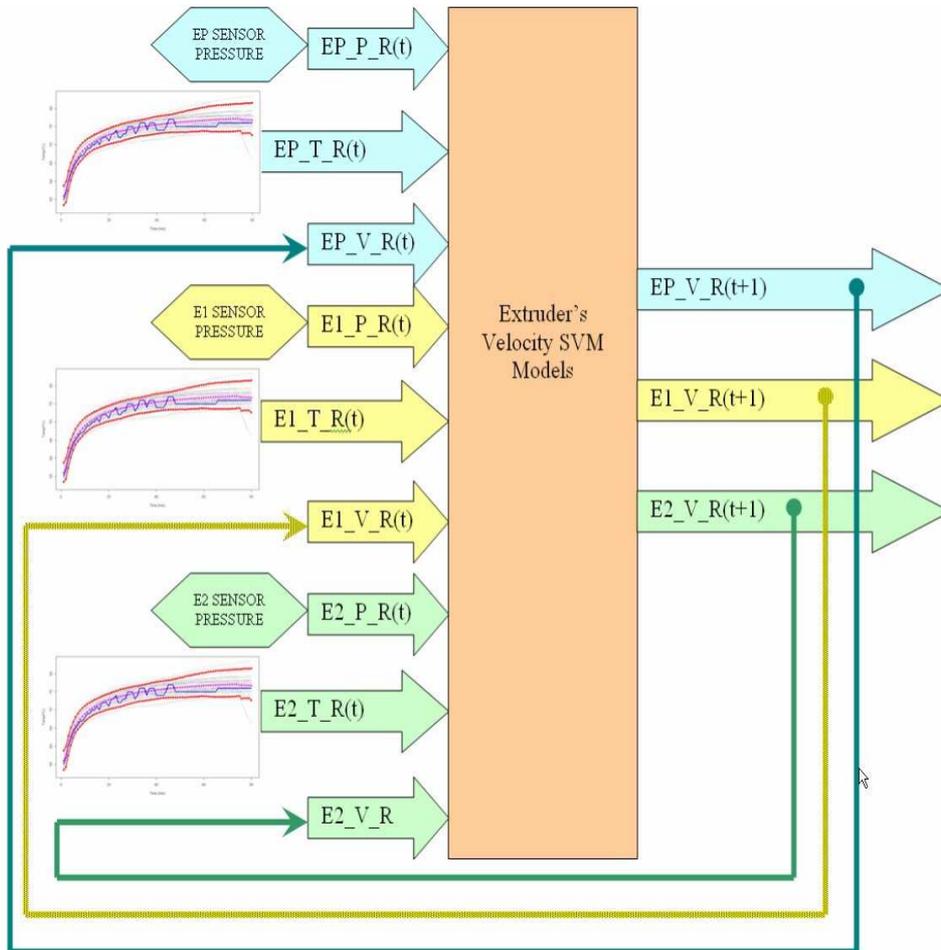


Figura 28: Esquema de control mediante el uso de los modelos SVM de velocidad de las extrusoras y los modelos no lineales de regresión de las temperaturas.

En la Figura 29 se muestran algunas curvas tanto de arranque de velocidad reales como las predichas por los modelos SVM.

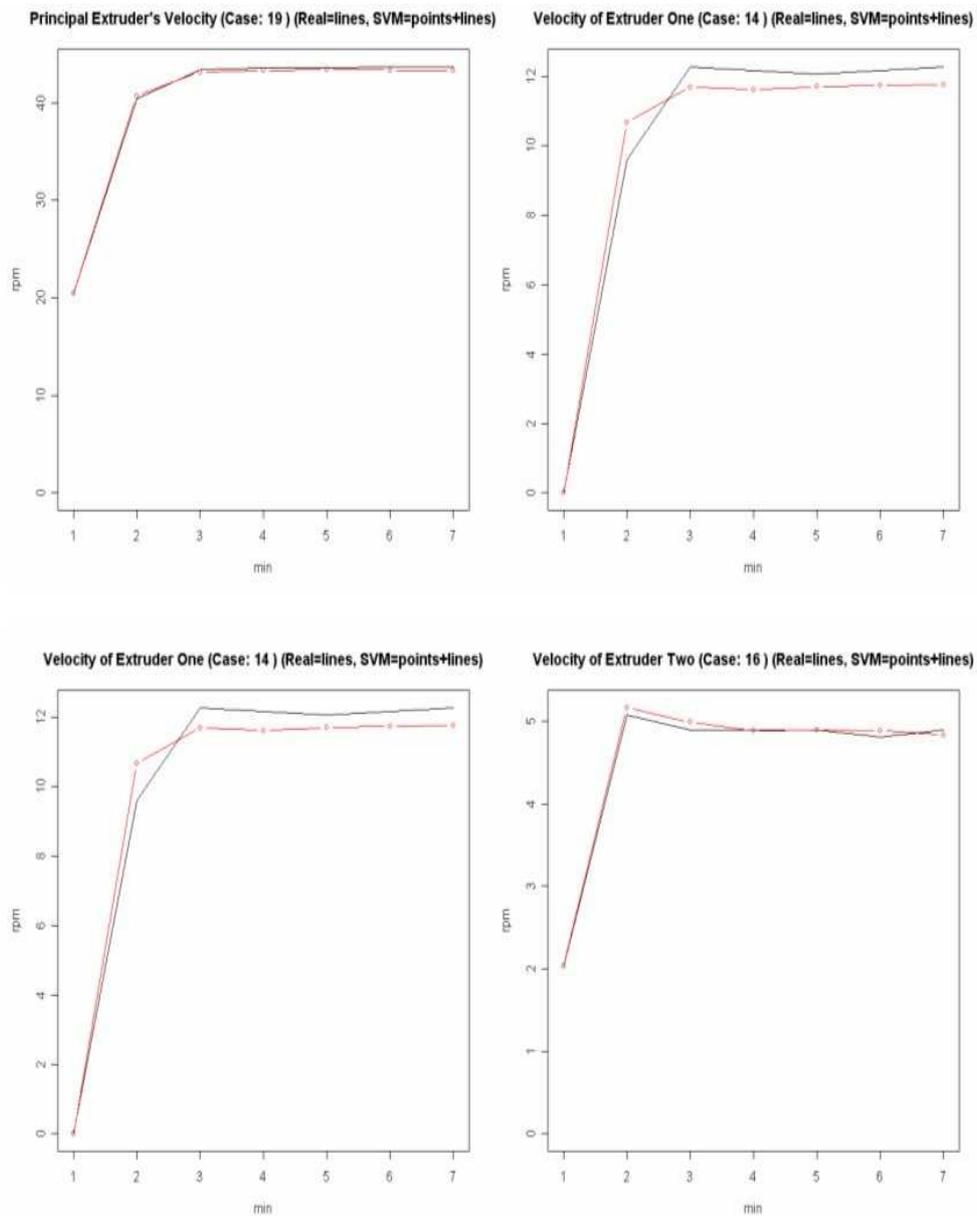


Figura 29: Algunas curvas de velocidad reales y predichas por los modelos.

En la Tabla 14 se pueden observar los errores medios absolutos del entrenamiento y testeo de cada uno de los modelos que se realizaron. Como puede verse, el error medio absoluto de predicción, fue bastante bueno, ya que nunca fue mayor a 4%.

Tabla 14: Error Medio Absoluto (MAE) de entrenamiento y testeo en los modelos SVM de la velocidad de cada una de las tres extrusoras.

	Error Medio Absoluto (MAE) de Entrenamiento	Error Medio Absoluto (MAE) de Testeo
Modelo SVM de la velocidad de la extrusora Principal	0.02294997 (2.3%)	0.0272848 (2.7%)
Modelo SVM de la velocidad de la extrusora 1	0.02943439 (2,9%)	0.03134476 (3,1%)
Modelo SVM de la velocidad de la extrusora 2	0.02483985 (2,4%)	0.03593833 (3,6%)

A partir de la determinación de las mejores curvas de arranque, sería posible automatizar el proceso de inicio de las extrusoras, con lo cual el tiempo empleado para llegar al régimen estacionario de producción tardaría 10 min. como máximo.

Al analizar el tiempo utilizado en 10 arranques manuales a lo largo de 10 días de producción de un perfil, ver Tabla 15, se obtuvo un total de 1807 min. empleados en los 10 arranques. Con la automatización de los arranques el ahorro en tiempo sería de 1707 min. Al convertir el tiempo ahorrado a metros de perfil y considerando que en cada minuto se producen 15 m de perfil, el ahorro sería de 25605 m de perfil que podría considerarse como defectuoso y que se estaría convirtiendo en perfil de buena calidad con la propuesta de mejora (un 11.8% de la producción de ese tiempo).

Tabla 15: Minutos que se necesitó en cada uno de los arranques estudiados en un periodo de 10 días.

No. Case	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Min.	298	140	10	20	67	208	80	681	94	209

Con esta estrategia, los beneficios a obtener serían el aumento de la producción, reducción de la presión emocional a la que estaban sometidos los operadores con el proceso manual y se aumentaría sustancialmente la calidad del producto final.

7.2 Resultados para la producción en régimen permanente en la extrusión

A los datos correspondientes a la producción en régimen estacionario, se les aplicaron técnicas que pertenecen al Análisis Exploratorio de los Datos (EDA), tales como el Análisis de Componentes Principales (PCA) y la Proyección Sammon. Estas técnicas fueron aplicadas para visualizar la estructura de los datos y tener un primer indicio del número de clusters. La Figura 30 muestra la varianza correspondiente a las Principales Componentes, proporcionada por la aplicación del análisis PCA a una de las líneas. Como se puede apreciar, las tres primeras Componentes son las que mayor varianza muestran con respecto a las demás.

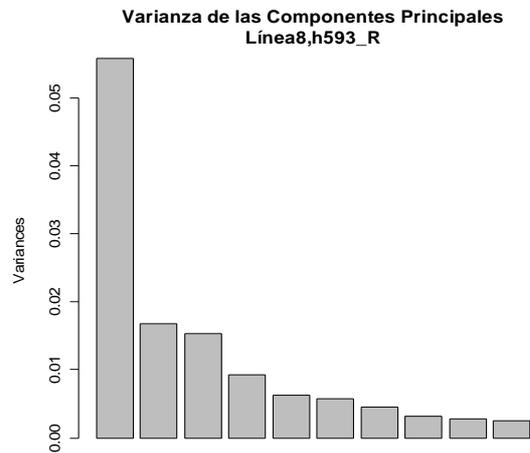


Figura 30: Varianza de las Componentes Principales de una de las líneas analizadas.

Sin embargo, observando los pesos de las ponderaciones de los cambios de la matriz base asociada a los resultados del PCA, se pueden resaltar las variables cuya contribución a las primeras dos Componente Principales sea más alta al 25%, ver Tabla 16. Estos resultados muestran que la Temperatura, en las diferentes áreas de la extrusora, es la que más contribuye a la varianza. Así, que es obligatorio mantener un mayor control sobre esa variable.

Tabla 16: Porcentaje de influencia de las variables dominantes en las dos primeras Componentes Principales.

VARIABLE	PORCENTAJE DE INFLUENCIA	
	COMPONENTE 1	COMPONENTE 2
E1_C1_T_R	31	3
E1_C2_T_R	32	17
E1_C3_T_R	31	25

E1_CAB_T_R	33	18
E2_C1_T_R	36	51
EP_C1_T_R	29	35
EP_C2_T_R	30	25
EP_C3_T_R	31	19
EP_CAB_T_R	20	52
EP_HUS_T_R	29	11

El análisis PCA proporciona información adicional. Además de señalar a las variables que tienen gran influencia en la variabilidad observada en los datos, puede obtenerse un mapa, considerando la proyección de los datos de acuerdo con el cambio de base determinado por el PCA. En este caso, la proyección de los datos sobre el mapa del PCA en la Figura 31 sugiere la presencia de seis grupos diferentes.

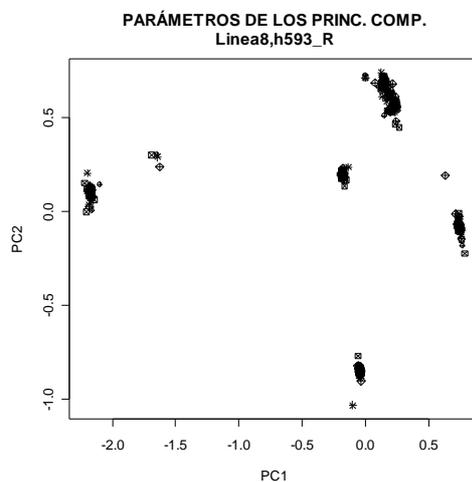


Figura 31: Parámetros de las dos Componentes Principales de una línea analizada.

Como alternativa, se aplicó la proyección Sammon al conjunto de los datos. Los resultados se muestran en la Figura 32. Se puede observar que las Figura 31 y Figura 32 son similares. El mismo número de agrupamientos están representados en ambos mapas, aunque rotados. Estos gráficos también muestran algunos puntos que pueden ser considerados outliers, de acuerdo a sus posiciones distantes. Esos outliers fueron originados por variaciones en la temperatura y tienen influencia en la viscosidad. Este efecto es una causa de desviación importante para los requerimientos de calidad del cliente. Por eso es obligatorio identificarlos antes de que el producto salga de la planta.

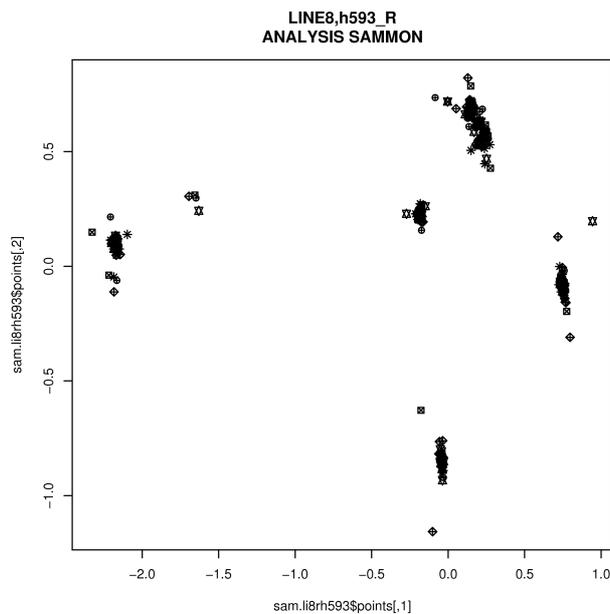


Figura 32: Análisis Sammon sobre los datos analizados con el PCA.

La Figura 33 muestra la pista de cuatro secuencias de producción correspondiente a la línea y la hilera mostrada en el análisis anterior. Se puede observar que tanto la evolución de las variables como el progreso del proceso no están limitados a un único *cluster*, ya que pueden pertenecer a dos agrupamientos distintos en

una misma secuencia. Esto es un reflejo de la inestabilidad del proceso de extrusión, y una razón para establecer una adecuada estrategia de control que permita al operador identificar esas fluctuaciones para tomar acciones y regresar el proceso al punto de trabajo deseado otra vez.

Como las proyecciones tanto de PCA como el Análisis Sammon sugieren la presencia de diferentes *clusters*, se aplicaron las técnicas de análisis *cluster* tales como AGNES, CLARA y MCLUST. Los resultados obtenidos por dichos algoritmos confirman la presencia de los grupos sugeridos por los proyectores. La Figura 34 muestra los resultados conseguidos al aplicar esas tres técnicas al mismo conjunto de datos considerados previamente. Las técnicas *cluster* identifican de cuatro a seis grupos, los mismos sugeridos por las proyecciones PCA y Sammon.

En el gráfico correspondiente a la aplicación de MCLUST, se puede observar que la línea azul es la que presenta el máximo BIC y se corresponde al modelo VEV (se supone que los datos siguen una distribución normal elipsoidal, de volumen variable, igual forma y orientación variable) y sugiere cinco aglomeraciones. Es importante hacer notar la congruencia entre los resultados de las distintas técnicas *clustering*.

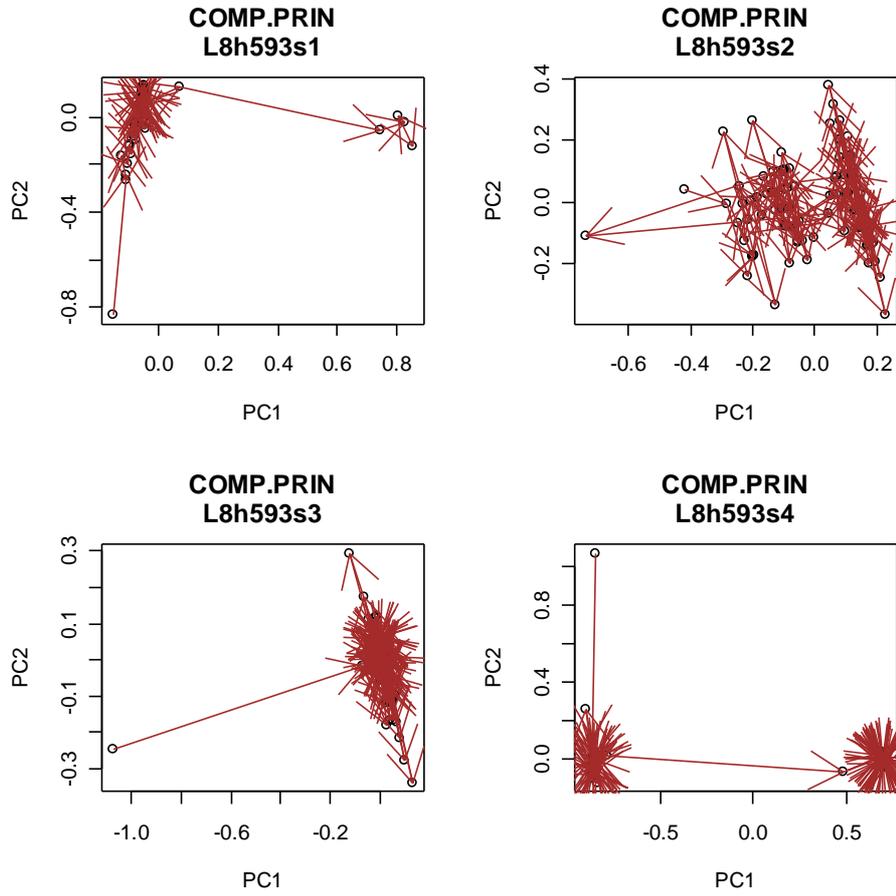


Figura 33: PCA en diferentes secuencias de producción de una hilera.

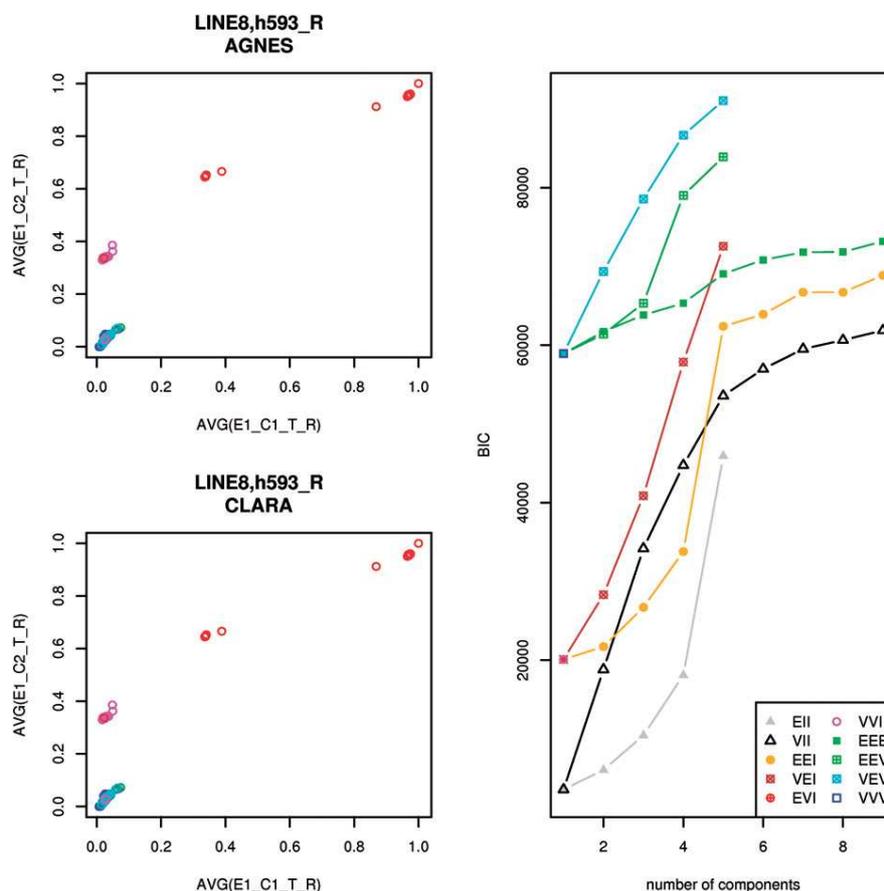


Figura 34: Grupos observados en una línea y una hilera con tres modelos diferentes: AGNES, CLARA Y MCLUST.

Como una técnica de visualización complementaria, se aplicó el Análisis Discriminante Lineal (LDA), técnica de clasificación supervisada, que proporciona una proyección que da una mejor separación entre *clusters*. La Figura 35 muestra la proyección LDA de los datos considerados. Nuevamente son sugeridos los agrupamientos indicados con los modelos AGNES, CLARA y MCLUST, este último utilizado como indicador de las clases para el LDA.

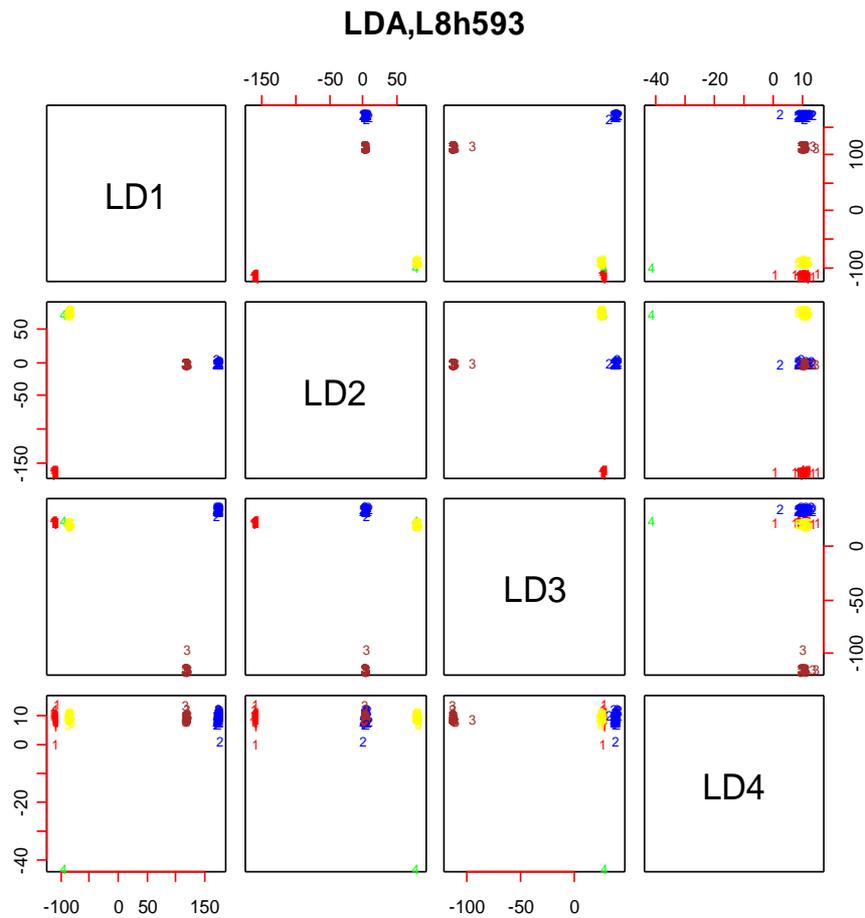


Figura 35: Agrupamiento de datos de una línea y una hilera aplicando la técnica LDA.

Por otra parte, se usó el gráfico del PCA para dibujar la proyección de los parámetros de consigna (PR) y las mediciones

reales (R) correspondientes al conjunto de los datos mostrados en el análisis anterior, ver Figura 36. Los resultados obtenidos muestran pequeñas diferencias entre los valores proyectados de PR y R. Esto refleja que el sistema de control maneja el proceso acorde a las acciones de mando, sin una inercia significativa. Los valores reales muestran una gran variación, por lo que se hace hincapié en la importancia de la estrategia de control. Con la finalidad de obtener una mejor calidad, es necesario el control de los parámetros del proceso de manera precisa.

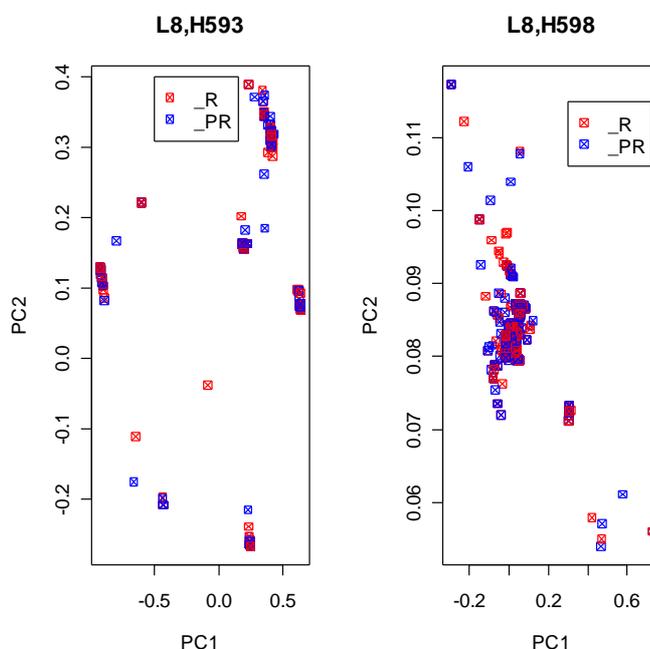


Figura 36: Valores _PR proyectados sobre el plano PCA de los valores _R, en dos hileras de una línea.

En general, de toda la cantidad de variables estudiadas, la Temperatura es la que en más casos aparece como principal responsable de la varianza en las dos Componentes Principales, en

los datos considerados, tanto en la extrusora auxiliar como en la tricomponente y en el cuerpo de la extrusora principal.

Con los resultados obtenidos y mostrados en este apartado, fue posible establecer una estrategia de control del proceso que permitió alertar al operador, con señales de alarma, cuando en el espacio proyectado se identifica que los parámetros tienen tendencia a salirse de él. La estrategia presentó ventajas por su sencillez y la reducción del tiempo necesitado para detectar una anomalía, por lo que se ha fomentado su implantación en las líneas de producción.

A continuación se comentan los trabajos relacionados con los expuestos en esta investigación.

En Pietruschka y Brause (1996), se aplicó una red de base radial (RBF) para estimar los parámetros necesarios para la extrusión (en este caso, la mejor forma de la hilera de metal) para obtener un producto aceptable después de la relajación. Se utilizó una red RBF de dos capas. Se realizaron simulaciones para la determinación de dos parámetros: el número n de puntos de muestreo del contorno del perfil y la distancia d entre los puntos de muestreo. Para el entrenamiento se utilizaron datos de cinco perfiles con 1346 patrones; para las pruebas se usó un sexto perfil con 271 puntos. Los mejores resultados observados fueron para $n=9$ puntos de muestra y $d=4$ mm de distancia entre puntos, con un error absoluto esperado de 0.16 mm y un error absoluto máximo de 0.56 mm. En este caso se obtuvieron beneficios económicos y humanos, ya que se aumentó la satisfacción de los operadores.

En Ordieres et al. (2000), a través del uso de técnicas CAM y la Inteligencia Artificial se pretende diseñar el utillaje en el campo de extrusión de gomas. Se aplicó el Análisis Sammon para desarrollar clasificaciones previas de secciones similares, basadas en parámetros geométricos. Lo anterior surge con la idea de automatizar el diseño del cabezal, a partir de la determinación de las restricciones de flujo por medio de simulaciones de elementos finitos, del campo de velocidades y presiones, lo que indica la sensibilidad de la geometría al flujo del material.

En González *et al.* (2003a), se aplicaron técnicas robustas de clasificación de patrones en la línea de extrusión de gomas para automóvil, específicamente en el proceso de mezclado de la goma. Mediante la metodología de Minería de Datos y utilizando las técnicas de Análisis Exploratorio de los Datos, tales como la Matriz de *scartteplots* y la Proyección Sammon fue posible encontrar dependencia entre los ingredientes de la mezcla, las condiciones del proceso de mezclado y el par mínimo de la curva reométrica; asimismo se detectaron cinco o seis agrupamientos que correspondían a cada una de las seis fórmulas de mezcla utilizadas. Posteriormente, se aplicó una red *backpropagation* para obtener un estimador de la viscosidad a partir de los datos del proceso de mezclado. En este caso se utilizaron el 63.3% de los patrones para entrenar la red, el 31.7% para validarla y el 5% para test. Al realizar la predicción se obtiene un error medio de 3.5%. Mediante esta aplicación se pudo obtener un control más eficiente del proceso, al predecir on-line la viscosidad final que poseerá la mezcla.

En Castejón *et al.* (2004) se aplicó en una industria de elastómeros, un nuevo algoritmo llamado PAELLA, para la detección de outliers. El algoritmo se concibe como una herramienta más dentro de las consideradas en la Minería de Datos, ya que es un nuevo método para la detección de outliers y limpieza de conjuntos de datos multivariantes. Las pruebas experimentales del algoritmo se realizaron con datos obtenidos de una industria de elastómeros, los resultados conseguidos fueron satisfactorios.

En Raddatz *et al.* (2006) se realizó una representación ontológica del dominio específico de la información y las dependencias; así como la aplicación de Técnicas de Minería de Datos, como reglas de asociación y redes neuronales, al proceso de extrusión de perfiles de goma. Este estudio tuvo por objeto apoyar a los operadores de las máquinas de líneas de extrusión de goma. Se pone a disposición de esos operadores, nueva información generada a partir de los datos almacenados y de los conocimientos de los usuarios e ingenieros experimentados. El conocimiento explícito contenido en esta ontología puede ser consistentemente utilizada

para apoyar en la solución de problemas que ocurran posteriormente.

En González *et al.* (2007), se aplicaron redes neuronales y SVM al proceso de mezclado con elastómeros, en la línea de extrusión de perfiles para automóvil, para predecir las características de la goma a partir de la composición de la mezcla y de las condiciones del mezclado. En este caso, al aplicar las SVM, se utilizaron el 85% de los datos para entrenamiento y el 15% restante para testeo y, al igual que en este trabajo, tampoco el error medio fue mayor a 4%, según los resultados presentados.

Como se puede observar, los resultados obtenidos con la aplicación de los métodos predictivos en este trabajo, no difieren mucho con los resultados de los otros trabajos. El error medio obtenido es muy similar en los casos presentados, no supera el 4% cuando se lleva a cabo la predicción.

CAPÍTULO 8

CONCLUSIONES

En este trabajo se ha mostrado la forma en que se aplicó la metodología de la Minería de Datos al proceso de extrusión de perfiles de goma para automóvil. Los resultados han mostrado que la metodología empleada ha permitido una mayor comprensión del proceso de extrusión. El mayor conocimiento del proceso proporcionó una base confiable para sugerir mejoras en relación a elevar la calidad del producto obtenido.

El análisis se dividió en dos partes, en la primera de ellas se hizo un análisis de los datos que correspondían a los arranques de las máquinas de extrusión; en la segunda parte, se estudió la información que pertenecía a la producción en régimen estacionario.

Para la primera parte, se desarrolló una metodología basada en el uso de Análisis de Componentes Principales (PCA) y Máquinas de Vectores Soporte (SVM) para la extracción y modelado de las mejores curvas para el arranque de las extrusoras.

Con el PCA se utilizaron los dos ejes principales para proyectar el punto de operación del proceso y así discriminar fácilmente el momento en que se alcanzaba el régimen estacionario del mismo. De esta forma, se facilitó la determinación de los arranques más rápidos, al establecer una zona en la proyección considerada como régimen estable. Además, el PCA permitió determinar las variables que mayor influencia tenían, con lo que se logró reducir a 9 el número de parámetros a considerar, de un total de 25 parámetros iniciales.

Al utilizar las SVM, se pudieron realizar modelos que fueran capaces de predecir la velocidad con que arrancaban cada una de las extrusoras considerando la Velocidad, la Temperatura y la Presión de estas en un momento anterior.

A partir del conocimiento implícito extraído de la base de datos históricos del proceso de extrusión, fue posible convertir el proceso manual en uno automático. Esto se logró a partir de la utilización de los modelos de regresión no lineal de las mejores curvas de arranque, considerando a la Temperatura, unidos a los modelos SVM de velocidad de las extrusoras.

Los resultados obtenidos en este primer caso, generaron beneficios como el aumento de la producción, se reduce el estrés de los operadores que buscan el régimen permanente manualmente y se produce una mejora sustancial en la calidad del producto obtenido.

Para los datos en régimen permanente se aplicaron en primer lugar, dos técnicas de proyección, el PCA y el Análisis Sammon, ambas para visualizar la estructura de los datos. En las dos Componentes Principales del PCA, quienes presentaban el mayor porcentaje de la varianza total, se hizo evidente que la Temperatura en cabina, cabezal y husillo en las tres extrusoras, pero sobre todo en la Extrusora Principal, fue la variable que más contribuye a la varianza. Además, en los gráficos de ambas técnicas, se observó la presencia de seis agrupaciones de datos, lo que se constató con la aplicación de técnicas de *clusterizado* como AGNES, CLARA y MCLUST así como una técnica de clasificación supervisada, el Análisis Discriminante Lineal (LDA). En todos los casos, se manifiestan de cuatro a seis agrupamientos, en ocasiones cuatro debido a la cercanía entre grupos. En el análisis, también se determinó que los parámetros podían pertenecer a dos grupos distintos en una misma secuencia. Esto refleja inestabilidad en el proceso y la necesidad de una adecuada estrategia de control.

Los resultados obtenidos en esta parte de la investigación, permitieron el desarrollo de una herramienta que auxilió al operador

en la conducción del proceso, realizando su actividad con más confianza y mayor seguridad. Lo cual trajo consigo beneficios a la planta mediante la reducción del desperdicio de materia prima y mejora de la calidad de los perfiles obtenidos.

La estrategia de control implementada tuvo un impacto directo en el operador de la extrusora. Debido a que este es alertado tan pronto como una desviación es identificada. Además, se le proporciona información adicional porque se le da a conocer la variable señalada como la responsable principal de dicha desviación.

Con el sistema de soporte, el operador puede iniciar acciones correctivas de inmediato, previniendo el desperdicio de muchos metros de perfil de goma. De acuerdo a la experiencia obtenida con el análisis del proceso, se mejora la respuesta en 2 min con una reducción significativa en el desperdicio del material, aproximadamente un 0.85% del total de producción.

En ambos casos, se puede observar que los beneficios logrados impactan en lo técnico, lo económico y lo humano. En el aspecto técnico, se automatizaron los arranques de las extrusoras y se definieron alarmas que no existían. En el aspecto económico, se redujo el material defectuoso y el desperdicio de este, lo que permitió ahorros al evitar gastos extra. Con respecto al aspecto humano, se apoyó a los operadores, permitiéndoles realizar su trabajo con menos tensión y mayor confianza, lo que aumentó la satisfacción en el personal que labora en las líneas de extrusión de perfiles de goma.

Al revisar los objetivos propuestos, al inicio de esta investigación, se puede hacer el comentario de que tanto el objetivo general como los específicos se cumplieron al implantarse estrategias de mejora, basados en los resultados obtenidos a través de la aplicación de la metodología empleada. Estas estrategias lograron que se redujera el desperdicio, se obtuvieran ahorros en costes, se mejorara la calidad del producto final obtenido y se consiguiera una mayor productividad.

Haciendo referencia a las hipótesis planteadas, se pueden hacer los siguientes comentarios:

- En realidad, con la investigación realizada, a través del proyector PCA y analizando la información arrojada por los dos Componentes Principales, se puso en evidencia que la Temperatura (tanto en cabina, cabezal y husillo) en las tres extrusoras, pero sobre todo en la Extrusora Principal, fue la que más variabilidad presenta. Las otras variables también contribuyen a la varianza, pero en menor proporción.
- Se puede afirmar que existía un deficiente control en las máquinas de extrusión, lo que daba como consecuencia producto defectuoso o de baja calidad. Se observó que había variabilidad en los datos analizados, a partir del análisis de las técnicas de proyección como el PCA, lo que indicaba que no había un buen control del proceso.
- Se utilizó el gráfico del PCA para dibujar la proyección de los parámetros de consigna (PR) y las mediciones reales (R). Aunque, se observaron pequeñas diferencias entre los valores proyectados de PR y R, en realidad el sistema de control maneja el proceso acorde a las acciones de mando, sin una inercia significativa.
- Al realizar el análisis de los datos que correspondían a los arranques de las extrusoras, se pudo comprobar que existían arranques que ocupaban tiempos mayores a los 100 min, antes de que se lograra estabilizar el proceso. Esta situación causaba tensión en los operadores. Con la información extraída, se identificaron las mejores curvas de arranque, las que se utilizaron para llevar a cabo el modelado con las SVM. La técnica predictiva dio muy buenos resultados, con lo cual fue posible la automatización del proceso. Así se dio solución al

problema de los tiempos excesivos de arranque y al estrés generado en los trabajadores.

- Como ya se mencionó, al analizar los datos en régimen permanente, se pudo confirmar la inestabilidad del proceso de extrusión. Esto se confirmó cuando se observó que los parámetros de una misma secuencia pertenecían a dos agrupamientos distintos. Con estos resultados se propuso una estrategia de control que ha dado beneficios a la planta.
- La metodología de Minería de Datos permitió, de manera efectiva, obtener mayor conocimiento del proceso de extrusión. Aun queda mucho por aprender de este, pero con el aprendizaje obtenido hasta el momento, se realizaron importantes mejoras que impactaron positivamente en el producto final obtenido.
- Se consideró que los datos obtenidos fueron suficientes para realizar generalizaciones. La información se obtuvo a partir de las líneas de extrusión, durante más de un año de producción de perfiles en diferentes meses, días y horas. La efectividad de la generalización, se confirmó cuando se aplicaron las estrategias planteadas, debido a que se han obtenido buenos resultados y beneficios tangibles.
- Se intuyó que los sensores se desconectaban de las máquinas debido a que al observar los datos, aparecían registros nulos. Para evitar que el operador no se percate de que algún parámetro no se está registrando y, además, se salga de control, una de las estrategias planteadas, fue el establecimiento de alarmas. Con esta práctica se alerta al operador, cuando en el espacio proyectado se identifica que los parámetros tienen tendencia a salirse de él.

A cada una de las hipótesis planteadas en este trabajo, se les pudo dar respuesta debido a la mayor comprensión del proceso de extrusión, obtenido a partir de la aplicación de la metodología de Minería de Datos.

Se puede hacer notar que la metodología empleada en esta investigación y las técnicas aplicadas, son una excelente opción para obtener mayor conocimiento de los procesos relacionados con las líneas de extrusión de perfiles de goma. A partir del conocimiento obtenido se puede tener un mayor control del proceso y como consecuencia lograr un mejor producto. La mejora de la calidad trae consigo un aumento en la productividad y competitividad de una empresa. Con la aplicación de la norma ISO, las empresas están obligadas a tener un mayor control sobre sus procesos y entregar un buen producto a sus clientes. No se concibe que el cliente reciba del proveedor un producto que no cumpla con las características requeridas y acordadas a partir de un contrato. Por esta razón, los resultados arrojados en esta investigación han sido muy valiosos, ya que a partir de estos se pudieron implantar estrategias que han dado beneficios a la empresa. Uno de ellos fue el aumento de la producción al automatizar los tiempos de arranque. Y otra contribución fue la disminución de producto no conforme, a partir del establecimiento de alarmas, que permite que el operador tome las medidas adecuadas al percatarse que una variable puede salirse de control.

CAPÍTULO 9

DESARROLLOS FUTUROS

La metodología de Minería de Datos aplicada en este trabajo, proporcionó mayor comprensión del proceso de extrusión y su problemática a partir de datos históricos de este. No obstante, aún falta mucho por aprender de este proceso, sobre todo si tomamos en cuenta que cualquier cambio en las condiciones actuales, afectan al proceso de fabricación de los perfiles de goma.

Con los datos históricos con los que se cuenta y con el acopio de mayor información, quizá otro año más, para una toma de decisiones más certera, se proponen los siguientes trabajos de investigación.

- 1) La identificación de un cambio en las consignas, o cuando se produce la “pérdida de una señal”, por desconexión en un sensor o por la avería del mismo.
- 2) La identificación de cambio en las consignas por las variaciones que experimentan los parámetros.
- 3) Búsqueda de relaciones entre defectos superficiales y variaciones de parámetros en la extrusión.
- 4) Búsqueda de relaciones entre cambios en las propiedades mecánicas y variaciones de parámetros en la extrusión.
- 5) Aplicar las técnicas utilizadas en el proceso de extrusión a otros procesos dentro de la línea, como por ejemplo al vulcanizado (horno jet, horno microondas, horno de gas).

- 6) Estandarizar los procedimientos de las operaciones realizadas en la línea y los utilizados con el cliente.

En el primer caso, se propone establecer un procedimiento que al proyectar el PCA de los estados anterior y siguiente, una vez identificado un cambio de consigna en alguna variable, se mida su distancia; y junto con la proyección PCA de los estados anterior y siguiente de las variables que no han cambiado, se anote el número de las variables que experimentan cambio, junto al cálculo de la distancia. Por último, se intentaría establecer un criterio para determinar los cambios de consigna o la desconexión de un sensor y notificar al operador.

Se propone para el aprendizaje de los criterios, hacer uso de un árbol de decisión con supervisión, como clasificador. Para lo que serían utilizados los datos de las distancias obtenidas, el tiempo con respecto al anterior estado y el número de variables que cambian.

Con respecto al segundo caso, se plantea la posibilidad de determinar las secuencias que correspondan a los cambios de consigna. Y aquellas secuencias que no pertenezcan a cambios de consigna, descartarlos por mostrar una baja confiabilidad de la medida.

Para los cambios de consigna, una propuesta es estudiar una ventana de 15 min, y modelizar las variables con wavelets e intentar evaluar la existencia de un cambio en su evolución que explique el cambio de consigna. Si esto sucediera, se sugiere proporcionar información al operador, para que preste atención porque existe la probabilidad de un cambio de consignas, en un lapso de tiempo muy corto, por ejemplo en 10 min.

En el tercero y cuarto caso, se pretende evaluar el impacto en el producto de la variabilidad en los parámetros. Se propone identificar los parámetros que varían y las no conformidades que se generan cuando sucede esta situación en el proceso de extrusión.

En el quinto punto, la propuesta es extender la metodología y las técnicas utilizadas, una vez que se comprueba el éxito de la

aplicación, a otros procesos de la misma línea de elaboración de perfiles. El objetivo no es mejorar solamente la extrusión, es importante el mejoramiento de otros elementos generadores de no conformidades para obtener un producto de mayor calidad. Inicialmente se investigó el proceso de extrusión debido a que los problemas más graves se vincularon a las dimensiones y la configuración del perfil, aspecto que se relacionó con el proceso de extrusión.

La sexta propuesta se realiza debido a que la estandarización trae consigo beneficios como la documentación de las mejores prácticas, la disminución de las variaciones en los procesos, se refuerza la seguridad porque se indica la manera de realizar las operaciones de forma más segura y se establece un punto de partida para la mejora continua. Con lo anterior se disminuyen los desperdicios en muchos aspectos, se logran disminuir los tiempos excesivos en la realización de alguna actividad, se mejora la utilización materias primas, se disminuye el producto defectuoso y se eliminan operaciones innecesarias. Con la estandarización se logra un trabajo más efectivo y eficiente, aumentando la productividad de la empresa.

Los planteamientos anteriores, muestran que la investigación realizada fue el inicio para la obtención de mayor conocimiento del proceso de extrusión, que permitiera mejorar la calidad del perfil obtenido.

La mayor parte de las sugerencias se desarrollarían siguiendo la misma línea que los presentados. También se pretende aplicar nuevas técnicas de Minería de Datos, las que se encuentran englobadas en el modelado predictivo, dentro de la llamada Inteligencia Artificial, como las Redes Neuronales. La finalidad es obtener un mayor control del proceso mediante una mejor supervisión del mismo, además proporcionarían una guía robusta y confiable al operador.

CAPÍTULO 10

REFERENCIAS

- Abraira Santos Víctor, Pérez de Vargas Alberto; *Métodos multivariantes en bioestadística*; Ramón Areces; España; pp. 341-348; (1996).
- Albazzaz Hamza, Wang Z. Xue, Marrón Fatma; *Multidimensional visualisation for process historical data analysis: a comparative study with multivariate statistical process control*; Journal of Process Control; 15; pp. 285-294; (2005).
- Alvarez Cáceres Rafael; *Estadística multivariante y no paramétrica con SPSS: aplicación a las ciencias de la salud*; Ediciones Díaz Santos; España; pp. 203-207; (1994).
- Amstead B.H., Ostwald P.F., Begeman M.L.; *Procesos de Manufactura, Versión SI*; CECSA; México; 1ª Edición; (1985).
- Baillo Moreno Amparo, Grané Chávez Aurea; *100 problemas resueltos de estadística multivariante (implementaos en matlab)*; Delta publicaciones universitarias; 1ª Edición; Madrid, España; pp. 67-68; (2008).
- Balakrishnama S., Ganapathiraju A.; *Linear Discriminant Analysis-A brief tutorial*; Institute for Signal and Information Processing; Dept. of Electrical and Computer Engineering, Mississippi State University; USA; (1998).
- Balcells Josep, Romeral José Luis; *Autómatas programables*; Serie Mundo Electrónico; Marcombo; pp. 439; (1997).
- Barrull Esteban; *Análisis del comportamiento verbal articulatorio en conversaciones verbales espontáneas*; Apéndice D: Análisis

Exploratorio de los Datos; (1992). [Citado mayo 2008]. Disponible en la web en: http://www.biopsychology.org/tesis_esteve/apendices/acp/tacp.htm

Berson Alex, Smith Stephen, Thearling Kurt; *Building Data Mining Applications for CRM*; Edition digital; (2000).

Bhowmick Anil K, Hall M. Malcolm, Benarey A. Henry; *Rubber products manufacturing technology*; CRC Press; pp. 267-314; (1994).

Brause Rüdiger W. y Pietruschka Ulf; *Adaptive Process Control in Rubber Industry*; International Journal of Occupational Safety and Ergonomics, JOSE; (1998)

Callister William D., Molera Solá Pere, Anglada Gomila Marc J.; *Introducción a la Ciencia e Ingeniería de los Materiales*; Reverté; pp. 517; (2000).

Camelio Jaime A. y Hu S. Jack; *Multiple Fault Diagnosis for Sheet Metal Mixtures Using Designated Component Analysis*; ASME; Journal of Manufacturing Science and Engineering; Vol.126; no.1; pp. 91-97; (2004).

Castejón Limas M., Ordieres Meré J.B.; De Cos Juez F.J., Martínez de Pisón F.J.; *Control de Calidad: Metodología para el análisis previo a la modelización de datos en procesos industriales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas con R*; Editado por la Universidad de la Rioja, España; 1ª Edición; (2001).

Castejón Limas Manuel, Ordieres Meré Joaquin B., Martínez de Pisón Ascacibar Fco. J., Vergara González Eliseo P.; *Outlier Detection and Data Cleaning in Multivariate Non Normal Samples: The PAELLA Algorithm*; Data Mining and Knowledge Discovery; no. 9; pp. 171-187; (2004).

- Chapman P. (NCR), Clinton J. (SPSS), Kerber R. (NCR), Khabaza T. (SPSS), Reinartz T. (DChrysler), Shearer C. (SPSS), Wirth R. (DChrysler); *CRISP-DM 1.0 (Step-by-step data mining guide)*; SPSS; E.U.; s/e; (2000).
- Cinta Vincent Vela María, Alvarez Blanco Silvia, Zaragoza Carbonell José Luis; *Ciencia y tecnología de polímeros*; Editado por la UPV; España; pp. 97-102; (2006).
- Consortio Nacional de la Industria del Caucho; (2005). [Citado 13 marzo 2009]. Disponible en la web: http://www.mityc.es/industria/observatorio/SectorQuimico/Actividades/2005/Consortio%20Nacional%20de%20Industriales%20del%20Caucho/4I14_SectorCauchoManufacturas.pdf
- Corrales Luis; *Interfaces de Comunicación Industrial*; Depto. de Automatización y Control industrial; (2007). [Citado 22 Junio 2009]. Disponible en la web: <http://bieec.epn.edu.ec:8180/dspace/bitstream/123456789/1146/2/PARTE%202.pdf>
- Correa M., Peres C.R., Alique A., Cantillo K., Jiménez J. E.; *Técnicas de Inteligencia Artificial aplicadas a la monitorización del proceso de fresado*; Congreso AEIPRO, España, (2003).
- De Garmo E. Paul, Temple Blak J., Kohser Ronald A.; *Materiales y procesos de fabricación*; Reverté; España; 2ª Edición; (1994).
- Della Riccia Giacomo, Kruse Rudof, Lenz J. Hans; *Computational Intelligence in Data Mining*; Springer New York; Italia; (2000).
- Escalona Iván; *Transductores y Sensores en la Automatización Industrial*; El Prisma, Portal para investigadores y profesionales. [Citado 22 de junio 2009]. Disponible en la web: http://www.elprisma.com/apuntes/ingenieria_industrial/transductores_sensores

- ExxonMobilChemical; (2000). [Citado 30 junio 2009]. Disponible en la web:
http://www.exxonmobilchemical.com/Public_Files/EEB/EP_D_M/worldwide/Technical_Guide_Vulcanization_of_Vistalon_Polymers.pdf
- Filice L., Glagiardi F., Micari F.; *On the effectiveness of numerical simulation in the prediction of profile distortion in extrusion*; Proc. IMECHE; Part B: Journal Engineering Manufacture; Vol. 219; pp. 602-607; (2005).
- Fraley Chris y Raftery E. Adrián; *Mclust: Software for Model-Based Clustering, Density Estimation and Discriminant Analysis*; technical Report no. 415; Dept. of Statistics, University of Washington; USA; Oct. 1, (2002). [Citado 23 mayo 2009]. Disponible en la web:
<http://www.stat.washington.edu/www/research/reports/2002/tr415.pdf>
- Freitas Alex A.; *Data Mining and knowledge Discovery with evolutionary algorithms*; Springer; pp. 1-5; (2002).
- García Forcada Arturo; *Modelización por técnicas no paramétricas del proceso de mezclas de gomas para extrusión*; Memoria de trabajo de Investigación desarrollado en la Universidad de La Rioja, España; (2002).
- Goddard John, De los Cobos Silva Sergio Gerardo, Pérez Salvador Blanca Rosa, Gutiérrez Andrade Miguel Angel; *Un algoritmo para el entrenamiento de máquinas de vector soporte para regresión*; Revista matemática: Teoría y aplicaciones; no. 7; pp. 107-116; (2000).
- Gómez Ticeran Doris, Martínez Portoguez Blanca; *Relación entre análisis discriminante lineal y regresión lineal múltiple*; Inst. de Investigación FCM; (2001). [Citado 23 mayo 2009] Disponible en la web:

http://sisbib.unmsm.edu.pe/bibvirtualdata/libros/Matematicas/4to_taller_2001/relacion_analisis.pdf

- González Marcos A., Ordieres Meré J.B., Pernía Espinoza A., García Forcada A.; *Identificación de Mezclas de Gomas*; Congreso AEIPRO; España; pp. 93; (2003a). [Citado enero 2006] Disponible en la web: http://www.eipro.com/congreso_03/php-pdf/libroresumen_3.pdf
- González L. Abril; *Modelos de clasificación basados en máquinas de Vectores Soporte*; Depto. de Economía Aplicada, Universidad de Sevilla; España; (2003b).
- González Marcos A., Pernía Espinoza A.V., Alba Elías F., García Forcada A.; *A neural network-based approach for optimising rubber extrusion lines*; International Journal of Computer Integrated Manufacturing; Taylor & Francis; Vo. 20; No. 18; pp. 828-837; (2007).
- Groover Mickell P. *Fundamentos de manufactura moderna (materiales, procesos y sistemas)*; Prentice Hall; 1ª Edición; México, (1997).
- Guh Ruey-Shiang; *Real-time pattern recognition in statistical process control: a hybrid neural network/decision tree-based approach*; IMECHE; Journal of Engineering Manufacture; Vol. 219; Parte B; pp. 283-298; January, (2005).
- Han Jiawei and Kamber Micheline; *Data Mining, concepts and techniques*; Morgan Kaufmann; 2ª. edition; (2006).
- Hensen Friedhelm, Berghaus U.; *Plastics extrusion technology*, 2nd Ed.; Hanser Verlag; pp. 79-85; (1997).
- Hoo K.A., Tvarlapati K.J., Provoso M. J., Hajare R.; *A method of robust multivariate outlier replacement*; Elsevier; Computers and Chemical Engineering; no.26; pp. 17-39; (2002).

- Jang Khi-Young, Young Kai, Kang Changwook; *Application of artificial neural network to identify non-random variation patterns on the run chart in automotive assembly process*; Taylor & Francis; Vol. 41; No. 6; pp. 1239-1254; (2003).
- Kalpakjian Serope, Schmid Steven R.; *Manufactura, Ingeniería y Tecnología*; Prentice Hall; 4ª Edición; México; pp. 481-483; (2002).
- Karpenko M., Sepehri N.; *Neural network classifiers applied to condition monitoring of a pneumatic process valve actuator*; Pergamon; *Engineering Applications of A.I.*; 15; pp. 273-283; (2002).
- Kaschel Héctor C., Pinto Ernesto L.; *Análisis del estado del arte de los buses de campo aplicados al control de procesos industriales*; Facultad de ingeniería, Depto. de Ing. Eléctrica; Universidad de Santiago de Chile; Santiago, Chile; (2000). [Citado 29 junio 2009]. Disponible en la web: <http://cabierta.uchile.cl/revista/19/articulos/pdf/edu3.pdf>
- Kim Kyoung-jae; *Financial time series forecasting using support vector machines*; Elsevier; *Neurocomputing*; no. 55; pp.307-319; (2003).
- Kirk-Othmer; *Concise, Enciclopedia of Chemical Technology*; 3ª Edición; Wiley Interscience; (1985).
- Lane S., Martin E.B., Kooijmans R., Morris A.J.; *Performance monitoring of a multi-product semibatch process*; Elsevier; *Journal of Process Control*; no. 11; pp.1-11; (2001).
- Levy Sidney, Carley F. James; *Plastics extrusion technology handbook*; 2ª Ed.; Industrial Press Inc.; (1989).
- Martínez de Pisón F.J., González Rodríguez J.A., Vergara González E., Alba Elías F., González Marcos A.; *Mejora y optimización de un proceso industrial mediante técnicas de minería de*

- datos e Inteligencia Artificial*; Ponencia presentada en el VII Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos; Pamplona-Iruña, España. 2003.
- Martínez de Pisón Ascacibar F.J., Ordieres Mere J.B.; *Apuntes de la asignatura "Minería de datos"*; Versión 1.2; Editado por la Universidad de La Rioja, España; (2004).
- Martínez de Pisón Ascacibar Fco. Javier, Ordieres Meré Joaquín B., Pernía Espinoza Alpha V., Alba Elías F.; *Minería de datos en series temporales para la búsqueda de conocimiento oculto en históricos de procesos industriales*; Actas del III Taller Nacional de Minería de Datos y Aprendizaje, TAMIDA; pp. 31-38; (2005).
- Martínez de Pisón F.J., Barreto C., Pernía A., Alba F.; *Modelling of an elastomer profile extrusion process using support vector machines (SVM)*; Journal of Materials Processing Technology 197; Elsevier; pp. 161-169; (2008).
- Misra Manish, Yue H., Joe Qin S., Chen Ling; *Multivariate process monitoring and fault diagnosis by multi-scale PCA*; Elsevier; Computers and Chemical Engineering; no.26; pp. 1281-1293; (2002).
- Morton-Jones D.H.; *Procesamiento de plásticos*; LIMUSA; México; (1993).
- Muccio A. Edward; *Plastics processing technology*; ASM International; pp. 69-102; (1994).
- Naghi Namakforoosh Mohammad; *Metodología de la investigación*; LIMUSA; 2ª Edición; México; pp. 413-414; (2005).
- Neely John E.; *Metalurgia y Materiales Industriales*; LIMUSA; México; (2002).

- Norma ASTM D-2000; Sistema de clasificación para productos de caucho [en línea]. Encuentros PARABOR (2004). [Citado 13 de marzo 2009]. Disponible en la web: http://www.sltcaucho.org/norma_astm.pdf
- Omez Mesina S. y Reza Langari; *A Neuro-Fuzzy System for Tool Condition Monitoring in Metal Cutting*; ASME; Journal of Manufacturing Science and Engineering; Vol. 125; no.2; pp. 312-317; (2001).
- Ordieres J., De Cos Juez J., Bello A., García Forcada A., *Introducción de Sistemas de Información en la concepción de utillajes en la extrusión de gomas*; Congreso AEIPRO, España; (2000). [Citado junio 2006]. Disponible en la web: http://www.aeipro.com/congresos/2000_1/pdf/BF02.pdf
- Ortíz Jorge, Montenegro Alvaro; *Modelamiento estadístico*; Unibiblos, Universidad Nacional de Colombia; Colombia; pp. 94-95; (2006).
- Ostwald F. Phillip, Muñoz Jairo; *Manufacturing Processes and Systems*; John Wiley & Sons Inc.; 9ª Edición; USA; (1997).
- Pacella Massimo, Semeraro Quirico, Anglani Alfredo; *Manufacturing quality control by means of Fuzzy ART network trained on natural process data*; Engineering Applications of Artificial Intelligence; Elsevier; no.17; pp. 83-96; (2004a).
- Pacella M., Semeraro Q., Anglani A.; *Adaptive Resonante Theory-based neural algorithms for manufacturing process quality control*; Taylor & Francis; Vol. 42; No. 21; pp. 4581-4607; (2004b).
- Pallás-Areny Ramón; *Sensores y acondicionadores de señal*; Marcombo; 4º Ed.; pp. 2-7; (2007).
- Pedroza Gabriel F.M., Prieto Alfonso, Goddard John; *Aplicación de las máquinas de soporte vectorial al reconocimiento de*

- hablantes*; Universidad Autónoma Metropolitana, México; (2007). [Citado 10 agosto 2009]. Disponible en la web: <http://cbi.izt.uam.mx/foroacademico/2007/res/cartel27.pdf>
- Pérez César, Santín Daniel; *Data Mining, soluciones con Enterprise Miner*; Alfaomega Ra-Ma; México; 1ª Edición; (2007).
- Pérez Trejo Leonor; *Triboelectrificación de polietilenos fundidos en extrusión continua*; Tesis; IPN; México; (2005).
- Pietruschka U., Brause R.; *Using RBF-Nets in Rubber Industry Process Control*; *Proc. Int. on art. Neural Networks ICANN-96*; Lecture Notes in Computer Science LNCS III2; Springer; pp. 605-610; (1996).
- Previdi Fabio, Savaresi Sergio M., Panarotto Angiolino; *Desing of a feedback control system for real-time control of flow in a single-screw extruder*; *Control Engineering Practice* 14; Elsevier; pp. 1111-1121; (2006).
- Raddatz M, Schlüter M.; Brandt S.C., Jarke M., Grimbach T., Weck M.; *Identification and Reuso of Experience Knowledge en Continuos Production Processes*; 9th IFAC Symposium on Automated Systems Based on Human Skill and Knowledge; Nancy; (2006).
- Ramos Carpio M.A., De María Ruíz M.R.; *Ingeniería de los materiales plásticos*; Ediciones Díaz Santos; s/e; Madrid; (1988).
- Ramos del Valle Luis Francisco; *Extrusión de plásticos (principios básicos)*; LIMUSA-Noriega; 1ª Edición; (2000).
- Rauwendaal Chris; *Polymer Extrusion*; 4th. Ed.; Hanser Verlag; (2002).
- Rodríguez Aquilino, Rodríguez Penin; *Sistemas SCADA*; Marcombo; 2ºEd.; (2007).

- Rodríguez Montequín M^a Teresa, Alvarez Cabal J. Valeriano, Mesa Fernández José Manuel, González Valdés Adolfo; *Metodologías para la realización de proyectos de Data Mining*; Ponencia presentada en el VII Congreso Internacional de Ingeniería de Proyectos; Pamplona –Iruña, España; (2003).
- Rodríguez Montes Julián, Castro Martínez Lucas, Del Real Romero Juan Carlos; *Procesos industriales para materiales no metálicos*; Visión libros; España; 2^a Edición; pp. 7-8; (2006).
- Roldán Diego, Salazar Marcela, González Freddy; *La cadena del caucho en Colombia*; Ministerio de agricultura y Desarrollo Rural; Bogotá, Colombia; (2003). [Citado 13 marzo 2009]. Disponible en la web: <http://www.agrocadenas.gov.co>
- R Project for Statistical Computing; version 2.0.3; (2003). [Citado febrero 2003]. Disponible en la web: www.r-project.org.
- Rosato D. V.; *Extruding Plastics A Practical Processing Handbook*; Springer Verlag; (1998).
- Sarle S. Warren, *Comp. Ai.neural-nets FAQ, Part 2 of 7:Learning, Should I Normalize/standardize/rescale the data*, USA, (2002). [Citado febrero 2006]. Disponible en la web en: <http://www.faqs.org/faqs/ai-faq/neural-nets/part2/preamble.html>
- SAS Institute Inc (varios colaboradores); *Data Mining and the Case for Sampling, Solving Business Problems Using SAS Enterprise Miner Software*; ed. SAS Institute Inc.; E.U.; (1998).
- Schild Erich; *Prevención de defectos en ventanas y puertas exteriores*; Reverté; Tomo 5; pp.140; (1983).
- Serrano Gallego Roque; *Introducción al análisis de datos experimentales (tratamiento de datos de bioensayos)*; Universitat Jaume; España; pp. 121-133; (2003).

- Soukup Tom, Davidson Ian, *Visual data mining: techniques and tools for data visualization and mining*; John Wiley & Sons; pp. XXIII; (2002).
- Staff V.V., Santos Peñas Julián, Muñoz Alamillos Angel, Juez Martel Pedro, Cortiñas Vazquez Pedro; *Diseño de encuestas para estudios de mercado: técnicas de muestreo y análisis multivariante*; Ramón Areces; (2003).
- Taliadorou Eleni, Georgiou Georgios C., Mitsoulis Evan; *Numerical simulation of the extrusion of strongly compressible Newtonian liquids*; Rheol Acta 47; Springer-Verlag; pp. 49-62; (2008).
- Terradez Gurrea Manuel; *Análisis de Componentes Principales*; Universidad Oberta de Cataluña; (2000). [Citado 22 mayo 2009]. Disponible en la web: http://www.uoc.edu/in3/emath/docs/Componentes_principales.pdf
- Thuraisingham Bhavani; *Data Mining, Technologies, Techniques, Tools and Trends*; CRC Press; E.U.; s/e; (1999).
- Vojislav Kecman; *Learning and soft computing: support vector machines, neural networks, and fuzzy logic models*; MIT Press, USA; pp. 123; (2001).
- Wang John; *Encyclopedia of Data Warehousing and Mining*; 2° Ed. Idea Group Inc. (IGI); (2008).
- Wang Z. Xue, Medasani Srikanth; Marhoon Fatma, Albazzaz Hamza; *Multidimensional Visualization of Principal Component Scores for Process Historical Data Analysis*; American Chemical Society; Vol. 43; pp. 7036-7048 ; (2004).
- White, L.: *Testing for better quality*, European Rubber Journal, vol. 172, núm. 10, pp. 26-29, (1990).

- Yacoub F., MacGregor J.F.; *Analysis and optimization of a polyurethane reaction injection moulding (RIM) process using multivariate projection methods*; Elsevier; Chemometrics and intelligent laboratory systems; no. 65; pp. 17-33; (2003).
- Yarlagadda P.K.D.V.; *Prediction of processing parameters for injection moulding by using an hybrid neural network*; IMECHE; Journal Engineering Manufacture; Vol. 215; No. 10; pp. 1465-1470; Oct. 2001.
- Zorriassatine F., Guh R-S, Parkin R.M. y Coy J.; *Integrating novelty detection, neural networks and conventional tools for pattern recognition in multivariate processes*; IMECHE; Journal Engineering Manufacture; Vol. 218; no. 7; pp. 779-793; (2004).