



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA



UNIVERSITAT POLITÈCNICA DE VALÈNCIA

Escuela Técnica Superior de Ingeniería Industrial

Estudio y cuantificación del efecto de la composición de la fórmula en el comportamiento de un ambientador tipo Mikado mediante diseños de mezclas con factores de proceso y un modelo de regresión

Trabajo Fin de Grado

Grado en Ingeniería Química

AUTOR/A: Navarro Ponce, Enrique

Tutor/a: Prats Montalbán, José Manuel

Cotutor/a: Ferrer Riquelme, Alberto José

Cotutor/a externo: CONCI, GRAZIELA

CURSO ACADÉMICO: 2021/2022



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA



ESCUELA TÉCNICA
SUPERIOR INGENIERÍA
INDUSTRIAL VALENCIA

TRABAJO FIN DE GRADO EN INGENIERÍA QUÍMICA

**ESTUDIO Y CUANTIFICACIÓN DEL EFECTO
DE LA COMPOSICIÓN DE LA FÓRMULA EN
EL COMPORTAMIENTO DE UN
AMBIENTADOR TIPO MIKADO MEDIANTE
DISEÑOS DE MEZCLAS CON FACTORES DE
PROCESO Y UN MODELO DE REGRESIÓN**

AUTOR: ENRIQUE NAVARRO PONCE

TUTOR: JOSÉ MANUEL PRATS MONTALBÁN ALBERTO

COTUTOR: ALBERTO JOSÉ FERRER RIQUELME

TUTORA EXTERNA: GRAZIELA CONCI

Curso Académico: 2021-22

AGRADECIMIENTOS

Me gustaría aprovechar este apartado para dar las gracias a todas las personas que, de forma más o menos directa, me han ayudado a avanzar y cerrar una etapa más.

En primer lugar, a mi familia, en especial a mis padres y hermana. Gracias por estar ahí, por apoyarme y animarme en todo momento, aun cuando las cosas no salían como quería.

Gracias, también, al estupendo departamento técnico de Laboratorios JG por toda la ayuda que me han prestado para que este proyecto salga adelante y a su directora, Graziela, por la confianza y el interés mostrados desde el primer momento.

Por supuesto, no me puedo olvidar de José Manuel, tutor de este TFG, y de Alberto Ferrer, cotutor del mismo. Gracias por la oportunidad de trabajar en un campo tan interesante, por guiarme durante este camino y todo lo aprendido en el recorrido.

Por último, quisiera nombrar a las personas que han hecho inolvidables estos años en la universidad. Esas personas con las que he compartido aula, habitación, preocupaciones o risas. Beltros, Humberto, Manolo, Matute, Pepe y Tony, gracias por todo.

RESUMEN

En cualquier empresa de producción las condiciones que rodean al proceso productivo afectan de una manera u otra al resultado final del producto. Cuando estas condiciones no están controladas, su efecto puede introducir variaciones en las características de calidad que repercuten negativamente en la satisfacción del cliente.

En el caso de una empresa del sector de la perfumería y ambientación, cuando un producto no cumple con las expectativas del cliente, la solución suele pasar por ajustar la fórmula, lo que consume un tiempo importante por parte del departamento técnico, que es el encargado de desarrollarlas.

Como respuesta a esta problemática, el proyecto busca identificar cuáles son las causas que provocan la insatisfacción del cliente y cuantificar el efecto de la composición de la fórmula y el formato utilizado en el comportamiento de un ambientador mikado. Para ello, se aplica la metodología Seis Sigma al proceso de formulación y se construye un diseño de mezclas con variables del proceso.

Los resultados del diseño se someten a un análisis vía ANOVA y sirven de base para construir un modelo de regresión con el objetivo de predecir el comportamiento del producto en diferentes condiciones.

Palabras clave: Seis Sigma, formulación, ambientación, mikado, diseño de mezclas con variables de proceso, ANOVA, regresión.





RESUM

En qualsevol empresa de producció les condicions que envolten al procés productiu afecten d'una manera o una altra al resultat final del producte. Quan aquestes condicions no estan controlades, el seu efecte pot introduir variacions en les característiques de qualitat que repercuteixen negativament en la satisfacció del client.

En el cas d'una empresa del sector de la perfumeria i ambientació, quan un producte no compleix amb les expectatives del client, la solució sol passar per ajustar la fórmula, el que consumeix un temps important per part del departament tècnic, que és l'encarregat de desenvolupar-les.

Com a resposta a aquesta problemàtica, el projecte busca identificar quines són les causes que provoquen la insatisfacció del client i quantificar l'efecte de la composició de la fórmula i el format utilitzat en el comportament d'un ambientador mikado. Per a això, s'aplica la metodologia Sis Sigma al procés de formulació i es construeix un disseny de mesclades amb variables del procés.

Els resultats del disseny es sotmeten a una anàlisi via ANOVA i serveixen de base per a construir un model de regressió amb l'objectiu de predir el comportament del producte en diferents condicions.

Paraules clau: Sis Sigma, formulació, ambientador mikado, disseny de mesclades amb variables de procés, ANOVA, regressió.





ABSTRACT

In any production company, the conditions surrounding the production process affect in one way or another to the final result of the product. When these conditions are not controlled, their effect can introduce variations in quality characteristics that have a negative impact on customer satisfaction.

In the case of a company settled in the perfumery and air freshener sector, when a product does not meet the customer's expectations the solution usually involves adjusting the formula, which consumes significant time of the technical department, which is in charge of their development.

In response to this problem, the project seeks to identify the causes of customer dissatisfaction and quantify how the composition of the formula and the format affect to the response of a mikado air freshener. To do this, the Six Sigma methodology is applied to the formulation process and a mixture experiments with process variables is designed.

The results of the design are subjected to an analysis via ANOVA and serve as the basis for building a regression model in order to predict the response of the product under different conditions.

Keywords: Six Sigma, formulation, mikado air freshener, mixture design with process variables, ANOVA, regression.





ÍNDICE

DOCUMENTOS CONTENIDOS EN EL TFG

- Memoria descriptiva.....1
- Presupuesto.....80





DOCUMENTO I

MEMORIA DESCRIPTIVA



ÍNDICE DE LA MEMORIA DESCRIPTIVA

1. JUSTIFICACIÓN, OBJETIVO Y ESTRUCTURA.....	1
1.1. Justificación Académica	1
1.2 Justificación Técnica.....	1
1.3 Objetivo	2
1.4 Estructura del Documento	2
2. INTRODUCCIÓN.....	3
2.1 Descripción del Entorno	3
2.1.1 Historia de la empresa	3
2.1.2 Localización.....	4
2.1.3 Actividad desarrollada.....	6
2.1.4 Productos de interés.....	8
2.2 Proceso de Formulación.....	9
2.4 Introducción al Control de Calidad.....	11
2.4.1 Control total de la calidad.....	12
3. HERRAMIENTAS Y MÉTODOS ESTADÍSTICOS EMPLEADOS.....	14
3.1. Metodología Seis Sigma	14
3.1.1 DMAIC	16
3.2. Herramientas estadísticas.....	18
3.2.1. Diagrama de Pareto	18
3.2.2. Diseño Estadístico de Experimentos	19
3.2.3. Estudio de repetibilidad y reproducibilidad (R&R) del sistema de medición...	22
3.2.4. ANOVA.....	22
3.2.5. Modelos de Regresión	26
3.2.6. Diseños de Mezclas	29
4. DMAIC EN JESÚS GÓMEZ.....	34
4.1 Definir.....	34
4.2 Medir.....	35
4.3 Analizar.....	46
4.3.1 Análisis del consumo.....	46
4.3.2 Análisis de la intensidad.....	59
4.4 Mejorar.....	67
4.5 Controlar	70
5. CONCLUSIONES.....	71



5.1. Conclusiones Generales	71
5.2. Impacto Económico	71
6. REFERENCIAS	74

ÍNDICE DE FIGURAS DE LA MEMORIA

Figura 1. Ubicación de las diferentes naves	4
Figura 2. Diagrama de flujos entre los diferentes centros de trabajo	5
Figura 3. Minicolonias "Cuore Silver" y "Black Angel"	6
Figura 4. Ambientador mikado en uno de sus formatos.....	7
Figura 5. Facturación ambientación – cosmética 19-20	7
Figura 6. Porcentaje de facturación de los productos sobre el total de ambientación.....	8
Figura 7. Gráfica de la distribución normal.....	14
Figura 8. Efecto de σ en la distribución normal	15
Figura 9. Etapas del ciclo DMAIC	16
Figura 10. Pareto de las esencias utilizadas frente a la facturación de mikados	18
Figura 11. Dominio experimental según los factores estudiados	20
Figura 12. Símplex para 3 componentes	31
Figura 13. Región de estudio en un símplex con restricciones	32
Figura 14. Símplex del área de estudio sobre la composición de la mezcla.....	37
Figura 15. Símplex del área de estudio sobre la composición de la mezcla (con fórmulas intermedias)	38
Figura 16. Intensidad olfativa obtenida siguiendo el procedimiento estándar de trabajo ...	43
Figura 17. Resumen del estudio R&R sobre el procedimiento desarrollado para valorar la intensidad.....	44
Figura 20. Gráficas de residuos para el consumo (modelo reducido)	53
Figura 21. Gráficas de residuos para el consumo (modelo reducido, sin obs 69).....	56
Figura 22. Superficie de respuesta para el consumo	57
Figura 23. Superficie de respuesta para el consumo (perfil 1)	57
Figura 24. Superficie de respuesta para el consumo (perfil 2)	58
Figura 25. Superficie de respuesta para el consumo (perfil 3)	58
Figura 26. Gráficas de residuos para la intensidad.....	63
Figura 27. Superficie de respuesta para la intensidad	65
Figura 28. Superficie de respuesta para la intensidad (perfil 1)	65
Figura 29. Superficie de respuesta para la intensidad (perfil 2)	66
Figura 30. Superficie de respuesta para la intensidad (perfil 3)	66
Figura 31. Símplex para el consumo a los 40 días	67
Figura 32. Símplex para la intensidad	68
Figura 33. Símplex del área que cumple con la intensidad deseada.....	68
Figura 34. Símplex para el precio de la mezcla.....	69



ÍNDICE DE TABLAS DE LA MEMORIA

Tabla 1. Combinaciones en un diseño factorial 2^3	21
Tabla 2. Ejemplo de los datos contenidos en una tabla para el ANOVA de la media	26
Tabla 3. Ejemplo de los datos contenidos en una tabla para el ANOVA de los residuos ...	26
Tabla 4. Rangos de estudio para los componentes del mikado	37
Tabla 5. Composición de las 10 mezclas ensayadas	38
Tabla 6. Combinaciones de las variables de proceso ensayadas	40
Tabla 7. Resultados del modelo de regresión para el consumo.....	47
Tabla 8. Resumen del ANOVA para el consumo.....	49
Tabla 9. Observaciones inusuales para el consumo	49
Tabla 10. Resultados del modelo de regresión para el consumo (reducido).....	50
Tabla 11. Resumen del ANOVA para el consumo (modelo reducido).....	52
Tabla 12. Observaciones inusuales para el consumo (modelo reducido).....	53
Tabla 14. Resultados del modelo de regresión para el consumo (modelo reducido, sin obs 69).....	55
Tabla 13. Resumen del ANOVA para el consumo (reducido, sin obs 69).....	56
Tabla 15. Observaciones inusuales para el consumo (reducido, sin obs 69).....	56
Tabla 16. Resultados del modelo de regresión para la intensidad.....	60
Tabla 17. Intervalos de confianza para las predicciones de intensidad	61
Tabla 18. Resumen del ANOVA para la intensidad.....	63



1. JUSTIFICACIÓN, OBJETIVO Y ESTRUCTURA

1.1. Justificación Académica

El presente Trabajo Final de Grado (en adelante, TFG) representa el último paso en la etapa universitaria del futuro graduado en Ingeniería Química, buscando confirmar que la formación académica ha sido completada de manera satisfactoria.

Para ello, será necesario plasmar las distintas habilidades desarrolladas durante el Grado, así como demostrar la capacidad de sintetizar y aplicar los conocimientos adquiridos a una necesidad real.

En este caso, la necesidad nace en forma de propuesta de mejora de uno de los productos de la empresa en la que se llevan a cabo las prácticas extracurriculares. En este sentido, cabe destacar la gran experiencia que suponen este tipo de prácticas para la evolución profesional de los alumnos, permitiendo una primera toma de contacto con la industria y ofreciendo la oportunidad de aprender trabajando al lado de personal cualificado en el sector.

De esta forma, el TFG se realiza mediante un convenio de colaboración entre la empresa Jesús Gómez S.L y la Universidad Politécnica de Valencia (en adelante, UPV) a lo largo del curso 2021/2022. Más concretamente, la idea del trabajo surge en el Departamento de Calidad, donde se llevan a cabo las prácticas mencionadas, pero se desarrolla gracias a la participación conjunta del Departamento de Calidad e I+D+i, por parte de la empresa, y el Departamento de Estadística e Investigación Operativa Aplicadas y Calidad, por parte de la UPV.

1.2 Justificación Técnica

La ejecución del estudio sobre el comportamiento y duración de los ambientadores fabricados por Jesús Gómez se puede respaldar de diferentes formas dependiendo del foco de interés:

Desde el punto de vista de la calidad, el proyecto busca desarrollar una formulación que permita asegurar una duración mínima, independientemente de las condiciones de envasado, sin comprometer la característica más crítica del ambientador, el aroma.

Esto se consigue mediante la creación de un modelo de regresión capaz de reajustar la formulación en función de la duración establecida o fijando el porcentaje de una de las materias primas (en adelante, MMPP).

Atendiendo a esto último, también se encuentra una justificación tanto de carácter económico, puesto que al optimizar la formulación se puede ahorrar de manera consciente en los costes de MMPP, como de carácter tecnológico, ya que la creación de ese primer modelo abre una vía muy interesante de formulación hasta entonces desconocida para la empresa.



1.3 Objetivo

El presente TFG tiene como objeto el diseño del estudio necesario para encontrar la formulación del ambientador con el comportamiento más estable en cualquiera de los formatos en los que se envasa actualmente.

Para lograrlo se hará uso de la metodología Seis Sigma, aplicando un diseño de mezclas con variables de proceso, cuyo objetivo último es la unificación de las distintas fórmulas que se tienen para una misma esencia.

1.4 Estructura del Documento

El TFG se puede dividir en las partes siguientes:

En la primera parte se presenta la empresa “Jesús Gómez”, repasando levemente su historia, organización y actividad, para contextualizar el proyecto. Asimismo, también se introduce el concepto de calidad, comentando cómo surge y evoluciona hasta llegar al desarrollo de la metodología Seis Sigma, que se detallará más a fondo puesto que será el modelo a seguir durante el TFG.

La segunda parte explica, por un lado, de qué manera se han aplicado cada uno de los pasos de la metodología Seis Sigma al caso concreto de “Jesús Gómez” y, por otro, los conceptos y herramientas estadísticas que se utilizarán más adelante. En esta sección se puede apreciar el proceso de: definición del problema, diseño del sistema de recogida de datos y análisis de los mismos, entre otros.

Finalmente, en la tercera parte se realiza la discusión de los resultados obtenidos para comprobar si se ha cumplido con el objetivo del estudio.

2. INTRODUCCIÓN

2.1 Descripción del Entorno

Laboratorios JG (de aquí en adelante JG) se trata de una empresa fundada en 1991, por el propio Jesús Gómez, que se dedica a la fabricación de productos de ambientación y cosmética. Para ello, cuenta con 2 marcas diferenciadas para cada mercado: La Casa de los Aromas (ambientación) y Flor de Mayo (cosmética).

A pesar de su origen humilde, en la actualidad dispone de 4 naves situadas en el polígono industrial de Rafelbunyol (Valencia) entre las que se encuentran almacenes, plantas de fabricación, de envasado y oficinas.

2.1.1 Historia de la empresa

JG surge, en 1991, de la mano del matrimonio de María Molins y Jesús Gómez como una empresa familiar dedicada a la venta de fragancias y de productos para la ambientación del hogar.

Desde un primer momento, el objetivo de la empresa es crecer y posicionarse en el mercado como una opción real, por lo que en 1993 se crean las marcas especializadas “La Casa de los Aromas” y “Flor de Mayo”. La recepción de esta medida es muy buena, y dos años más tarde el ritmo de crecimiento es tal que permite el traslado a una nave mayor.

Como consecuencia del aumento de producción, en 2001 la empresa comienza a dejar de lado los procesos manuales de fabricación y opta por invertir en una primera gran automatización de los mismos. Se pasa de un sistema basado en la manipulación del producto por parte del operario a un modelo mixto de producción que busca cubrir la creciente demanda a la vez que mantiene la flexibilidad.

Siguiendo en esta misma línea, durante los años siguientes la empresa se asienta y madura en el nuevo sistema implementado, contratando profesionales cualificados para cubrir las nuevas necesidades al mismo tiempo que se incorpora a la actividad una nueva generación familiar, lo que fortalece la estructura empresarial.

La consolidación de las marcas creadas junto con el crecimiento en la capacidad de producción provoca que se busque la ampliación del mercado y se apueste por la internacionalización de los productos (2007). La apuesta funciona y la empresa experimenta un crecimiento constante hasta el 2016, momento en el que Jesús Gómez se aparta de la dirección y cede su puesto a su hija mayor.

Con el nombramiento de María Jesús Gómez como nueva CEO se da comienzo al 1.^{er} Plan Estratégico para modernizar tanto los sistemas logísticos y de gestión como los de fabricación, que empiezan a quedar anticuados desde la automatización de 2001. Se rediseña la estructura interna, con un cambio cultural y organizativo, invirtiendo nuevamente en la automatización e innovación tecnológica.

El impacto de estas medidas se nota al instante con la entrada de colonias y otros productos cosméticos a las grandes superficies, repercutiendo de manera muy positiva en la facturación, lo que, a su vez, permite la elaboración de un 2.º Plan Estratégico (2019) en busca de la mejora continua.

En este nuevo plan se incluye una gran inversión para la ampliación y modernización de las instalaciones, se refuerza el departamento de Calidad y se inicia el negocio digital, llegando a la empresa que se tiene hoy en día.

2.1.2 Localización

En la actualidad, JG cuenta con 4 naves distribuidas en el polígono industrial de Rafelbunyol, tal y como se muestra en la *Figura 1*.



Figura 1. *Ubicación de las diferentes naves*

Como es normal, las instalaciones son diferentes dependiendo de las necesidades de la empresa. Cada una de las naves tiene funciones específicas dentro del proceso, por lo que los flujos de material entre ellas dependerán de su papel en éste. A modo de resumen se tiene:

- Nave 1: Se trata de la sede principal de la empresa y cuenta con dos plantas. La primera está orientada a la producción, donde se fabrican la mayoría de productos comercializados por JG. En ella se encuentran las líneas de envasado, las salas de fabricación y una zona conocida como “puerta de salida” en la que los pallets esperan el “apto” por parte de los técnicos de calidad antes de ser enviados al almacén (Nave 3). En esta misma zona también se produce la descarga de las materias primas que emplea fabricación para elaborar los productos.

En la segunda planta se hallan las oficinas, el laboratorio que comparten el departamento de calidad y el de I+D+I, y un pequeño almacén propio donde se guardan los materiales que se van a necesitar a corto plazo.

- Nave 2: Conocida como “Manipulados”, se utiliza como apoyo de la Nave 1. Algunos productos ya envasados son enviados a esta nave, donde son estuchados y/o encajados. Su función principal es la finalización del packaging y el montaje de los sets. También cuenta con una zona exterior habilitada para el almacenamiento de los residuos provenientes de las distintas naves y un almacén propio que cumple la misma función que en el caso anterior.
- Nave 3: Se trata del almacén principal de producto terminado de la fábrica. Por un lado, recibe los productos que salen de las Naves 1 y 2, así como de talleres externos y proveedores de artículos de compra-venta, y por el otro, se ocupa de tramitar y cargar los envíos a los clientes. Debido al flujo de material, se cuenta con una sala de oficinas propia para ayudar a la organización del mismo.
- Nave 4: Es el almacén del material necesario para la producción, sin tener en cuenta las materias primas de fabricación. En esta nave se descargan y almacenan los envases, tapones, etiquetas... y se distribuyen a las Naves 1 y 2, donde son consumidos en el proceso productivo.

El flujo de materiales que se da entre las distintas naves de la empresa queda reflejado en el esquema de la *Figura 2*. Para comprenderlo, los cuadros (nodos) hacen referencia a los centros de trabajo, siendo de color morado si forman parte de la empresa y de color naranja si se trata proveedores externos de producto terminado. Las flechas gruesas que entran a los nodos reflejan la recepción de material auxiliar (gris) y de MMPP (verde), mientras que la flecha gruesa que sale del nodo 3 indica la salida de producto terminado al mercado (azul).

Entre nodos se sigue el mismo patrón de colores con líneas más delgadas: gris (material auxiliar), verde (MMPP), azul (producto terminado) y aparece uno nuevo que es el morado para los productos que todavía se encuentran en proceso.

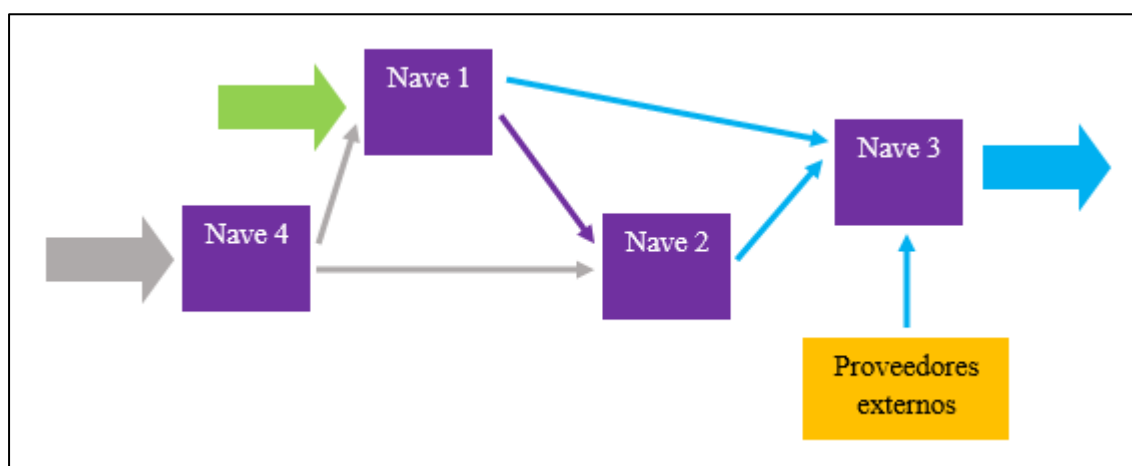


Figura 2. Diagrama de flujos entre los diferentes centros de trabajo

Fuente: Elaboración propia

2.1.3 Actividad desarrollada

Como ya se ha comentado, JG es una empresa que desarrolla su actividad económica en el sector de la perfumería principalmente, fabricando productos destinados a crear olores agradables para el consumidor. No obstante, aunque el aroma es el hilo conductor de todos sus productos, se ha de diferenciar dos tipos en función de cómo se desprende la fragancia: Ambientación y Cosmética.

En el caso de la ambientación, se encuentran productos que liberan su aroma a través del medio que rodea al consumidor, como los ambientadores de coche o los aceites hidrosolubles, mientras que cuando se habla de cosmética se da por hecho que el producto está en contacto con el propio cliente, como ocurre con las colonias y las cremas. Esto se traduce en una diferenciación, ya sea consciente o no, por parte de la mayoría de los clientes, que no buscan lo mismo en un producto cosmético, destinado al cuidado personal, y en un ambientador.

Atendiendo a este sesgo, JG cuenta con dos marcas diferenciadas: Flor de Mayo y La Casa de los Aromas.

FL* R DE MAYO

Marca exclusiva para los productos cosméticos, entre los que se observa una buena variedad de opciones, desde mascarillas a geles hidroalcohólicos, pasando por cremas y aceites corporales. Sin embargo, destaca sobre todo por la producción de colonias en formatos pequeños y manejables que permiten adquirir fragancias de calidad a precios muy económicos.



Figura 3. Minicolonias "Cuore Silver" y "Black Angel"

LA CASA DE LOS AROMAS

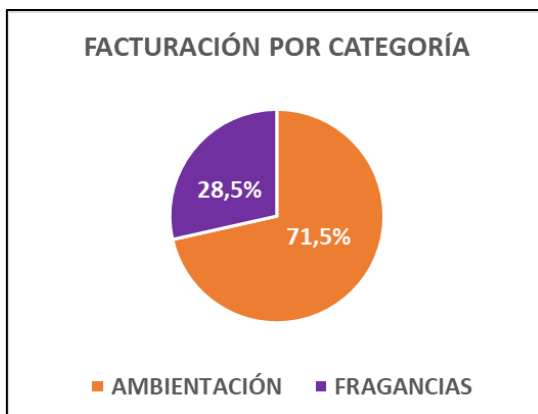
Es la marca que engloba los productos de ambientación y que supone la mayor parte de la producción global de la planta. Cuenta con un abanico de posibilidades muy rico en formato, aroma y volumen, pudiendo encontrar desde sobres para interiores (vermiculita) a los ya mencionados aceites hidrosolubles, junto a humidificadores y difusores de aromas.

El destino más común de los productos es la venta a bazares o el canal multiprecio.



Figura 4. Ambientador mikado en uno de sus formatos

Como se ha comentado, los productos de ambas marcas tienen características distintas a nivel de fabricación que acaban repercutiendo sobre los mercados hacia los que se dirigen. Atendiendo a los datos de facturación del año 2019-2020 se puede contabilizar el verdadero impacto que supone cada una.



Como se puede apreciar en la *Figura 5*, la realidad es que los productos de ambientación tienen un gran impacto en la economía de la empresa.

Figura 5. Facturación ambientación – cosmética 19-20

2.1.4 Productos de interés

Ya se ha hecho mención a la gran variedad de opciones que presentan ambas marcas, lo que permite llegar a más ámbitos y clientes. Sin embargo, esto también implica que las ventas vienen de muchas vías diferentes, tantas como productos se tienen. Para poder hablar con criterio habría que conocer, nuevamente, si todos los productos gozan del mismo peso dentro de su sector.

Centrando la atención en el caso de La Casa de los Aromas se observa la siguiente distribución.

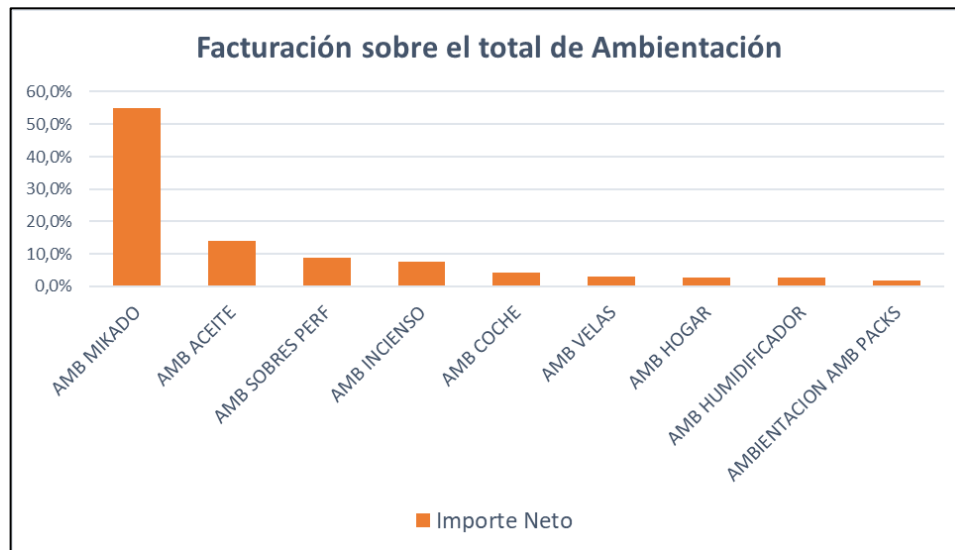


Figura 6. Porcentaje de facturación de los productos sobre el total de ambientación

Atendiendo a la *Figura 6*, se puede apreciar un producto que destaca muy por encima del resto, el ambientador mikado. Suponiendo más de la mitad de los ingresos en el sector de ambientación se sitúa, sin duda, como uno de los productos estrella de la empresa.

Al tratarse de un producto tan demandado no es de extrañar que se presente en muchos formatos. Las características que más varían son: cantidad, forma del envase, elementos decorativos y materiales utilizados.

Entre los formatos más comunes se encuentran:

- Mikado Doypack (30 ml en envase de vidrio).
- Mikado REPO (100 ml en envase de PET).
- Mikado 50 (50 ml en envase de vidrio).

Aunque también se pueden encontrar más grandes, de hasta 1 litro, enfocados principalmente a la reposición de otros más pequeños. Al final, la variedad de formatos busca cubrir las necesidades de los diferentes perfiles de clientes.

Viendo la importancia que tiene el ambientador mikado, y para comprender mejor en qué aspectos afecta al estudio, es necesario conocer primero su funcionamiento.

Como muestra la *Figura 4*, un mikado se compone de un envase con líquido aromático y de unas varillas. Simplificando, al introducir las varillas en el frasco, éstas van absorbiendo el líquido y empapándose poco a poco. Cuando el líquido humedece las varillas y asciende por ellas, empieza el proceso de evaporación mediante el que se propaga el aroma por el medio que lo rodea y se consigue el efecto ambientador.

De lo anterior se deduce que la respuesta del mikado depende principalmente de la interacción que hay entre el líquido y las varillas. Por tanto, el foco del estudio se centrará en el proceso de formulación.

2.2 Proceso de Formulación

El primer paso de todos es la concepción del mikado que se va a formular, puesto que según la intención inicial la formulación buscará ajustarse de distinta forma. En este sentido, la idea puede venir desde 3 departamentos:

- Comercial
- Marketing
- I+D+i

En el caso del Departamento Comercial, suele ocurrir que, por tener trato directo con los clientes, los mismos clientes son los que comunican lo que esperan o les gustaría obtener de cada producto. Los comerciales se encargan de recoger estas inquietudes y traducirlas en necesidades que, posteriormente, transmiten al Departamento de Marketing.

Este modelo suele estar ligado al desarrollo de productos personalizados, de tirada reducida. No obstante, en ocasiones estas peticiones son modificadas por el equipo de Marketing y aprovechadas para generar nuevos productos propios que se incorporan a la línea de producción.

Por su parte, desde Marketing se realiza un estudio de mercado centrado en clientes y competidores. A partir de las tendencias detectadas se decide la línea que debe seguir el mikado y se comunican las sugerencias al Departamento de I+D+i.

En el caso de I+D+i, también se realiza un estudio de mercado, pero más orientado hacia el descubrimiento de nuevas esencias. De esta manera, los aromas más interesantes se prueban en los formatos más comunes y, según su respuesta, son presentados a Marketing como opciones ya testadas.

De todas las vías mencionadas, actualmente lo más frecuente es que sea marketing quien transmita la idea del mikado que se quiere, acompañado de las condiciones establecidas para ese propósito.

Estas condiciones suelen recoger:

- Tipo y número de varillas a utilizar
- Modelo de envase

- Tipo de aroma que se busca
- Precio

Cuando la información le llega al equipo de I+D+i empieza el proceso de formulación en sí. Para entenderlo mejor, es necesario conocer las MMPP que componen el mikado y su efecto en la respuesta.

Generalmente se tiene:

- Esencia: Es la encargada de dar el aroma característico al mikado. Se trata de un concentrado aromático y, como tal, resulta la MP más cara.
- Disolvente primario: Suele tratarse de alcohol. Su función principal es la de disolver la esencia y servir como medio de transporte de la mezcla, ayudando en la ascensión del líquido por la varilla y en el proceso de evaporación por el que la esencia acaba liberándose en el medio.
- Disolvente secundario: Como disolvente tiene una función muy similar al anterior, ayudando a homogeneizar la mezcla y a transportar la esencia. Sin embargo, la diferencia de densidad respecto del disolvente primario provoca que la difusión funcione de manera distinta.

Teniendo todo lo anterior en cuenta, el proceso de formulación sigue los siguientes pasos:

1º Selección de las esencias candidatas

La esencia es el “alma” del mikado, por lo que es importante que sea capaz de reflejar correctamente el aroma deseado. Para elegir las esencias adecuadas se dispone de una serie de pirámides olfativas que describen la fragancia y comportamiento de las mismas. El equipo de I+D+i se apoya en estas herramientas y aplica su criterio profesional para seleccionar las esencias que más se ajustan a la descripción que reciben y presentárselas a marketing. De la criba que se realiza salen las esencias para las que se desarrolla una formulación.

2º Desarrollo de una formulación inicial

Como se ha comentado, la esencia es el componente más caro del mikado y el hecho de tener un precio máximo como condición implica que hay ciertos límites sobre el porcentaje que se puede añadir. En este sentido, lo primero que se busca es una formulación con la mayor cantidad de esencia posible, pero dentro del precio establecido y con un porcentaje de disolvente tal que no comprometa la estabilidad de la mezcla.

3º Pruebas de funcionamiento

Una vez que se dispone de una formulación inicial para cada una de las esencias elegidas, se realizan las pruebas para estudiar su comportamiento. Principalmente se estudia su capacidad de ambientación y la duración, que también viene marcada como un objetivo a cumplir.

Test de ambientación

Para la prueba de ambientación se recurre a personal cualificado que testa los aromas en su casa y devuelve información sobre el grado de satisfacción.

Es muy importante que el mikado cumpla las expectativas en este sentido, puesto que por el modelo de formulación que se sigue, si con el máximo porcentaje de esencia admisible no es capaz de ambientar una estancia de manera satisfactoria es muy difícil que se pueda reajustar la formulación para que lo logre.

Test de duración

Por otro lado, la duración se comprueba en el laboratorio a través de un seguimiento del peso. De esta forma, además, se obtiene una gráfica que muestra el ritmo al que se va consumiendo el líquido. Generalmente, se observa una disminución del peso muy rápida durante los primeros días que va frenándose conforme aumenta la cantidad consumida. Esto apunta a que las varillas tienen una capacidad limitada y van saturando a medida que absorben líquido.

En el caso de que la duración conseguida no cumpla el objetivo inicial se debe de reajustar la formulación, añadiéndose más pasos.

A su vez, también se detecta un defecto importante en la variabilidad que se tiene en la duración, puesto que es un aspecto que afecta directamente a la confianza que el cliente deposita sobre el producto.

El presente TFG busca mejorar este proceso, desarrollando un método más efectivo que pueda asegurar estabilidad en la respuesta del mikado, con el objetivo final de aumentar la calidad del producto más comercializado por la empresa.

2.4 Introducción al Control de Calidad

La calidad, como tal, es un concepto inherente en el ser humano del que se es consciente en el momento en el que se da cuenta que desarrollar una actividad de la mejor forma posible se acaba traduciendo en una ventaja competitiva sobre el entorno que lo rodea.

Esto puede verse reflejado en la evolución de los trabajos manuales a lo largo de toda la historia, desde la comprobación de las dimensiones de los bloques de piedra en las primeras construcciones hasta la profesionalización de los artesanos y talleres en busca de una mejor reputación.

Ya en la Edad Media, el cliente proporcionaba toda la información acerca de lo que esperaba obtener mediante un encargo y el artesano se encargaba de fabricar e inspeccionar, de manera informal, el producto terminado. De esta forma, se obtenía una calidad “elevada” a cambio de un coste mayor como consecuencia del modelo de producción.

Sin embargo, el mercado, las técnicas de producción y la percepción del cliente han ido evolucionando, empujando a la mejora en los métodos empleados para asegurar la calidad y competitividad del producto. En este sentido, la revolución comienza a inicios del siglo XX

con la llegada de la producción en cadena, puesto que ya no es posible ajustar las piezas defectuosas de un paso a otro y deben de desecharse para no parar la fabricación.

De este modo, se establece una primera definición de la calidad, entendiéndola como la conformidad del producto con las especificaciones. Cuanto más alta es la conformidad menor es el número de piezas desechadas y mayor es la eficacia del proceso. Como consecuencia de estas nuevas necesidades surgen los primeros procedimientos de control de calidad, limitados a labores de inspección para separar los productos que cumplen con las especificaciones de los que no lo hacen y repercutirían negativamente en el proceso en caso de continuar.

A partir de la década de 1920 se produce un salto cualitativo en los métodos de control de calidad impulsado por Walter A. Shewhart. Los estudios de Shewhart centran el control de calidad en la variación del proceso productivo, que puede deberse a causas asignables, sobre las que se puede actuar, o aleatorias. Para distinguirlas, hace uso de una nueva herramienta, los gráficos de control, dando inicio al control estadístico del proceso. Este nuevo enfoque pretende asegurar la calidad del producto reduciendo el número de agentes que pueden provocar que se salga de las especificaciones. [1]

Durante la Segunda Guerra Mundial este método se desarrolló intensamente en E.E.U.U por la exigencia de la industria militar. Los avances estadounidenses en este campo incentivaron que Japón, cuyos sistemas de control de calidad no habían evolucionado, los tomara como ejemplo y decidiera aplicar los nuevos procedimientos. Gracias a los conocimientos recibidos por parte de Edwards Deming y Joseph Juran el control estadístico y el modelo administrativo para la gestión de la calidad alcanzan a los ejecutivos de las empresas, popularizándose en todas las industrias y dando origen a una nueva visión del problema. A partir de este momento, se inicia una transición en las actividades asociadas al control de la producción, que dejan de limitarse al proceso y buscan extenderse por toda la empresa, sentando las bases del modelo actual.

2.4.1 Control total de la calidad

El modelo japonés, además de en términos del proceso, concibe la calidad desde el enfoque humano, dando lugar a una nueva definición de la misma. A partir de este momento, la calidad se entiende como “la capacidad que tiene el producto para satisfacer las expectativas del cliente”.

Las expectativas pueden expresarse como el cociente entre las necesidades que se esperan cubrir respecto del precio que se está dispuesto a pagar. Por tanto, desde este punto de vista, la calidad ahora depende tanto del bien ofertado como del coste que suponga para la empresa producirlo. Como resultado de trabajar en esta dirección las empresas niponas adoptan el sistema de “Administración de la Calidad a lo largo y ancho de la Empresa”, donde la idea predominante es que todo aquel trabajador que pueda ayudar en un problema debe participar en la búsqueda de la solución más eficaz.

Esta filosofía se vio impulsada en gran medida por Kaoru Ishikawa quien, en 1962, canalizó la implantación de los denominados círculos de calidad. Esta nueva forma de trabajar organiza y forma a cada departamento en pequeños grupos de trabajo para que sean capaces

de resolver los problemas específicos de cada proceso mientras se mantiene una relación con el resto. De esta manera, el control de calidad ya no aplica exclusivamente al proceso productivo, desde el diseño del producto hasta los servicios auxiliares o de soporte. [2]

A partir de la década de los 80, debido a la globalización del mercado y la gran aceptación de los productos japoneses, E.E.U.U y Europa toman como ejemplo este nuevo enfoque y lo adaptan en sus empresas. En este punto, el aumento de la competitividad provoca que las empresas busquen consolidarse en su sector, desarrollándose un nuevo modelo conocido como TQM (“Total Quality Management”). El TQM comparte con el TQC la idea de que la calidad debe de ser total, manteniendo los estándares a lo largo de todo el proceso, pero añade que, además, debe mejorar constantemente para conseguir la satisfacción de un cliente cada vez más exigente.

El TQM puede definirse como “la forma de dirigir las organizaciones, en todos los niveles, para lograr el aumento constante de la satisfacción de clientes y trabajadores a la vez que se consigue una disminución permanente de los costes”. La mayor diferencia es que la calidad no se considera únicamente un objetivo a cumplir, sino que pasa a convertirse en una manera de gestionar la empresa, por lo que el papel del equipo directivo adquiere una importancia vital. Este modelo de gestión supone un cambio en la filosofía de trabajo y para su correcta implantación se requiere:

- Dirección proactiva y comprometida con el proyecto.
- Definir la visión, misión y la estrategia del negocio.
- Orientar los procesos para cumplir las necesidades y expectativas de los clientes.
- Determinar y priorizar los procesos claves cuya calidad debe de ser mejorada.
- Liberar los recursos necesarios y potenciar a los líderes de los grupos de mejora.
- Dar apoyo para superar las barreras organizacionales.
- Reconocer y comunicar el progreso del proyecto a todos los trabajadores.

El continuo avance en materia de gestión de la calidad ha propiciado que, en los últimos tiempos, nuevas y más avanzadas metodologías hayan continuado desarrollándose bajo la influencia de los modelos más exitosos. Es el caso de la metodología Seis Sigma, en la que se basa este TFG y que se explicará con más detalle a continuación. [3] [4]

3. HERRAMIENTAS Y MÉTODOS ESTADÍSTICOS EMPLEADOS

3.1. Metodología Seis Sigma

Seis Sigma, también conocida como 6σ , es una metodología de mejora de procesos creada en 1988 por el ingeniero de *Motorola* Bill Smith y popularizada posteriormente por *General Electric*.

Esta metodología combina el uso de herramientas estadísticas con un enfoque disciplinado de resolución de problemas proponiendo el desarrollo de grupos de trabajo dinamizadores. Su nombre obedece a que, en términos estadísticos, σ (sigma) es la desviación típica, que da una idea de la variabilidad en un proceso. El objetivo de esta metodología es reducir dicha variabilidad hasta tal punto en el que el producto siempre se encuentre dentro de los límites establecidos.

Generalmente, se asume que los resultados en un proceso de fabricación siguen una distribución normal, también conocida como campana de Gauss. En esta distribución la mayoría de valores se encuentran cerca de la media, volviéndose más difícil/improbable encontrar valores conforme aumenta la diferencia con la misma. Esto puede verse reflejado en la siguiente Figura, donde el eje vertical hace referencia a la cantidad de mediciones y el horizontal al resultado de la medición en sí.

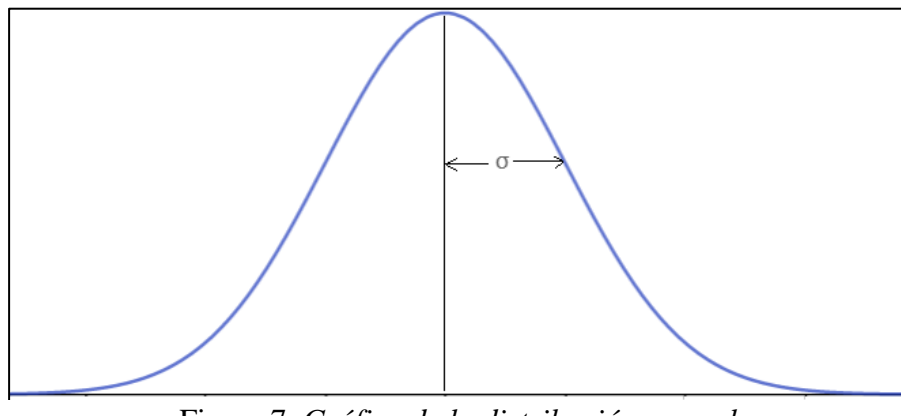


Figura 7. Gráfica de la distribución normal

La desviación típica (σ) hace referencia a la dispersión entre datos, es decir, refleja cuanto se alejan los resultados obtenidos de la media y se calcula como:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$$

(1)

Donde:

- n = nº de mediciones.
- x_i = resultado de cada una de las mediciones.

- μ = media del conjunto de mediciones.

Un valor elevado de σ viene a decir que hay mucha diferencia entre los valores que pueden tomar las diferentes mediciones, mientras que uno bajo indica que la gran mayoría se encuentra cerca de la media (μ) u objetivo de fabricación. De manera gráfica, esto se traduce en curvas más anchas y bajas o más delgadas y altas, como muestra la siguiente imagen.

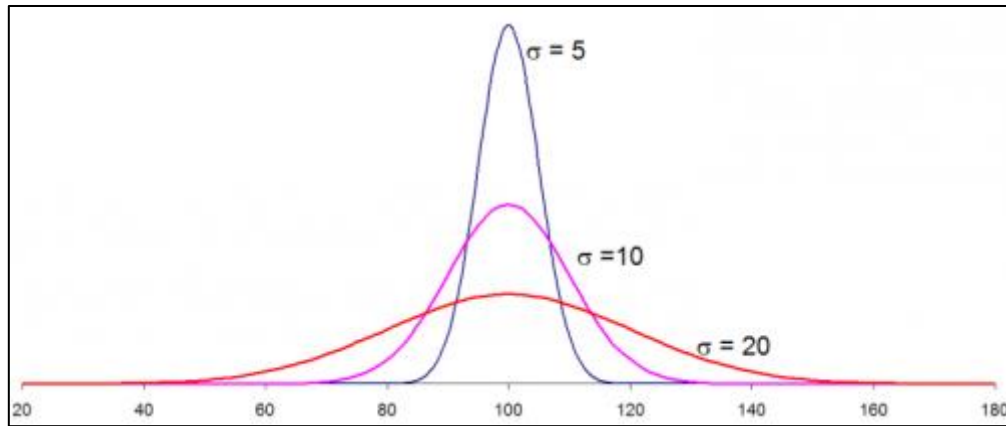


Figura 8. Efecto de σ en la distribución normal

Una de las características de la distribución normal es que, independientemente del valor de σ y de μ , se puede calcular el número de mediciones que se encontrarán dentro de un intervalo equivalente a un número cualquiera de $\pm\sigma$. Los resultados obtenidos son siempre los mismos, por ejemplo:

Valores entre $(\mu-\sigma)$ y $(\mu+\sigma)$ = 68,27 %

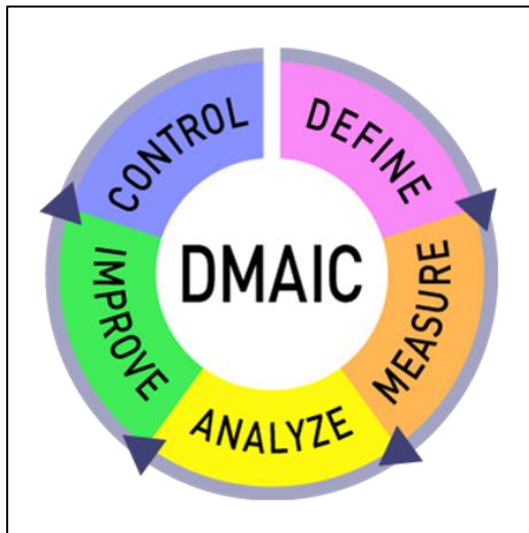
Valores entre $(\mu-2\sigma)$ y $(\mu+2\sigma)$ = 95,45 %

Como apunta su nombre, el objetivo de 6 σ es conseguir un proceso en el que los productos contenidos en un rango de ± 6 veces σ entren dentro de las especificaciones establecidas para el cliente. Como los límites de tolerancia no se pueden ampliar hasta recoger esta cantidad, pues dejarían de tener sentido como aseguradores de la calidad, la solución pasa por trabajar directamente sobre el proceso, haciéndolo más robusto y reduciendo la variabilidad hasta un nivel tan pequeño que se cumpla lo anterior. Como este nivel de exigencia es muy elevado, se acaba aceptando una desviación adicional de $\pm 1.5\sigma$ debido a causas sobre las que no se puede actuar, por lo que, finalmente, se considera aceptable un rango de $\pm 4.5\sigma$, lo que equivale a 3.4 DPMO (defectos por millón de oportunidades).

Por otro lado, esta disminución de los errores no debe entenderse solamente desde el punto de vista estadístico. Al igual que ocurre con el TQC o TQM, 6 σ se aplica como una metodología de trabajo que abarca áreas más o menos grandes en función del proceso que se quiera mejorar. En la actualidad, suele entenderse como una filosofía que aplica a la totalidad de la empresa cuyos principios fundamentales son:

- Liderazgo comprometido desde arriba hacia abajo, fomentando la creación de una estructura directiva.
- Los proyectos se plantean a largo plazo, buscando generar ahorros o aumentar las ventas.

- Enfoque sobre los procesos, manteniendo el punto de vista sobre las necesidades del cliente.
- Toma de decisiones en base a datos objetivos donde los esfuerzos se canalizan a través de metodologías robustas de trabajo.
- Formación del personal en sus respectivas áreas y reconocimiento del trabajo en todos los niveles.
- Comunicación constante de la dirección, desarrollo y logros conseguidos en los proyectos



Atendiendo a estos principios se puede apreciar una clara influencia de los modelos de gestión de calidad mencionados anteriormente, el TQC y TQM. Sin embargo, la manera de enfocar la mejora de procesos, esa metodología robusta de trabajo, se encuentra más cercana al ciclo PDCA (Plan, Do, Control, Act) desarrollado por Edwards Deming y adaptado por 6σ como DMAIC (Define, Measure, Analyze, Improve, Control). [5] [6]

Figura 9. *Etapas del ciclo DMAIC*

Al tratarse de una parte tan importante de la metodología, puesto que todos los procesos se abordan siguiendo el ciclo DMAIC, se describirá con más detalle a continuación.

3.1.1 DMAIC

Definir: Su objetivo es clarificar el propósito del proyecto.

Es la etapa inicial y, como tal, debe de recoger la situación inicial y el por qué se lleva a cabo el proyecto. En este sentido, es importante reconocer los problemas por los que se ha decidido actuar, teniendo en cuenta que las CCC (Características Críticas de Calidad) que percibe el cliente son las que dictaminan la gravedad de los problemas. Por otro lado, también debe definirse cuál es el objetivo de mejora a alcanzar y estimar su repercusión para la organización, lo que sirve como justificación.

Además, se ha de dejar claro el alcance del proyecto, así como las personas involucradas en el desarrollo del mismo y sus responsabilidades. Elaborar un diagrama de procesos, también conocido como SIPOC, resulta útil para ver las actividades implicadas y la relación entre departamentos.

Por último, antes de cerrar la etapa, se debe considerar cómo se medirá la marcha del proyecto y estimar los recursos que serán necesarios.

Medir: Su objetivo es evaluar y entender el funcionamiento actual del proceso.

Suele ser la etapa que más recursos consume, puesto que el éxito de las siguientes dependerá en gran medida de la calidad de los datos que se hayan recogido. Al fin y al cabo, se trata de acotar las causas que están produciendo los problemas detectados.

Por lo mismo, antes de empezar a realizar las mediciones es imprescindible haber definido cuáles son las características clave que se busca optimizar. Una vez que se tienen identificadas, hay que considerar cuáles son los parámetros más importantes que pueden influir en su respuesta y diseñar el sistema de recolección de datos orientado a reflejar dicho efecto para poder analizar su influencia más adelante.

Analizar: Su objetivo es identificar la causa de la variación.

Tras la fase de Medir, se tiene un alto grado de conocimiento sobre el proceso, por lo que es necesario revisar si los objetivos de mejora que se marcaron al principio siguen siendo coherentes o si, por el contrario, conviene reenfocar algunos aspectos del proyecto. Con la dirección a seguir clara, es el momento de desarrollar y comprobar hipótesis sobre posibles relaciones causa-efecto con el fin de determinar los parámetros responsables de la variación, para lo que se utilizarán distintas herramientas estadísticas. Al final, debe quedar claro el origen de los problemas.

Mejorar: Su objetivo es diseñar y aplicar soluciones.

Con los resultados obtenidos del análisis, se deben de generar propuestas de mejora que solucionen los problemas detectados. A la hora de seleccionar las mejores propuestas se tendrá en cuenta el impacto que suponen para la empresa, comparando la dificultad de implementarlas con el efecto positivo que se planea conseguir. De esta manera, se dará prioridad a aquellas mejoras que sean sencillas pero efectivas.

Antes de aplicar las acciones hay que validar su eficacia, por lo que resulta útil hacer pruebas piloto. Una vez se tiene la seguridad de que las ideas de mejora funcionan se pasa a planificar su implementación, asignando las responsabilidades, estableciendo fechas de compromiso y liberando los recursos necesarios.

Controlar: Su objetivo es garantizar la eficacia de las medidas propuestas.

No se trata únicamente de realizar un seguimiento y control de las mejoras, sino de asegurar que se aplican correctamente, cuantificando su impacto positivo y diseñando un plan de control que permita mantener las variables de interés dentro de los límites especificados. Este plan de control, a su vez, debe contener un plan de acción que evite que la aparición de problemas frene la mejora del sistema.

Para poder seguir correctamente el proceso y actuar en caso de que los resultados dejen de ser los deseados, se han de monitorizar las variables afectadas por el proyecto de mejora. Comparar los datos antes y después de aplicar las mejoras permite demostrar la efectividad de las mismas y presentar un informe final para cerrar el proyecto.

3.2. Herramientas estadísticas

3.2.1. Diagrama de Pareto

El Diagrama de Pareto se trata de un método de análisis gráfico que ayuda a identificar de manera sencilla las causas más importantes de un problema. A pesar de su nombre, fue expuesto originalmente por Juran en su obra “Manual de Control de la Calidad”, cuando se vio ante la necesidad de abreviar el principio de “los pocos vitales frente a los muchos triviales”, el cual apunta que el 80% de los problemas detectados se debe al 20% de las causas posibles. Juran menciona que, al igual que él observó con los defectos de calidad, el sociólogo Vilfredo Pareto había encontrado antes este patrón del 80/20 en la distribución de la riqueza (el 80% de la riqueza se concentraba en el 20% de la población).

En este tipo de representación las posibles causas se ordenan de mayor a menor frecuencia de aparición, obteniéndose un gráfico de barras de altura descendente:

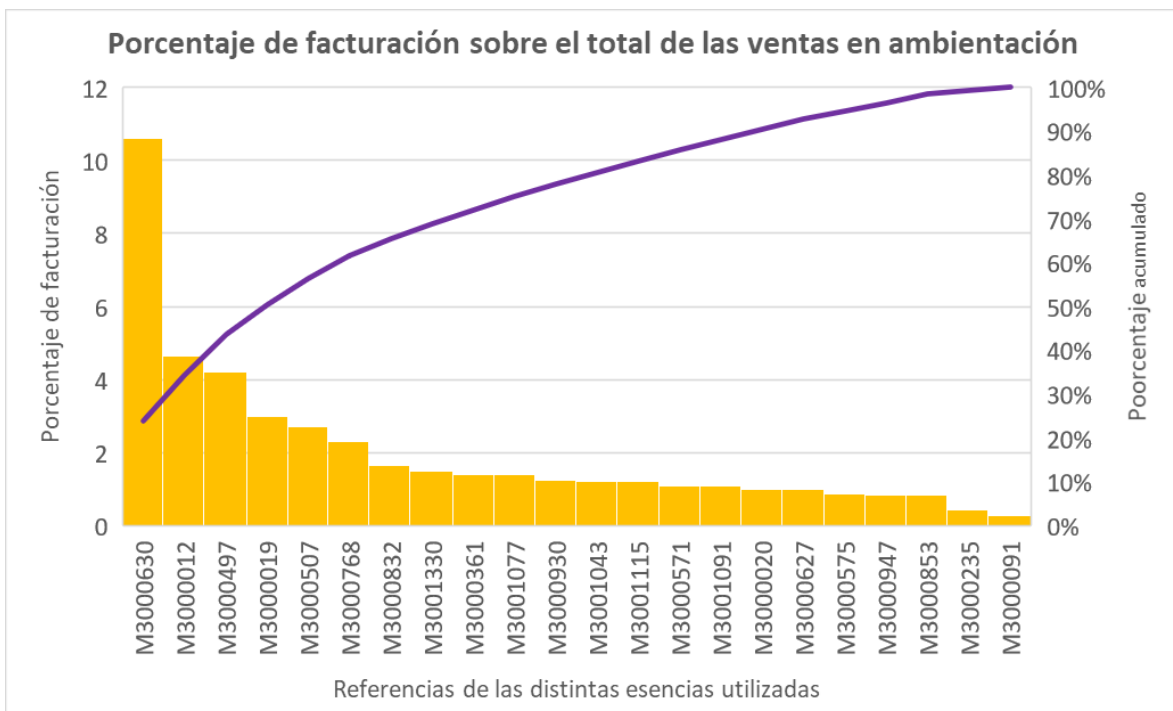


Figura 10. Pareto de las esencias utilizadas frente a la facturación de mikados

Para ayudar a separar los elementos principales (pocos y vitales) de los que apenas tienen importancia (muchos y triviales), se traza una línea que representa la incidencia acumulada conforme se va avanzando entre las causas del problema. De este modo, resulta muy fácil reconocer el impacto sobre el total que tienen las causas más frecuentes.

Por ejemplo, en la *Figura 10* se compara el porcentaje de facturación que aporta cada una de las esencias utilizadas en los productos de la empresa. De esta forma, se puede seleccionar sobre qué esencia invertir más tiempo para ensayos y análisis, puesto que se presupone que las mejoras conseguidas tendrán un mayor beneficio. [7]

3.2.2. Diseño Estadístico de Experimentos

El Diseño Estadístico de Experimentos (DEE) puede definirse como una metodología sistemática de estudio que, generalmente, se aplica a sistemas en los que se aprecian una o más variables dependientes o respuesta (y) cuyo valor depende de otras variables independientes y controlables (x), también llamadas factores. Apoyándose en herramientas matemáticas y estadísticas, el DEE sirve al experimentador para:

1. Elegir la estrategia experimental más adecuada para obtener la mayor cantidad de información útil con el menor de los costes.
2. Analizar los resultados, garantizando la máxima fiabilidad posible en las conclusiones obtenidas.

Tradicionalmente, el método de experimentación más empleado consistía en variar-un-factor-cada-vez (VUFCV). De esta manera, a partir de unas condiciones iniciales, se realizan ensayos en los que se varía únicamente un factor mientras el resto permanecen constantes. Así pues, resulta intuitivo atribuir la variación en la respuesta a la variación del factor, revelando el efecto del mismo.

Sin embargo, el método VUFCV presenta grandes deficiencias cuando existe interacción entre factores, es decir, cuando el efecto de un factor A es diferente en función del valor que tome otro factor B, y viceversa, lo que es común en procesos industriales. En estos casos el sistema tradicional es incapaz de informar sobre cómo afectan estas interacciones a la respuesta ni de proporcionar la posición del óptimo.

Por el contrario, el DEE plantea un sistema basado en variar más de un factor a la vez, proporcionando el marco matemático necesario para diseñar una experimentación reducida donde estos cambios simultáneos se complementen entre sí y, al combinar sus resultados, permitan obtener la información deseada. De este modo, se alcanza un nivel de conocimiento mayor con un menor número de experimentos que utilizando el método VUFCV.

Para aplicar satisfactoriamente el DEE se deben considerar las siguientes etapas:

1. Comprender el problema y clarificar el objetivo.
2. Identificar los factores potencialmente influyentes.
3. Establecer una estrategia experimental o plan de experimentación.
4. Llevar a cabo los experimentos necesarios.
5. Analizar los resultados y comprobar en qué grado se ha cumplido el objetivo. Si es necesario volver a la etapa 1.

A continuación, se explica brevemente en qué consiste cada una de las etapas.

Comprender el problema y clarificar el objetivo

El primero de los pasos a la hora de plantear el diseño de experimentos es saber qué es lo que se quiere medir y porqué. Para ello, se debe recopilar toda la información disponible sobre el sistema de estudio con el objetivo de obtener una comprensión profunda del entorno

y del problema. Cuanto más claramente se plantea el problema y se identifica el objetivo que se pretende conseguir a través de la experimentación mayor puede ser la ayuda del DEE.

En este punto es indispensable fijar la variable respuesta que se va a observar.

Identificar los factores experimentalmente influyentes

A partir del conocimiento adquirido en la etapa anterior se han de considerar y listar todos los factores que puedan tener influencia en la respuesta seleccionada. Además, se debe considerar si cada factor seleccionado se mantendrá constante, se manipulará deliberadamente o si se trata de un factor incontrolable.

A continuación, se define el intervalo de valores que pueden tomar los distintos factores controlables, también conocido como dominio experimental. A la combinación del dominio del conjunto de factores se le denomina dominio experimental posible, que contiene la totalidad de experimentos que se podrían realizar.

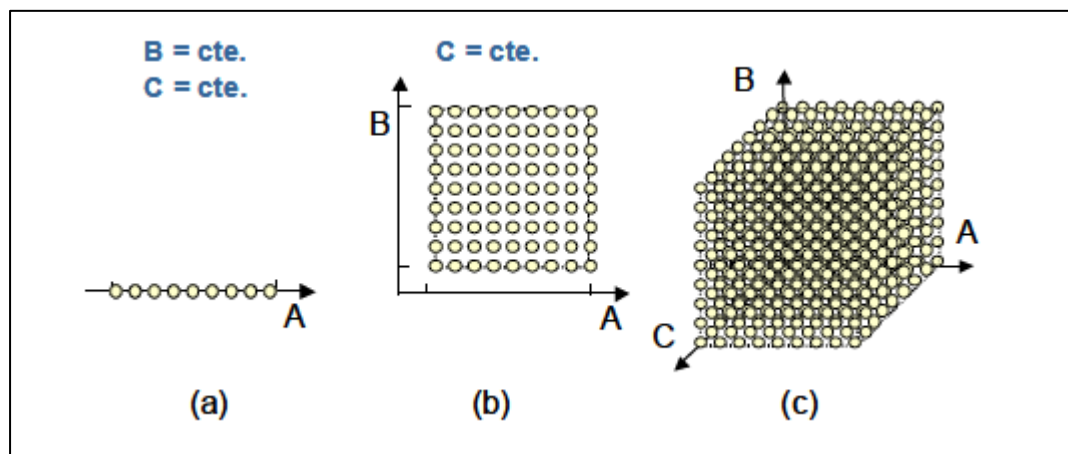


Figura 11. *Dominio experimental según los factores estudiados*

La Figura 11 muestra el dominio experimental posible de 3 factores continuos, A, B y C. En la imagen a) los puntos representan cada uno de los experimentos que se podrían realizar variando el valor de A y manteniendo B y C constantes. En la imagen b) el único factor que se mantiene constante es el C y en la imagen c) todos los factores adquieren valores distintos. Como se puede apreciar, el dominio experimental posible aumenta a medida que se incorporan más factores.

Sin embargo, es importante tener en cuenta que cualquier combinación no es siempre deseable. Ya sea por restricciones económicas, técnicas o experimentales el dominio experimental posible se puede reducir a un dominio experimental de interés.

Establecer una estrategia experimental

Generalmente, las series de experimentos se recogen en diseños denominados matrices de experimentos. Dependiendo del objetivo que se tenga al estudiar un sistema existen diseños

que funcionan mejor que otros. A continuación, se comentan los casos de estudio más comunes:

Cribado

Se aplica principalmente cuando se tienen muchos factores potencialmente influyentes, puesto que el número de experimentos requeridos en un estudio detallado aumenta exponencialmente conforme se añaden factores. En el cribado, los factores con la menor influencia en la variable respuesta son desechados.

Para determinar la influencia, es recomendable realizar una investigación exploratoria a través de un diseño experimental sencillo.

Estudio de los factores

Cuando se tienen identificados los factores más relevantes el objetivo del diseño suele ser obtener cuantitativamente cuál es su efecto sobre la respuesta y si existen interacciones. Para lograrlo, lo más común es emplear los diseños factoriales completos a dos niveles 2^k y los factoriales fraccionados 2^{k-r} .

En este tipo de diseños las casuísticas de los experimentos se organizan de la siguiente forma. Para un diseño de 3 factores (A, B y C) a 2 niveles (A1, A2, ..., C2) se tienen 23 combinaciones:

Tabla 1. *Combinaciones en un diseño factorial 2^3*

Factores	A1	A1	A1	A1	A2	A2	A2	A2
	B1	B1	B2	B2	B1	B1	B2	B2
	C1	C2	C1	C2	C1	C2	C1	C2
Nº Experimento	1	2	3	4	5	6	7	8

Optimización

En las etapas finales de la investigación es común querer conocer qué valores de los factores proporcionan una mejor respuesta de la variable dependiente (potencia, rendimiento, beneficio, etc.). Para ello, se utilizan modelos matemáticos, conocidos como superficie de respuesta.

Estudio de mezclas

Son muy comunes en la industria de producción, cuando se necesitan varias MMPP's para fabricar el producto. Presentan la particularidad de que los valores de los factores se expresan en porcentaje y suman 100%. Debido a estas restricciones, se utilizan diseños y modelos matemáticos adaptados específicamente para el estudio de mezclas.

Llevar a cabo los experimentos necesarios

Después de elegir los diseños que se van a aplicar es momento de realizar los experimentos pertinentes. Por muy bueno que sea el plan experimental definido, si se cometen errores

mientras se ejecutan los experimentos la calidad de los datos no será la óptima y los modelos que se ajusten a los datos serán débiles, por lo que es importante aguardar hasta que se cuente con un protocolo de experimentación para reducir el efecto que puedan tener los factores no contemplados y evitar la introducción de sesgo en los resultados obtenidos.

Algunas medidas que se pueden utilizar para “proteger” los datos son: utilizar el mismo lote de MMPP’s, que el registro sea llevado a cabo siempre por el mismo operario, que todos los experimentos se inicien el mismo día en caso de que vaya a estudiarse su evolución durante un tiempo, etc.

Analizar los resultados

Una vez que se tienen los datos se aplican los test estadísticos pertinentes en función de la información que se quiera obtener. Una herramienta clásica para estos casos es el test ANOVA, mediante el que se puede cuantificar el efecto de los factores, sus interacciones y su significancia estadística. Pero como se ha comentado, en función de la información que se pretenda obtener existen muchas herramientas específicas para cada caso.

Por último, cabe recordar que el DEE se trata de un proceso cíclico, por lo que toda la información obtenida tras realizar una serie de experimentos se debe aprovechar para planificar la siguiente experimentación, puesto que en este punto es cuando mejor se conoce el sistema y se pueden encontrar nuevos problemas y objetivos de interés para el estudio. [8]

3.2.3. Estudio de repetibilidad y reproducibilidad (R&R) del sistema de medición

Los estudios R&R se utilizan para evaluar la fiabilidad de los sistemas de medición a la hora de recoger datos. Como indica su nombre, el estudio se centra en la repetibilidad y la reproducibilidad del sistema.

Se entiende como repetibilidad la variación que es consecuencia del dispositivo de medición. Dicho de otra manera, es la variación que se observa cuando el mismo operario mide la misma pieza en repetidas ocasiones y obtiene resultados diferentes.

Por su parte, la reproducibilidad representa la variación causada por el sistema de medición. Se trata de las diferencias entre las medidas de diferentes operarios que miden la misma pieza varias veces.

Para evaluar la robustez del sistema de medida se debe de comparar la variación total del sistema de medición con la variación del proceso que se quiere medir. [9]

3.2.4. ANOVA

La técnica de Análisis de la Varianza, también conocida como ANOVA, se trata de una herramienta clave para estudiar el efecto de uno o más factores sobre la media de una variable.

La hipótesis nula sobre la que parte el estudio es que la media de la variable respuesta es igual para todos los niveles de los factores, mientras que la alternativa propone que al menos dos de las medias presentan diferencias de manera significativa.

$$H_0: \mu_{1,1} = \mu_{1,2} = \mu_{2,1} = \dots = \mu_{k,m} \quad (2)$$

Para comprobar la veracidad de esta hipótesis se debe de estudiar la varianza entre grupos y dentro de grupos. Para entender mejor este concepto se descompone la varianza de la siguiente forma:

$$\text{Variabilidad total} = \text{variabilidad explicada por el factor} + \text{variabilidad no explicada por el factor} \quad (3)$$

Siendo:

variabilidad explicada por el factor = varianza entre las medias de sus niveles.

variabilidad no explicada por el factor = varianza entre los tratamientos de cada nivel.

Sin embargo, para poder obtener las diferentes varianzas mencionadas primero se deben de calcular las Sumas de Cuadrados.

Suma de Cuadrados Total (SCT): Mide la variabilidad total de los datos, se define como la suma de los cuadrados de las diferencias de cada observación respecto a la media general de todas las observaciones. Los grados de libertad de la suma de cuadrados totales es igual al número total de observaciones menos uno (N-1).

SC del factor: Mide la variabilidad debida al efecto del factor sobre la media (la diferencia de las medias entre los diferentes niveles o grupos). Se obtiene como la suma de los cuadrados de las desviaciones de la media de cada nivel respecto de la media general de todas las observaciones, ponderando cada diferencia al cuadrado por el número de observaciones de cada grupo. Los grados de libertad correspondientes son igual al número de niveles del factor menos uno (k-1).

SC de la interacción: Sólo tiene sentido cuando hay un mínimo de dos factores en el estudio. En estos casos puede suceder que los valores que toma la variable respuesta presenten diferencias marcadas en función de los niveles que se estén considerando para los factores. Para entender esto de una manera más sencilla se puede imaginar la resistencia que presenta una barra de acero en función de los aditivos que lleve y de la temperatura de cocción. Si añadiendo el aditivo A la resistencia aumenta al aumentar la temperatura de cocción y en el caso del aditivo B disminuye se tiene un claro caso de interacción.

Cabe aclarar que no tiene porqué aumentar en un caso y disminuir en el otro para hablar de interacción, la resistencia de la barra podría aumentar de forma mucha más exagerada para el A que para el B y se hablaría de interacción igualmente.

Los grados de libertad de la interacción se obtienen de multiplicar los grados de libertad de los factores en cuestión.

SC residual/error: Mide la variabilidad dentro de cada nivel, es decir, la variabilidad que no es debida al propio factor. Se calcula como la suma de los cuadrados de las desviaciones de cada observación respecto a la media del nivel al que pertenece. Los grados de libertad asignados a la suma de cuadrados residual equivale a la diferencia entre los grados de libertad totales y los grados de libertad de los factores y sus interacciones, o lo que es lo mismo $(N-k-i)$.

Una vez calculadas las sumas de cuadrados se puede obtener la descomposición de la varianza dividiendo la SC entre los grados de libertad correspondientes en cada caso. De forma estricta, al cociente entre la Suma de Cuadrados y sus correspondientes grados de libertad se le denomina Cuadrados Medios o Mean Sum of Squares y pueden ser empleado como estimador de la varianza.

Una vez descompuesta la estimación de la varianza, se obtiene el estadístico Fratio dividiendo la intervarianza entre la intravarianza.

Bajo la hipótesis nula, la varianza entre los grupos de niveles será igual que la varianza promedio dentro de los mismos, pero en caso de que uno de los factores tenga “efecto sobre la media” las medias de sus niveles estarán más alejadas, la intervarianza aumentará y dejará de ser igual a la intravarianza o varianza residual.

Por lo tanto, para ver si existe un efecto significativo hay que analizar si la varianza del factor es significativamente mayor que la residual, lo que se consigue estudiando el F-ratio.

$$F = \frac{S_1^2 / \sigma_1^2}{S_2^2 / \sigma_2^2}$$

(4)

En la fórmula anterior, S_1^2 se trata de la varianza de una muestra de tamaño N_1 extraída de una población normal de varianza σ_1^2 , mientras que S_2^2 es la varianza de una muestra de tamaño N_2 extraída de una población normal de varianza σ_2^2 .

Si ambas muestras son independientes el F-ratio sigue una distribución conocida como “F de Fisher” o “F de Snedecor” con N_1 y N_2 grados de libertad. Además, puesto que en un ANOVA se presupone la condición de homocedasticidad de varianza $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$ la fórmula anterior se puede simplificar como la división de la intervarianza entre la intravarianza.

$$F = \frac{S_1^2}{S_2^2}$$

(5)

En caso de que se cumpla H_0 , el estadístico F adquiere el valor de 1. Sin embargo, si esto no es cierto y las medias de los diferentes factores son distintas, cuanto más difieran las medias entre sí mayor será la intervarianza en comparación al promedio de la varianza. Esto provoca

que el F-ratio sea cada vez mayor que 1 y, por consiguiente, que la probabilidad de que la distribución devuelva valores tan extremos disminuya. [10]

A esta probabilidad de que la distribución “F de Fisher” tome el valor indicado por el F-ratio se le conoce como P-value. Cuando el P-value es menor de 0.05 la probabilidad de que la distribución adquiera ese valor sin existir un efecto real es menor al 5%, por lo que se descarta esta opción y se considera que, por contraposición, se trata de un efecto significativo.

No obstante, cuando existen más de dos niveles para un factor la confirmación de un valor significativo sólo precisa que, como mínimo, una de las medias de los niveles es diferente a las del resto, pero no indica cuáles difieren entre sí. Para solventar esta situación se establecen los intervalos LSD (en inglés, “Least Significant Difference”), que siguen la siguiente expresión:

$$LSD = \bar{x}_i \pm t_{glresid}^{\alpha} \sqrt{\frac{CM_{resid}}{n}}$$

(6)

Donde:

\bar{x}_i : Media del nivel i para el factor que ha resultado tener efecto.

$t_{glresid}^{\alpha}$: Valor de la distribución t de Student con los mismos grados de libertad que el residuo (glresid) para un P-value α .

CM_{resid} : Cuadrado medio de los residuos.

n : Número de datos a partir de los que se ha calculado \bar{x}_i .

Conforme más se distancian los intervalos de los niveles mayor diferencia hay en sus medias, siendo significativa dicha diferencia cuando los intervalos LSD no se solapan.

Por otro lado, además de estudiar si existen diferencias entre los valores medios, en la estadística moderna ha aumentado la importancia de analizar posibles efectos sobre la dispersión de los resultados con el objetivo de conseguir condiciones operativas que no se vean muy afectadas por causas externas de variabilidad.

Centrando la atención en el efecto que los factores pueden presentar sobre la varianza, se puede estudiar, de manera aproximada, llevando a cabo un nuevo ANOVA en el que los datos a analizar son los cuadrados de los residuos obtenidos en el ANOVA realizado para estudiar sus efectos sobre la media.

A continuación, se muestra la forma que tienen las tablas de datos para uno y otro ANOVA:

Tabla 2. *Ejemplo de los datos contenidos en una tabla para el ANOVA de la media*

	A	B	C
10 (min)	15,860	13,460	15,230
	16,070	15,260	15,470
	15,770	14,690	15,530
	16,410	14,270	15,390
	16,028	14,420	15,405
15 (min)	16,220	14,830	15,660
	16,540	15,210	15,580
	15,920	13,240	15,510
	16,310	14,020	15,340
	16,248	14,325	15,523

Los datos en negrita representan la media de cada una de las casillas, puesto que es necesario conocerla para hacer la transformación. Para calcular los residuos y la nueva tabla se procede de la siguiente forma [11]:

$$s_i \approx \frac{(x_{ij} - \bar{x}_i)^2}{n_i - 1} = \frac{(15.860 - 16.028)^2}{3} = 0.009$$

(7)

Tabla 3. *Ejemplo de los datos contenidos en una tabla para el ANOVA de los residuos*

	A	B	C
10 (min)	0,009	0,307	0,010
	0,001	0,235	0,001
	0,022	0,024	0,005
	0,049	0,008	0,000
15 (min)	0,000	0,085	0,006
	0,028	0,261	0,001
	0,036	0,392	0,000
	0,001	0,031	0,011

3.2.5. Modelos de Regresión

Los modelos de regresión permiten analizar la posible variación existente entre la pauta de variabilidad de una variable aleatoria y los valores de una o más variables, de las que la primera puede depender.

En un estudio de regresión se tienen un número J de observaciones de un variable aleatoria Y_j (por ejemplo, el consumo de energía en una fábrica de perfumes durante los meses de verano) junto con los valores correspondientes de I variables X_{1j}, \dots, X_{ij} , de las que la primera puede depender (por ejemplo, la temperatura media y el volumen de producción en dichos días). A la Y se le llama generalmente la variable dependiente, mientras que las X_i suelen recibir el nombre de variables independientes o explicativas.

En particular, los modelos de regresión clásicos asumen que cada observación y_j es el valor que asume una variable aleatoria Y_j cuya expresión es función de los valores constatados de las X_{ij} , planteándose la siguiente ecuación de regresión:

$$E(Y_j) = f(X_{1j} \dots X_{Ij}) \quad (8)$$

Reduciéndolo al caso más sencillo de todos, donde sólo se tiene una variable explicativa para la variable dependiente la ecuación adquiere la siguiente forma:

$$y_t = \alpha + \beta x_t + u_t \quad (9)$$

En el modelo anterior:

- y_t : Se trata del valor de la variable dependiente (Y) en la observación número t.
- x_t : Es el valor que adopta la variable explicativa (X) en la observación número t.
- α : Corresponde al valor promedio de Y cuando x_t es 0.
- β : Refleja la variación (incremento o disminución) en el valor promedio de Y que cabe esperar cuando X aumenta en una unidad.
- u_t : Expresa la diferencia entre el valor de y_t y el valor promedio de Y cuando X toma el valor de x_t . Aprovechando el ejemplo que se mencionaba antes, u_t vendría a explicar la diferencia observada en el consumo de energía de la fábrica (Y) los días que hace la misma temperatura (X). Dicho de otra forma, recoge el efecto que tienen sobre Y todas las variables explicativas no incluidas en el modelo.

Como se puede apreciar al observar el modelo definido anteriormente, se trata de una ecuación lineal con una sola variable explicativa, lo que en estadística recibe el nombre de modelo de regresión lineal simple. Estos modelos tan sencillos pueden resultar útiles en algunos casos, pero cuando se busca aumentar la precisión del modelo es habitual incorporar nuevas variables explicativas y considerar relaciones no lineales.

Modelo General de 2º Grado

Se trata, seguramente, de la ecuación más utilizada en la práctica para modelar la relación entre $E(Y)$ y un conjunto cualquiera de variables explicativas X_1, X_2, \dots, X_I y adopta la siguiente expresión:

$$E(Y) = \beta_0 + \sum_i \beta_i x_i + \sum_i \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j \quad (10)$$

En este modelo, la interpretación de los parámetros es algo diferente:

- β_0 : Valor de $E(Y)$ en el origen, es decir cuando las variables explicativas son nulas ($X_1=\dots=X_I=0$).
- β_i : Pendiente del efecto de la variable X_i en el origen. Indica, de manera aproximada, la variación en $E(Y)$ cuando X_i pasa de 0 a 1, manteniendo el resto de variables igual a 0.
- β_{ii} : Curvatura del efecto de la variable X_i . Si el valor es positivo quiere decir que el efecto lineal de X_i aumenta conforme lo hace el valor de X_i , mientras que los valores negativos reflejan una disminución del efecto lineal a medida que aumenta X_i .
- β_{ij} : Interacción entre X_i y X_j . Indica cuánto varía el efecto lineal de una de las variables por cada unidad que aumenta la otra, pudiendo tratarse de una interacción positiva (el valor aumenta) o negativa (disminuye).

Estimación del modelo

Para obtener el valor de los coeficientes β de un modelo de regresión se procede de la siguiente forma.

Conocidas para cada una de las observaciones el valor de la variable dependiente (y_j) y los valores de las variables explicativas (x_{1j}, \dots, x_{ij}), se calcula la diferencia (e_j) entre el valor predicho por el modelo (después de suponer posibles valores para cada uno de los β coeficientes):

$$e_j = y_j - (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_i x_i) \quad (11)$$

A la diferencia entre el valor predicho por el modelo y el observado se le conoce como residuo y se demuestra que los valores óptimos para los estimadores β desde el punto de vista estadístico, son los que conllevan al mínimo valor de la suma de los cuadrados de dichos residuos. Para agilizar el proceso de cálculo se suele recurrir a un software adecuado.

Coefficiente R^2 del modelo

La variabilidad total de la variable dependiente Y en el conjunto de las J observaciones se define como la Suma de Cuadrados Total:

$$SC_{Total} = \sum_{j=1}^J (y_j - \bar{y})^2 \quad (12)$$

Si las variables explicativas tienen relación con Y , parte de esta variabilidad quedará explicada por ellas mismas, mientras que el resto estará recogido en los residuos e_j , conociéndose su valor como la Suma de Cuadrados Residual:

$$SC_{Residual} = \sum_{j=1}^J e_j^2 \quad (13)$$

Por tanto, la variabilidad en Y también puede describirse como:

$$SC_{Total} = SC_{Explicada} + SC_{Residual} \quad (14)$$

Cuanta mayor sea la aportación de la $SC_{Explicada}$, mejor se considera el modelo de regresión. Para cuantificarlo, se emplea el Coeficiente de Determinación R^2 :

$$R^2 = \frac{SC_{Explicada}}{SC_{Total}} = 1 - \frac{SC_{Residual}}{SC_{Total}} \quad (15)$$

Como cabe esperar, el valor de R^2 está siempre comprendido entre 0 y 1. Cuanto más próximo sea a 1, mayor será la parte de variabilidad de Y asociada a las variables explicativas incluidas en el modelo.

Validación del modelo

Para garantizar la adecuación del modelo generado es común recurrir a determinadas representaciones gráficas de los residuos. [11]

Algunas de las más útiles son:

1. Gráfico de los residuos en papel probabilístico normal.
2. Gráfico de los residuos frente a las predicciones.

3.2.6. Diseños de Mezclas

En la industria y en los procesos productivos es fácil encontrarse con productos que están compuestos por mezclas de varios componentes. Cuando este es el caso, las técnicas clásicas del diseño factorial y los modelos de regresión no se pueden aplicar de manera directa debido a que las características (variables respuesta) que se pretenden estudiar son función de las proporciones de los componentes y no de sus cantidades absolutas, lo que se traduce en las siguientes condiciones:

$$\sum_{i=1}^{i=q} X_i = 1$$

$$X_i \geq 0 \quad (16)$$

El hecho de que la suma de los componentes de la mezcla tenga que ser, como es lógico, igual a uno en todo momento obliga a implementar modificaciones importantes en las siguientes fases del estudio:

Modelización

Los modelos generales basados en polinomios de 1^{er}, 2^o y grados superiores no son adecuados al no poder representar correctamente el efecto de los componentes de una mezcla, puesto que algunos de sus parámetros carecen de sentido y no es posible estimarlos.

En el caso de utilizar una ecuación de 1^{er} orden (lineal) para la función respuesta se tiene:

$$E(Y) = \beta_0 + \sum_{i=1}^{i=q} \beta_i X_i \quad (17)$$

Donde:

β_0 : Se trata del valor medio de Y cuando todas las X_i valen cero, lo cual es imposible por la condición expuesta anteriormente.

β_1 : Expresa la variación en E(Y) cuando X_i aumenta en una unidad, manteniéndose constante el resto de X_i . Nuevamente, se trata de una situación que carece de sentido porque en caso de aumentar el valor de una de las X_i debe de disminuir el de otra para cumplir con la condición.

Para solucionar esta situación se propone una reparametrización del modelo. Una de las maneras más habituales de hacerlo es a través de la forma canónica de Scheffé.

Para reexpresar el modelo se parte de la siguiente condición:

$$X_1 + X_2 + \dots + X_q = 1 \quad (18)$$

Para un modelo de 1^{er} orden dado, el proceso de reparametrización sería el siguiente:

$$E(Y) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_q X_q \quad (19)$$

Donde, recurriendo a la *ecuación 18*:

$$\beta_0 = \beta_0 \cdot 1 = \beta_0 (X_1 + X_2 + \dots + X_q)$$

Al sustituirlo y extraer factor común se obtiene:

$$\begin{aligned} E(Y) &= (\beta_0 + \beta_1)X_1 + (\beta_0 + \beta_2)X_2 + \dots + (\beta_0 + \beta_q)X_q \\ E(Y) &= \alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_q X_q \end{aligned} \quad (20)$$

En esta nueva expresión, los parámetros se interpretan como:

α_i : Representa la respuesta esperada para Y cuando se tiene una mezcla pura del componente i-ésimo.

En el caso de utilizar un modelo de 2º orden, después de la reparametrización, se obtendría lo siguiente:

$$E(Y) = \alpha_1 X_1 + \dots + \alpha_q X_q + \alpha_{12} X_1 X_2 + \alpha_{13} X_1 X_3 + \dots + \alpha_{q-1,q} X_{q-1} X_q \quad (21)$$

Donde α_i se interpreta de la misma manera que en el caso anterior, pero aparece un nuevo término:

α_{ij} : Expresa la interacción entre los componentes i y j . Un valor positivo viene a decir que la respuesta esperada cuando ambos componentes se combinan es mayor a la media ponderada esperada para los dos componentes por separado, mientras que un valor negativo implica todo lo contrario.

De esta manera todos los parámetros guardan un sentido físico y son estimables.

Diseño

Al no poder modificar libremente los niveles de los diferentes factores, puesto que existe una relación de dependencia, los diseños de experimentos tradicionales como los planes factoriales no son aplicables.

En su lugar, el conjunto de combinaciones de valores que pueden tomar X_1, X_2, \dots, X_q en una mezcla (región de experimentación) se representa como un espacio q -dimensional donde los ejes son precisamente las X_i .

Sin embargo, como las proporciones de las X_i deben cumplir las condiciones de no negatividad y de sumar uno, el conjunto de soluciones posibles queda restringido a un subespacio $(q-1)$ -dimensional denominado *símplex*. En el caso de una mezcla de 3 componentes el *símplex* generado es el siguiente:

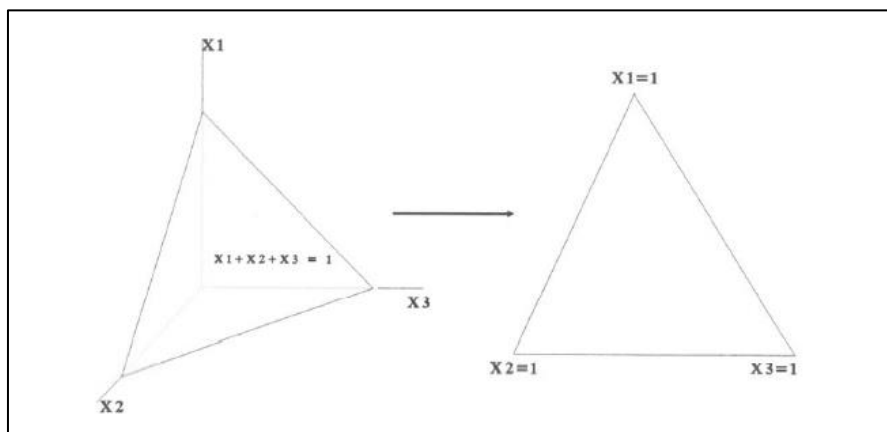


Figura 12. *Símplex para 3 componentes*

El *símplex* de 3 componentes se representa como un triángulo equilátero en el que:

- Los vértices representan las mezclas “puras”, donde la totalidad de la muestra se debe a un único componente. $X_1 = 1, X_2 = X_3 = 0$.

- Las aristas recogen las mezclas binarias. Una de las $X_i = 0$.
- Las mezclas ternarias se sitúan en los puntos interiores. Para cualquier X_i se cumple que $0 < X_i < 1$.

Además, en la mayoría de las mezclas industriales existen restricciones de carácter técnico-económico que se traducen en la imposición de límites para las proporciones de los diferentes componentes.

Una restricción del tipo $L_{inferior} \leq X_i$ o $X_i \geq L_{superior}$ divide, para el caso de 3 componentes, el símplex en dos regiones en las que solo una recoge los valores posibles.

Un grupo de restricciones, por tanto, delimitan el conjunto de combinaciones posibles a un polígono que se encuentra dentro del símplex inicial.

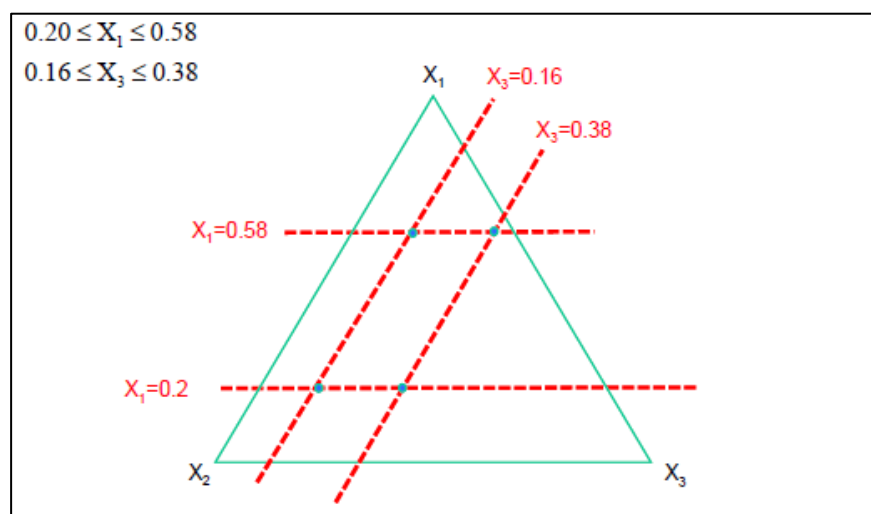


Figura 13. Región de estudio en un símplex con restricciones

Como se aprecia en la *Figura 13*, la nueva región pasa a tener 4 lados y vértices. Tanto la forma como el número de aristas y vértices varían en función del número de restricciones y su naturaleza.

Dentro de este espacio es donde se pueden generar las mezclas posibles (representadas como puntos) y estudiar la característica de interés (variable respuesta) para obtener los datos que alimentarán al modelo de regresión elegido. Generalmente, además de en los vértices y aristas, se suelen ensayar puntos internos distribuidos simétricamente respecto a los vértices para que los efectos de los componentes sean estudiados con mayor precisión. La cantidad de “puntos” ensayados y su posición dependen del diseño experimental elegido, pero siempre atendiendo a lo siguiente:

- El diseño experimental elegido debe contener un número de “puntos” que sea, como mínimo, igual al de parámetros presentes en el modelo que se desea ajustar. Por lo que el número total de “puntos” dependerá, principalmente, del orden del modelo.

- En caso de que se quiera estimar la varianza residual para realizar contrastes estadísticos sobre la significación de los parámetros obtenidos será necesario incluir puntos adicionales o replicaciones de los ya existentes.

Teniendo en cuenta las consideraciones anteriores para las etapas de Modelización y Diseño, el tratamiento restante para los problemas de mezclas es muy similar al descrito en el apartado 3.4 Modelos de regresión.

4. DMAIC EN JESÚS GÓMEZ

4.1 Definir

En una industria como es la de la ambientación del hogar resulta sencillo identificar cual es la necesidad básica del cliente que se debe satisfacer, aromatizar la estancia deseada. Para ello se busca obtener productos con un aroma agradable, intenso y que perdure en el tiempo. Estas son las características que se tienen en mente a la hora de desarrollar un producto en JG, para lograrlo, se sigue el procedimiento descrito en el apartado 2.2 Proceso de formulación.

Sin embargo, llama la atención el número de quejas recibidas durante los test de ambientación y duración. Separando las 2 más comunes, se observa que la insatisfacción de la empresa se debe principalmente a que:

- El mikado se consume muy rápidamente
- La expansión del aroma es insuficiente

En estos casos, al proceso de formulación habitual hay que añadirle una etapa extra para solucionar los problemas:

4º Ajuste de la formulación

Cuando las pruebas de funcionamiento revelan que el mikado cumple con su función ambientadora, pero no llega a durar lo que se busca, la solución pasa por reformular la mezcla.

En este caso se suele reducir ligeramente el porcentaje de esencia, lo que permite abaratar costes y ganar algo de libertad para jugar con las cantidades de los otros dos componentes.

Los disolventes que se utilizan funcionan de manera diferente en el proceso de evaporación. El disolvente primario se encarga de promover el proceso de evaporación en la fase inicial mientras que el secundario adquiere más importancia en los compases finales.

Una vez que se reajusta la formulación se vuelve a comprobar su capacidad de ambientación y el tiempo que le toma agotarse. Si ambos ensayos devuelven resultados satisfactorios se da por buena la fórmula desarrollada y se presenta el resultado ante gerencia, que elige entre las esencias que llegan al final.

En el caso de que los resultados sean positivos en una de las dos pruebas se repite el proceso de reformulación y testeo, mientras que si no se consigue superar ninguna de las dos se cancela el desarrollo para esa esencia.

Del proceso descrito se pueden intuir una serie de problemas que lo dificultan y retrasan.

El primero es la falta de precisión que se arrastra durante todas las etapas, lo que se traduce en desarrollos de fórmulas de las que no se puede predecir el comportamiento.

Este problema es especialmente importante porque, aunque a primera vista no se note su impacto, los procesos de reformulación surgen como consecuencia de lo anterior y consumen

una cantidad de tiempo muy grande, siendo los causantes principales de la lentitud que acusa el proceso.

Por otro lado, el hecho de que el proceso vaya ligado a unas condiciones impuestas, como el volumen y la forma del envase o el tipo de varillas utilizadas, provoca que se desarrolle una formulación que funcione para esta casuística concreta, pero no asegura que los resultados obtenidos vayan a ser reproducibles si cambian las condiciones.

Esto conlleva que para una misma esencia acaben desarrollándose varias fórmulas en función del formato, lo que vuelve a suponer un reproceso y una pérdida de tiempo y, en el caso de mantener la fórmula para formatos similares surge otro problema que es la variabilidad en la respuesta de unos y otros.

En resumen, se observa un proceso lento e impreciso que se tiene que repetir con frecuencia, consumiendo una gran cantidad de recursos y tiempo.

Con todo lo anterior en mente, el presente TFG busca mejorar este proceso, desarrollando un método más efectivo que reduzca el tiempo invertido por el departamento de I+D+i y que pueda asegurar estabilidad en la respuesta del mikado, aumentando la calidad del producto más comercializado por la empresa.

No obstante, “reducir el tiempo invertido” es un objetivo poco preciso, por lo que se puede separar en dos metas bien definidas:

- Entender el proceso que rige el funcionamiento del mikado, qué afecta y cómo lo hace.
- Desarrollar un modelo matemático que prediga el comportamiento del mikado.

Teniendo en cuenta lo anterior, es esencial tener claro cuáles serán las variables respuesta y cómo se van a medir. En base a los problemas detectados, las características más interesantes son: **la intensidad del aroma y el tiempo que tarda en consumirse el líquido.**

A través del conocimiento del departamento de I+D+i se plantea la problemática de que diferentes esencias producen diferentes respuestas, por lo que el estudio se centrará en la esencia más utilizada en los formatos mikado. Atendiendo a la *Figura 10*, donde se representaba un Pareto de la facturación asociada a las diferentes esencias se escoge la referencia M3000630.

4.2 Medir

Al no existir una base de datos que se pueda utilizar, se plantea recoger la información a partir de un diseño de experimentos, más concretamente un diseño de mezclas con variables del proceso. Un diseño de mezclas porque el líquido aromático se trata de una, y con variables de proceso porque hay indicios de que las condiciones que acompañan al formato acaban produciendo una variación en la respuesta, incluso cuando la mezcla es idéntica.

Al diseño en cuestión se le aplicará un ANOVA para determinar cuáles son los factores que realmente afectan a la salida del mikado y cuantificar cuál es su aportación, con lo que se agilizaría el proceso de reformulación, solucionando parte de los problemas y cumpliendo el primero objetivo.

Seguidamente, se utilizará este mismo diseño para construir un modelo de regresión que prediga el comportamiento del mikado en función de los porcentajes utilizados en la fórmula del líquido ambientador y el formato de envasado. En el caso de que la predicción del modelo sea aceptable se cumpliría también el segundo objetivo y se podría incorporar esta herramienta desde las primeras etapas del proceso de formulación tradicional, con lo que se espera acortar sensiblemente el tiempo empleado en el desarrollo del producto.

Variables explicativas

Una vez que se han definido las variables respuesta es momento de elegir las variables explicativas cuyo efecto, en caso de que sea significativo, se pretende cuantificar.

Es importante elegir correctamente estas variables para que estén relacionadas con las respuestas, puesto que en caso contrario la única información de utilidad que se obtendría es que ninguna de ellas es causante de la variación observada, impidiendo el desarrollo posterior de un modelo de regresión.

Por consiguiente, antes de seleccionarlas, es conveniente realizar un análisis a *grosso modo* del proceso de estudio e identificar posibles explicaciones a su comportamiento.

Para empezar, hay que tener claro que se han elegido dos variables respuestas diferentes, intensidad del aroma y ritmo de consumo. En el caso de la intensidad del aroma debe depender exclusivamente de la composición del líquido, mientras que el ritmo de consumo es consecuencia del proceso de absorción y evaporación que experimenta el líquido al entrar en contacto con las varillas, adquiriendo importancia todas las condiciones que rodean al proceso.

Por tanto, se diferencian también las variables explicativas para la intensidad de aroma y para el ritmo de consumo.

Variables explicativas para la Intensidad:

En vista de la composición del mikado, comentada en el apartado 2.2 Proceso de Formulación, el componente que aporta la nota olfativa es la esencia, a mayor cantidad de esencia mayor será la intensidad del aroma del líquido. No obstante, esta relación no tiene por qué ser lineal y podría llegarse a una proporción de esencia a partir de la cual la detección del aroma no mejorase.

Por otro lado, la proporción en la que aparezcan el resto de componentes también podría afectar a la forma de percibir el aroma del mikado, por lo que para estudiar el efecto de la composición se plantea un diseño de mezclas en el que se varía la concentración de los 3 componentes.

Como variar todos los componentes del 0 al 100 por cien daría como resultados mezclas absurdas para el objetivo de la empresa, puesto que un mikado sin esencia no olería a nada y uno sin disolvente no sería capaz de evaporarse, se establecen límites de porcentaje para cada componente entre los que se moverán las diferentes mezclas preparadas.

Atendiendo al histórico de formulaciones del que dispone la empresa se establecen los siguientes rangos:

Tabla 4. Rangos de estudio para los componentes del mikado

Rango\Componente	Disolvente 1	Esencia	Disolvente 2
Máximo	75	40	15
Mínimo	55	10	0

Al introducir límites en el diseño de mezclas para tres componentes se vuelve necesario aumentar la cantidad de “puntos de estudio”. Para el caso particular de la tabla anterior, se generan 5 formulaciones diferentes:

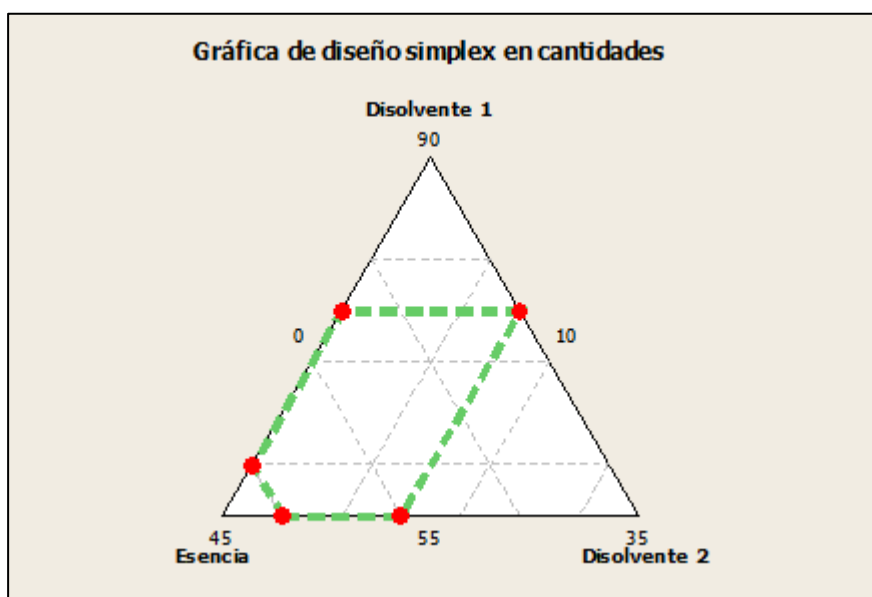


Figura 14. Simplex del área de estudio sobre la composición de la mezcla

Nota: El área de estudio queda delimitada por los rangos de cada componente (Véase Tabla 4).

Sin embargo, de realizar el estudio únicamente con las 5 mezclas propuestas las composiciones serían muy diferentes entre sí (los puntos se ven muy alejados en la imagen) y la superficie de respuesta generada sería imprecisa. En estos casos, para mejorar la precisión del modelo de predicción, se opta por añadir mezclas con composiciones intermedias (representadas como puntos que estén dentro de la región definida por los primeros). Al recabar datos para un mayor número de composiciones la precisión del modelo generado aumenta sensiblemente y, además, permite utilizar un modelo de segundo orden para la regresión.

Finalmente, se generaron 10 mezclas representadas en la *Figura 15*.

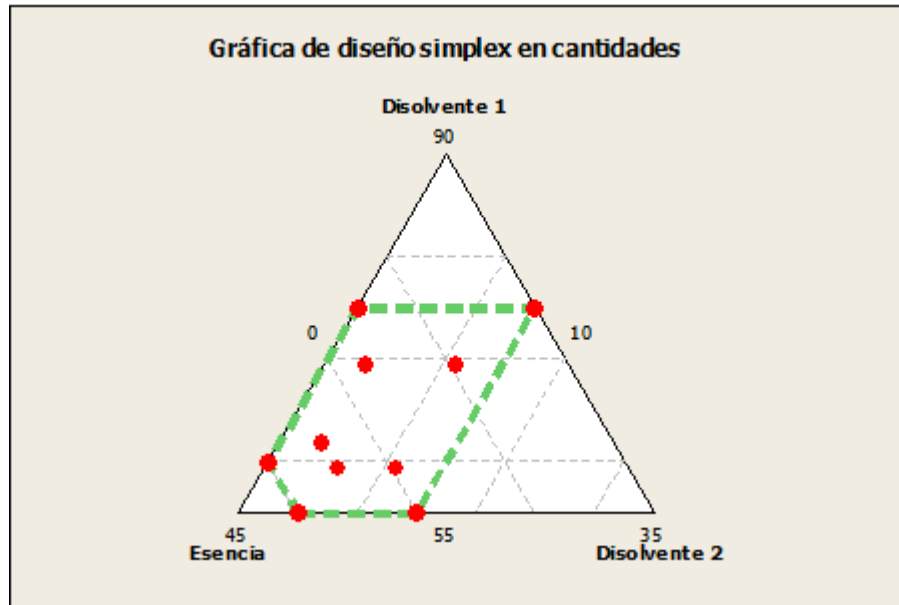


Figura 15. *Simplex del área de estudio sobre la composición de la mezcla (con fórmulas intermedias)*

La composición de cada una de las 10 mezclas que forman parte del estudio se recoge en la *Tabla 5*.

Tabla 5. *Composición de las 10 mezclas ensayadas*

Mezcla	%Disolvente 1	%Esencia	%Disolvente 2
1	55	30	15
2	75	25	0
3	55	40	5
4	60	40	0
5	75	10	15
6	59.5	29.5	11
7	69.5	27	3.5
8	59.5	34.5	6
9	62	34.5	3.5
10	69.5	19.5	11

En color verde se pueden observar los valores correspondientes a los límites superiores establecidos para cada componente mientras que, por otra parte, los rojos hacen referencia a los límites inferiores.

Variables explicativas para el Consumo:

Recordando lo que se comentaba en el apartado 2.1.5 Productos de interés, el funcionamiento del ambientador mikado es bastante sencillo. Al incorporar las varillas el líquido aromático es absorbido por éstas y comienza a extenderse a lo largo de las mismas, de forma parecida a lo que ocurre cuando se moja una hoja de papel, hasta acabar empapándolas en su totalidad. A partir de este momento, la parte de la varilla humedecida

que está fuera de la botella libera el líquido que ha absorbido al medio a través de un fenómeno de difusión con el aire. Conforme la parte más alta de la varilla se va secando se produce una diferencia de concentración a lo largo de la varilla que promueve el ascenso del líquido y permite que el proceso continúe.

De esta manera se pueden diferenciar tres subprocesos:

1. Absorción líquido-varilla: Tiene lugar en la parte de la varilla que se encuentra sumergida en el líquido ambientador, por lo que parece lógico pensar que dependerá principalmente de la composición de la mezcla, el material de la varilla y de la superficie total que queda empapada.
2. Expansión por la varilla: Se da a lo largo de la porción de varilla que no está en contacto con el líquido. Los factores, *a priori*, más determinantes serán la composición de la mezcla, el material de la varilla y la proporción de varilla que queda sumergida y la que queda fuera, puesto que esta diferencia es la que habrá de salvarse durante el proceso de expansión.
3. Difusión varilla-ambiente: Conforme el líquido asciende por la varilla empieza a liberarse al medio que lo rodea poco a poco. Nuevamente, la lógica parece indicar que debe depender de la composición de la mezcla, material de la varilla y la superficie de la varilla que esté impregnada del aroma y en contacto con el medio.

En base a las relaciones de dependencia supuestas en cada caso se han seleccionado las siguientes variables de proceso:

- Forma del envase: Utilizando botellas anchas y estrechas. Al mantener un volumen de 100ml, la altura que alcanzará el líquido en las botellas anchas será menor que en las altas, de manera que la proporción de varilla que queda sumergida en un principio será diferente. En teoría, los subprocesos 1 y 2 deberían de verse afectados por estos cambios y, por consiguiente, el ritmo de consumo.
- Material de la varilla: Distinguiendo entre celulosa y ratán. Se decide estudiar este aspecto debido a que en los 3 subprocesos clave se observa una clara interacción entre la varilla y el líquido, por lo que el material de la primera debe de afectar a la manera en la que tiene lugar.
- Varillas perfumadas y sin perfumar: Presentar las varillas perfumadas para que el cliente pueda hacerse una idea del olor es una de las señas de identidad de la marca, pero para conseguirlo se empapan previamente en líquido aromático. Este proceso podría afectar a su capacidad de absorción, por lo que es interesante estudiar de qué manera responde el mikado en ambos casos y comprobar si se trata de una técnica contraproducente.

Como todas las variables de proceso constan de dos niveles se tiene un número de $2^3 = 8$ combinaciones diferentes. Los 8 formatos quedan recogidos en la *Tabla 6*.

Tabla 6. *Combinaciones de las variables de proceso ensayadas*

Combinación	Forma de la botella	Material de las varillas	Varillas perfumadas
1	Estrecha	Celulosa	No
2	Estrecha	Celulosa	Sí
3	Estrecha	Ratán	No
4	Estrecha	Ratán	Sí
5	Ancha	Celulosa	No
6	Ancha	Celulosa	Sí
7	Ancha	Ratán	No
8	Ancha	Ratán	Sí

Así pues, cada una de las 10 mezclas definidas anteriormente (ver *Tabla 5*) se envasarán en estas 8 condiciones, lo que genera un número total de $10 \cdot 8 = 80$ muestras.

Sin embargo, para poder estimar la varianza residual y realizar los contrastes pertinentes sobre la significación de los parámetros obtenidos se deben de hacer réplicas, por lo que finalmente se tienen 160 muestras.

Sistemas de medición para las variables respuestas

Una vez que se tienen tanto las variables respuesta como las explicativas, es momento de definir de qué manera se van a medir.

Consumo:

Para el caso del ritmo de consumo resulta sencillo, puesto que se puede obtener de una forma bastante directa a través de un registro de peso.

Atendiendo a los objetivos que se marca la empresa para la duración de sus mikados de 100 ml se decide registrar el peso de los mismos a los 40 días. Para conocer el porcentaje de líquido que se ha consumido basta con saber la diferencia entre la cantidad (peso) de líquido inicial y la que se tiene a los 40 días.

$$\%Consumo = \frac{M_{líq_inicial} - M_{líq_final}}{M_{líq_inicial}} \cdot 100$$

(22)

Como las muestras del estudio se componen también de un envase y varillas cuyo peso puede variar, sobre todo en el caso de la botella, que es de vidrio soplado y se conoce que presenta una gran variación, obtener el peso que corresponde exclusivamente al líquido no es inmediato. No obstante, es posible conocerlo mediante un sencillo procedimiento:

- Al comercializarse según su volumen (en la etiqueta se declaran mililitros en lugar de gramos), la cantidad de líquido inicial se obtiene directamente de multiplicar el volumen del envase por la densidad de la mezcla.

$$M_{líq_inicial} = V \cdot densidad_{mezcla}$$

(23)

Este paso, además, es necesario para asegurar que todas las botellas contienen el mismo volumen, puesto que en el laboratorio se puede medir la masa de una forma mucho más precisa que el volumen. Para asegurar que el proceso de llenado es correcto se taran todas las botellas antes de añadir el líquido.

- Una vez que se tiene el mikado completo, con el líquido y las varillas dentro de la botella, no se puede conocer el peso correspondiente al líquido simplemente pesando la muestra. Sin embargo, como la disminución del peso del mikado es consecuencia del consumo del líquido, se puede obtener la masa del líquido final a través de la diferencia entre el peso total de la muestra al inicio y al final de las pruebas.

$$M_{líq_{final}} = M_{líq_{inicial}} - M_{líq_{consumido}}$$

$$M_{líq_{final}} = M_{líq_{inicial}} - (M_{muestra_{inicial}} - M_{muestra_{final}})$$
(24)

Sustituyendo la expresión obtenida para la $M_{líq_{final}}$ en la ecuación del consumo se obtiene lo siguiente:

$$\%Consumo = \frac{M_{líq_{inicial}} - (M_{líq_{inicial}} - (M_{muestra_{inicial}} - M_{muestra_{final}}))}{M_{líq_{inicial}}} \cdot 100$$

$$\%Consumo = \frac{(M_{muestra_{inicial}} - M_{muestra_{final}})}{M_{líq_{inicial}}} \cdot 100$$
(25)

Para el caso del registro a los 40 días queda definida de la siguiente forma:

$$\%Consumo_{40días} = \frac{(M_{muestra_{inicial}} - M_{muestra_{40días}})}{M_{líq_{inicial}}} \cdot 100$$
(26)

Con el objetivo de evitar que alguna muestra se consuma completamente antes de llegar al tiempo definido para su registro, lo que invalidaría ese dato, se revisarán todas una vez a la semana. En función del ritmo de consumo observado se podrá reajustar la frecuencia de las pesadas para garantizar una correcta recogida de los datos.

Intensidad:

Por otro lado, para la valoración del aroma se seguirá un método empleado en el laboratorio para la validación de materias primas y muestras de fabricación, que consiste en empapar un mouillette con el líquido aromático para obtener una mejor apreciación de la nota olfativa.

Las mouillettes son unas pequeñas tiras, generalmente elaboradas con papel o cartón secante, empleadas para testar o probar aromas. Se trata de una herramienta ampliamente utilizada en el mundo de la perfumería debido a lo sencillas que son de usar y a los buenos resultados que se obtienen. Presentan un carácter neutro que permite percibir el perfume en toda su

amplitud en cuanto empieza a evaporarse, pero que se mantiene durante un buen tiempo debido a la alta capacidad de absorción del papel.

Para usarlas correctamente sólo hay que asegurarse de mojarlas en proporciones parecidas, de manera que se absorba una cantidad de líquido similar, y de no probar una mouillette cerca de otra (en la misma mano), puesto que los olores podrían mezclarse y afectar a la percepción.

Al tratarse de una característica tan subjetiva, se ha desarrollado y puesto a prueba un procedimiento estándar para aumentar la confianza de los datos. La prueba consiste en comparar las formulaciones utilizadas en el diseño de experimentos con una de las que se utilizan actualmente en el formato de 100 ml (patrón).

Doce integrantes del departamento técnico serán los encargados de asignar un valor de intensidad. Se tienen 3 opciones:

- 1: La muestra es menos intensa que el patrón.
- 2: No se aprecian diferencias entre muestra y patrón.
- 3: La muestra es más intensa que el patrón.

Para validar este método se ha realizado un pequeño estudio previo con 3 formulaciones en las que se variaba el porcentaje de esencia mientras se mantenía la relación del resto de componentes constante.

De esta manera, se prepararon las 3 muestras mencionadas A, B y C, de mayor a menor concentración de esencia respectivamente.

Asimismo, el objetivo del estudio también era comprobar si se podía distinguir la intensidad de los aromas al oler varias veces de manera consecutiva y si el orden en que se daban las muestras alteraba significativamente el resultado.

La manera de proceder era la siguiente:

1. Se introduce una mouillette para cada formulación más el patrón y se dejan secar durante 5 minutos.
2. Se compara una de las muestras con el patrón, oliendo las mouillettes las veces que sea necesario hasta estar conforme con la nota asignada (1, 2 ó 3). Una vez que se asigna una nota se puede pasar a la siguiente muestra y se repite el proceso.
3. Si después de haber completado el proceso existen dudas sobre alguno de los aromas se pueden volver a comparar para decidir si se puntúan de forma distinta.

Los resultados obtenidos fueron los siguientes:

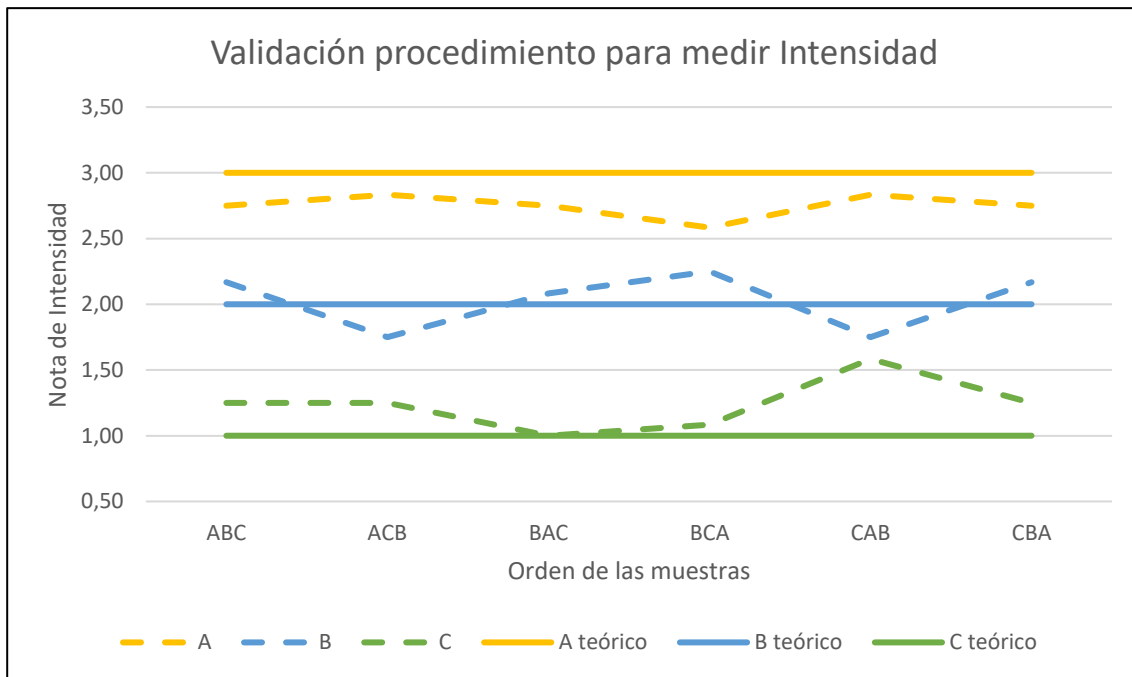


Figura 16. Intensidad olfativa obtenida siguiendo el procedimiento estándar de trabajo

En la Figura 16 se recoge la nota media asignada por los miembros del departamento técnico a las 3 muestras para cada uno de los órdenes en los que se presentaron. Como se puede apreciar, a pesar de que existe una variación importante, parece un buen método para expresar una característica tan subjetiva, puesto que en todos los casos:

- Se le da un valor promedio a la muestra A mayor que 2 (patrón de referencia), identificando que lleva una mayor cantidad de esencia.
- Se le da un valor promedio a la muestra C menor que 2, identificando que lleva una cantidad de esencia menor.
- El valor promedio de B se encuentra comprendido entre el de A y C, siempre cercano a 2.

No obstante, para comprobar de manera más estricta la fiabilidad del sistema se ha sometido a un estudio R&R. Los resultados del estudio se muestran en una serie de gráficas recogidas en la Figura 17.

Conviene fijarse sobre todo en 2 gráficas: Componentes de variación y la Interacción persona*mezcla.

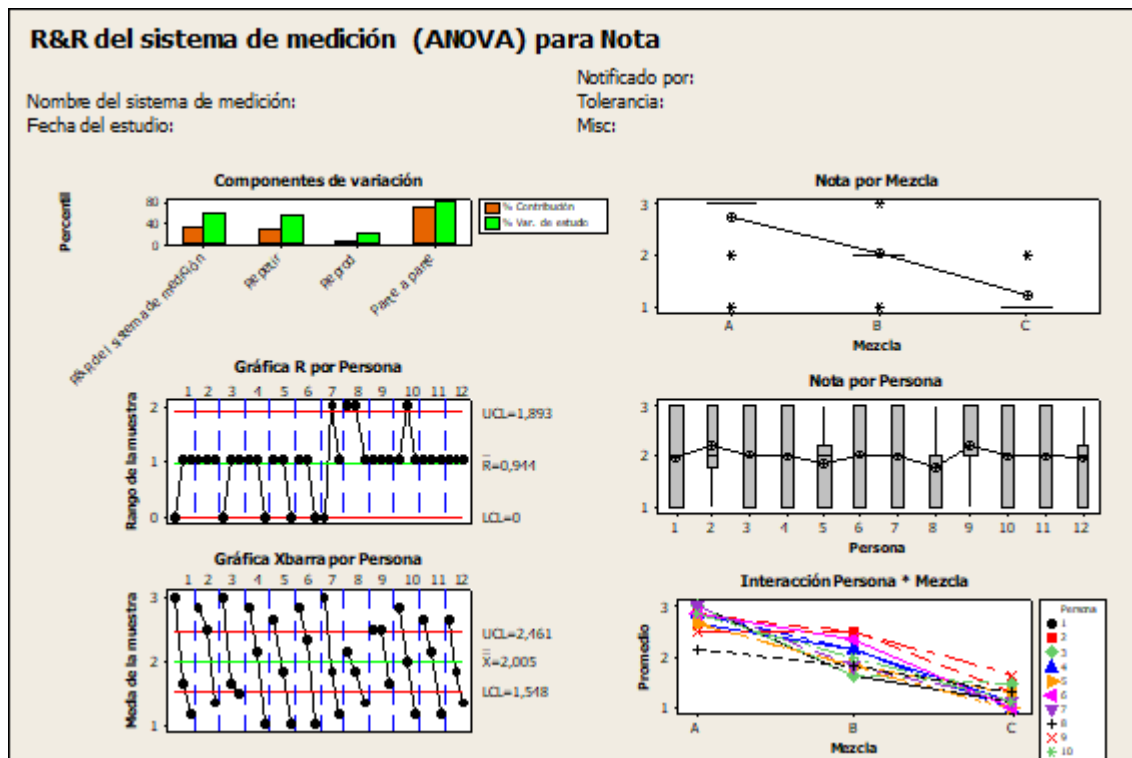


Figura 17. Resumen del estudio R&R sobre el procedimiento desarrollado para valorar la intensidad

Atendiendo a la gráfica “Componentes de variación” se aprecia un valor muy elevado para la variación del sistema de medida, siendo consecuencia principalmente del aparato de medida, puesto que la contribución de la repetibilidad a la variación total es mucho mayor que la de la reproducibilidad.

Sin embargo, hay que tener presente dos cosas:

- Se trata de asignar un valor a una característica subjetiva que depende de la percepción del operario no de la calibración de un instrumento de medida diseñado específicamente para esa función, por lo que la variación en la repetibilidad será más acentuada.
- Al tener únicamente 3 posibles valores que asignar a cada muestra los fallos penalizan de una forma desproporcionada.

Cuando se trata de pesar piezas con un instrumento de precisión (báscula) que introduce una variación acotada, es lógico pensar que la diferencia de peso entre las distintas piezas supone una variación mucho mayor que la que puede derivar de la báscula en cuestión. Por ejemplo, una Balanza de precisión Kern KB 2400-2N para pesar una cantidad de hasta 100 gramos tiene una resolución de ± 0.001 gramo, lo que se traduce en que una diferencia de 1 gramo entre 2 piezas sería 1000 veces mayor que la variación correspondiente al aparato.

Sin embargo, en este caso las 3 muestras de ambientador pueden recibir cualquiera de los 3 valores establecidos, lo que implica que sus medias siempre se encontrarán dentro del rango 1-3, por lo que cualquier valor que se aleje del valor teórico correspondiente introduce mucha más variación.

Es importante tener esto en cuenta porque explica a qué se debe un valor tan pobre para la fiabilidad del sistema de medida.

Además, ampliar el rango de valores que puede tomar cada muestra dificultaría el tomar una decisión al no tener una forma correcta de diferenciar si es muy intenso, bastante intenso, o simplemente intenso, por lo que no es una solución para este problema.

Por todo lo anteriormente dicho, este sistema de medida no se puede comparar con uno en el que se utiliza un aparato específico para ello, si no que se debe de entender como una forma, más o menos precisa, de interpretar la salida olfativa de una mezcla aromática y asignarle un valor a su intensidad. Por tanto, la validación del mismo vendrá dada por su capacidad para diferenciar las 3 muestras puestas a prueba.

Atendiendo a la Gráfica Validación procedimiento para medir Intensidad y a la gráfica “Interacción Persona * Mezcla” que aparece en la *Figura 17* se puede observar que el postulado anterior se cumple de manera satisfactoria. No obstante, dado que la gráfica “Xbarra por Persona” muestra 4 casos en los que la diferenciación no es buena (2, 3, 8 y 9) se decide excluir a estas personas del diseño final. Los nuevos resultados se muestran a continuación:

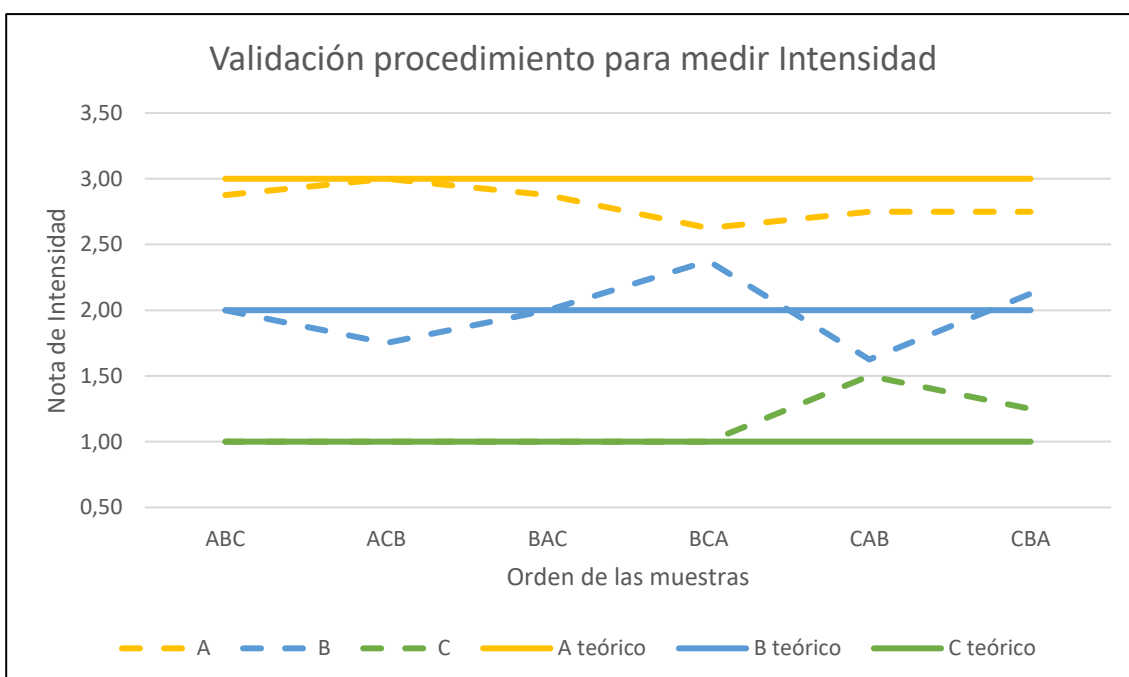


Figura 18. Intensidad olfativa obtenida siguiendo el procedimiento estándar de trabajo (cribado de candidatos)

Se aprecia que la nota media para las muestras A y C se acerca más a su objetivo teórico, mientras que en la B no hay mucha diferencia. En general, puede decirse que mejora frente a los resultados de la *Figura 16*.

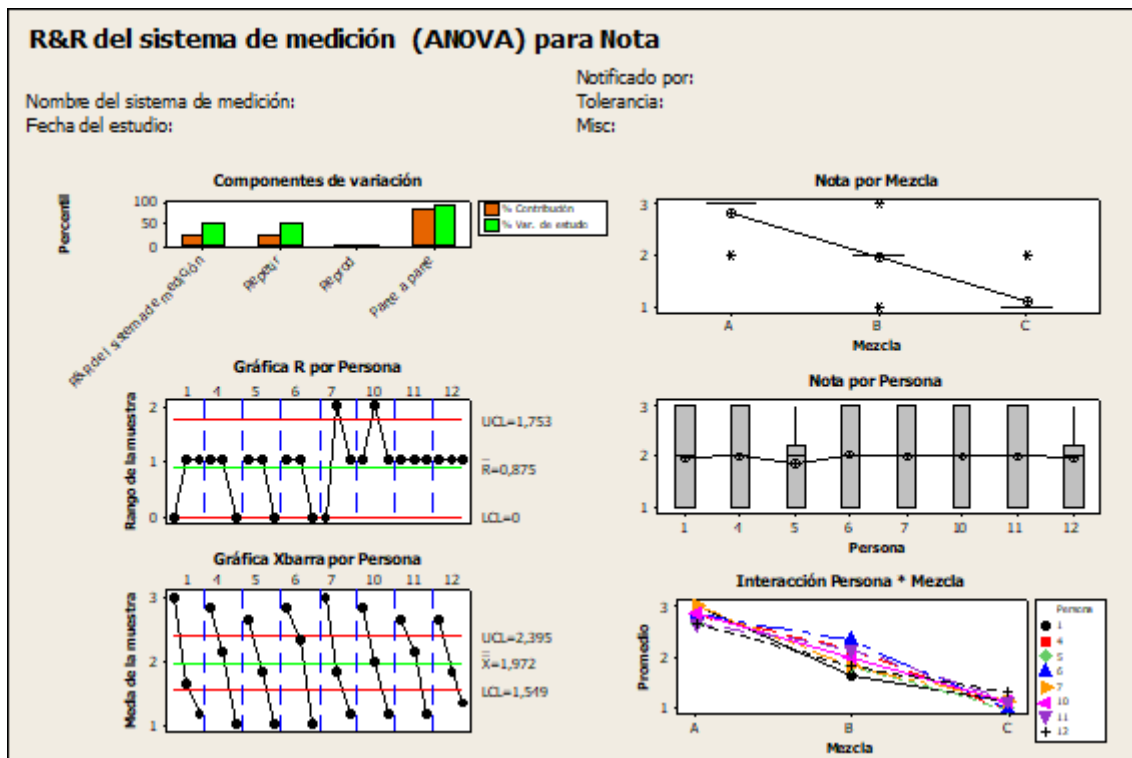


Figura 19. Resumen del estudio R&R sobre el procedimiento desarrollado para valorar la intensidad (cribado de candidatos)

Se puede observar un valor para R&R del sistema sustancialmente menor que en el caso anterior. Del mismo modo, la gráfica Xbarra presenta un carácter más homogéneo entre los distintos candidatos, como también se puede observar en la interacción Persona*Mezcla, donde se puede apreciar una tendencia mucho más clara para las 3 muestras.

Gracias al cribado de los operadores se tiene un sistema de medida que, sin ser perfecto, se muestra mucho más fiable que en un primer lugar.

4.3 Analizar

Una vez definido el plan de experimentación, se llevan a cabo los ensayos necesarios para recopilar los datos a partir de los cuales se analizará la posible influencia de las variables estudiadas.

Para determinar el efecto de las distintas variables se genera un modelo de regresión, se estudian los resultados a través de un ANOVA y se analizan los residuos del modelo para confirmar su validez.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos.

4.3.1 Análisis del consumo

La variable respuesta es el porcentaje de mikado consumido a los 40 días.

Las variables dependientes/explicativas son: Composición de la mezcla, Envase, Material de las varillas y Perfumado previo.

El modelo empleado es un modelo cuadrático para los componentes de la mezcla y de primer orden para las variables de proceso, por lo que tiene la siguiente forma:

$$\begin{aligned}
 E(Y) = & (\alpha_{A0} + \alpha_{A1}X_1 + \alpha_{A2}X_2 + \alpha_{A3}X_3)A + (\alpha_{B0} + \alpha_{B1}X_1 + \alpha_{B2}X_2 + \alpha_{B3}X_3)B \\
 & + (\alpha_{C0} + \alpha_{C1}X_1 + \alpha_{C2}X_2 + \alpha_{C3}X_3)C + (\alpha_{AB0} + \alpha_{AB1}X_1 + \alpha_{AB2}X_2 + \alpha_{AB3}X_3)AB \\
 & + (\alpha_{AC0} + \alpha_{AC1}X_1 + \alpha_{AC2}X_2 + \alpha_{AC3}X_3)AC \\
 & + (\alpha_{BC0} + \alpha_{BC1}X_1 + \alpha_{BC2}X_2 + \alpha_{BC3}X_3)BC
 \end{aligned}
 \tag{27}$$

Donde:

A: Disolvente 1

B: Disolvente 2

C: Esencia

X1: Botella (Alta/Baja)

X2: Sticks (Ratán/Celulosa)

X3: Perfumados (Sí/No)

Tabla 7. Resultados del modelo de regresión para el consumo

Término	Coef	SE Coef	T	P	VIF
DISOLVENTE 1	116,4	8,814	*	*	600,5
DISOLVENTE 2	223,7	98,177	*	*	1396,6
ESENCIA	109,6	32,063	*	*	1759,7
DISOLVENTE 1*DISOLVENTE 2	-222,8	112,264	-1,98	0,049	767,6
DISOLVENTE 1*ESENCIA	-283,0	75,630	-3,74	0,000	3691,2
DISOLVENTE 2*ESENCIA	-405,0	127,894	-3,17	0,002	147,1
DISOLVENTE 1*BOTELLA	-7,8	8,814	-0,88	0,380	600,5
DISOLVENTE 2*BOTELLA	-30,1	98,177	-0,31	0,760	1396,6
ESENCIA*BOTELLA	-49,9	32,063	-1,56	0,122	1759,7
DISOLVENTE 1*DISOLVENTE 2*BOTELLA	77,3	112,264	0,69	0,492	767,6
DISOLVENTE 1*ESENCIA*BOTELLA	101,1	75,630	1,34	0,184	3691,2
DISOLVENTE 2*ESENCIA*BOTELLA	-24,3	127,894	-0,19	0,850	147,1
DISOLVENTE 1*STICKS	-8,0	8,814	-0,91	0,365	600,5
DISOLVENTE 2*STICKS	-16,3	98,177	-0,17	0,868	1396,6
ESENCIA*STICKS	28,9	32,063	0,90	0,369	1759,7
DISOLVENTE 1*DISOLVENTE 2*STICKS	3,5	112,264	0,03	0,975	767,6
DISOLVENTE 1*ESENCIA*STICKS	-54,9	75,630	-0,73	0,469	3691,2
DISOLVENTE 2*ESENCIA*STICKS	36,4	127,894	0,28	0,776	147,1
DISOLVENTE 1*PERFUMADOS	1,3	8,814	0,15	0,883	600,5
DISOLVENTE 2*PERFUMADOS	59,0	98,177	0,60	0,549	1396,6
ESENCIA*PERFUMADOS	-1,7	32,063	-0,05	0,958	1759,7
DISOLVENTE 1*DISOLVENTE 2*PERFUMADOS	-72,0	112,264	-0,64	0,522	767,6
DISOLVENTE 1*ESENCIA*PERFUMADOS	-0,4	75,630	-0,00	0,996	3691,2
DISOLVENTE 2*ESENCIA*PERFUMADOS	-61,2	127,894	-0,48	0,633	147,1

* NOTA * Los coeficientes se calculan para las variables de proceso codificadas.

S = 2,93015 PRESS = 1658,07
R-cuad. = 95,84% R-cuad. (pred.) = 94,10% R-cuad. (ajustado) = 95,14%

En la *Tabla 7* se presentan los siguientes parámetros:

- Término:** Hace referencia a los términos del modelo para los que se calculan coeficiente y significancia estadística. En este primer modelo se observan un total de 24 términos.
- Coef:** Valor de cada término en el modelo.
- SE Coef:** El error estándar del coeficiente estima la variabilidad entre las estimaciones del coeficiente que se obtendrían si se tomara las muestras de la misma población una y otra vez.
- T:** Mide la relación entre el coeficiente y su error estándar.
- P:** P-valor. Probabilidad (siendo el total 1) de que el término no tenga un efecto real sobre la variabilidad en la respuesta estudiada. Para más información consultar ANOVA.
- VIF:** El factor de inflación de la varianza (FIV) indica cuánto se infla la varianza de un coeficiente debido a las correlaciones entre los predictores incluidos en el modelo.
- S:** Representa la desviación estándar entre los valores de los datos recogidos y los valores ajustados. Habitualmente se añade tras el valor de consumo predicho por el modelo, es decir, si el modelo indica un consumo del 60% lo correcto es interpretarlo como $60 \pm 2.93\%$. Atendiendo al rango de consumo observado en las muestras (35-90% aproximadamente) se considera que una desviación del 2.93% no compromete la precisión de las predicciones.
- PRESS:** La suma de los cuadrados de error de predicción (PRESS) es una medida de la desviación entre los valores ajustados y los valores observados. A diferencia de la suma de cuadrados del error residual, la fórmula utilizada para calcular PRESS es equivalente a eliminar sistemáticamente cada una de las observaciones del conjunto de datos, estimando la ecuación de regresión y determinando hasta qué punto el modelo predice la observación eliminada.
- R-cuad.:** Coeficiente R^2 del modelo. Quiere decir que el 95.84% de la variabilidad constatada en las respuestas está recogida en el modelo, lo que significa que la capacidad de predicción de éste y, por tanto, su calidad como herramienta de trabajo es muy elevada.
- R-cuad. (pred.):** Se calcula con una fórmula que equivale a eliminar sistemáticamente cada una de las observaciones del conjunto de datos, estimando la ecuación de regresión y determinando hasta qué punto el modelo predice la observación eliminada.

R-cuad. (ajustado): El R^2 ajustado es el porcentaje de la variación en la respuesta que es explicada por el modelo, ajustado para el número de predictores en el modelo relativo al número de observaciones.

Empezando por comentar el P-valor se aprecia que, considerando un α de 0.05, únicamente aparecen 3 parámetros significativos, los 3 términos asociados a la interacción entre las mezclas (para el efecto de cada una de las mezclas por separado no hay P-valor). En un primer momento, podría parecer que el resto de los términos no tienen efecto real sobre el porcentaje de consumo a los 40 días. No obstante, como se aprecia mucha diferencia entre los P-valores de los parámetros sin significancia estadística (0.122–0.996) se procede a reducir el modelo eliminando secuencialmente los términos que presenten un P-valor más elevado hasta que en el modelo sólo aparezcan términos que sean significativos.

Tabla 8. Resumen del ANOVA para el consumo

Fuente	GL	SC Sec.	SC Ajust.	MC Ajust.	F	P
Regresión	23	26924,7	26924,71	1170,640	136,35	0,000
Componente solamente						
Lineal	2	17797,6	9,75	4,874	0,57	0,568
Cuadrática	3	822,2	822,23	274,076	31,92	0,000
Componente* BOTELLA						
Lineal	3	129,1	52,26	17,418	2,03	0,113
Cuadrática	3	19,1	19,12	6,373	0,74	0,529
Componente* STICKS						
Lineal	3	8137,4	254,13	84,711	9,87	0,000
Cuadrática	3	5,2	5,21	1,738	0,20	0,895
Componente* PERFUMADOS						
Lineal	3	10,4	6,74	2,245	0,26	0,853
Cuadrática	3	3,5	3,54	1,179	0,14	0,938
Error residual	136	1167,7	1167,67	8,586		
Falta de ajuste	56	630,8	630,83	11,265	1,68	0,017
Error puro	80	536,8	536,84	6,710		
Total	159	28092,4				

Llama la atención que, pese a no presentar significancia ninguno de los parámetros asociados a las variables del proceso en el cuadro de regresión, en el caso del ANOVA el efecto lineal del material de las varillas (STICKS) sí que es significativo (P-valor = 0) y también se tiene un valor bajo para la forma del envase (BOTELLA, P-valor = 0.113).

Tabla 9. Observaciones inusuales para el consumo

Obs	OrdenEst.	% Consumido			Residuo	Residuo estándar
		día 40	Ajuste	Ajuste SE	Residuo	estándar
69	69	83,878	70,697	1,404	13,181	5,13R
140	140	48,033	54,333	0,736	-6,300	-2,22R
150	150	47,499	55,163	0,925	-7,664	-2,76R

R denota una observación con un residuo estandarizado grande.

En la *Tabla 9* se presentan las observaciones inusuales, distanciadas del valor predicho por el modelo por encima de 2 veces la desviación típica del modelo (*S* en la *Tabla 7*). Es especialmente destacable la observación número 69, por ser, con mucha diferencia, la que presenta una mayor desviación.

Retomando el comentario sobre los P-valores del modelo de regresión, se han ido eliminando uno a uno dependiendo de cuál presentaba un mayor P-valor en cada caso hasta obtener un modelo en el que todos los términos son significativos. El modelo final obtenido es el siguiente:

Tabla 10. *Resultados del modelo de regresión para el consumo (reducido)*

Término	Coef	SE Coef	T	P	VIF
DISOLVENTE 1	116,4	8,572	*	*	600,54
DISOLVENTE 2	223,7	95,484	*	*	1396,56
ESENCIA	109,6	31,184	*	*	1759,69
DISOLVENTE 1*DISOLVENTE 2	-222,8	109,185	-2,04	0,043	767,65
DISOLVENTE 1*ESENCIA	-283,0	73,555	-3,85	0,000	3691,18
DISOLVENTE 2*ESENCIA	-405,0	124,386	-3,26	0,001	147,13
ESENCIA*BOTELLA	-28,9	7,739	-3,74	0,000	108,37
DISOLVENTE 1*ESENCIA*BOTELLA	45,0	12,603	3,57	0,000	108,37
DISOLVENTE 1*STICKS	12,8	0,920	13,94	0,000	6,92
ESENCIA*STICKS	-4,1	1,955	-2,09	0,038	6,92

* NOTA * Los coeficientes se calculan para las variables de proceso codificadas.

S = 2,84976 PRESS = 1396,14
R-cuad. = 95,66% R-cuad. (pred.) = 95,03% R-cuad. (ajustado) = 95,40%

Después de eliminar los términos no significativos el modelo queda como:

$$E(Y) = (\alpha_{A0} + \alpha_{A2}X_2)A + (\alpha_{B0})B + (\alpha_{C0} + \alpha_{C1}X_1 + \alpha_{C2}X_2)C + (\alpha_{AB0})AB + (\alpha_{AC0} + \alpha_{AC1}X_1)AC + (\alpha_{BC0})BC$$

(28)

Se puede observar que términos cuyo P-valor no era estadísticamente significativo en el modelo anterior sí lo son ahora. Ejemplo de ello son los términos asociados a las interacciones DISOLVENTE1*STICKS y ESENCIA*STICKS, que pasan de un P-valor de 0.365 y 0.369 respectivamente a 0.000 y 0.038.

Esto puede indicar que el primer modelo estaba sobredimensionado, incluyendo muchos parámetros irrelevantes que provocan que el modelo no sea capaz de identificar correctamente de dónde procede la variación introducida, lo que explica por qué algunos términos no eran estadísticamente significativos en el primer caso.

Por otro lado, cabe destacar que el valor de S disminuye ligeramente (pasa de 2.93 a 2.85) mientras que el R-cuad se mantiene prácticamente igual que en el caso anterior, por lo que se puede decir que el modelo, tras excluir los términos, se ajusta con la misma precisión.

Para comprender la información que refleja el modelo hay que recurrir al análisis de los coeficientes (Coef). Seguidamente, se comentará el sentido físico de cada uno de los coeficientes término a término.

DISOLVENTE 1, DISOLVENTE 2 y ESENCIA: Correspondientes a α_{A0} , α_{B0} y α_{C0} en la ecuación. Representan el consumo esperado para las mezclas puras cuando todas las variables de proceso se encuentran en el nivel 0 o nivel de referencia. En este caso, no procede estudiar su sentido físico debido a que, en el rango de trabajo, los porcentajes se encuentran lejos del 100% (mezcla pura).

DISOLVENTE 1*DISOLVENTE 2: En la ecuación corresponde a α_{AB0} . Refleja la variación en el consumo cuando se mezclan ambos disolventes en comparación a la media ponderada que se obtendría en caso de trabajar con los componentes puros por separado (manteniendo siempre las variables de proceso en el nivel de referencia). Como se puede apreciar, presenta un valor de -222.8, lo que quiere decir que la sinergia entre componentes es negativa y, por tanto, el porcentaje de consumo se reduce cuando se combinan.

DISOLVENTE 1*ESENCIA: En la ecuación se expresa como α_{AC0} . Su coeficiente (-283) vuelve a indicar una interacción antagónica (sinergia negativa) entre ambos componentes.

DISOLVENTE 2*ESENCIA: Aparece en la ecuación como α_{BC0} . Presenta también un coeficiente con valor negativo (-405), por lo que nuevamente se trata de una sinergia negativa.

ESENCIA*BOTELLA: En la ecuación corresponde a α_{C1} . Indica la variación en el consumo que experimenta una mezcla pura de esencia cuando la botella en la que está contenida pasa del nivel 0 al 1 (de ser BAJA a ser ALTA). En este caso se aprecia que el consumo se vería reducido con este cambio, puesto que el coeficiente es -28.9.

DISOLVENTE 1*ESENCIA*BOTELLA: En la ecuación corresponde a α_{AC1} . Expresa la diferencia que experimenta la sinergia entre componentes cuando la botella pasa del nivel 0 al 1. El coeficiente presenta un valor de 45.0 lo que significa que, con el cambio de botella, el consumo será algo mayor, aunque la sinergia seguirá siendo negativa (el coeficiente que multiplica a AC pasará de -283 a -238)

DISOLVENTE 1*STICKS: Reflejado en la ecuación como α_{A2} . El valor de su coeficiente (12.8) indica que, para el disolvente 1 puro, el consumo se ve favorecido cuando las varillas pasan de ser de ratán (nivel de referencia) a ser de celulosa (nivel 1).

ESENCIA*STICKS: Expresado como α_{C2} en la ecuación, refleja la diferencia de consumo que experimentaría la esencia pura al cambiar de varillas de ratán a varillas de celulosa. Al contrario de lo que ocurriría con el disolvente 1, el consumo en este caso se ve reducido (-4.1), por lo que el efecto del material de las varillas depende de las proporciones en que se mezclen la esencia y el disolvente 1.

En base a los resultados obtenidos, y sustituyéndolos en la ecuación, el modelo sigue la siguiente expresión:

$$E(Y) = (116.4 + 12.8X_2)A + 223.7B + (109.6 - 28.9X_1 - 4.1X_2)C - 222.8AB + (-283 + 45X_1)AC - 405BC$$

(29)

Tabla 11. Resumen del ANOVA para el consumo (modelo reducido)

Fuente	GL	SC Sec.	SC Ajust.	MC Ajust.	F	P
Regresión	9	26874,2	26874,21	2986,02	367,68	0,000
Componente solamente						
Lineal	2	17797,6	9,75	4,87	0,60	0,550
Cuadrática	3	822,2	822,23	274,08	33,75	0,000
Componente* BOTELLA						
Lineal	1	29,9	113,30	113,30	13,95	0,000
Cuadrática	1	103,4	103,35	103,35	12,73	0,000
Componente* STICKS						
Lineal	2	8121,1	8121,14	4060,57	500,00	0,000
Error residual	150	1218,2	1218,17	8,12		
Falta de ajuste	30	458,8	458,83	15,29	2,42	0,000
Error puro	120	759,3	759,34	6,33		
Total	159	28092,4				

Lo primero que se destaca en la *Tabla 11* es la desaparición del factor PERFUMADOS. Esto se debe a que aplicando el criterio de eliminar del modelo los términos con un P-valor mayor se han quedado fuera todos los que estaban relacionados con el hecho de que las varillas estuviesen o no perfumadas, lo que quiere decir que esta variable de proceso no tiene influencia sobre el ritmo de consumo del mikado. Del mismo modo, también han desaparecido todos los términos asociados al efecto del material de las varillas (STICKS) sobre la interacción entre los componentes de la mezcla.

Por otro lado, al igual que ocurre para el modelo de regresión, todos los términos presentan significancia estadística. En el ANOVA practicado al primer modelo sólo el efecto lineal de la variable STICKS era significativo (0.000), aunque el de la BOTELLA también apuntaba a que podía tener influencia (0.113). En comparación, el ANOVA del nuevo modelo confirma el efecto lineal de ambas variables, además de apuntar que la forma del envase (BOTELLA) también manifiesta un efecto sobre las interacciones de los componentes.

Finalmente, llama la atención obtener un P-valor tan bajo para la prueba de falta de ajuste (0.000), indicando que el modelo no especifica correctamente la relación entre la respuesta y los predictores. Para mejorarlo, se suele recurrir a la incorporación de nuevos términos. No obstante, atendiendo al valor de los diferentes R^2 (todos ellos >95%), se acepta el modelo como válido.

Tabla 12. Observaciones inusuales para el consumo (modelo reducido)

Observaciones inusuales de % Consumido día 40							
Obs	OrdenEst.	% Consumido día 40	Ajuste	Ajuste SE	Residuo	Residuo estándar	
28	28	74,559	69,042	0,878	5,517	2,04R	
66	66	83,470	89,152	0,876	-5,681	-2,09R	
69	69	83,878	70,743	0,876	13,135	4,84R	
140	140	48,033	54,462	0,514	-6,429	-2,29R	
150	150	47,499	55,168	0,607	-7,669	-2,75R	

R denota una observación con un residuo estandarizado grande.

Aparecen dos nuevas observaciones inusuales (66 y 28) como consecuencia de la disminución del valor de S, puesto que con su valor actual la diferencia de dichas observaciones respecto del valor ajustado es 2 veces S.

Las observaciones etiquetadas como inusuales no siguen adecuadamente la ecuación de regresión propuesta. Sin embargo, es común observar desviaciones grandes cuando la muestra tiene un tamaño suficiente, aceptándose como normal que hasta un 5% de los datos se muestren como un “residuo grande”.

Atendiendo a esto, la observación que más llama la atención es la número 69 por la gran diferencia que presenta en comparación con el resto. Para comprobar si se trata de un dato anómalo se lleva a cabo un análisis sobre los residuos del modelo, expuesto a continuación.

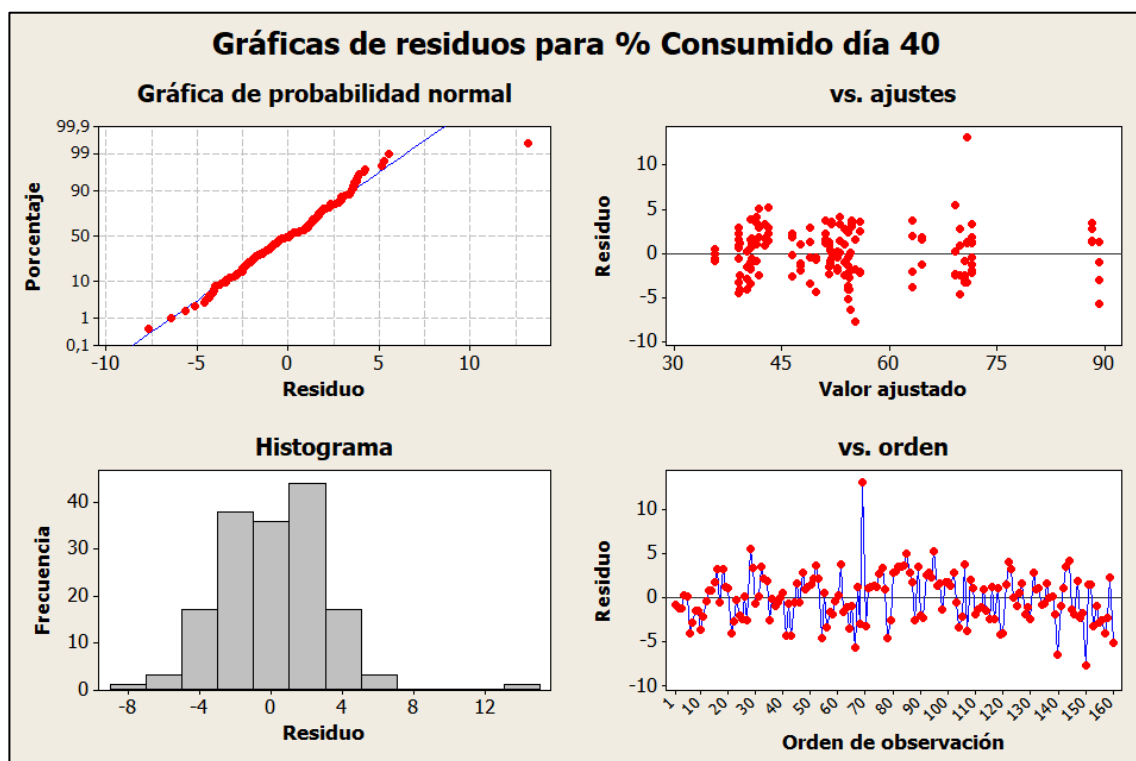


Figura 18. Gráficas de residuos para el consumo (modelo reducido)

Observando las 4 gráficas recogidas en la *Figura 20* se puede apreciar un dato que destaca respecto al resto, por lo que se podría tratar de un dato anómalo. Atendiendo especialmente a la gráfica de los residuos vs orden se puede identificar que esta medición es la número 69, tal y como indicaban las observaciones inusuales.

Probabilidad normal:

Ordena los residuos según su diferencia con el valor predicho (eje de abscisas, horizontal) y el porcentaje de valores en la muestra cuyo valor es igual o menor que el del residuo considerado (eje de ordenadas, vertical). La escala vertical se modifica para que corresponda a los valores de la función de una distribución normal tipificada. De esta manera, el intervalo entre los puntos correspondientes al 50% y al 80% es similar al de los puntos que comprendidos entre el 80% y el 95%, puesto que los valores correspondientes a dichas probabilidades acumuladas en una $N[0,1]$ están prácticamente equiespaciados.

Si los datos representados en este tipo de gráfica proceden de una distribución normal la gráfica debe manifestarse como una línea recta. En caso de que no sea así se considera que la población muestreada no se distribuye de manera normal.

Atendiendo a la forma que presenta la gráfica para los residuos del consumo, se puede apreciar una recta prácticamente perfecta a excepción de un punto que se distancia mucho en la parte superior, lo que hace sospechar que puede tratarse de un dato anómalo. Salvando este último punto, podría aceptarse que la población muestreada sigue una distribución normal.

Residuos vs ajustes:

En esta representación aparece ordenado el valor predicho por el modelo (% consumido a los 40 días) en el eje de abscisas frente al residuo correspondiente a esa predicción, cuyo valor se representa en el eje de ordenadas. El análisis de esta gráfica busca justificar que el modelo mantiene la misma precisión a lo largo de todo su rango de trabajo. En caso de apreciar regiones donde los puntos se distribuyen más cerca o más lejos de la línea de residuo 0 quiere decir que el modelo se ajusta mejor para un rango de valores que para otro, por lo que su precisión no es constante.

En este caso se aprecia una dispersión constante, comprendida principalmente entre ± 5 , a lo largo de todo el eje de abscisas. No obstante, vuelve a aparecer un valor muy por encima del resto poco antes de la marca del 75% de consumo y por encima de 10 con respecto al valor del residuo.

El hecho de que su valor sea el más alto de entre los residuos indica que se trata de la misma observación que en el caso de la Gráfica de probabilidad normal, puesto que el punto que se aleja de la recta en ese caso es el que tiene una mayor cantidad de valores por debajo de él mismo.

Histograma:

Representa el rango de valores para los residuos (abscisas) y el número de observaciones comprendidas para ese rango (ordenadas). Una distribución normal presenta una forma de campana simétrica, donde los valores centrales son los que se repiten con más frecuencia y van disminuyendo conforme más se distancian del valor 0 para los residuos.

Se observa una forma de campana bien definida (la gran mayoría de valores se encuentran en el centro, entre ± 4) con un único valor que aparece alejado en la zona de la cola derecha. Nuevamente se trata del mismo dato que se ha comentado en las gráficas anteriores, puesto que se puede apreciar que su valor es el más alto.

Residuos vs orden:

En el eje de ordenadas aparece el valor de los residuos de igual manera que en el caso de la gráfica de residuos vs ajuste, pero en el eje de abscisas se representan, ordenados, el número de ensayos. Este tipo de representación es útil para revisar si se ha arrastrado un error durante la experimentación, comparando la distribución de los residuos a lo largo de la muestra ensayada.

Como se puede apreciar, los residuos se vuelven a distribuir de manera homogénea a excepción de un punto próximo a la muestra 70 y con una desviación superior a 10.

Por todo lo anterior, y reconociendo que en los 4 casos se trata del mismo punto (recogido en la tabla de observaciones inusuales como la observación 69), se considera un dato anómalo y se decide prescindir de él para construir el modelo de regresión final.

A continuación, se vuelven a mostrar las diferentes tablas para el modelo desarrollado sin tener en cuenta el punto anterior, pero no se comentarán puesto que ya se han analizado en profundidad.

Tabla 13. *Resultados del modelo de regresión para el consumo (modelo reducido, sin obs 69)*

Término	Coef	SE Coef	T	P	VIF
DISOLVENTE 1	114,5	7,908	*	*	596,72
DISOLVENTE 2	214,5	88,010	*	*	1371,84
ESENCIA	100,5	28,790	*	*	1764,93
DISOLVENTE 1*DISOLVENTE 2	-213,6	100,634	-2,12	0,035	749,29
DISOLVENTE 1*ESENCIA	-263,2	67,890	-3,88	0,000	3698,82
DISOLVENTE 2*ESENCIA	-379,5	114,730	-3,31	0,001	146,96
ESENCIA*BOTELLA	-26,6	7,145	-3,72	0,000	108,71
DISOLVENTE 1*ESENCIA*BOTELLA	41,0	11,639	3,52	0,001	108,71
DISOLVENTE 1*STICKS	13,7	0,862	15,83	0,000	7,10
ESENCIA*STICKS	-5,6	1,825	-3,09	0,002	7,09

* NOTA * Los coeficientes se calculan para las variables de proceso codificadas.

S = 2,62620 PRESS = 1167,08
R-cuad. = 96,22% R-cuad. (pred.) = 95,71% R-cuad. (ajustado) = 95,99%

Tabla 14. Resumen del ANOVA para el consumo (reducido, sin obs 69)

Fuente	GL	SC Sec.	SC Ajust.	MC Ajust.	F	P
Regresión	9	26154,0	26154,02	2906,00	421,35	0,000
Componente solamente						
Lineal	2	16963,4	9,00	4,50	0,65	0,522
Cuadrática	3	766,4	689,49	229,83	33,32	0,000
Componente* BOTELLA						
Lineal	1	31,2	95,56	95,56	13,86	0,000
Cuadrática	1	97,8	85,68	85,68	12,42	0,001
Componente* STICKS						
Lineal	2	8295,2	8295,20	4147,60	601,37	0,000
Error residual	149	1027,6	1027,64	6,90		
Falta de ajuste	30	403,2	403,20	13,44	2,56	0,000
Error puro	119	624,4	624,44	5,25		
Total	158	27181,7				

Tabla 15. Observaciones inusuales para el consumo (reducido, sin obs 69)

Observaciones inusuales de % Consumido día 40						
Obs	OrdenEst.	% Consumido		Ajuste SE	Residuo	Residuo estándar
		día 40	Ajuste			
28	28	74,559	69,432	0,812	5,127	2,05R
66	66	83,470	88,727	0,811	-5,257	-2,10R
94	94	48,292	43,056	0,466	5,236	2,03R
139	139	48,033	54,569	0,474	-6,537	-2,53R
149	149	47,499	54,608	0,570	-7,109	-2,77R

R denota una observación con un residuo estandarizado grande.

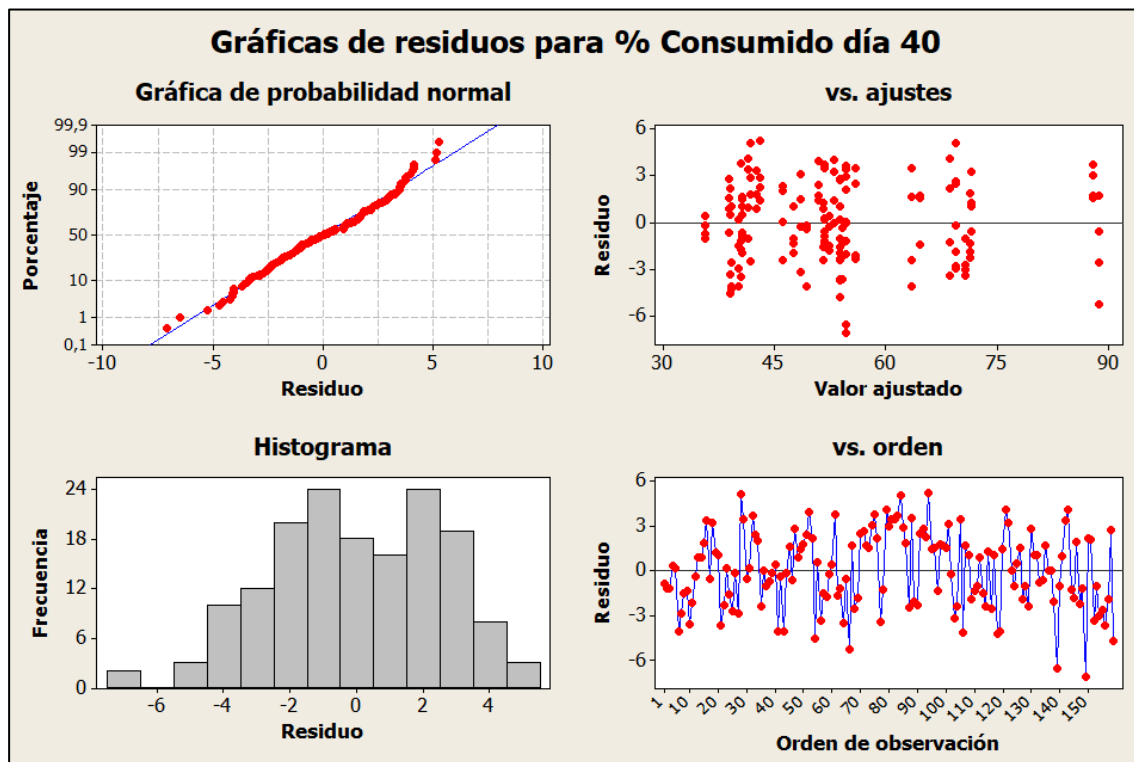


Figura 19. Gráficas de residuos para el consumo (modelo reducido, sin obs 69)

ANÁLISIS DE LA COMPOSICIÓN DE LA MEZCLA

Con el objetivo de caracterizar los efectos de las proporciones de los componentes en el ritmo de consumo se pueden interpretar los coeficientes que aparecen en la Tabla de Regresión para mezclas. No obstante, como la relación entre las MMPP puede ser algo difícil de interpretar, es más intuitivo hacerlo mediante una representación gráfica de la superficie de respuesta.

A continuación, se muestra la superficie que modela el porcentaje de líquido consumido a los 40 días en función de la composición de la mezcla:

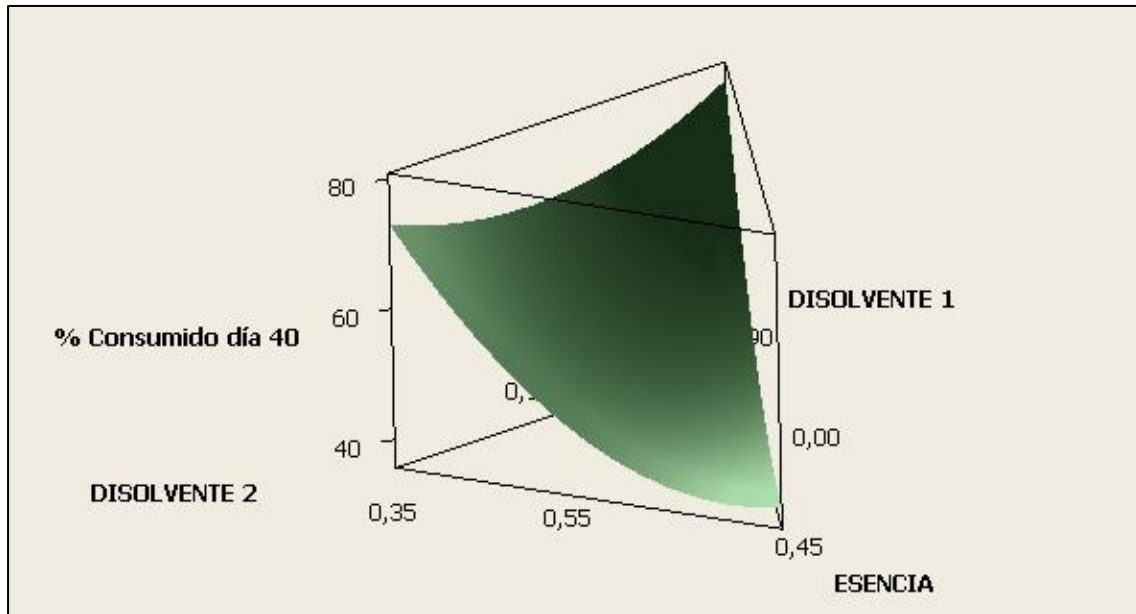


Figura 20. *Superficie de respuesta para el consumo*

En el eje vertical se puede leer el porcentaje consumido a los 40 días, mientras que la forma triangular de la base corresponde al diseño del simplex visto en la *Figura 15* del apartado 4.2 Medir. Las cantidades de las MMPP están referidas a la unidad, lo que viene a decir que 0.45 equivale a un 45%.

Para visualizar mejor la figura anterior se muestran sus 3 perfiles/caras:

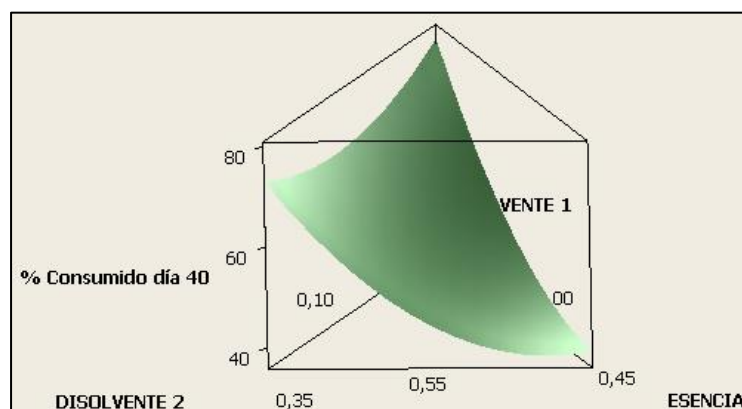


Figura 21. *Superficie de respuesta para el consumo (perfil 1)*

En la *Figura 23* es donde mejor se aprecia el comportamiento de la mezcla cuando se fija un porcentaje del 55% para el disolvente 1 y se juega con las proporciones del disolvente 2 y la esencia.

Como resulta fácil de comprobar, el porcentaje consumido es mucho mayor al añadir disolvente 2 que al añadir esencia, lo que concuerda con la idea de que los disolventes se utilizan para ayudar a la evaporación mientras que la esencia es la encargada de aportar el aroma (se comprobará en el análisis de la intensidad).

Además, la forma cóncava que presenta la arista de la superficie de respuesta (línea roja) refleja la interacción negativa entre ambos componentes.

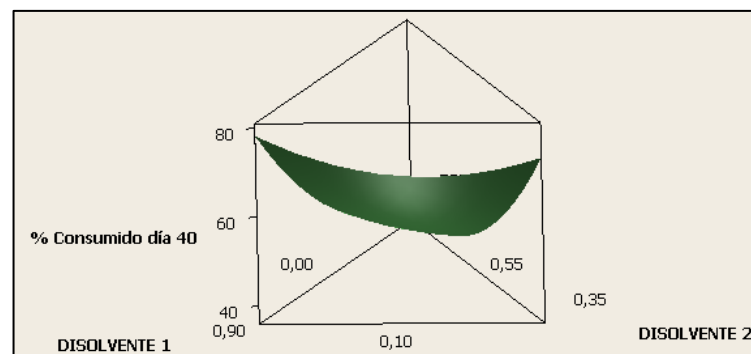


Figura 22. *Superficie de respuesta para el consumo (perfil 2)*

La comparación de ambos disolventes, manteniendo constante un 10% de esencia, revela altos niveles de consumo para ambos casos, como era de suponer atendiendo a la función asociada a este tipo de componentes. Del mismo modo, se puede apreciar que el disolvente 1 es el que proporciona un porcentaje de consumo mayor para el rango de proporciones estudiado.

Nuevamente, se plasma la sinergia negativa entre ambas MMPP, situando los valores de consumo más elevados en las mezclas que maximizan el porcentaje de uno de los dos disolventes.

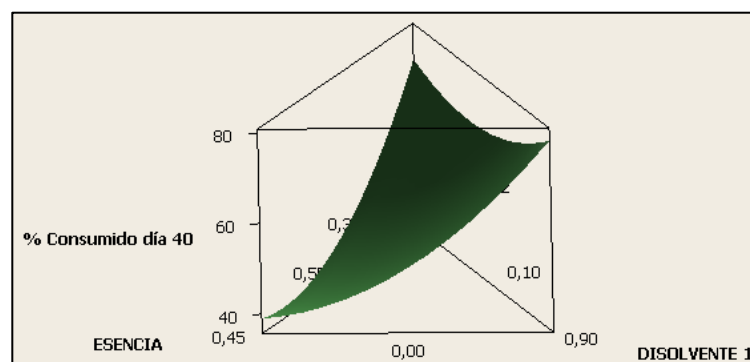


Figura 23. *Superficie de respuesta para el consumo (perfil 3)*

Por último, se presenta el perfil de la esencia frente al disolvente 1. De forma similar a lo que ocurría al comparar el efecto de la esencia con el del disolvente 2, se observa una diferencia muy grande entre ambos.

Los patrones observados en las anteriores figuras se repiten una vez más en esta: niveles de consumo mucho más elevados para el disolvente y sinergia negativa entre los componentes estudiados.

En base al análisis de la superficie de respuesta se extraen 2 principios claros:

1. El porcentaje de consumo aumenta a media que lo hace la cantidad de disolvente, ya sea el 1 o el 2, por lo que se corrobora la funcionalidad asociada a este tipo de componentes (ver apartado 2.3 Proceso de Formulación).
2. La sinergia entre las distintas MMPP es siempre negativa.

4.3.2 Análisis de la intensidad

En el apartado 4.2 Medir se mencionaba que para el caso de la intensidad se asumía que dependía exclusivamente de la composición de la mezcla y se desarrollaba un sistema de medida acorde a esta asunción, excluyendo del mismo las variables de proceso. Por esto mismo, el modelo empleado para la regresión no puede ser igual que para el consumo, puesto que se trata únicamente de un diseño de mezclas puro. De este modo, el modelo de regresión empleado es un modelo cuadrático que sigue la siguiente expresión:

$$E(Y) = \beta_{AA} + \beta_{BB} + \beta_{CC} + \beta_{AB}AB + \beta_{AC}AC + \beta_{BC}BC \quad (30)$$

Donde:

A: DISOLVENTE 1

B: DISOLVENTE 2

C: ESENCIA

Además, como consecuencia de la diferencia en el sistema de medida de esta variable, se tienen 10 valores en lugar de las 160 observaciones registradas para el consumo. La nota de intensidad viene dada por la media de los valores que los catadores seleccionados asignan a cada una de las mezclas y al tener 10 formulaciones se obtienen, en consecuencia, 10 notas de intensidad. El hecho de que después se vaya a envasar en 8 formatos diferentes y replicar no justifica que se tomen como válidos los 16 valores resultantes, puesto que todos ellos serían iguales.

Para solucionar este problema se decidió repetir la valoración de la intensidad en 3 ocasiones, generándose 30 observaciones. Los resultados obtenidos fueron los siguientes:

Tabla 16. *Resultados del modelo de regresión para la intensidad*

Término	Coef	SE Coef	T	P	VIF
DISOLVENTE 1	-0,66	0,8608	*	*	600,5
DISOLVENTE 2	-24,26	9,5889	*	*	1396,6
ESENCIA	-2,63	3,1316	*	*	1759,7
DISOLVENTE 1*DISOLVENTE 2	33,46	10,9648	3,05	0,005	767,6
DISOLVENTE 1*ESENCIA	17,48	7,3868	2,37	0,026	3691,2
DISOLVENTE 2*ESENCIA	30,99	12,4914	2,48	0,021	147,1

S = 0,123923 PRESS = 0,576213
R-cuad. = 94,71% R-cuad. (pred.) = 91,72% R-cuad. (ajustado) = 93,60%

Una de las características más importantes y representativas de un modelo de regresión es su capacidad para predecir la respuesta de la variable que se está estudiando. En este sentido, el modelo presenta un coeficiente R^2 del 94.71%, por lo que se puede asumir que es un muy buen estimador de la intensidad. Resulta, además, bastante curioso que se haya conseguido un valor tan alto de R^2 para la medición de una variable *a priori* subjetiva. Es de suponer, en consecuencia, que el sistema de medida propuesto para esta variable consigue objetivarla en alto grado.

Por otro lado, es igualmente importante atender a la desviación típica (S), siendo esta de 0.124. Si se compara con el rango posible de las respuestas (de 1 a 3), resulta algo grande (un 6.2% del rango total). No obstante, como ya se comentaba en el apartado 4.2 Medir, es fácil que el propio sistema de medida introduzca cierta variación en la respuesta por hacer uso de un sentido humano en lugar de un instrumento de medida propiamente dicho. Atendiendo a esto, hay que considerar si la desviación es tan grande como para invalidar las predicciones del modelo.

Para este caso en concreto, en lugar de la desviación típica se va a utilizar el intervalo de confianza (IC), que proporciona un rango de valores con una probabilidad determinada de contener la respuesta media de una variable (intensidad) en función de la configuración que tengan los predictores empleados (%MMPP's). A continuación, se presentan los IC obtenidos para las 30 mediciones que se tienen.

Tabla 17. *Intervalos de confianza para las predicciones de intensidad*

Punto	Ajuste	Ajuste SE	IC de 95%
1	2,24888	0,06748	(2,10962; 2,38815)
2	2,12729	0,06765	(1,98766; 2,26691)
3	2,75875	0,06729	(2,61987; 2,89764)
4	2,74891	0,06730	(2,61001; 2,88782)
5	1,14447	0,06856	(1,00296; 1,28598)
6	2,42768	0,03956	(2,34603; 2,50933)
7	2,37087	0,04063	(2,28702; 2,45472)
8	2,66992	0,03575	(2,59613; 2,74371)
9	2,67520	0,03594	(2,60103; 2,74938)
10	1,95302	0,04517	(1,85980; 2,04623)
11	2,24888	0,06748	(2,10962; 2,38815)
12	2,12729	0,06765	(1,98766; 2,26691)
13	2,75875	0,06729	(2,61987; 2,89764)
14	2,74891	0,06730	(2,61001; 2,88782)
15	1,14447	0,06856	(1,00296; 1,28598)
16	2,42768	0,03956	(2,34603; 2,50933)
17	2,37087	0,04063	(2,28702; 2,45472)
18	2,66992	0,03575	(2,59613; 2,74371)
19	2,67520	0,03594	(2,60103; 2,74938)
20	1,95302	0,04517	(1,85980; 2,04623)
21	2,24888	0,06748	(2,10962; 2,38815)
22	2,12729	0,06765	(1,98766; 2,26691)
23	2,75875	0,06729	(2,61987; 2,89764)
24	2,74891	0,06730	(2,61001; 2,88782)
25	1,14447	0,06856	(1,00296; 1,28598)
26	2,42768	0,03956	(2,34603; 2,50933)
27	2,37087	0,04063	(2,28702; 2,45472)
28	2,66992	0,03575	(2,59613; 2,74371)
29	2,67520	0,03594	(2,60103; 2,74938)
30	1,95302	0,04517	(1,85980; 2,04623)

En la *Tabla 17* anterior el Punto indica el número de la muestra y el Ajuste el valor de intensidad que el modelo predice para cada una de ellas en función de su composición. Al existir únicamente 10 formulaciones, se puede apreciar que tanto el Ajuste como el IC se repiten cada 10 Puntos como consecuencia de haber repetido las mediciones.

Recordando el sistema de medida de la intensidad, las formulaciones eran puntuadas de la siguiente manera:

- 1: La muestra es menos intensa que el patrón.
- 2: No se aprecian diferencias entre muestra y patrón.
- 3: La muestra es más intensa que el patrón.

Esto quiere decir que el Ajuste del Punto 1 (2.249) apunta a que la mezcla 1 presenta una intensidad ligeramente mayor que la formulación del patrón respecto al que se comparó (que equivale a un valor de 2). Para saber si esta interpretación es cierta se deben usar los mencionados IC. En el caso del punto 1, su IC indica que, con una probabilidad del 95%, su media estará entre 2.110 y 2.388, por lo que se puede decir, casi con total seguridad, que su intensidad aromática será ligeramente mayor que el patrón.

En otros casos, como los Puntos 4 y 5 sus IC (2.610-2.888 y 1.003-1.286 respectivamente) muestran claramente que la primera formulación es sensiblemente más intensa que el patrón, mientras que a la segunda le ocurre lo contrario. Solo el IC del Punto 2 (1.988-2.2677) comprende el valor del patrón, cuya interpretación sería que la mezcla 2 podría ser más o menos intensa que el patrón, pero en cualquier caso la diferencia sería muy sutil.

Atendiendo a los IC, y considerando que el objetivo de medir la variable intensidad es garantizar que con la formulación definida el mikado cumple con unos mínimos de calidad (oler al menos como el patrón de referencia), se puede considerar que el ajuste del modelo es válido.

Una vez analizados R^2 y S , se procede a comentar los términos que componen el modelo. Lo primero que se observa es que todos ellos presentan un P-valor inferior a 0.05, lo que indica que todos son estadísticamente significativos, de manera que el modelo mantiene la expresión de la ecuación (). La intensidad de la mezcla, por tanto, depende de las proporciones de las MMPP y cómo interactúan entre ellas.

A continuación, se analiza el valor de los coeficientes asociados a cada término y su significado a la hora de explicar el comportamiento de la mezcla:

DISOLVENTE 1, DISOLVENTE 2 y ESENCIA: Correspondientes a β_A , β_B y β_C en la ecuación (30), reflejan la intensidad aromática que tendrían las mezclas puras de cada una de las MMPP. Sin embargo, al igual que ocurría en el modelo para el consumo, carecen de sentido físico (dan notas negativas de intensidad) debido a que el rango de estudio del modelo se encuentra lejos del 100% para cualquiera de los componentes. Para visualizar mejor el efecto de los componentes se recurrirá, de nuevo, a la gráfica de superficie de respuesta que se verá más adelante.

DISOLVENTE 1*DISOLVENTE 2 (β_{AB}): Indica la variación en la intensidad que presenta la mezcla de ambos disolventes en comparación a la que se obtendría en caso de ponderar la intensidad de ambos componentes puros. Atendiendo a su valor (33.46) se observa una sinergia positiva, lo que quiere decir que la intensidad es mayor cuando se mezclan.

DISOLVENTE 1*ESENCIA (β_{AC}): Presenta un valor de 17.48, lo que vuelve a indicar que la intensidad aumenta con la mezcla de dichas MMPP.

DISOLVENTE 2*ESENCIA (β_{BC}): Con un valor de 30.99, muestra una sinergia positiva entre ambos componentes.

Sustituyendo los valores de los coeficientes en la *ecuación 30*, el modelo queda de la siguiente forma:

$$E(Y) = -0.66A - 24.66B - 2.63C + 33.46AB + 17.48AC + 30.99BC$$

(31)

Tabla 18. Resumen del ANOVA para la intensidad

Fuente	GL	SC Sec.	SC Ajust.	MC Ajust.	F	P
Regresión	5	6,59237	6,59237	1,31847	85,86	0,000
Lineal	2	6,19504	0,13640	0,06820	4,44	0,023
Cuadrática	3	0,39733	0,39733	0,13244	8,62	0,000
Error residual	24	0,36856	0,36856	0,01536		
Falta de ajuste	4	0,08731	0,08731	0,02183	1,55	0,226
Error puro	20	0,28125	0,28125	0,01406		
Total	29	6,96094				

El cuadro del ANOVA, más simple al haber excluido las variables de proceso, presenta una lectura bastante clara. Como ocurría con el modelo de regresión, el P-valor para el efecto lineal y cuadrático de las proporciones de los componentes confirma su significancia estadística.

En cambio, la falta de ajuste del modelo no es significativa, por lo que se consolida la ecuación 31.

Observaciones inusuales: Intensidad

No se registran observaciones inusuales.

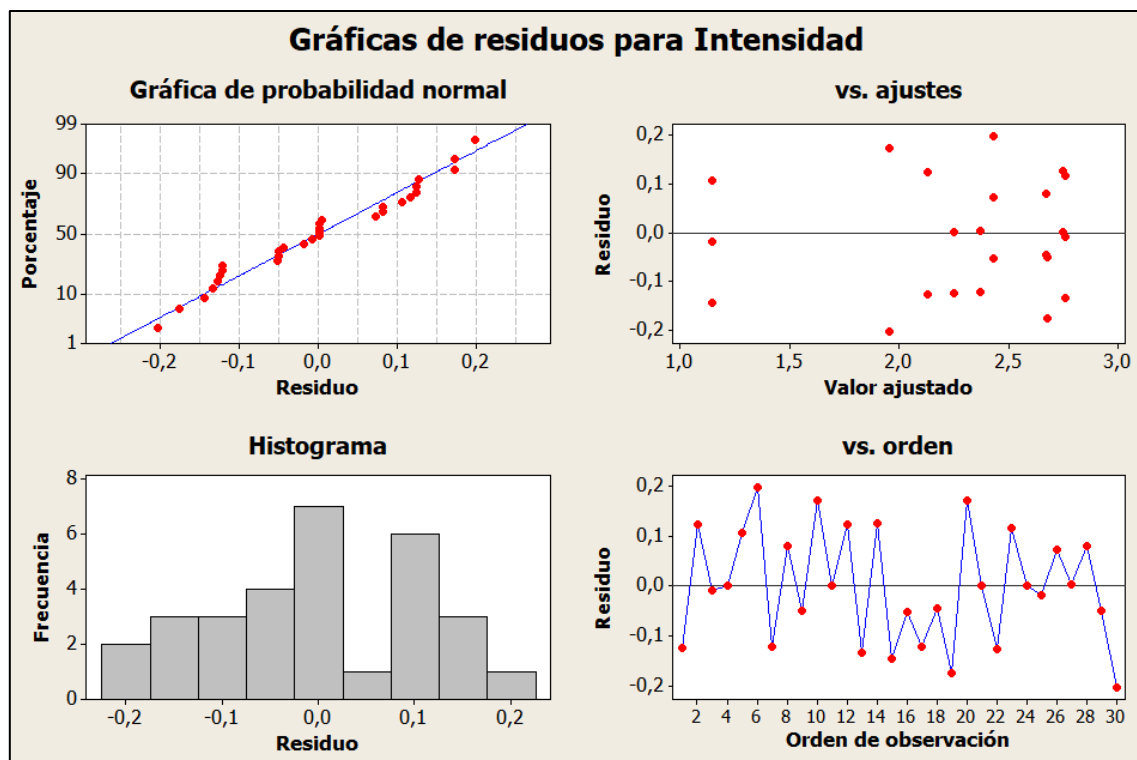


Figura 24. Gráficas de residuos para la intensidad

De manera análoga al caso de la variable consumo, se procede a analizar la normalidad de los residuos haciendo uso de las 4 gráficas contenidas en la Figura.

Probabilidad normal:

Si bien no se aprecia una línea tan clara como para los residuos del consumo, los puntos rojos se ordenan razonablemente bien y aunque algunos se distancian más que otros de la recta teórica la diferencia no es tan grande como para apuntar a que alguno de ellos pueda representar un dato anómalo. En base a esta gráfica parece lógico pensar que los residuos pertenecen a una población normal.

Residuos vs ajustes:

En la gráfica se puede apreciar una dispersión homogénea de los residuos en todo el rango de valores ajustados por el modelo, oscilando en su mayoría entre ± 0.15 . Esto indica que la precisión de las predicciones es independiente del valor que tomen (el grado de desviación es constante para el rango en el que trabaja el modelo).

Histograma:

En este tipo de representación se busca obtener una forma acampanada en la que los residuos con menor valor ocupan el centro, mientras que los más extremos quedan alejados. Atendiendo a la gráfica, salta a la vista la falta de valores comprendidos entre 0 y 0.05.

Sin embargo, la falta de residuos en ese rango de desviación puede deberse al reducido tamaño de la muestra de la que provienen (30 observaciones) y al sistema de medida (al ser la intensidad el promedio de 8 valores la mínima desviación entre observaciones es de $1/8$, 0.125), que reducen la precisión con la que puede definirse la campana de manera parecida a como le ocurre al paisaje de una fotografía de baja resolución.

Considerando lo anterior, y en vista de que se aprecia una tendencia a agrupar los valores más repetidos en el centro y lo menos frecuentes en los extremos, el análisis del histograma no refuta la hipótesis de que los residuos se distribuyen de manera normal.

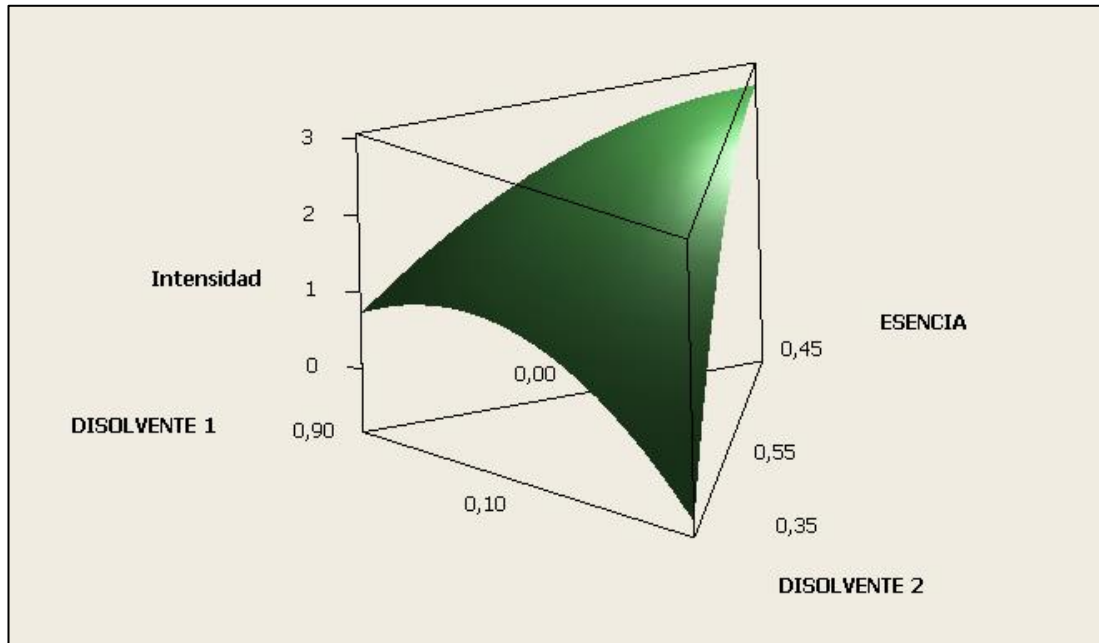
Residuos vs orden:

A simple vista la dispersión de los residuos no parece seguir ninguna tendencia asociada al orden de las mediciones.

Teniendo en cuenta el análisis de las 4 gráficas se considera que los residuos se distribuyen normalmente a lo largo de todo el rango de trabajo del modelo, por lo que este último queda validado.

ANÁLISIS DE LA COMPOSICIÓN DE LA MEZCLA

Procediendo de forma análoga al caso del consumo, se decide analizar la superficie de



respuesta generada para la variable intensidad con el objetivo de visualizar el efecto que tienen las diferentes MMPP.

En la imagen siguiente, se representa el valor calculado por el modelo para la intensidad de la mezcla en función de su composición.

Figura 25. *Superficie de respuesta para la intensidad*

Para tener una perspectiva más clara, se presentan los principales perfiles de la superficie de respuesta.

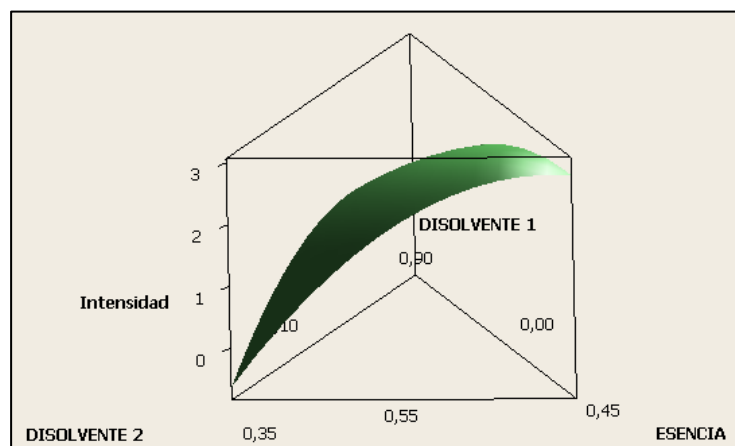


Figura 26. *Superficie de respuesta para la intensidad (perfil 1)*

La *Figura 28* muestra la variación de la intensidad en función del porcentaje de esencia y disolvente 2 (manteniendo el disolvente 1 a una concentración constante del 55%).

Atendiendo a la gráfica, y como es lógico por la naturaleza asociada a ambos componentes, la mezcla tendrá un aroma mucho más fuerte cuanto mayor sea el porcentaje de esencia empleado. Asimismo, también se hace patente la sinergia positiva que se deducía de la tabla de regresión (curva cóncava).

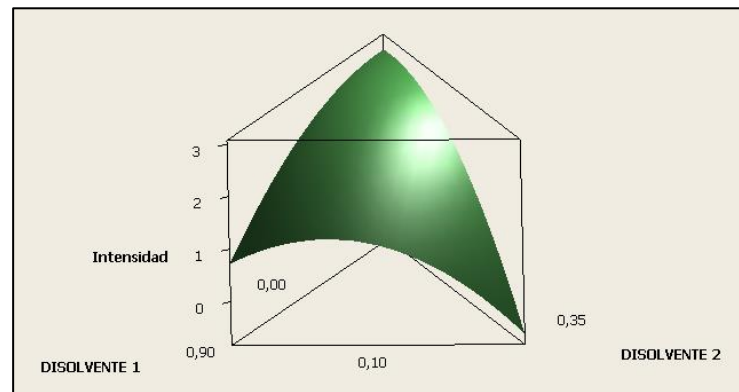


Figura 27. *Superficie de respuesta para la intensidad (perfil 2)*

El siguiente perfil refleja el comportamiento de la mezcla cuando, fijando el porcentaje de esencia en el 10%, se varía la cantidad de los dos disolventes.

Como se puede apreciar, el disolvente 1 es el que muestra una mayor aportación a la intensidad de la mezcla dentro del rango de estudio. Nuevamente, la forma del perfil indica una sinergia positiva entre ambos disolventes.

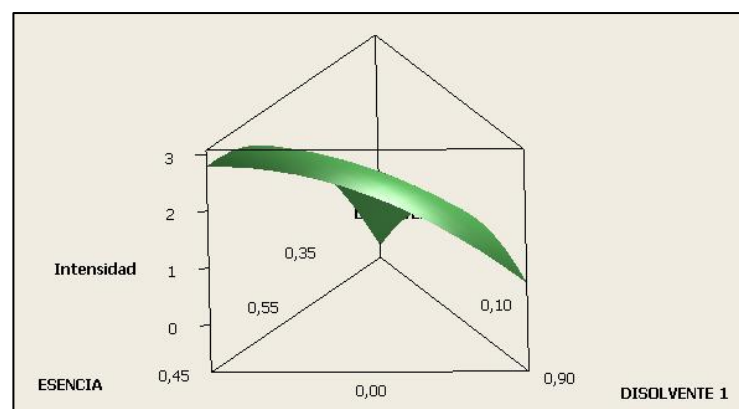


Figura 30. *Superficie de respuesta para la intensidad (perfil 3)*

Por último, en la *Figura 30* se observa la intensidad predicha cuando se modifican las proporciones de esencia y disolvente 1.

De igual manera que para el primero de los 3 perfiles, la esencia presenta la mayor aportación al nivel de intensidad de la muestra, aunque, como ya se ha visto, la diferencia con el

disolvente 1 es menor que con el 2. También se manifiesta una interacción positiva en este caso.

Del análisis de la superficie de respuesta se pueden extraer 2 conclusiones:

- Se confirma que la esencia es la principal encargada de aportar aroma a la mezcla.
- La sinergia entre las MMPP es siempre positiva.

Además, cabe mencionar que, en base a la diferencia observada entre los disolventes, parece que el disolvente 1 tiene cierto papel a la hora de percibir el aroma mientras que en el caso del 2 esto no es así.

Después de analizar y validar los modelos construidos puede darse por concluida la fase de analizar.

4.4 Mejorar

Una vez obtenidos los modelos de regresión para las variables respuesta de interés, consumo e intensidad, y garantizada su fiabilidad como predictores es el momento de enfocar su uso a la mejora del proceso de formulación.

Siguiendo la filosofía de la empresa, se busca ofrecer un producto duradero, de aroma intenso y, siempre que sea posible, al menor precio.

El primero de los requisitos lo cumplen todas las formulaciones que se han ensayado, por lo que no supone una restricción a la hora de seleccionar la fórmula óptima.

Seguidamente, se presenta el simplex para el consumo, que no es más que la representación 2D de la Figura 30.

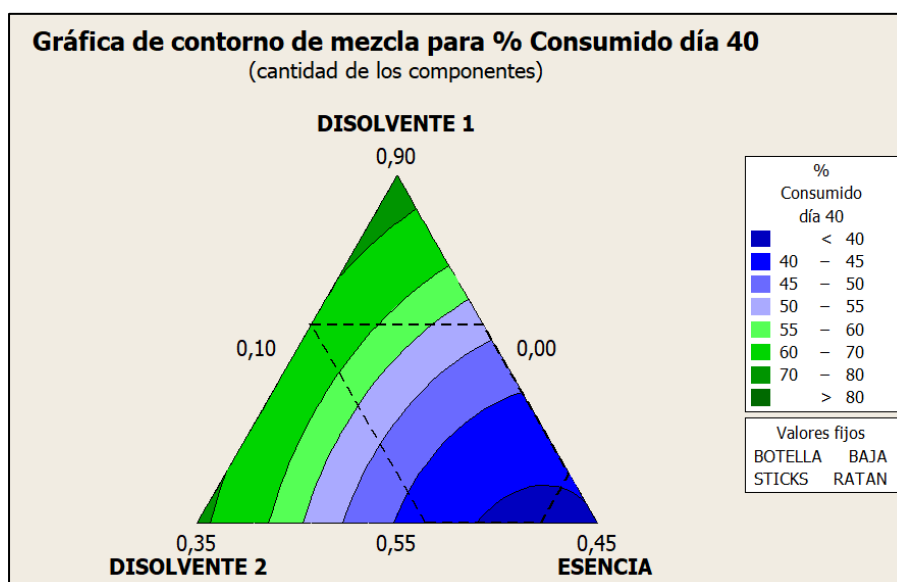


Figura 31. Simplex para el consumo a los 40 días.

Como se puede apreciar en la Figura 31, todas las mezclas contenidas en el área de estudio del símplex cumplen con la duración a los 40 días. Además, se aprecia como el consumo aumenta conforme la composición se acerca a porcentajes de disolvente mayores.

Por otro lado, el segundo de los requisitos se tenía ya en cuenta a la hora de diseñar el sistema de medida de la intensidad. Como ya se ha comentado anteriormente, al compararlo con el patrón que se usa en la actualidad todas las formulaciones con una nota igual o superior a la del patrón deben tener la misma intensidad aromática. Para asegurar que la mezcla elegida presenta una intensidad suficiente se limita la región de estudio a aquellas mezclas que tengan una nota igual o superior a 2.

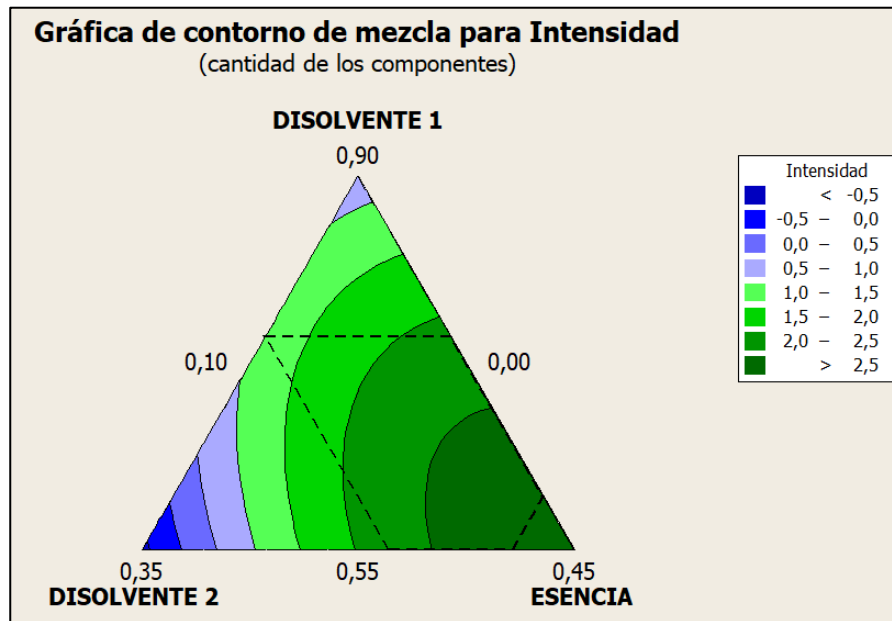


Figura 32. Símplex para la intensidad.

La Figura 32 muestra cómo se distribuye la intensidad aromática en el área de estudio, con valores más altos cuando la cantidad de esencia es mayor.

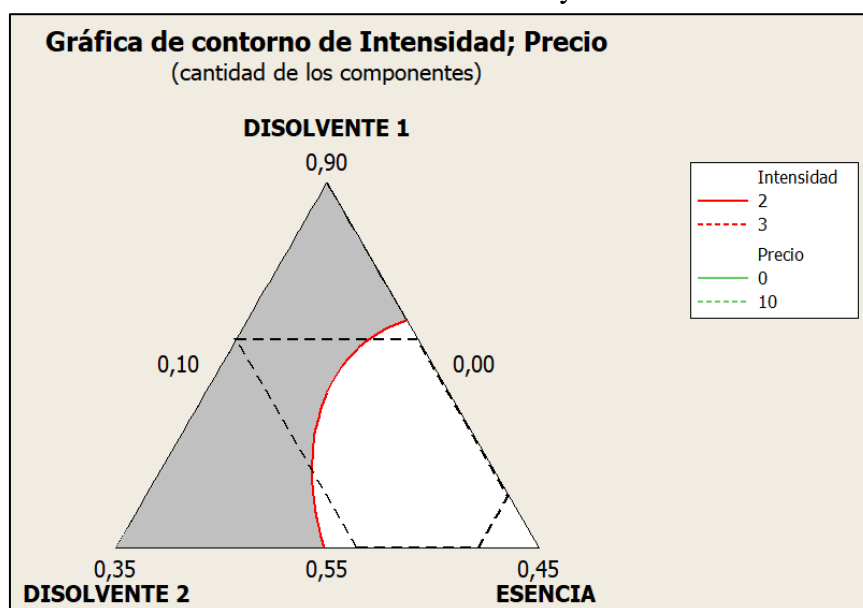


Figura 33. Símplex del área que cumple con la intensidad deseada.

Atendiendo a los requisitos de la empresa, se decide trabajar solamente con composiciones cuya intensidad sea igual o mayor que 2. Previamente se ha mostrado cuál es la región del símplex que cumple con esta condición (sección blanca en la *Figura 33*).

Finalmente, quedaría analizar el coste de la mezcla para minimizar el coste en la zona de trabajo de la *Figura 33*. Atendiendo a los datos de los que dispone JG el coste en MMPP se distribuiría de la siguiente manera.

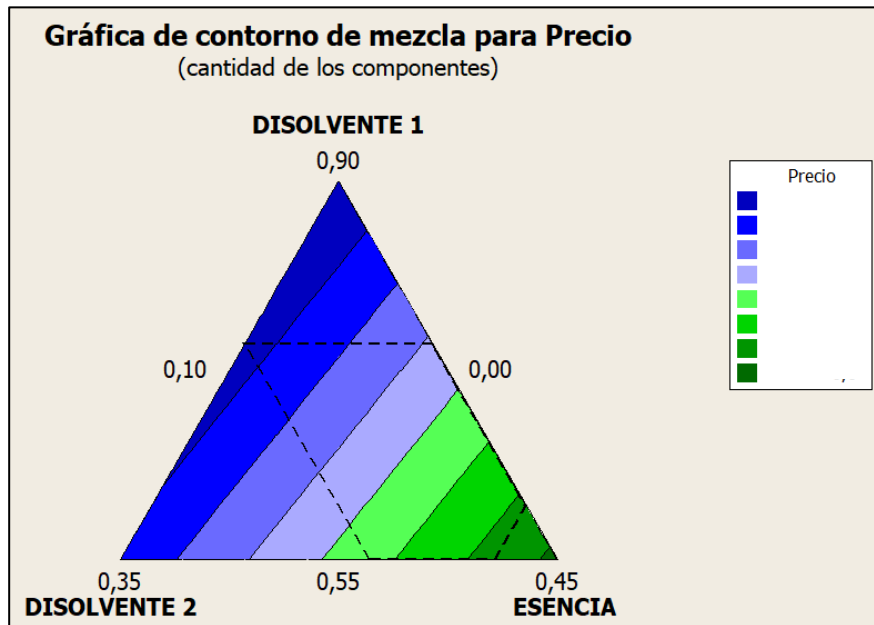


Figura 34. *Símplex para el precio de la mezcla.*

Nota: Por motivos de confidencialidad se ha ocultado el valor del precio de la formulación. Las regiones azules representan composiciones más económicas, mientras que las verdes tienen un coste mayor.

Con esto en mente, quedaría por obtener una formulación que cumpla:

1. Consumo después de 40 días < 100%.
2. Intensidad ≥ 2 .
3. Mínimo coste posible.

Para obtener el punto que minimiza el coste manteniendo el valor deseado de intensidad se utiliza la herramienta “Modo Reticulo” de Minitab 15, que permite desplazarse por la superficie del símplex devolviendo la composición y el valor de las variables respuesta en cada punto.

Tras analizar la *Figura 33* con esta herramienta la composición obtenida es:

- Disolvente 1: 71.80%
- Disolvente 2: 7.70%
- Esencia: 20.50%

Sustituyendo estos valores en los modelos de regresión (*ecuaciones 29 y 31*) los valores predichos para las variables respuesta son:



- Consumo a los 40 días: 62.90% (considerando que la botella es BAJA y los sticks de RATÁN).
- Intensidad: 2.00
- El coste de la mezcla respecto de la fórmula actual se reduce un 6.55%

De esta manera, se consigue una formulación que cumple con el objetivo de duración, mantiene una nota olfativa correcta y proporciona un ahorro a la empresa. Además, al generar ambos modelos de regresión se proporciona una herramienta para que el departamento de I+D no invierta tiempo extra en los procesos de reformulación, puesto que permite saber cuál será la respuesta del mikado ante cualquier cambio requerido en la composición de la mezcla.

4.5 Controlar

Al proponer el cambio en la formulación de manera teórica, pero no haber podido llevarlo a cabo físicamente, no hay forma empírica de comprobar si resulta en una mejora o no. No obstante, de manera teórica, se propone un mecanismo práctico con el que la empresa, considerando los medios de los que dispone ahora mismo, podría evaluar el impacto del proyecto con garantías.

Teniendo en consideración que uno de los principales motivos para llevar a cabo el estudio era el recibo de quejas y reclamaciones por no cumplir con las expectativas de los clientes, una buena forma de evaluar el impacto del proyecto sería comparar la ratio quejas recibidas/unidades vendidas del mikado de frutos rojos antes y después de modificar su composición y compararlo con otros mikados cuya fórmula se haya mantenido igual.

En el caso de JG este tipo de quejas quedan registradas en un programa de gestión empresarial. Al llevar trabajando relativamente poco tiempo con esta plataforma sería conveniente comparar la evolución con uno de sus “hermanos” (mikados de otros aromas cuya fórmula no se haya retocado) por si se han modificado los criterios a la hora de registrar las incidencias de un año para otro y el aumento o disminución de las mismas fuera consecuencia de esto último.

5. CONCLUSIONES

5.1. Conclusiones Generales

Al final del apartado 4.1 Definir se especificaban los objetivos del proyecto: Entender el funcionamiento del mikado y desarrollar un modelo que prediga el comportamiento del mismo.

El primero de los objetivos se cumple con el estudio y la generación de las superficies de respuesta para el consumo y la intensidad. Atendiendo a la forma que presentan se puede apreciar la influencia de los 3 componentes del mikado en todo el rango de composiciones con las que la empresa acostumbra a trabajar.

Gracias a estas representaciones se puede comprobar la función que se asociaba a cada uno de los componentes, demostrando que los disolventes tienen un peso mayor en el proceso de evaporación mientras que la esencia es la principal encargada de aportar el aroma. Sin embargo, esto no es más que la confirmación de unos supuestos que ya se tenían en cuenta. El valor extra que aportan estas representaciones es que cuantifican el efecto de los componentes, reflejando cómo varía el comportamiento del mikado y qué peso tiene cada componente en esa variación en todo el espectro de trabajo.

El segundo de los objetivos se cumple también de manera satisfactoria al obtener y validar los modelos de regresión. Las ecuaciones que modelizan el comportamiento del mikado sirven para conocer cuál será la respuesta en función de la composición elegida. Por otro lado, se ha visto que con el uso de herramientas propias de Minitab15 como el “Modo retículo” se puede trabajar en la dirección contraria, seleccionando primero los valores deseados para las respuestas y encontrando la mezcla que más se ajusta, lo que permite ahorrar una gran cantidad de tiempo en los procesos de reformulación.

Además, en el proceso de desarrollo del estudio, se ha generado un procedimiento estandarizado para la evaluación de la intensidad del aroma (ver apartado 4.2 Medir) aplicable en otros proyectos de la empresa, por lo que también supone un valor añadido.

En resumen, con la finalización del estudio se han alcanzado los objetivos principales del proyecto, desarrollando una nueva metodología de trabajo que abre una vía muy interesante para la empresa. Con esto en mente, se considera que el resultado del presente TFG ha sido exitoso.

5.2. Impacto Económico

Por último, se pretende dedicar este apartado a evaluar y reflejar en términos monetarios cuál sería el impacto del proyecto. Atendiendo a la reducción del coste conseguida con la nueva formulación se plantean los ahorros potenciales que JG podría obtener con el cambio.

En primer lugar, se parte del ahorro potencial de la fórmula, que es de un 6.55%. Por motivos de confidencialidad no se mencionará el coste real de la fórmula, pero si se darán datos del coste total asociado a su producción.

Como se conoce el ahorro porcentual, el siguiente paso es obtener la producción total del tipo de mikado que utiliza la esencia para la que se ha realizado el estudio. Sabiendo el coste unitario del mikado (información proporcionada por JG) y la producción total a lo largo del último año se puede obtener cuál es el gasto en el que incurre la empresa con la producción de la formulación actual.

$$\text{Producción total (kg/año)} \cdot \text{Coste unitario (€/kg)} = \text{Coste total (€/año)} \quad (32)$$

Tras aplicar la *expresión 32* se obtiene un coste total de: 278,264.92 €/año

A continuación, basta con aplicar el 6.55% respecto al coste obtenido para calcular el ahorro en gastos de producción.

$$\text{Ahorro anual (€/año)} = 278,264.92(\text{€/año}) \cdot \frac{6.55}{100} = 18,226.35(\text{€/año}) \quad (33)$$

Atendiendo a los datos de producción del último año se estima que el ahorro anual con el cambio de fórmula es de: 18,226.35 €/año.

Conociendo el ahorro anual y el presupuesto del proyecto se puede obtener el tiempo que tardaría la empresa en amortizar la inversión. Se diferencia el tiempo que tardaría en amortizarse el proyecto en caso de realizarse por miembros pertenecientes a la empresa (presupuesto de ejecución material) y en caso de contratar unos servicios externos (presupuesto base de licitación). La obtención de ambos presupuestos se desarrolla en el Documento 2 PRESUPUESTO.

$$\frac{\text{Presupuesto de ejecución material(€)}}{\text{Ahorro anual(€/año)}} = \text{Tiempo hasta la amortización(año)} \quad (34)$$

$$\frac{5,873.35 \text{ €}}{18,226.35 \text{ €/año}} = 0.322 \text{ años} = 3.86 \text{ meses}$$

$$\frac{\text{Presupuesto base de licitación(€)}}{\text{Ahorro anual(€/año)}} = \text{Tiempo hasta la amortización(año)} \quad (35)$$

$$\frac{8,457.04 \text{ €}}{18,226.35 \text{ €/año}} = 0.464 \text{ años} = 5.57 \text{ meses}$$

Como se puede apreciar, le tomaría a la empresa entre 4 y 6 meses recuperar la inversión y empezar a obtener beneficios.

Además, el impacto económico que se ha calculado es únicamente el asociado a los gastos de producción. Por falta de tiempo para recoger los datos adecuados no se puede estimar el ahorro potencial en reducción de horas de trabajo por parte de los técnicos de I+D en procesos de reformulación, como tampoco se cuantifican los posibles beneficios que podría obtener la empresa al aumentar la calidad del producto en base a los modelos creados y la agilidad que aportan frente a cambios en el mercado de los precios de las MMPP.

En base a los motivos expuestos, el gasto del proyecto queda justificado.



6. REFERENCIAS

- [1] <https://ciencia.lasalle.edu.co/cgi/viewcontent.cgi?article=1170&context=ruls>
- [2] <https://www.aiteco.com/historia-de-la-calidad/>
- [3] http://www.cyta.com.ar/biblioteca/bddoc/bdlibros/tqm/1_conceptos/1_conceptos.htm
- [4] <https://revistadigital.inesem.es/gestion-integrada/la-gestion-de-la-calidad-total-tqm/>
- [5] <https://www.gestiondeproyectos-master.com/introduccion-a-six-sigma-distribucion-normal-y-desviacion-estandar/>
- [6] https://www.ecured.cu/Seis_Sigma
- [7] <http://www.aiteco.com/diagrama-de-pareto/>
- [8] <http://www.quimica.urv.es/quimio/general/dis.pdf>
- [9] <https://support.minitab.com/es-mx/minitab/20/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/measurement-system-analysis/supporting-topics/gage-r-r-analyses/what-is-a-gage-r-r-study/>
- [10] https://www.cienciadedatos.net/documentos/19_anova
- [11] Romero Villafranca, R., & Zúnica Ramajo, L. R. (2013). Métodos estadísticos para ingenieros. Universitat Politècnica de València.



DOCUMENTO II

PRESUPUESTO





ÍNDICE DEL PRESUPUESTO

1. CUADRO DE PRECIOS UNITARIOS	80
1.1.Cuadro de mano de obra	80
1.2.Cuadro de materiales	80
1.3.Cuadro de equipos	80
2. CUADRO DE PRECIOS DESCOMPUESTOS	80
3. PRESUPUESTO DE EJECUCIÓN MATERIAL Y DE EJECUCIÓN POR CONTRATA	83



1. CUADRO DE PRECIOS UNITARIOS

En el siguiente apartado se muestran una serie de tablas que recogen el precio unitario de: la mano de obra (Tabla 1.1), los materiales y equipos empleados (Tabla 1.2) y de la amortización de la maquinaria (Tabla 1.3). Tener en cuenta todos estos costes es necesario para conseguir una reproducción fidedigna del proyecto explicado a lo largo de la memoria.

1.1 Cuadro de mano de obra

Nº	Descripción	Precio unitario (€/h)
1	Directora Dto. Técnico y tutor UPV	38.00
2	Alumno graduado en ingeniería química (IQ)	20.00
3	Técnico de laboratorio	23.40

1.2. Cuadro de materiales

Nº	Descripción	Precio unitario
1	Disolvente 1	1.50 €/kg
2	Disolvente 2	4.53 €/kg
3	Esencia	13.50 €/kg
4	Botella 1 (BOTELLA, ALTA)	0.16 €/ud
5	Botella 2 (BOTELLA, BAJA)	0.20 €/ud
6	Varillas de celulosa (STICKS, CELULOSA)	0.04 €/pack(5ud)
7	Varillas de ratán (STICKS, RATAN)	0.05 €/ pack(5ud)
8	Mouillettes	0.07/ud

1.3. Cuadro de equipos

Nº	Descripción	Precio inversión (€)	Vida útil (años)	Horas/año	Precio unitario (€/h)
1	Balanza de precisión Kern KB 2400-2N	350.00	2	1.650	0.11
2	Ordenador Aspire E15 (Acer)	825.00	5	1.650	0.10

2. CUADRO DE PRECIOS DESCOMPUESTOS

El cuadro de precios descompuestos se sirve de los precios unitarios definidos en el apartado anterior para estimar el valor de las unidades de obra descompuestas. Se decide presentar las unidades de obra separadas en varias tablas atendiendo al orden cronológico de su ejecución, de manera que se puede obtener el coste de cada una de las etapas del proyecto.

Tabla 2.1. Cuadro de precio descompuesto para la planificación del proyecto y la revisión de la literatura.

Nº	Concepto	Precio unitario	Cantidad	Coste total (€)
1.1	Planificación y seguimiento del proyecto			
	Mano de obra			
	Tutor UPV	38.00 €/h	20.0 h	760.00
	Directora Dto. Técnico	38.00 €/h	10.0 h	380.00
	Alumno graduado en IQ	20.00 €/h	10.0 h	200.00
	Precio 1.1			1,340.00 €
1.2	Revisión de la literatura			
	Mano de obra			
	Alumno graduado en IQ	20.00 €/h	20.0 h	400.00 €
	Precio 1.2			400.00 €
TOTAL 1:				1,740.00 €

Tabla 2.2. Cuadro de precio descompuesto para la validación del sistema de medida de la variable intensidad.

Nº	Concepto	Precio unitario	Cantidad	Coste total (€)
2.1	Preparación de las muestras			
	<i>Mano de obra</i>			
	Técnico de laboratorio	23.40 €/h	1.0 h	23.40
	<i>Materiales</i>			
	Disolvente 1	1.50 €/kg	0.4 kg	0.60
	Disolvente 2	4.53 €/kg	0.1 kg	0.45
	Esencia	13.50 €/kg	0.2 kg	2.70
	Botella 1	0.16 €/ud	4 ud	0.64
	<i>Equipos</i>			
	Balanza de precisión Kern KB 2400-2N	0.11 €/h	1 h	0.11
	Precio 2.1			27.90 €
2.2	Recogida de datos			
	<i>Mano de obra</i>			
	Alumno graduado en IQ	20.00 €/h	8.0 h	160.00
	Técnico de laboratorio	23.40 €/h	8.0 h	187.20
	<i>Materiales</i>			
	Mouillettes	0.07 €/ud	288 ud	20.16
	Precio 2.2			367.36 €
2.3	Análisis de los resultados			
	<i>Mano de obra</i>			
	Tutor UPV	38.00 €/h	10.0 h	380.00
	Directora Dto. Técnico	38.00 €/h	10.0 h	380.00
	Alumno graduado en IQ	20.00 €/h	14.0 h	280.00
	Precio 2.3			1,040.00 €
TOTAL 2:				1,435.26 €

Tabla 2.3. Cuadro de precio descompuesto para la obtención de los datos sobre el consumo y la intensidad de aroma.

Nº	Concepto	Precio unitario	Cantidad	Coste total (€)
3.1	Preparación de las muestras			
	<i>Mano de obra</i>			
	Técnico de laboratorio	23.40 €/h	6.0 h	140.40
	<i>Materiales</i>			
	Disolvente 1	1.50 €/kg	12 kg	18.00
	Disolvente 2	4.53 €/kg	2 kg	9.06
	Esencia	13.50 €/kg	6 kg	81.00
	Botella 1	0.16 €/ud	91 ud	14.56
	Botella 2	0.20 €/ud	80 ud	16.00
	Varillas de celulosa	0.04 €/pack(5ud)	80 packs	3.20
	Varillas de ratán	0.05 €/ pack(5ud)	80 packs	4.00
	<i>Equipos</i>			
	Balanza de precisión Kern KB 2400-2N	0.11 €/h	6.0 h	0.66
Precio 3.1			286.88 €	
3.2	Registro de la nota olfativa			
	<i>Mano de obra</i>			
	Alumno graduado en IQ	20.00 €/h	6.0 h	120.00
	Técnico de laboratorio	23.40 €/h	6.0 h	140.40
	<i>Materiales</i>			
	Mouillettes	0.07 €/ud	480 ud	33.60
	Precio 3.2			294.00 €
3.3	Registro de pesos			
	<i>Mano de obra</i>			
	Técnico de laboratorio	23.40 €/h	21.0 h	491.40
	<i>Equipos</i>			
	Balanza	0.11 €/h	21.0 h	2.31
Precio 3.3			492.71 €	
TOTAL 3:			1,073.59 €	

Tabla 2.4. Cuadro de precio descompuesto para el análisis de los resultados.

Nº	Concepto	Precio unitario	Cantidad	Coste total (€)
4.1	Análisis de los resultados			
	<i>Mano de obra</i>			
	Tutor UPV	38.00 €/h	20.00 h	760.00
	Directora Dto. Técnico	38.00 €/h	10.00 h	380.00
	Alumno graduado en IQ	20.00 €/h	25.00 h	500.00
	<i>Equipos</i>			
	Ordenador Aspire E15 (Acer)	0.10 €/h	25.00 h	2.50
Precio 4.1			1,642.5 €	
TOTAL 4:			1,642.5 €	

3. PRESUPUESTO DE EJECUCIÓN MATERIAL Y DE EJECUCIÓN POR CONTRATA

El presupuesto de ejecución material (PEM), se obtiene como resultado de sumar todos los costes asociados a los precios descompuestos. Por otra parte, el presupuesto de ejecución por contrata (PEC) tiene un sobrecoste del 13% en concepto de gastos generales (GG) y de un 6% de beneficio industrial (BI), además de aplicar el correspondiente 21% de IVA.

Concepto	Importe (€)
1. Planificación del proyecto y revisión de la literatura	1,740.00
2. Validación del sistema de medida para la variable intensidad.	1,435.26
3. Obtención de los datos sobre el consumo y la intensidad de aroma.	1,073.59
4. Análisis de los resultados.	1,624.50
PRESUPUESTO DE EJECUCIÓN MATERIAL	5,873.35
Gastos generales (13%)	763.54
Beneficio industrial (6%)	352.40
PRESUPUESTO DE EJECUCIÓN POR CONTRATA=PEM + GG + BI	6,989.29
IVA (21%)	1,467.75
PRESUPUESTO BASE DE LICITACIÓN	8,457.04

Asciende el presupuesto proyectado a la expresada cantidad de **OCHO MIL CUATROCIENTOS CINCUENTA Y SIETE EUROS CON CUATRO CÉNTIMOS.**