

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS

UNIDAD DE TITULACIÓN

**EL CICLO PHVA APLICADO AL DISEÑO DE EXPERIMENTOS DE MEZCLAS
PARA LA OPTIMIZACIÓN DE RECUBRIMIENTOS: UNA APLICACIÓN
INDUSTRIAL**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DEL
GRADO DE MAGISTER EN INGENIERÍA INDUSTRIAL Y PRODUCTIVIDAD**

HERNÁN ALFREDO GONZÁLEZ RIERA

hernan.gonzalez@epn.edu.ec

DIRECTOR: Pedro Enrique Buitrón Flores, M.Sc.

pedro.buitron@epn.edu.ec

2023

APROBACIÓN DEL DIRECTOR

Como director del trabajo de titulación EL CICLO PHVA APLICADO AL DISEÑO DE EXPERIMENTOS DE MEZCLAS PARA LA OPTIMIZACIÓN DE RECUBRIMIENTOS: UNA APLICACIÓN INDUSTRIAL desarrollado por Hernán Alfredo González Riera, estudiante de la Maestría en Ingeniería Industrial y Productividad, habiendo supervisado la realización de este trabajo y realizado las correcciones correspondientes, doy por aprobada la redacción final del documento escrito para que prosiga con los trámites correspondientes a la sustentación de la Defensa oral.



Ing. Pedro Enrique Buitrón Flores MsC.

DIRECTOR

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Yo, Hernán Alfredo González Riera declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

Hernán Alfredo González Riera

Hernán Alfredo González Riera

DEDICATORIA

A mi querida esposa.

AGRADECIMIENTO

A todas las personas que me brindaron su apoyo en este proyecto.

ÍNDICE DE CONTENIDO

RESUMEN	i
ABSTRACT	ii
1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 Objetivo general	3
1.2 Objetivos específicos	3
2 MARCO TEÓRICO	4
2.1 CICLO PHVA	4
2.1.1 La primera fase Planificar:	5
2.1.2 La segunda fase Hacer:	7
2.1.3 La tercera fase Verificar:	7
2.1.4 La cuarta fase Actuar:	9
2.2 DISEÑO DE EXPERIMENTOS (DOE)	9
2.2.1 DISEÑO <i>SIMPLEX RETICULAR (SIMPLEX-LATTICE)</i>	12
2.2.2 DISEÑO SIMPLEX-CENTROIDE (SIMPLEX CON CENTROIDE)	13
2.2.3 DISEÑOS AXIALES	14
2.2.4 MODELOS DE SUPERFICIE DE RESPUESTA (POLINOMIO) PARA MEZCLAS	16
2.3 RECUBRIMIENTOS	17
2.3.1 Resina	18
2.3.2 Solvente	18
2.3.3 Aditivos	18
2.3.4 Pigmentos	18
2.3.5 Cargas	18
3 METODOLOGÍA	21
3.1 Naturaleza de la investigación	21

3.2	alcance de la investigación	21
3.3	diseño de la investigación	22
4	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	24
4.1	Aplicar la etapa PLANIFICAR en el ciclo PHVA para diseñar un plan experimental que permita optimizar las propiedades de una pintura arquitectónica.	24
4.2	Utilizar la etapa HACER en el ciclo PHVA para ejecutar y caracterizar las corridas experimentales de acuerdo con el plan diseñado.	27
4.3	Evaluar los resultados experimentales en la etapa VERIFICAR y determinar la combinación de mezcla que permita optimizar las propiedades de una pintura arquitectónica (ACTUAR).	29
4.3.1	Análisis estadístico para la viscosidad	29
4.3.2	Análisis estadístico para el porcentaje de relación de contraste (RC)	34
4.3.3	Análisis estadístico para el porcentaje de blancura	39
4.3.4	Análisis estadístico para el brillo	43
4.3.5	Optimización de las propiedades del recubrimiento arquitectónico	48
5	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	51
5.1	CONCLUSIONES	51
5.2	RECOMENDACIONES	52
6	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	53
	ANEXOS	57

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: El ciclo PHVA aplicado al diseño de experimentos de mezclas	5
Figura 2: Región experimental para una mezcla de 3 componentes.....	11
Figura 3: Diseño de mezclas simplex reticular para tres componentes.....	13
Figura 4: Diseño simplex con centroide para una mezcla de tres componentes.....	14
Figura 5: Diseño simplex aumentado con centroide para una mezcla de tres componentes.....	15
Figura 6: Diseño simplex aumentado con centroide para una mezcla de tres componentes.....	15
Figura 7: Diseño simplex con centroide aumentado para una mezcla con tres componentes.....	25
Figura 8: Gráficas de residuos para la viscosidad.....	31
Figura 9: Efectos de los componentes de la mezcla sobre la viscosidad.....	32
Figura 10: Contorno de mezcla para la viscosidad.....	33
Figura 11: Superficie de mezcla para la viscosidad	33
Figura 12: Gráficas de residuos para el % relación de contraste	36
Figura 13: Efectos de los componentes de la mezcla sobre el % relación de contraste	37
Figura 14: Contorno de mezcla para el % relación de contraste	38
Figura 15: Superficie de mezcla para el % relación de contraste.....	38
Figura 16: Gráficas de residuos para el % blancura.....	41
Figura 17. Efectos de los componentes de la mezcla sobre el % blancura.....	42
Figura 18: Contorno de mezcla para el % blancura	42
Figura 19: Superficie de mezcla para el % blancura	43
Figura 20: Gráficas de residuos para el brillo	45
Figura 21: Efectos de los componentes de la mezcla sobre el brillo	46
Figura 22: Contorno de mezcla para el brillo.....	47
Figura 23: Superficie de mezcla para el brillo.....	47

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Composición en volumen del recubrimiento arquitectónico	24
Tabla 2. Configuración experimental para un diseño simplex con centroide aumentado para una mezcla de tres componentes con una replica	26
Tabla 3. Caracterización de los experimentos para un diseño simplex con centroide aumentado con una réplica	28
Tabla 4. Análisis de varianza para la viscosidad	30
Tabla 5. Análisis de varianza para el % relación de contraste	35
Tabla 6: Análisis de varianza para % blancura	39
Tabla 7: Análisis de varianza para el brillo	44
Tabla 8. Límites requeridos de las propiedades del recubrimiento arquitectónico	48
Tabla 9. Proporciones en volumen de la mezcla optimizada para la obtención de las propiedades deseadas	49
Tabla 10. % Error de la optimización de las propiedades del recubrimiento arquitectónico	50
Tabla 11. Ajustes y diagnósticos para el modelo de regresión de la propiedad viscosidad	57
Tabla 12. Ajustes y diagnósticos para el modelo de regresión de la propiedad porcentaje de relación de contraste	58
Tabla 13. Ajustes y diagnósticos para el modelo de regresión de la propiedad porcentaje de blancura	59
Tabla 14. Ajustes y diagnósticos para el modelo de regresión de la propiedad brillo	60

RESUMEN

Este trabajo aplicó el ciclo PHVA en el diseño de experimentos de mezclas para la optimización de las propiedades de un recubrimiento arquitectónico. En la primera etapa Planificar se diseñó un plan experimental que permita alcanzar las propiedades de interés, se estableció como componentes principales de la mezcla a tres tipos de cargas, que son carbonato de calcio, talco y caolín. El diseño simplex con centroide aumentado se utilizó para ejecutar las corridas experimentales en la segunda etapa Hacer, en total se ejecutaron 20 experimentos y fueron caracterizados en cuanto a viscosidad, el porcentaje de relación de contraste, el porcentaje blancura, brillo y costo. En la tercera etapa Verificar, se evaluaron los resultados experimentales y cada propiedad se ajustó a un modelo estadístico para la predicción de sus valores. La viscosidad, el porcentaje de blancura y brillo fueron ajustados a un modelo cuadrático y el porcentaje de relación de contraste fue ajustado a un modelo cúbico especial. Finalmente, en la última etapa Actuar, se realizó la optimización de las propiedades de acuerdo con las restricciones establecidas y al menor costo posible. La optimización de las propiedades del recubrimiento arquitectónico se alcanzó con una mezcla en porcentaje en volumen compuesta por 6,11% de carbonato de calcio, 11,36% de talco y 3,37% de caolín respecto al total de la fórmula. La prueba experimental se realizó con la mezcla optimizada para garantizar la exactitud y precisión de los resultados del modelo estadístico.

Palabras clave: Diseño de experimentos, ciclo PHVA, mezclas, recubrimientos, optimización.

ABSTRACT

This study utilized the PDCA cycle to optimize properties of an architectural coating through mixture experiments. Initially, in the first stage "Plan", an experimental plan was developed to attain the desired properties, with calcium carbonate, talc, and kaolin selected as key mixture components. Subsequently, the augmented simplex-centroid-mixture design was utilized to execute experimental runs in the second phase of the "Do" stage. Twenty experiments were conducted and assessed for viscosity, percentage of contrast ratio, whiteness percentage, brightness, and cost. During the third stage "Check" the experimental outcomes were evaluated, and each property was adjusted to a statistical model to predict its values. Viscosity, percentage of whiteness, and gloss were adjusted to a quadratic model, while percent contrast ratio was adjusted to a specific cubic model. Finally, during the last stage "Act" the properties were optimized according to established constraints while minimizing costs. The architectural coating's properties were optimized using a mixture composed of 6,11% calcium carbonate, 11,36% talc, and 3,37% kaolin by volume with respect to the total formula. The experimental test was conducted on the optimized mixture to ensure the accuracy and precision of the statistical model results.

Keywords: Experimental design, PDCA cycle, mixtures, coatings, optimization.

1 INTRODUCCIÓN

En la industria de la fabricación de recubrimientos es necesario realizar experimentos o ensayos para determinar las proporciones de las materias primas que participan en la composición de la mezcla de pinturas, este proceso es complejo y requiere un conocimiento especializado del técnico de laboratorio. Generalmente, esto se lo realiza mediante experimentos basados en el ensayo y error, en donde las proporciones de los ingredientes se establecen a través de la experiencia e intuición del formulador, es decir de manera arbitraria, para seleccionar la mezcla que obtenga las propiedades de interés, en vez de utilizar el diseño de experimentos (DOE) que garantice un resultado óptimo, por la exploración de todas las combinaciones posibles de los componentes (Gutiérrez & De la Vara, 2012, p.2).

Para obtener un recubrimiento que funcione adecuadamente, es necesario conocer las propiedades específicas de los diversos componentes que se utilizan en la formulación, así como las reacciones e interacciones que ocurren entre ellos durante la elaboración, almacenamiento y aplicación del producto (Giudice & Pereyra, 2009, p.4). La tecnología, el proceso de fabricación, la competencia y la escasez de materias primas condicionan la formulación, lo que hace necesario la modificación de las recetas de pinturas. De esta manera, el método de prueba y error puede resultar demorado, costoso e incluso inviable, lo que da paso a la utilización de otros métodos experimentales más rápidos y eficientes. Entre ellos tenemos el diseño de experimentos de mezclas, que es una metodología estadística utilizada en la optimización de formulaciones industriales, como por ejemplo la optimización de recubrimientos (Ortega et al., 2015, p.150).

Desde el enfoque práctico, un recubrimiento es una mezcla que se compone de varios ingredientes, y dado que el tiempo y los recursos en un laboratorio de formulación son factores limitantes, el diseño estadístico experimental puede ser una herramienta útil para la optimización de recubrimientos, ya que proporciona un enfoque orientado a la generación de estudios significativos de manera óptima y determina las relaciones de causa y efecto; esto se lo puede aplicar a cualquier proceso con entradas y salidas

medibles. Desde el punto de vista del formulador de pinturas, siempre tiene un plan, ya sea un estudio competitivo de homologación o un proyecto de reformulación más extenso. El concepto causa y efecto se desarrolla cuando el formulador en cada proyecto investiga los efectos que conlleva la modificación de algún ingrediente del recubrimiento. Las entradas son las cantidades de materias primas que después del proceso de fabricación pasarían a formar parte del recubrimiento y los resultados medibles serían la caracterización física del producto final, como es viscosidad, densidad, brillo, resistencia a la abrasión, tiempo de secado, color, blancura, % elongación, etc (Caldwell, 2012).

Con el fin de estandarizar el proceso de optimización de recubrimientos, se plantea utilizar el diseño de experimentos de mezclas con el ciclo de mejora continua PHVA (Planificar, Hacer, Verificar y Actuar) como herramienta de gestión de calidad. El ciclo PHVA aplicado en el diseño de mezclas de formulaciones industriales permite mejorar la calidad del producto terminado y la productividad. Con esta aplicación se pretende crear un enfoque simplificado para la gestión del cambio del modelo de formulación de recubrimientos, en donde se generen ideas que pueden ser probadas antes de su aplicación (Patel & Deshpande, 2017, pp.199-201). El resultado esperado es un procedimiento estandarizado y replicable para el diseño de mezclas en la optimización de recubrimientos que permitirá mejorar la calidad de los procesos de producción, reducir los costos de fabricación e incrementar la satisfacción de los clientes finales.

1.1 OBJETIVO GENERAL

Aplicar el ciclo PHVA en el diseño de experimentos de mezclas para la optimización de recubrimientos, en un caso industrial.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Aplicar la etapa PLANIFICAR en el ciclo PHVA para diseñar un plan experimental que permita optimizar las propiedades de una pintura arquitectónica.

Utilizar la etapa HACER en el ciclo PHVA para ejecutar y caracterizar las corridas experimentales de acuerdo con el plan diseñado.

Evaluar los resultados experimentales en la etapa VERIFICAR y determinar la combinación de mezcla que permita optimizar las propiedades de una pintura arquitectónica (ACTUAR).

2 MARCO TEÓRICO

2.1 CICLO PHVA

El origen del ciclo PHVA recae en Walter Shewhart, sin embargo, Edward Deming, fue quien lo difundió y debido a esto es que se conoce también como el ciclo de Deming. Es una herramienta para estructurar y ejecutar proyectos de mejora continua relacionados con calidad y productividad en cualquier nivel jerárquico o proceso de una organización (Pulido, 2010, p.120).

De acuerdo con Isniah et al. (2020, p.77) una aplicación objetiva del ciclo PHVA puede resultar en la reducción de desperdicios y defectos, disminución en los tiempos de espera, incremento y mejora de la productividad dentro de una organización, mientras que una aplicación subjetiva requiere un fuerte compromiso con el proceso, porque implica llevar a cabo de manera continua las cuatro etapas en un ciclo constante.

El ciclo PHVA es un proceso sistemático y repetitivo, que está compuesto de cuatro etapas: Planificar, Hacer, Verificar, Actuar (Lodgaard & Aasland, 2011, p.2). Según la Organización Internacional de Normalización [ISO], (2015) un proceso es un conjunto de actividades relacionadas de manera secuencial y coordinada que interactúan para transformar elementos de entrada en resultados.

El diseño de experimentos de mezclas desde el enfoque de un proceso puede seguir el ciclo PHVA, así como se muestra en la Figura 1.

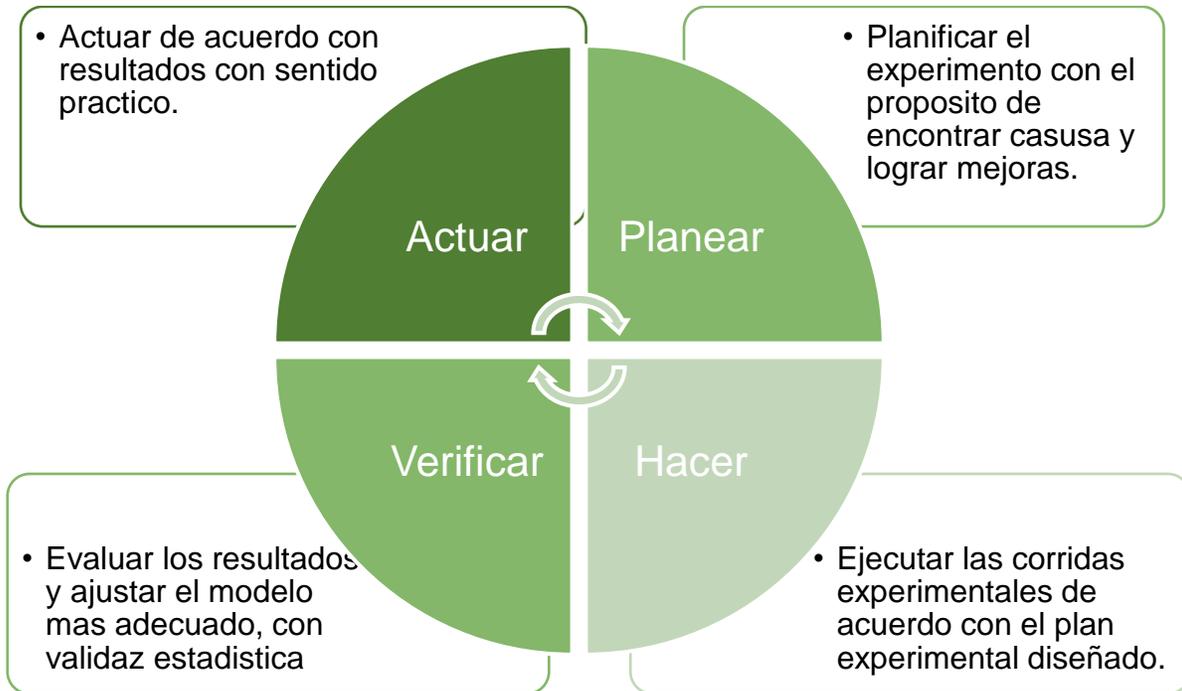


Figura 1. El ciclo PHVA aplicado al diseño de experimentos de mezclas
Fuente: Gutiérrez & De la Vara, 2012 (p.288)

Las etapas del ciclo PHVA en el contexto del diseño de experimentos de tipo mezclas se detalla a continuación.

2.1.1 La primera fase Planificar:

Hace referencia a la Planificación de la experimentación, donde se define el objetivo; es decir se identifica un problema que sirva de objeto de estudio y pueda ser abordado desde el diseño de experimentos, aquí se destaca la importancia de realizar la investigación (Gutiérrez & De la Vara, 2012, p.289).

Se debe comenzar con la especificación del número de factores o propiamente dicho componentes para el caso de mezclas que se pretende investigar. Si la mezcla tiene varios componentes, se pueden mantener constantes los que tengan menor impacto en la variable de respuesta, aquí se pueden emplear conocimientos técnicos del proceso y realizar ensayos preliminares para descartar algunos componentes, de la

misma manera se debe considerar el uso de restricciones para los componentes y verificar su coherencia (Eriksson et al., 1998, pp.3-4).

Luego, se eligen las variables dependientes o de respuesta que serán medidas en cada punto del diseño experimental y son las que representarán el fenómeno de interés. Se debe elegir las variables que mayor impacto tendrían sobre ellas los componentes a estudiar y que reflejen mejor la dimensión del problema. Es importante asegurar la confiabilidad de la medición de las variables de respuesta, será necesario investigar si se cuenta con un método o estudio que respalde el proceso de medición y garantizar que los instrumentos sean capaces de repetir y reproducir una medición, es decir tener la precisión (error) y exactitud (calibración) (Gutiérrez & De la Vara, 2012, p.7,290).

Seleccionar el tipo de diseño experimental de mezclas será el siguiente paso, esta selección se realiza de acuerdo con el objetivo de estudio y los componentes de la mezcla. Considerar el costo y tiempo requerido para ejecutar el conjunto de pruebas establecido. Para generar el diseño experimental se puede utilizar algún *software* estadístico, pero es responsabilidad del experimentador tener el conocimiento para evaluar cualquier plan inapropiado de acuerdo con el problema de estudio (Ortega et al., 2015, p.153).

El uso de replicas dependerá del tiempo y presupuesto que se tenga para la investigación, así como la precisión a la cual se requiere llegar. Una repetición sígnica volver a ejecutar un experimento o tratamiento, mas no medir varias veces el mismo resultado. Esto permite distinguir mejor la variabilidad de los datos, cuales corresponden al error aleatorio y cuales al de los factores. Cuando no se disponga de repeticiones, algunos autores han propuesto tomar valores cercanos, pero no iguales en los diferentes puntos de la matriz del diseño, conocidas como “pseudorélicas” (Cornell, 2011, p.55), el punto centroide general es el más utilizado (Ortega et al., 2015, p.153).

2.1.2 La segunda fase Hacer:

En esta etapa se ejecutan las corridas experimentales, de preferencia a pequeña escala (Gutiérrez & De la Vara, 2012, p.288). Los experimentos se realizan en orden aleatorio y conforme al plan experimental de la anterior etapa.

Para esta etapa es necesario diseñar un registro de trabajo en donde se detalle cada experimento, el orden de ejecución y la forma en la que se recolectarán los datos o se medirán los resultados.

Se debe garantizar que todas las variables que tengan algún impacto en la respuesta influyan exactamente igual en todos los experimentos, en decir que sean las mismas personas quienes ejecuten las pruebas, y hagan exactamente las mismas actividades en cada corrida. Utilizar los mismos equipos y maquinarias; por último, tener precaución con la calidad de las materias primas, lo adecuado será que provengan de un mismo lote y si son de diferentes, mezclarlos antes de su uso (Gutiérrez & De la Vara, 2012, p.292).

En la ejecución de la experimentación, registrar cualquier acontecimiento que no sea parte del proceso, para posteriormente utilizar esta información para explicar datos atípicos y las acciones que se tomaron. Cuando se haya finalizado todos los experimentos, es importante verificar la calidad de los datos recolectados a través de pruebas estadísticas.

2.1.3 La tercera fase Verificar:

Esta etapa se refiere a estudiar los resultados, verificar supuestos y analizar lo que se aprendió durante la investigación.

En esta fase, de acuerdo con el diseño seleccionado, se puede ajustar un modelo de primer o grado superior a partir de los datos de la experimentación. La selección del modelo se hace a partir de la prueba de ajuste de modelo que se obtiene en el ANOVA, bajo el criterio del valor-p menor que alfa (α), pero si todos los modelos cumplen esta

condición se puede recurrir al criterio del coeficiente de determinación R^2 o R^2 ajustado. El coeficiente de determinación R^2 es una medida que indica la proporción de la variabilidad en los valores de respuesta que puede ser explicada por el modelo de regresión, es decir que tan bien se ajusta un modelo a los datos observados, mientras que el R^2 ajustado es una versión modificación del R^2 que considera el número de variables independientes o predictores del modelo, de modo que este coeficiente varía sólo si el nuevo término tiene un efecto significativo sobre la variable de respuesta (Palma, 2022, pp. 3-5).

El propósito de una regresión no es obtener un valor alto de estos coeficientes, sino obtener los estimadores de los verdaderos coeficientes más precisos. Es responsabilidad del investigador discernir entre los coeficientes o términos del modelo que tienen baja o alta contribución a la explicación de la variable de respuesta, por lo que se sugiere eliminar progresivamente los coeficientes que tienen poca relevancia en la variable de respuesta hasta que el coeficiente R^2 se mantenga invariable, y solo queden en el modelo términos significativos. Debido a algunas falencias que tiene la interpretación de los coeficientes R^2 , se pueden utilizar otras medidas para evaluar el ajuste de modelo como son el error estándar, el cual representa la dispersión entre el modelo y los datos, cuya selección será de acuerdo con el valor más bajo.

Hay que tener en cuenta que los mejores modelos son los que cumplen varios criterios de calidad de ajuste, sin embargo, el no cumplir algunos de los criterios, no necesariamente hay que descartar el modelo, y siempre se seleccionará el modelo más sencillo. En consecuencia, la validez de resultados se da cuando se cumplen con los criterios de normalidad, varianza constante e independencia de los residuos (Ortega et al., 2015, pp.154-155).

Adicional, en esta etapa se debe analizar con detalle lo que se ha obtenido de la experimentación. Evaluar los efectos de los componentes sobre la variable de respuesta y contrastar con conjeturas que se hayan realizado inicialmente.

2.1.4 La cuarta fase Actuar:

En esta etapa se implementan los resultados y a partir del conocimiento adquirido, se puede iniciar nuevamente el ciclo de Deming. Se deben realizar pruebas confirmatorias para evaluar la capacidad predictiva del modelo y realizar simulaciones a la mezcla hasta conseguir los resultados deseados.

Es importante interpretar los coeficientes significativos del modelo y de acuerdo con el signo determinar si existe sinergismo o antagonismo entre los componentes. Luego, realizar graficas de superficie de respuesta y analizar tendencias.

Por último, una vez que se haya obtenido un modelo con alto sentido práctico y validez estadística, se puede emplear para determinar en qué porcentaje debe participar cada componente para obtener las propiedades de mezcla deseadas. Si la experimentación tuvo varias variables de respuesta y en cada una de ellas se tiene un modelo estadístico, será necesario aplicar una estrategia de optimización simultánea (Gutiérrez & De la Vara, 2012, pp.292-293).

2.2 DISEÑO DE EXPERIMENTOS (DOE)

El diseño de experimentos o DOE por sus siglas en ingles es una técnica estadística que se utiliza para planificar y realizar pruebas experimentales con el objetivo de obtener información relevante sobre como ciertas variables afectan un proceso o situación particular. El DOE es la forma más eficiente para realizar experimentos o pruebas (Costa et al., 2006, pp.42-43; Rössler, 2014, p.387).

El diseño de experimentos involucra la manipulación intencionada de variables de entrada para medir su efecto en las variables de salida, es decir se requiere una manipulación del proceso para que proporcione la información requerida para su mejora.

El diseño de experimentos se erige como la herramienta más eficiente en el mundo científico y de ingeniería. Al aplicar esta metodología, se pueden mejorar los

rendimientos de los procesos, reducir la variabilidad y tiempo, así como reducir costos de operación y producción. El uso del diseño de experimentos en formulaciones industriales ha permitido mejorar rendimientos y la realización de productos más fáciles. Los principios básicos de un diseño de experimentos son: aleatorización, repetición y bloqueo (Montgomery, 2013, p.2).

Existen varios tipos de diseños de experimentos que pueden ser utilizados de acuerdo con la necesidad del problema y su alcance. Entre ellos, por mencionar algunos tenemos diseños completamente al azar, diseños factoriales, diseño de superficie de respuesta, diseño de mezclas, entre otros.

El diseño de experimentos de mezclas involucra la combinación de varios ingredientes o componentes en diferentes proporciones para obtener una mezcla o producto final. La característica principal de este tipo de diseño es que la variable de respuesta depende únicamente de las proporciones relativas de los ingredientes en la mezcla y no de la cantidad total de la mezcla. Las proporciones de los ingredientes se miden en masa, volumen o fracción (Cornell, 2011, pp.1-2).

En este tipo de diseños, lo que se busca es determinar cuáles de los ingredientes de la mezcla o interacciones entre ellos tienen un mayor impacto sobre la variable de respuesta, modelar las respuestas en funciones de las proporciones de los ingredientes y determinar la mezcla óptima que permita obtener las propiedades deseadas de una mezcla.

En una investigación que utiliza el diseño de experimentos de mezcla, de forma general se tendrán q componentes y cada tratamiento consiste en una combinación particular de dichos componentes. Si las proporciones de cada componente se denotan como x_1, x_2, \dots, x_q deben cumplir con dos condiciones; la primera indica que tienen que ser cantidades positivas y la segunda es que deben sumar siempre la unidad (Rössler, 2014, p.86), esto lo explica Cornell, (2011, p.2) de la siguiente manera:

$$0 \leq x_i \leq 1, \text{ para cada componente } i$$

$$\sum_{i=1}^q x_i = x_1 + x_2 + \dots + x_q = 1 \quad [1]$$

En el diseño de experimentos de mezclas, las regiones experimentales pueden ser representados mediante simplejos (*simplex*), es decir figuras geométricas de $q - 1$ dimensiones. Para una mezcla de dos componentes, la región experimental será una línea recta, para una mezcla de 3 componentes un triángulo, para cuatro componentes un tetraedro y para más de cuatro componentes un hipertetraedro (Cornell, 2011, p.6). Debido a la segunda restricción, hay que tener en cuenta que cambiar la proporción de un componente implicará el cambio en las proporciones de los otros ingredientes.

En la Figura 2, se muestra la región experimental para una mezcla de tres componentes, que satisface la siguiente ecuación: $x_1 + x_2 + x_3 = 1$. Cada vértice del triángulo corresponde a una mezcla pura, formada por un solo ingrediente (aunque no sea realmente una mezcla por su composición), los lados o aristas del triángulo a su vez corresponden a mezclas binarias, formadas por solo dos de los tres componentes, mientras que los puntos en el interior del triángulo representan mezclas ternarias, lo que significa que los tres componentes intervienen en la mezcla a diferentes proporciones (Cornell, 2011, p.6).

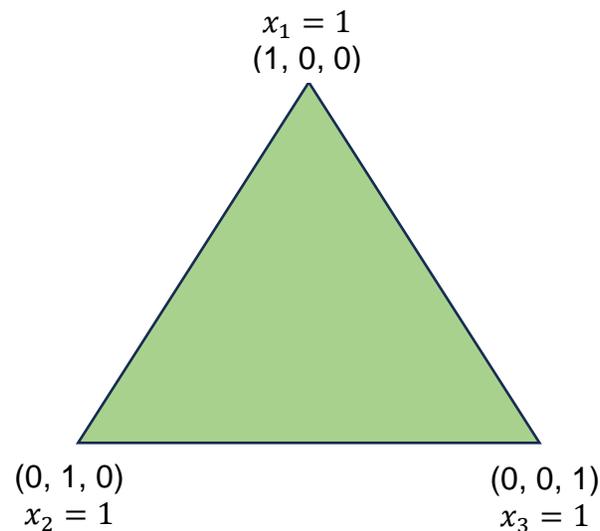


Figura 2. Región experimental para una mezcla de 3 componentes
Fuente: Cornell, 2011 (p.7)

Es frecuente encontrar situaciones específicas que, por razones técnicas o económicas, las que las proporciones de los componentes no puedan variar en el rango de 0 a 1, debido a que algunas de las proporciones o inclusive todas están restringidas por un límite inferior (L_i) y/o un límite superior (U_i), de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$0 \leq L_i \leq x_i \leq U_i \leq 1, \text{ para cada componente } i$$

Además de este tipo de restricciones, es posible tener restricciones relacionales complejas o simplemente relaciones lineales que ponen límites a las funciones de los componentes, por ejemplo, la suma de dos o más ingredientes debe variar dentro de ciertos límites (Eriksson et al., 1998, p.4). Cuando las restricciones impuestas hacen que la región experimental ya no sea regular, es necesario recurrir a otros criterios considerados en sistemas computacionales (Gutiérrez & De la Vara, 2012, p.451). McLean & Anderson, (1966, pp.447-454) sugirieron utilizar el diseño de mezclas por vértices extremos, en donde los puntos experimentales se colocan en los vértices extremos de la región experimental acompañados de una serie de puntos a lo largo de la subregión y el centroide global.

2.2.1 DISEÑO SIMPLEX RETICULAR (SIMPLEX-LATTICE)

El diseño simplex reticular es un tipo de diseño de mezclas en la que los puntos experimentales se distribuyen uniformemente en todo el espacio experimental. El término *lattice* se utiliza para hacer referencia a una matriz de puntos $\{q, m\}$, en donde se considera q componentes y permite ajustar a un modelo de orden m . Los puntos experimentales consisten en todas las posibles mezclas que se obtienen al considerar que las proporciones pueden tomar los $m+1$ valores equidistantes entre cero y uno, dado por lo siguiente:

$$x_i = 0, \frac{1}{m}, \frac{2}{m}, \dots, \frac{m}{m} \quad [2]$$

De modo que, para una mezcla de tres componentes y de orden dos, es decir $\{3, 2\}$, los valores que pueden tomar los componentes son $x_i = 0, \frac{1}{2}, 1$, que corresponden a tres mezclas puras y tres binarias. Para el caso de orden tres, es decir $\{3, 3\}$, los puntos experimentales de cada componente serían $x_i = 0, \frac{1}{2}, \frac{2}{3}, 1$, que corresponden a tres mezclas puras, seis mezclas binarias y una mezcla ternaria. Las ilustraciones de estos dos diseños se presentan en la Figura 3.

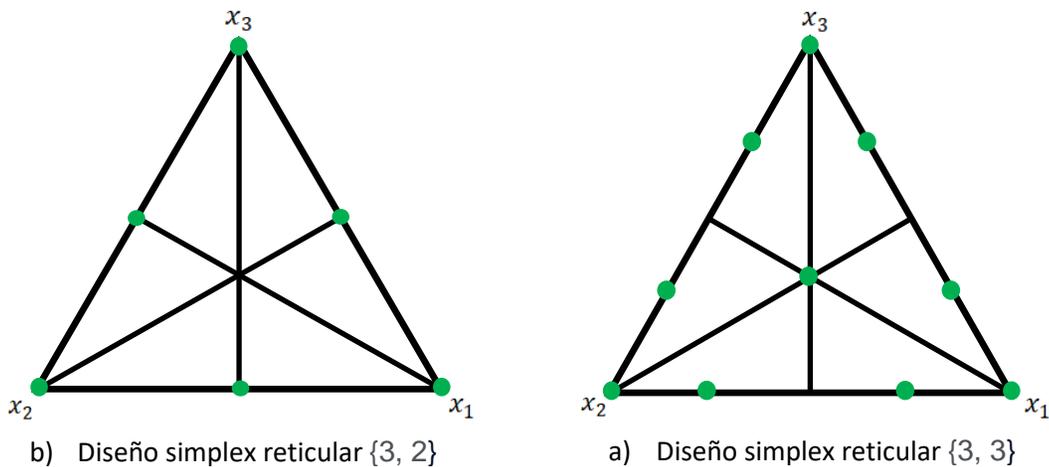


Figura 3. Diseño de mezclas simplex reticular para tres componentes
Fuente: Gutiérrez & De la Vara, 2012 (p.444)

2.2.2 DISEÑO SIMPLEX-CENTROIDE (SIMPLEX CON CENTROIDE)

El diseño simplex con centroide se propuso para superar deficiencias del método simplex reticular. Este diseño permitió reducir el problema de secuencialidad y reducir el número de coeficientes del modelo, es decir las observaciones sobre las mezclas. Este diseño solo considera mezclas en las que los componentes están presentes en proporciones iguales, a diferencia de lo que ocurre en el diseño simplex reticular, en un m mayor a 2 (Voinovich et al., 2010, p.412).

El diseño simplex con centroide se aplica cuando se tienen pocos componentes y ha sido utilizado satisfactoriamente en la optimización de formulaciones industriales, los resultados con este tipo de diseño de mezclas permiten identificar los efectos

sinérgicos y antagónicos de los componentes en las mezclas y predecir modelos que brindan respuestas traducidos en alta calidad y menores costos (Hadizadeh et al., 2020; Fatemi et al., 2006, pp.337-344; Yoshiara et al., 2012, p.2).

Este diseño tiene un total de $2^q - 1$ puntos definidos por las q mezclas puras, los puntos medios de cada arista, los centroides de cada cara y así hasta obtener el centroide global (Gutiérrez & De la Vara, 2012, p.444). La Figura 4 muestra la región experimental para el caso de una mezcla de tres componentes.

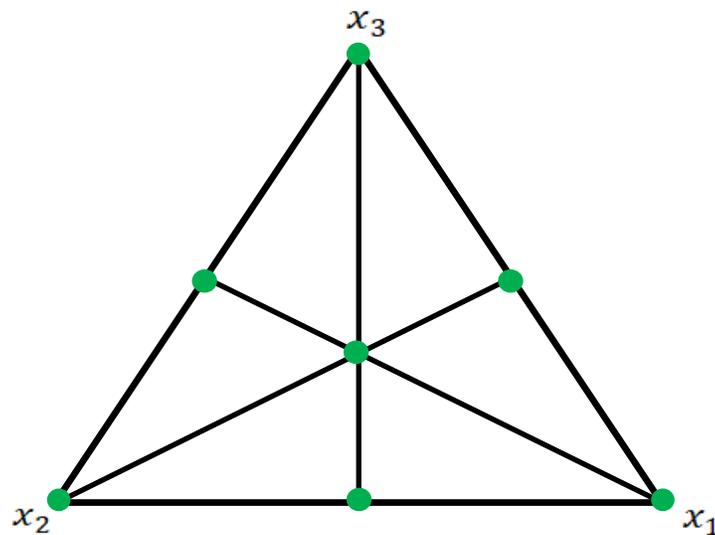


Figura 4. Diseño simplex con centroide para una mezcla de tres componentes
Fuente: Gutiérrez & De la Vara, 2012 (p.444)

En este diseño, el grado máximo que puede tener el modelo será igual al número de componentes de la mezcla.

2.2.3 DISEÑOS AXIALES

Los diseños axiales son diseños aumentados que nacen a partir de los diseños simplex reticular y simplex con centroide, que consisten en la incorporación de puntos experimentales dentro de la región experimental, es decir mezclas en las que intervienen todos los componentes. En estos diseños se recomienda agregar puntos

en el centroide global y mezclas localizadas entre el centroide y los vértices. El uso de estos diseños se recomienda cuando se quieren medir los efectos de los componentes. Para el caso de una mezcla de tres componentes, la Figura 5 muestra el diseño aumentado o axial (Cornell, 2011, pp. 62-64).

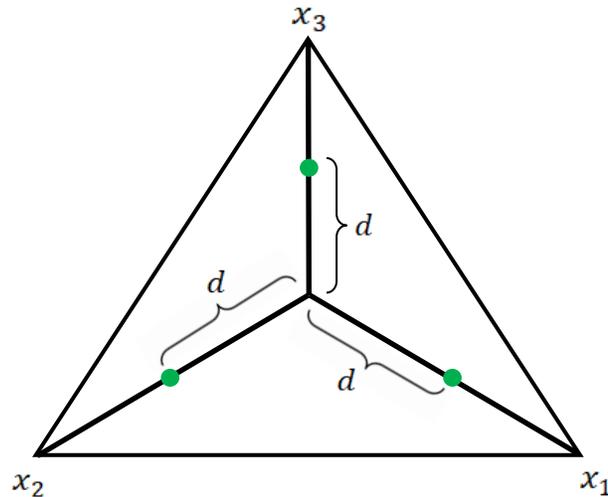


Figura 5. Diseño simplex aumentado con centroide para una mezcla de tres componentes
Fuente: Cornell, 2011 (p.64)

Para un diseño simplex con centroide aumentado de tres componentes, la Figura 6 muestra el espacio experimental con 10 puntos.

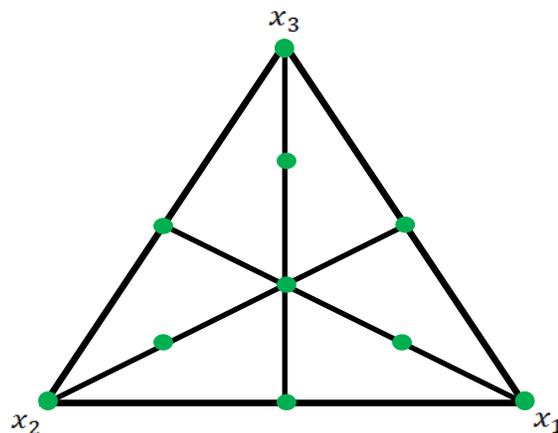


Figura 6. Diseño simplex aumentado con centroide para una mezcla de tres componentes
Fuente: Gutiérrez & De la Vara, 2012 (p.444)

2.2.4 MODELOS DE SUPERFICIE DE RESPUESTA (POLINOMIO) PARA MEZCLAS

Después de haber obtenido los datos de un diseño experimental, es necesario ajustarlos a un modelo estadístico para investigar el efecto de los componentes sobre la variable de respuesta. Los modelos resultan de la modificación del modelo de regresión lineal con la inclusión de la restricción $\sum_{i=1}^q x_i = 1$, los parámetros se determinan mediante el método de mínimos cuadrados. Según lo detalla Montgomery (2013, pp.532-533) de acuerdo con el grado u orden m del polinomio, los modelos son los siguientes:

- Modelo de primer orden (lineal):

$$y = \sum_{i=1}^q \beta_i x_i \quad [3]$$

- Modelo de segundo orden (cuadrático):

$$y = \sum_{i=1}^q \beta_i x_i + \sum_{i<j} \sum_{j=2}^q \beta_{ij} x_i x_j \quad [4]$$

- Modelo de tercer orden (cúbico especial):

$$y = \sum_{i=1}^q \beta_i x_i + \sum_{i<j} \sum_{j=2}^q \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i<j} \sum_{j<k} \sum_{k=3}^q \beta_{ijk} x_i x_j x_k \quad [5]$$

- Modelo de tercer orden (cúbico completo):

$$y = \sum_{i=1}^q \beta_i x_i + \sum_{i<j} \sum_{j=2}^q \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i<j} \sum_{j<k} \sum_{k=3}^q \beta_{ijk} x_i x_j x_k \quad [6]$$

- Modelo de cuarto orden (cuártico completo):

$$y = \sum_{i=1}^q \beta_i x_i + \sum_{i<j} \sum_{j=2}^q \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i<j} \sum_{j=2}^q \delta_{ij} x_i x_j (x_i - x_j) + \sum_{i<j} \sum_{j<k} \sum_{k=3}^q \beta_{ijk} x_i x_j x_k \quad [7]$$

La magnitud de los coeficientes de estos modelos tiene una interpretación especial debido a la restricción del diseño de mezclas $0 \leq x_i \leq 1$. Por ejemplo:

- $\beta_i x_i$: Respuesta debida a los componentes puros, donde β_i es el coeficiente lineal y contribuye al modelo cuando $x_i > 0$, en este caso el efecto máximo es igual a su coeficiente, cuando $x_i = 1$.
- $\beta_{ij} x_i x_j$: Respuesta debida a la mezcla binaria, donde β_{ij} es el coeficiente cuadrático que representa una combinación sinérgica o antagónica y contribuye al modelo cuando $x_i > 0$ y $x_j > 0$, su mayor contribución se da en el punto $x_i = x_j = 1/2$.
- $\beta_{ijk} x_i x_j x_k$: Respuesta debido a la mezcla ternaria, donde β_{ijk} es el coeficiente cúbico, que representa sinergia o antagonismo y contribuye al modelo en cada punto del interior del simplex; la máxima contribución se da en el punto $x_i = x_j = x_k = 1/3$.
- $\delta_{ij} x_i x_j (x_i - x_j)$: Respuesta debida a mezclas binarias, donde δ_{ij} es el coeficiente cubico de la mezcla binaria (Gutierrez, 2010, p.447; Voinovich et al., 2010, p.408).

2.3 RECUBRIMIENTOS

De acuerdo con Calvo (2009, p.3) un recubrimiento es una mezcla heterogénea de varios ingredientes que después de ser aplicada sobre una superficie, se transforma en una película continua sin pegajosidad y con las características necesarias con las que fue fabricada, en resumen, los recubrimientos protegen y decoran una superficie.

Una pintura es un recubrimiento cuya composición varía en función del tipo de acabado, condiciones de aplicación y secado. Para simplificar su clasificación se puede dividir en dos tipos, basa acuosa y base solvente.

Los recubrimientos arquitectónicos son pinturas base acuosa o también llamadas pinturas en emulsión que se componen básicamente de pigmentos y cargas, resina,

solvente y aditivos en diferentes proporciones. A partir de ahora se podrá utilizar la palabra recubrimiento como sinónimo de pintura.

2.3.1 Resina

La resina también llamado polímero o ligante, se utiliza para unir todas las partículas sólidas, tienen la función de proporcionar película y adherirse sobre el sustrato.

2.3.2 Solvente

El solvente, que en el caso de recubrimientos arquitectónicos base acuosa es el agua, permite dar una consistencia adecuada a la pintura y es el que se evapora después del secado.

2.3.3 Aditivos

Los aditivos son productos que se dosifican en pequeñas cantidades para ayudar en el proceso de fabricación del recubrimiento y brindar características específicas al producto final.

2.3.4 Pigmentos

Los pigmentos son compuestos naturales o sintéticos que a su vez pueden dividirse en orgánicos e inorgánicos. Son sustancias insolubles y opacas que aportan color y poder cubriente a la pintura. El pigmento universal utilizado en la industria de recubrimientos es el dióxido de titanio (TiO_2). De acuerdo con Ruzala et al. (2015, p.331), el dióxido de titanio destaca como uno de los pigmentos más eficientes para proporcionar opacidad en formulaciones de recubrimientos, pero por su alto costo, la disminución de recursos y procesos de fabricación con alta demanda de energía y generación de subproductos no deseados, se necesita buscar alternativas de sustitución que no afecten las características del producto final.

2.3.5 Cargas

Las cargas son productos generalmente de carácter inorgánico que se utilizan para aportar materia sólida, estructura y reología a la pintura. Las cargas son opacas en estado húmedo y traslucidas cuando están secas. Las cargas pueden dividirse en

cargas de relleno y exténderes; que, en función de su utilización, las características del producto varían de forma considerable. Las cargas de relleno son de forma esférica y se utilizan para proporcionar materia sólida a la pintura. Por otro lado, los exténderes son de forma laminar o nodular y son utilizados para mejorar el rendimiento de los pigmentos. Las partículas de extender provocan que las partículas de pigmento no se aglomeren y se distribuyan de forma espaciada, es decir una mejor dispersión del pigmento en el medio acuoso, lo que conlleva a tener un producto con mayor cubrimiento, mejor estabilidad, excelente retención de brillo y buena reología (Calvo, 2009, p.20).

- Caolín: Es el extender más utilizado en la fabricación de recubrimientos, su composición química refiere a un silicato de aluminio de estructura laminar. Esta carga tiene una alta absorción de aceite, buena resistencia al exterior y a agentes químicos, a diferencia de otros productos, presenta una mayor opacidad. Los caolines calcinados son idóneos para la fabricación de recubrimientos arquitectónicos (Calvo, 2009, p.23).
- Carbonato de calcio: Es una de las cargas más utilizadas, cuya forma es nodular. Es un producto de origen natural que se extrae de canteras para luego ser molido en seco o húmedo y pasar a un proceso de lavado. Por su bajo costo se lo utiliza en recubrimientos acuosos, tiene una baja absorción de aceite y buena resistencia al exterior. Existe una forma mejorada de este producto, que es el carbonato de calcio precipitado de mejores características, pero a un mayor costo y en dosificaciones elevadas puede ocasionar problemas de cuarteamiento y brillo (Calvo, 2009, p.21).
- Talco: Se trata de un silicato de magnesio de estructura esférica o acicular, presenta una excelente resistencia al exterior y a agentes químicos. En pequeñas proporciones mejora las características de aplicación y evita la formación de grietas. Debido a su naturaleza, el color puede ir de un blanco intenso hasta un gris notable (Calvo, 2009, p.24)

Sevilla et al. (2018, p.357) estudiaron el uso de siete exténderes en la sustitución de dióxido de titanio para una pintura base acuosa. La investigación concluyó que el uso de dos tipos de carbonato de calcio y el caolín cumplieron con las características fisicoquímicas de las pinturas.

De la misma forma, Karakaş et al. (2015, p.64) investigaron el efecto de las adiciones de carbonato de calcio precipitado en pinturas base acuosa a diferentes concentraciones de pigmento en volumen (PVC). El PVC se define como la relación volumétrica de los pigmentos con respecto al volumen total de la pintura (pigmentos y resina) y su importancia radica porque influye en las características clave de la pintura, como el brillo, opacidad y durabilidad. El estudio demostró que se puede utilizar con éxito el carbonato de calcio precipitado para la sustitución de dióxido de titanio junto con otros extensores.

Por otro lado, Abu et al. (2022, p.26), optimizaron los componentes de una pintura acuosa de bajo costo, utilizaron la metodología de superficie de respuesta para determinar las cantidades de resina, pigmento y extender necesarios para obtener las propiedades deseadas como pH, densidad y viscosidad.

3 METODOLOGÍA

Esta investigación aplicará el ciclo PHVA en el diseño de experimentos de tipo mezclas para la optimización de un recubrimiento arquitectónico mediante la determinación de los ingredientes que permitan optimizar sus propiedades, los resultados serán analizados estadísticamente y discutidos para determinar la viabilidad y pertinencia de esta aplicación.

3.1 NATURALEZA DE LA INVESTIGACIÓN

La naturaleza de la investigación es cuantitativa, debido a que se aplicará el diseño de experimentos de mezclas con el uso del ciclo PHVA para la optimización de las propiedades de un recubrimiento arquitectónico. La metodología para la aplicación del diseño de mezclas implicará la recopilación de datos numéricos a través de la experimentación y el análisis estadístico, mientras que la aplicación de las etapas del PHVA estará orientada a la gestión de procesos y a mejora continua. El enfoque cuantitativo es una metodología que involucra un conjunto de procesos secuenciales y probatorios, en los que cada etapa es necesaria para avanzar a la siguiente, sin posibilidad de evitarlas (Hernández et al., 2014, p.4).

3.2 ALCANCE DE LA INVESTIGACIÓN

Esta investigación tiene un alcance descriptivo porque se enfocará en describir y analizar los resultados de la optimización de las propiedades de un recubrimiento arquitectónico mediante la aplicación del ciclo PHVA en el diseño de experimentos, no buscará explorar nuevas hipótesis. De acuerdo con Hernández et al. (2014, pp.80-92), un modelo descriptivo se destaca por detallar las propiedades fundamentales, características esenciales y los aspectos significativos de cualquier fenómeno que se analice.

3.3 DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

La investigación es de tipo experimental, ya que se utilizará el diseño de experimentos de mezclas para optimizar las propiedades de un recubrimiento arquitectónico. Los diseños experimentales son empleados cuando se busca determinar el efecto de una causa que se manipula de forma intencionada (Hernández et al., 2014, p.130). Para llevar a cabo esto, se utilizarán las cuatro etapas del ciclo PHVA.

Primero, en la etapa de Planificar, se diseñará un plan experimental, en donde se identificará un problema general en la industria de recubrimientos, en este caso fue obtener un recubrimiento arquitectónico de buena calidad al menor costo posible, de modo que tenga las propiedades deseadas para satisfacer las necesidades del usuario final.

Definido el problema, se analizará el objeto de estudio, que en este caso será el recubrimiento arquitectónico, se definirán los componentes y proporciones de la mezcla. Después se elegirán las propiedades más representativas del recubrimiento como variables de respuesta, que para este caso serán viscosidad, porcentaje de relación de contraste, porcentaje de blancura y brillo.

A continuación, se seleccionará el tipo de diseño experimental que permitirá evaluar las diferentes combinaciones de mezcla, con una repetición en cada punto experimental. La configuración del diseño se realizará con ayuda del *software* Minitab.

Cada experimento será preparado para un volumen total de pintura de 800 mL. En esta etapa se prepararán todos los materiales, equipos y materias primas para la ejecución de los experimentos. Las materias primas usadas se muestrearán de un mismo lote para evitar variaciones en los productos finales.

En la segunda etapa del ciclo PHVA (Hacer), se ejecutarán las corridas experimentales de acuerdo con el plan diseñado. Los experimentos se realizarán en orden aleatorio y bajo las mismas condiciones de proceso de fabricación.

Después, cada experimento se caracterizará según las propiedades de interés. La viscosidad será medida de acuerdo con la norma American Society for Testing and Materials [ASTM] D562 – 10 (2023), el brillo de acuerdo con la norma ASTM D523 – 14 (2018), el porcentaje de relación de contraste de acuerdo con la norma ASTM D2805 – 11 (2023) y el porcentaje de blancura de acuerdo con la norma ASTM E313 – 20 (2020). Los costos serán determinados para un litro de producto final. Se registran cuidadosamente todos los datos obtenidos durante la experimentación y se analizarán brevemente los datos recolectados para evaluar su sentido práctico.

La tercera etapa del ciclo PHVA (Verificar) consistirá en evaluar los datos recolectados de la experimentación. Se utilizará el *software* Minitab para estudiar los resultados. Para cada variable de respuesta se ajustará a un modelo estadístico de acuerdo con el valor - p que sea menor que alfa (0,05), a partir de la tabla de análisis de varianza (ANOVA) y en conjunto con los coeficientes de determinación R^2 , R^2 ajustado R^2 predicho. Se verificarán los supuestos del modelo y se realizarán gráficas de superficie de respuesta y de contorno para evaluar tendencias e interacciones entre los componentes.

Finalmente, en la cuarta etapa Actuar, se realizará la optimización de las propiedades del recubrimiento arquitectónico del caso de estudio, de acuerdo con las restricciones que debe tener cada propiedad y con el menor costo posible. Se determinará la mezcla óptima que permita obtener las propiedades deseadas y se realizarán ensayos experimentales para evaluar la calidad de los resultados pronosticados por el modelo. Se realizará una comparación entre los resultados del modelo y los experimentales y se obtendrá el porcentaje de error.

4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Aplicar la etapa PLANIFICAR en el ciclo PHVA para diseñar un plan experimental que permita optimizar las propiedades de una pintura arquitectónica.

Como se describió antes, una pintura arquitectónica es un recubrimiento con varios ingredientes que, según sus proporciones, le confieren al producto final ciertas propiedades. Para el caso de estudio, se seleccionó un recubrimiento arquitectónico con base a la composición descrita en la Tabla 1 y con un PVC igual a 72%.

Tabla 1. Composición en volumen del recubrimiento arquitectónico

Componente	Volumen (mL)	*% v/v
Resina	133,33	16,67%
Pigmento	25,64	3,21%
Cargas	166,70	20,84%
Agua	450,30	56,29%
Aditivos	24,03	3,00%
Total	800,00	100,00%

Nota: *% v/v = porcentaje en volumen

Fuente: Elaboración propia

Cuando se aplica un recubrimiento en una superficie, empieza el proceso de curado donde toda la parte volátil se evapora y solo quedan las partículas de pigmento, cargas y fibras de la resina, de modo que las partículas sólidas, específicamente las cargas afectan directa y fuertemente en las características de la pintura. El caolín calcinado, talco y carbonato de calcio son cargas que se utilizan para disminuir el costo de la formulación y mejorar las propiedades físicas, ópticas y mecánicas (Ciullo, 1996, pp.124-136).

De este modo, para el caso de estudio se eligieron tres tipos de cargas como componentes principales de la mezcla; carbonato de calcio, talco y caolín; el resto de los componentes como son resina, pigmento, agua y aditivos permanecieron constantes para toda la experimentación.

El diseño simplex con centroide aumentado en sus puntos axiales fue seleccionado para ejecutar las corridas experimentales, cada experimento se realizó por duplicado. La Figura 7 muestra la región experimental del diseño, en donde cada número representa un punto experimental, en total 20.

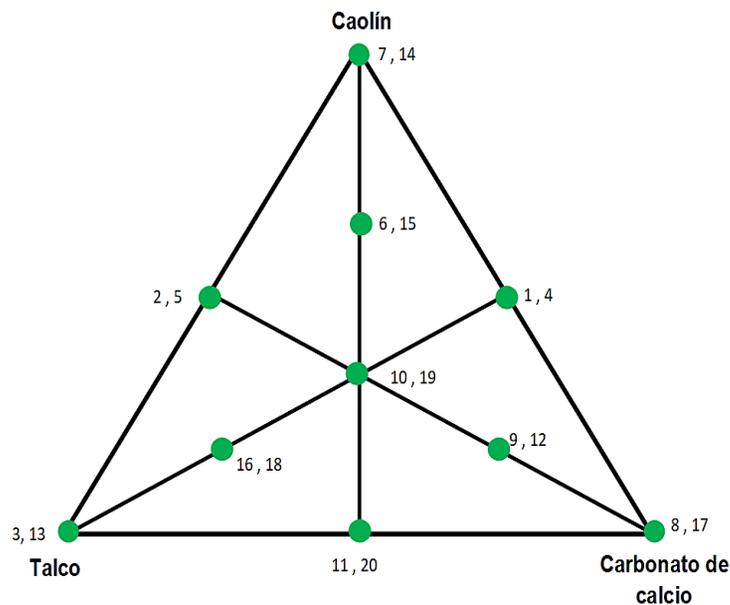


Figura 7. Diseño simplex con centroide aumentado para una mezcla con tres componentes

Con apoyo del *software* Minitab se obtuvo la configuración experimental del diseño, así como se muestra en la Tabla 2. Cada punto experimental representa una combinación distinta de los componentes. La proporción de cada componente está representado por x_1 , x_2 y x_3 , acompañado cada uno de una columna con su porcentaje en volumen respecto a la fórmula total del recubrimiento, en cada fila la suma de las proporciones será siempre uno y la de los porcentajes en volumen igual a la cantidad total de cargas que intervienen en el recubrimiento, es decir igual a 20,84%. Además,

en cada punto se especifica el orden que será ejecutado cada experimento de acuerdo con la columna de orden de la corrida.

Las variables de salida o respuesta fueron el costo por litro y las cuatro propiedades principales de la pintura, de modo que para cada punto experimental se midió viscosidad, porcentaje de relación de contraste, porcentaje de blancura y brillo a un ángulo de 85°.

Tabla 2. Configuración experimental para un diseño simplex con centroide aumentado para una mezcla de tres componentes con una replica

Punto experimental	Orden de corrida	Carbonato de calcio		Talco		Caolín	
		x_1	%v/v	x_2	%v/v	x_3	%v/v
1	5	0,5000	10,42%	0,0000	0,00%	0,5000	10,42%
2	6	0,0000	0,00%	0,5000	10,42%	0,5000	10,42%
3	12	0,0000	0,00%	1,0000	20,84%	0,0000	0,00%
4	15	0,5000	10,42%	0,0000	0,00%	0,5000	10,42%
5	16	0,0000	0,00%	0,5000	10,42%	0,5000	10,42%
6	10	0,1667	3,47%	0,1667	3,47%	0,6667	13,89%
7	13	0,0000	0,00%	0,0000	0,00%	1,0000	20,84%
8	1	1,0000	20,84%	0,0000	0,00%	0,0000	0,00%
9	8	0,6667	13,89%	0,1667	3,47%	0,1667	3,47%
10	7	0,3333	6,95%	0,3333	6,95%	0,3333	6,95%
11	4	0,5000	10,42%	0,5000	10,42%	0,0000	0,00%
12	18	0,6667	13,89%	0,1667	3,47%	0,1667	3,47%
13	2	0,0000	0,00%	1,0000	20,84%	0,0000	0,00%
14	3	0,0000	0,00%	0,0000	0,00%	1,0000	20,84%
15	20	0,1667	3,47%	0,1667	3,47%	0,6667	13,89%
16	19	0,1667	3,47%	0,6667	13,89%	0,1667	3,47%
17	11	1,0000	20,84%	0,0000	0,00%	0,0000	0,00%
18	9	0,1667	3,47%	0,6667	13,89%	0,1667	3,47%
19	17	0,3333	6,95%	0,3333	6,95%	0,3333	6,95%
20	14	0,5000	10,42%	0,5000	10,42%	0,0000	0,00%

De acuerdo con Ortega et al. (2015, p.156), la etapa de planificar es la más crítica, debido a que en esta etapa se diseña el plan experimental, en donde se eligen los componentes más críticos de la mezcla, las variables de salida y la elección del tipo de diseño experimental. La calidad de los resultados se encuentra intrínsecamente ligada a estas decisiones. Una planificación meticulosa garantiza la eficiencia del proceso de optimización, lo que se traduce en ahorro de tiempo y recursos para la obtención de resultados valiosos y significativos.

4.2 Utilizar la etapa HACER en el ciclo PHVA para ejecutar y caracterizar las corridas experimentales de acuerdo con el plan diseñado.

De acuerdo con el plan experimental detallado anteriormente, se ejecutaron las corridas experimentales y fueron caracterizadas en cuanto a viscosidad, porcentaje de relación de contraste, porcentaje de blancura, brillo y costo; estos resultados se presentan en la Tabla 3.

En este apartado se hizo un análisis rápido de los datos recolectados, cada punto experimental fue ejecutado con una réplica, de forma aleatoria de acuerdo con el *software* Minitab. De los datos presentados en la Tabla 3, se pudo concluir que no existieron datos atípicos que pudieran afectar los modelos, además se observó que los datos obtenidos tienen un gran sentido práctico.

Tabla 3. Caracterización de los experimentos para un diseño simplex con centroide aumentado con una réplica

Punto experimental	Viscosidad (KU)	% Relación de contraste	% Blancura	Brillo a 85°	*Costo (\$/L)
1	119,50	98,80	84,34	23,90	4,67
2	125,50	99,20	85,13	21,90	4,88
3	123,40	97,70	86,18	3,00	4,54
4	120,20	98,80	85,13	22,50	4,67
5	126,30	99,10	85,67	20,60	4,88
6	123,30	99,30	84,49	33,50	4,92
7	126,00	99,40	83,75	62,50	5,22
8	112,00	95,50	83,72	5,40	4,12
9	118,80	97,60	84,73	7,50	4,37
10	121,90	98,80	85,18	12,40	4,62
11	120,20	96,90	85,09	3,60	4,33
12	117,00	97,70	85,48	7,80	4,37
13	122,80	97,80	86,11	3,60	4,54
14	125,60	99,50	84,30	63,70	5,22
15	124,00	99,30	84,73	34,20	4,92
16	122,30	98,40	85,69	5,90	4,58
17	113,80	95,80	84,54	5,60	4,12
18	122,70	98,50	86,10	4,90	4,58
19	123,30	98,70	85,75	11,40	4,62
20	119,50	97,00	85,62	3,40	4,33

Nota: *datos obtenidos de sitios web de proveedores

4.3 Evaluar los resultados experimentales en la etapa VERIFICAR y determinar la combinación de mezcla que permita optimizar las propiedades de una pintura arquitectónica (ACTUAR).

La evaluación de resultados se realizó con ayuda del software Minitab. El análisis estadístico para cada propiedad se presenta a continuación con un nivel de confianza del 95% y un nivel de significancia expresado por alfa (α) igual a 0,05. El nivel de significancia se utilizó para determinar la aceptación o rechazo de la hipótesis nula en los análisis estadísticos.

4.3.1 Análisis estadístico para la viscosidad

Basado en el ANOVA presentado en la Tabla 4, el modelo sugerido para la correlación entre los tres componentes de la mezcla y la respuesta de viscosidad fue el cuadrático con un valor - p igual a 0,006 menor que α (0,05). El valor del coeficiente de determinación R^2 fue de 0,9720, el R^2 ajustado igual a 0,9645 con un R^2 predicho igual a 0,9519, esta diferencia fue menor a 0,2 de acuerdo con lo esperado y mencionado por Nunna et al. (2019, p.8) y un valor de error estándar de 0,7288 para el modelo de segundo grado que se presenta en la ecuación 8.

$$\text{Viscosidad} = 113,150x_1 + 122,927x_2 + 125,896x_3 + 7,07x_1x_2 + 5,16x_2x_3 \quad [8]$$

El termino x_1x_2 fue no significativo con un valor - p mayor que alfa, por tanto, fue removido del modelo. De la tabla de ANOVA también se puede verificar el ajuste del modelo, en donde se tiene que la falta de ajuste es no significativa, en relación con el error puro que es representado por las réplicas, con un valor - p igual a 0,552 mayor que alfa. El estudio realizado por Abu et al., (2022, p.31) también obtuvo un modelo cuadrático para explicar la viscosidad en función de tres componentes de una pintura en emulsión.

Tabla 4. Análisis de varianza para la viscosidad

Fuente	GL	SC Sec.	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	4	276,682	276,682	69,1705	130,23	0,000
Lineal	2	268,974	199,333	99,6664	187,64	0,000
Cuadrático	2	7,708	7,708	3,8541	7,26	0,006
Carbonato de calcio*Talco	1	5,013	5,058	5,0581	9,52	0,008
Talco*Caolín	1	2,695	2,695	2,6949	5,07	0,040
Error residual	15	7,967	7,967	0,5312		
Falta de ajuste	5	2,352	2,352	0,4705	0,84	0,552
Error puro	10	5,615	5,615	0,5615		
Total	19	284,649				

Nota: **GL**: Grados de libertad, **SC sec.:** Sumas secuenciales de los cuadrados, **SC ajust.:** Sumas ajustadas de los cuadrados, **CM Ajust.:** Cuadrados medios ajustados.

La validez de los resultados debe ser verificado por el cumplimiento de los supuestos del modelo. Estos supuestos son normalidad, varianza constante e independencia de los residuos. En la Figura 8 se presentan las gráficas para la verificación de los supuestos de la respuesta viscosidad.

El supuesto de normalidad se verificó con la gráfica de probabilidad normal, donde el estadístico de Anderson Darling fue igual a 0,85, mayor a 0,05, es decir, se cumple el supuesto de normalidad, y se evidencia en el gráfico de histograma que los residuos siguen una distribución normal.

El supuesto de varianza constante o también llamado el supuesto de homocedasticidad de los residuos, se verificó con la gráfica de residuos versus ajustes (valores ajustados), en donde existen una dispersión de los puntos a lo largo de la gráfica, sin ninguna tendencia.

El supuesto de independencia de los residuos o la no autocorrelación de los residuos, se verificó con la gráfica de residuos vs orden (orden de observación), aquí se observa que los puntos están distribuidos arriba y abajo sin ninguna orientación hacia algún sentido. Con esto se confirma que los supuestos del modelo se cumplen para la propiedad de viscosidad, esto puede explicarse a través de un modelo cuadrático.

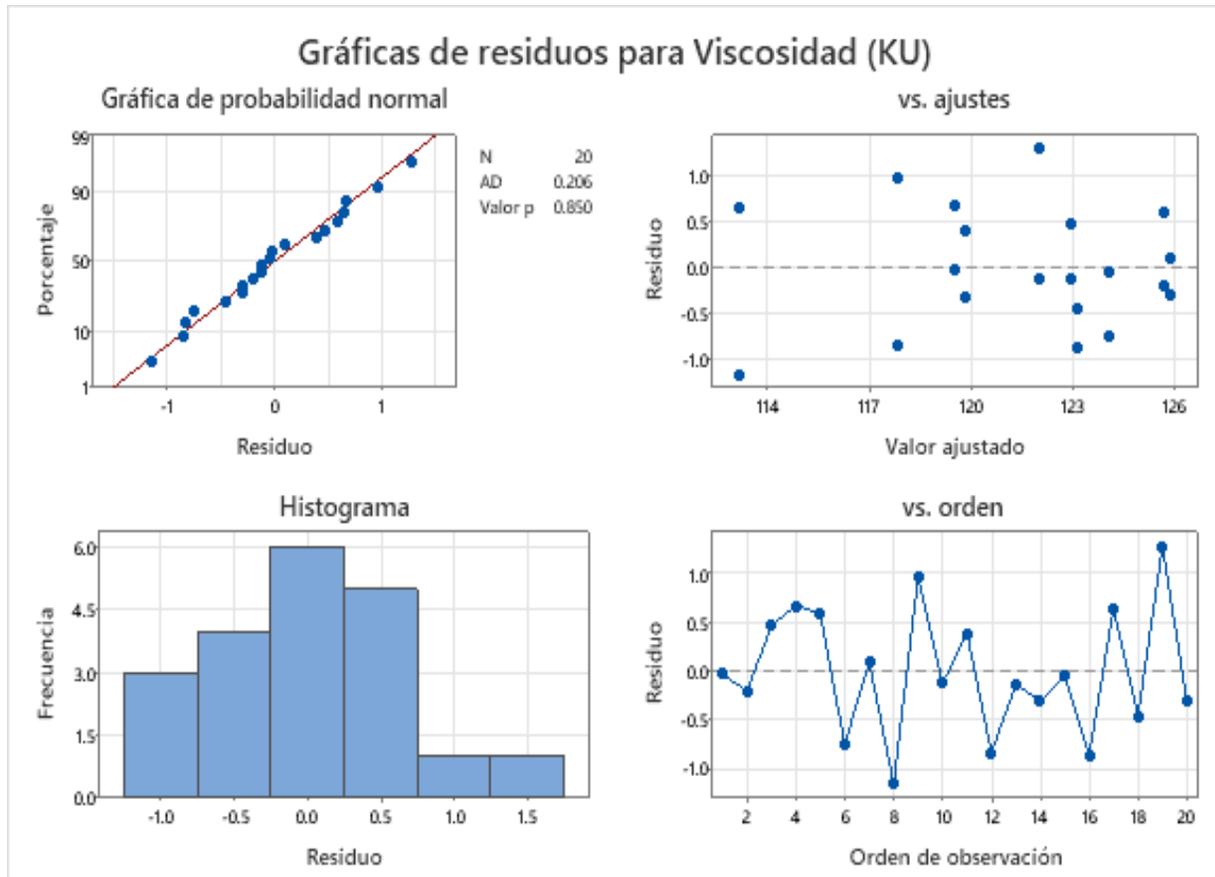


Figura 8. Gráficas de residuos para la viscosidad

La gráfica de seguimiento de respuesta que se presenta en la Figura 9 indica como cada componente afecta a la variable de respuesta, que toma una mezcla de referencia que en este caso es el punto global, para evaluar los efectos. De la gráfica se observa que cuando se incrementa la proporción de carbonato de calcio y los otros dos componentes disminuyen, la viscosidad disminuye, por el contrario, cuando se aumenta la proporción de caolín, la viscosidad también incrementa, lo mismo ocurre con el incremento de talco, pero el efecto ocurre hasta un valor aproximado de 123

KU. Este fenómeno puede explicarse por el porcentaje de absorción de aceite de cada componente, el carbonato de calcio tiene un menor porcentaje que los otros dos componentes, mientras que el caolín es el componente de mayor absorción.

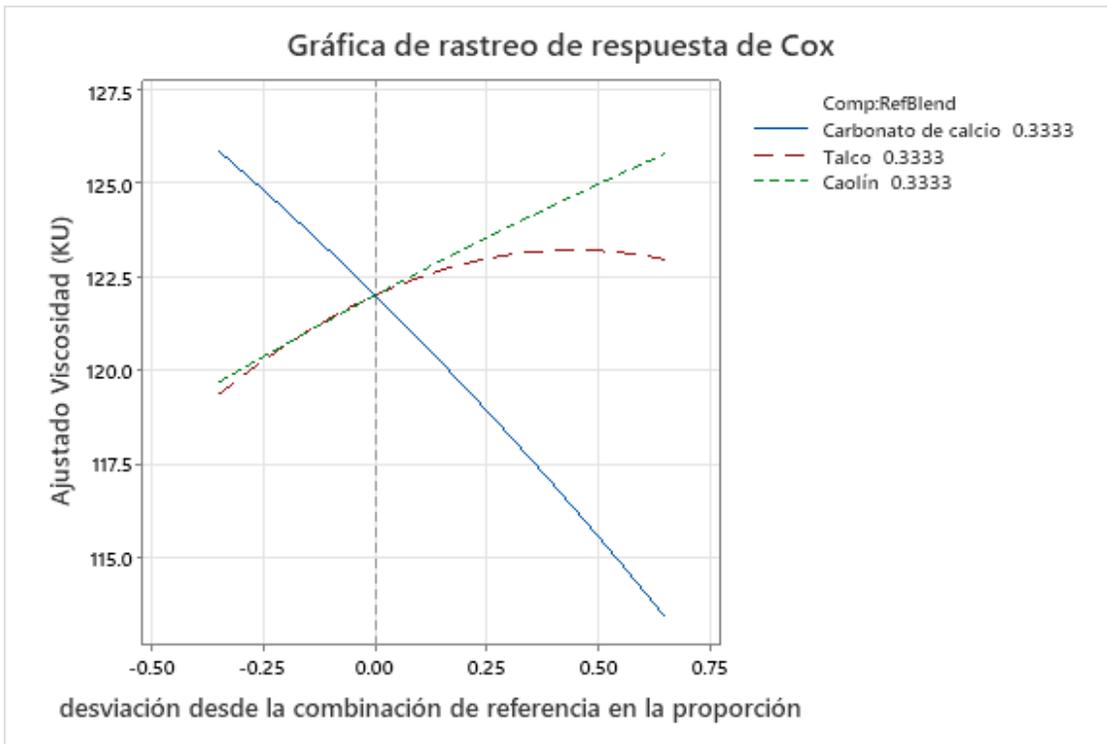


Figura 9. Efectos de los componentes de la mezcla sobre la viscosidad

Los gráficos de contorno y superficie presentados en las Figuras 10 y 11 respectivamente son utilizados para facilitar la visualización de la superficie de respuesta, son útiles para establecer valores de respuesta deseables. Estos gráficos muestran como la variable de viscosidad se relaciona con los tres componentes de la mezcla de acuerdo con la ecuación del modelo.

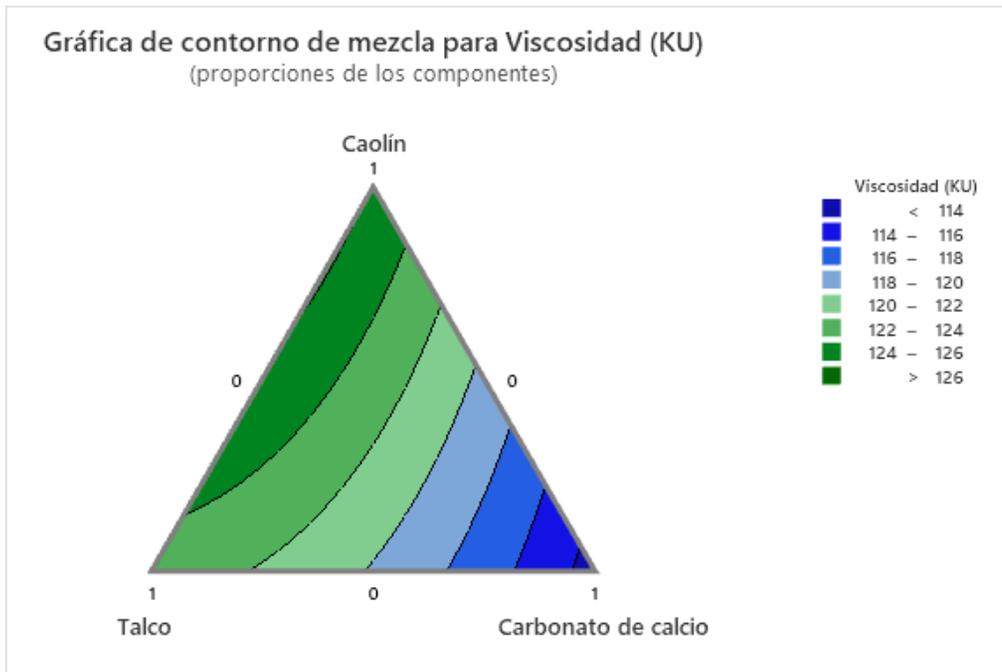


Figura 10. Contorno de mezcla para la viscosidad

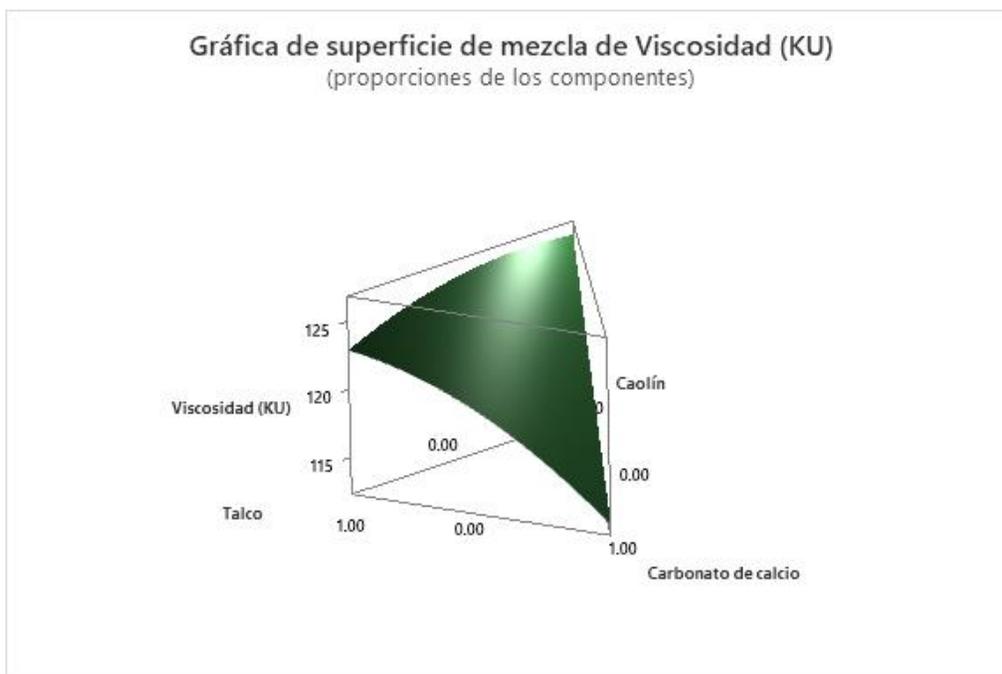


Figura 11. Superficie de mezcla para la viscosidad

4.3.2 Análisis estadístico para el porcentaje de relación de contraste (RC)

Según el ANOVA presentado en la Tabla 5, el modelo que sugiere para explicar la variable de porcentaje de relación de contraste fue el cubico especial. La ecuación polinomial se presenta en la ecuación 9.

$$RC = 95,6882x_1 + 97,7837x_2 + 99,3928x_3 + 1,144x_1x_2 + 4,962x_1x_3 + 2,153x_2x_3 + 6,88x_1x_2x_3 \quad [9]$$

El valor del coeficiente de determinación para el modelo de predicción para la propiedad de porcentaje de relación de contraste fue igual a 0,9916, los valores de los coeficientes de determinación R^2 ajustado y R^2 predicho fueron 0,9878 y 0,9811 respectivamente con una diferencia menor a 0,2 y el error estándar fue igual a 0,1293 para el modelo de regresión. Cabe mencionar que el modelo cuadrático presentaba valores altos de los coeficientes de determinación, pero los supuestos del modelo no se cumplían, en este caso la variable de respuesta necesitó el término de la mezcla ternaria para ajustar mejor el modelo de regresión.

De la tabla de ANOVA se tiene que la falta de ajuste del modelo es significativa, con un valor - p igual a 0,015 menor que 0,05. La falta de ajuste significativa representa que la variación de los puntos de diseño respecto a los valores predichos es mayor que la variación de las réplicas respecto a sus valores medios, es decir que el modelo no predice bien los datos o que los tratamientos se replican muy bien que su varianza es pequeña. En este caso, la falta de ajuste significativa resulta de la alta precisión de las réplicas y no de una mala predicción del modelo, así como lo detalla Taheri (2022, p.5) en su investigación, en donde concluye que la falta de ajuste del modelo resultó de la alta precisión de los puntos centrales y la existencia del error en los puntos axiales.

Tabla 5. Análisis de varianza para el % relación de contraste

Fuente	GL	SC Sec.	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	6	25,8006	25,8006	4,30010	257,16	0,000
Lineal	2	21,8817	15,1828	7,59138	453,99	0,000
Cuadrático	3	3,8269	2,2290	0,74298	44,43	0,000
Carbonato de calcio*Talco	1	0,2339	0,1105	0,11051	6,61	0,023
Carbonato de calcio*Caolín	1	2,9203	2,0796	2,07962	124,37	0,000
Talco*Caolín	1	0,6726	0,3915	0,39150	23,41	0,000
Cúbico especial	1	0,0920	0,0920	0,09205	5,50	0,035
Carbonato de calcio*Talco*Caolín	1	0,0920	0,0920	0,09205	5,50	0,035
Error residual	13	0,2174	0,2174	0,01672		
Falta de ajuste	3	0,1374	0,1374	0,04579	5,72	0,015
Error puro	10	0,0800	0,0800	0,00800		
Total	19	26,0180				

Nota: **GL:** Grados de libertad, **SC sec.:** Sumas secuenciales de los cuadrados, **SC ajust.:** Sumas ajustadas de los cuadrados, **CM Ajust.:** Cuadrados medios ajustados.

Los supuestos del modelo fueron verificados mediante la Figura 12. La grafica de probabilidad normal de los residuos indica que los puntos caen muy cerca de una línea recta, lo que indica que los datos son bastante normales, no existe evidencia de valores atípicos y la prueba estadística de normalidad indica un valor igual a 0,626, mayor a 0,05, que se confirma el supuesto de normalidad para la propiedad de porcentaje de relación de contraste. El gráfico de histograma muestra una tendencia de normalidad para los datos, lo que ayuda a confirmar el supuesto.

La gráfica de valores ajustados frente a los residuos fue utilizada para verificar el supuesto de varianza constante. Según la gráfica, los residuos parecen estar dispersos aleatoriamente alrededor de cero, se puede decir que no existe evidencia de varianza no constante por tanto se cumple el supuesto.

El supuesto de independencia de los residuos se verificó con la gráfica de orden de observación respecto a los residuos. De la gráfica se observa que los residuos fluctúan en un patrón aleatorio alrededor de la línea central, no existe una tendencia ascendente o descendente de los residuos.

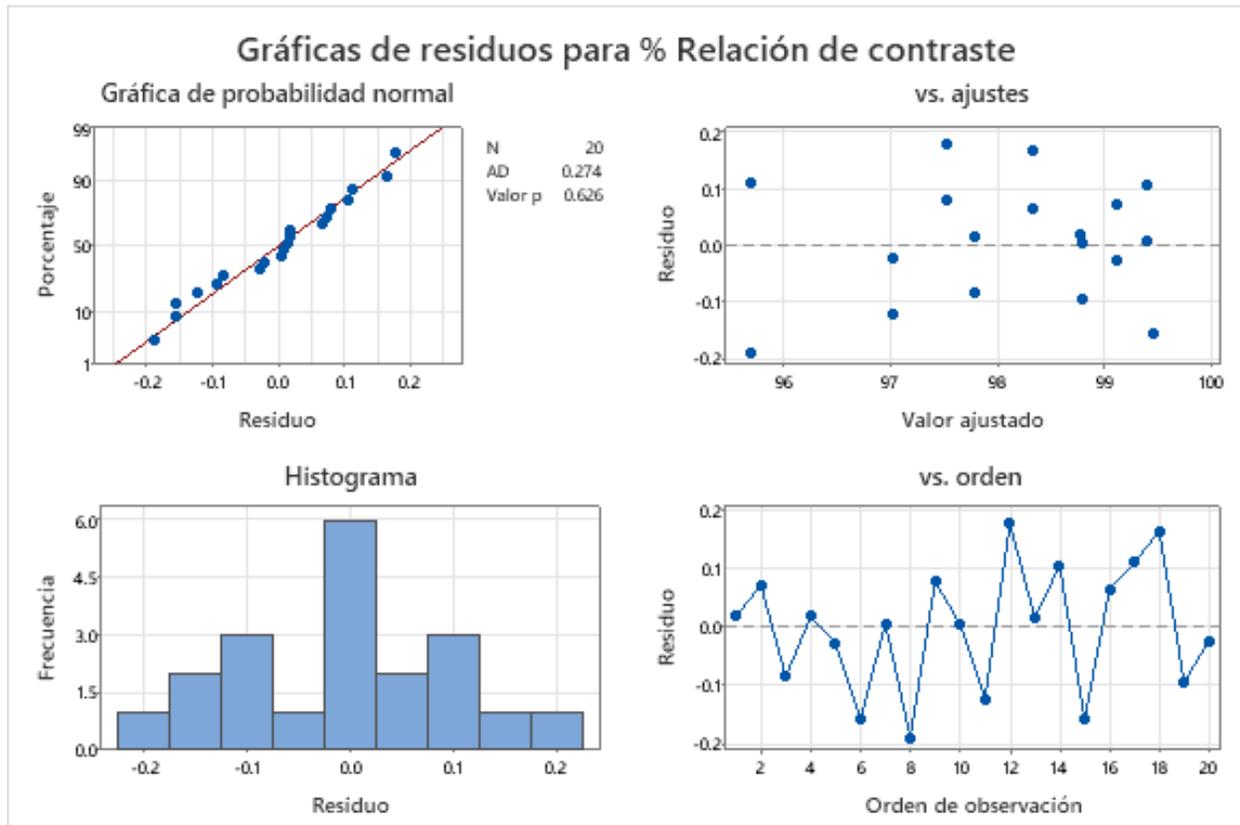


Figura 12. Gráficas de residuos para el % relación de contraste

El efecto de los componentes sobre el porcentaje de relación de contraste u opacidad se presenta en la Figura 13. Se observa que para alcanzar los mayores porcentajes de relación de contraste se debería utilizar el componente caolín, mientras que el uso del componente carbonato de calcio ocasionó que la variable de respuesta disminuya, a su vez el uso del componente talco provocó que el recubrimiento también disminuya su opacidad, pero en menor medida que el carbonato de calcio.

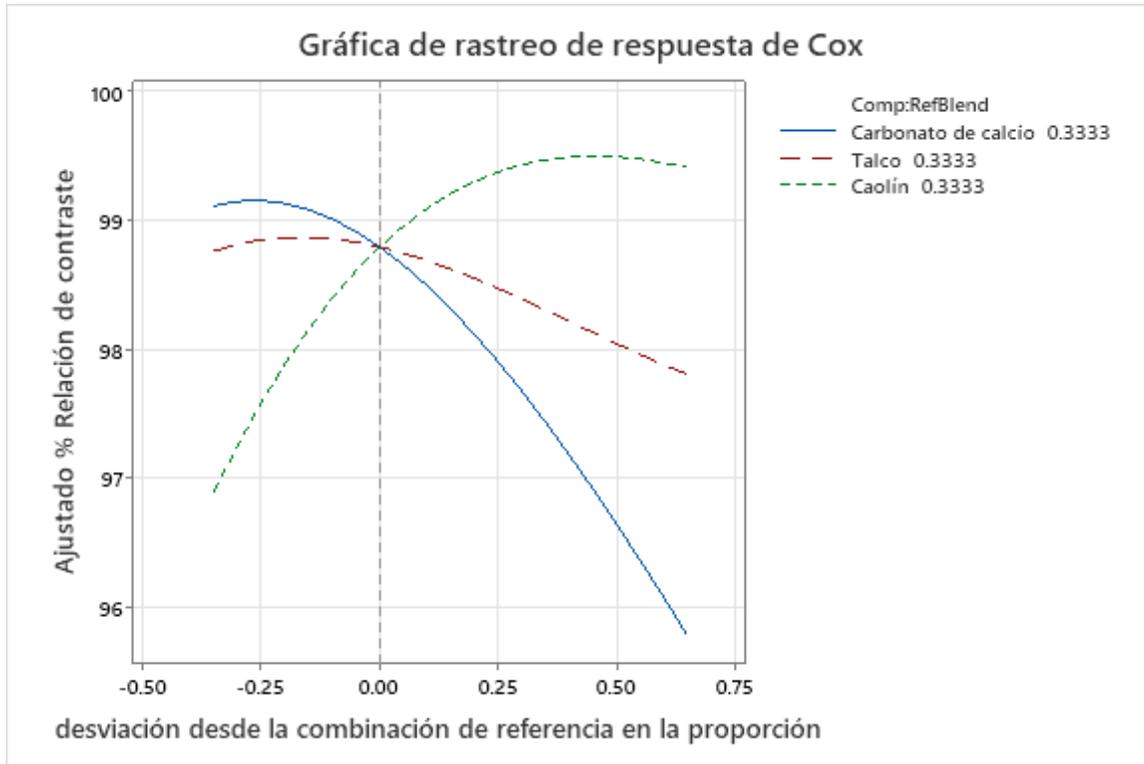


Figura 13. Efectos de los componentes de la mezcla sobre el % relación de contraste

La gráfica de contorno de mezcla para el porcentaje de relación de contraste se muestra en la Figura 14, en donde se observa como la variable de respuesta se relacionó con los tres componentes de acuerdo con la ecuación del modelo. Los puntos que presentaron la misma respuesta están conectados para producir curvaturas de nivel de respuestas constantes. Para maximizar el porcentaje de relación de contraste, se debería elegir proporciones para los componentes que se encuentren en la esquina superior, el contorno verde más oscuro es el de mayor altura en el espacio del diseño.

De la misma forma, la gráfica de superficie de mezcla se presenta en la Figura 15, que permite visualizar la superficie de respuesta y establecer valores de respuesta deseables. Mezclas con gran proporción de caolín ayudará a maximizar la variable de respuesta.

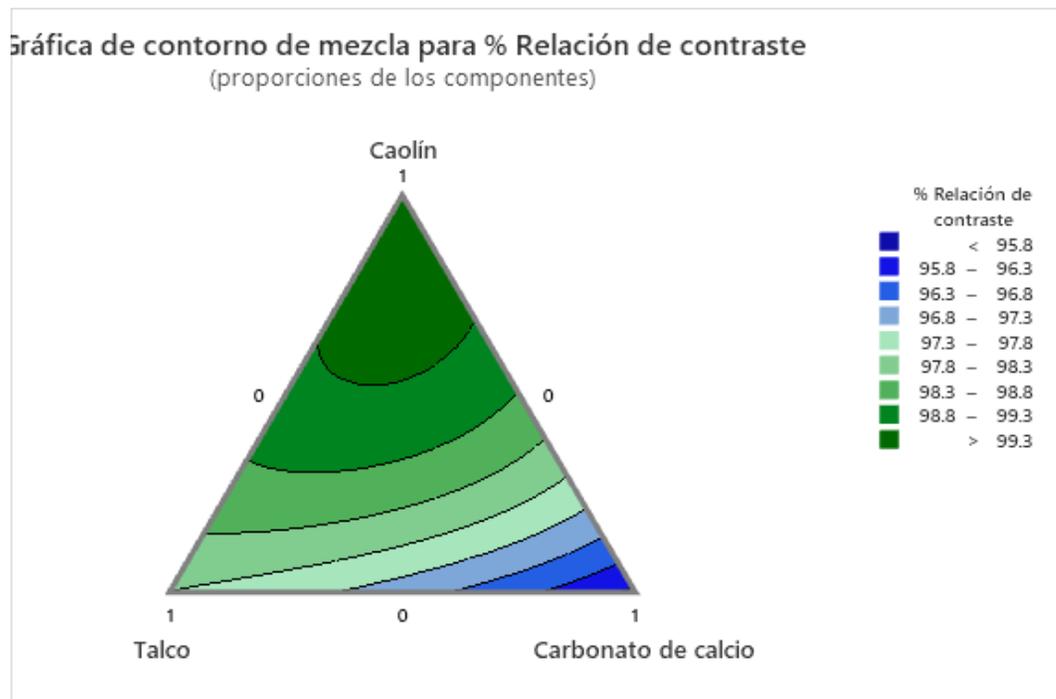


Figura 14. Contorno de mezcla para el % relación de contraste

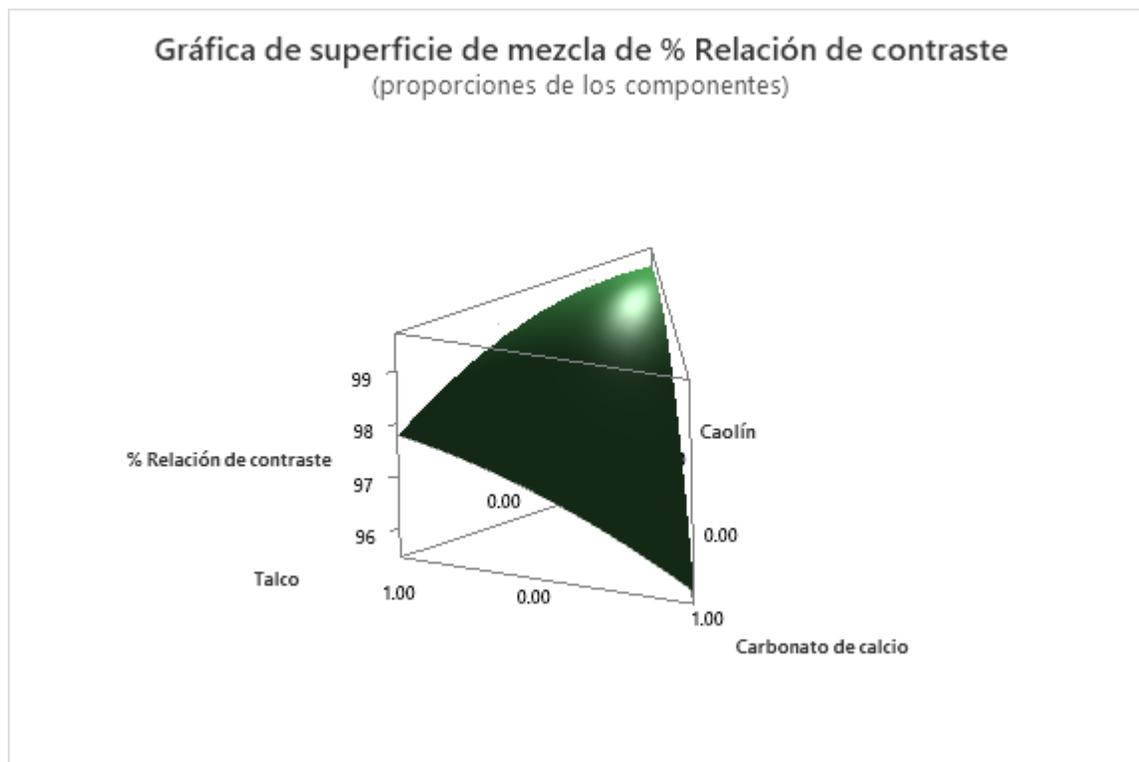


Figura 15. Superficie de mezcla para el % relación de contraste

4.3.3 Análisis estadístico para el porcentaje de blancura

De acuerdo con el ANOVA presentado en la Tabla 6, el modelo sugerido fue el cuadrático con la remoción de algunos términos que fueron no significativos. Los términos x_1x_2 y x_2x_3 presentaron un valor - p mayor que 0,05, es decir no fueron significativos para la construcción del modelo, por tal motivo es que fueron eliminados. El coeficiente de determinación R^2 fue igual a 0,7896, los coeficientes de determinación R^2 ajustado y R^2 predicho fueron 0,7501 y 0,6320 con una diferencia menor a 0,2, que es lo esperado en modelos de regresión. La falta de ajuste fue no significativa, es decir que el modelo seleccionado fue el que mejor se ajustó a los datos. El error estándar de la regresión presentó un valor igual a 0,3735. Los R^2 no son tan elevados como se esperaría, pero no quiere decir que el modelo no sea el adecuado, todo dependerá de la naturaleza del fenómeno de estudio. De acuerdo con Gutiérrez & De la Vara (2012, p.310), para fines de predicción se recomienda valores de R^2 ajustados superiores a 0,7.

$$\% \text{ Blancura} = 84,277x_1 + 86,415x_2 + 84,0576x_3 + 2,79x_1x_3 \quad [10]$$

Tabla 6. Análisis de varianza para % blancura

Fuente	GL	SC Sec.	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	3	8,3738	8,3738	2,79125	20,01	0,000
Lineal	2	7,5869	8,1986	4,09932	29,39	0,000
Cuadrático	1	0,7869	0,7869	0,78688	5,64	0,030
Carbonato de calcio*Caolín	1	0,7869	0,7869	0,78688	5,64	0,030
Error residual	16	2,2317	2,2317	0,13948		
Falta de ajuste	6	0,5869	0,5869	0,09782	0,59	0,729
Error puro	10	1,6447	1,6447	0,16447		
Total	19	10,6055				

Nota: **GL:** Grados de libertad, **SC sec.:** Sumas secuenciales de los cuadrados, **SC ajust.:** Sumas ajustadas de los cuadrados, **CM Ajust.:** Cuadrados medios ajustados.

La comprobación de los supuestos del modelo cuadrático para el porcentaje de blancura se visualiza en la Figura 16. La grafica de probabilidad normal sirvió para verificar visualmente si los datos siguen una distribución normal; es así como se puede observar que los datos siguen una tendencia aproximada de línea recta, es importante indicar que esta tendencia no tiene que ser perfecta, debido a que el análisis de varianza resiste pequeñas y moderadas desviaciones al supuesto de normalidad y es lo que ocurre en este caso. Este supuesto se puede comprobar con el valor-p que se presenta en la gráfica, donde se tiene que cumplir el supuesto de normalidad cuando se obtiene valores superiores a 0,05. La gráfica de histograma permite visualizar que no existe evidencia de asimetría o valores atípicos.

La verificación del supuesto de varianza constante se realizó con la gráfica de valores ajustados respecto a los residuos, claramente se observa que los datos están espaciados de forma aleatoria en toda la banda horizontal, sin seguir ningún patrón. Adicional, para comprobar este supuesto fue importante realizar la verificación de forma analítica con el método de comparaciones múltiples obtenido del *software* Minitab. La prueba indicó que el valor-p fue igual a 0,438, mayor a alfa, de eso se concluye que no se puede rechazar la hipótesis nula; en la que se refiere que todas las varianzas son iguales.

La independencia de los residuos fue verificada con la gráfica de orden de observación frente a los residuos. No se observa una tendencia o patrón hacia arriba o abajo del eje cero, se ve que los datos están distribuidos aleatoriamente a lo largo de la gráfica, lo que indica la no correlación de los errores.

De este modo, los supuestos del modelo cuadrático para la propiedad de porcentaje de blancura se cumplen.

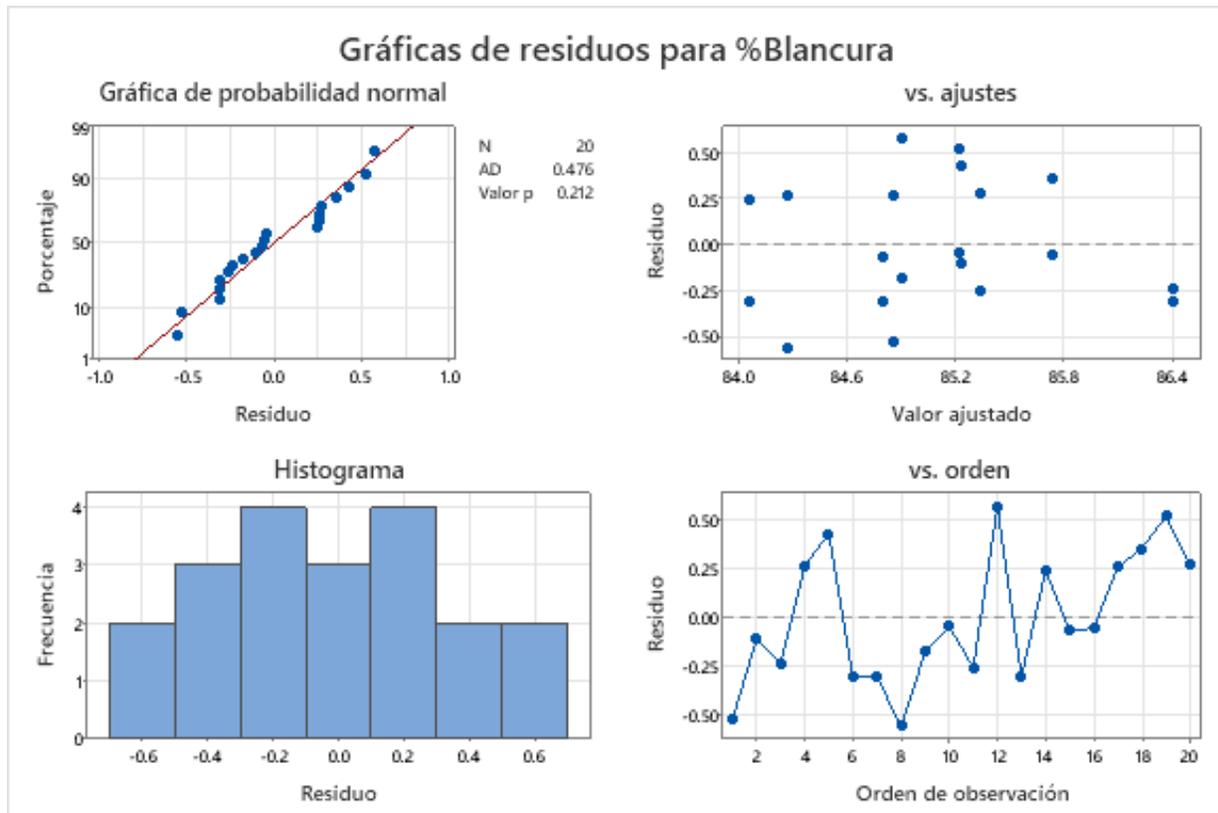


Figura 16. Gráficas de residuos para el % blancura

La Figura 17 muestra los efectos de los componentes carbonato de calcio, talco y caolín sobre el porcentaje de blancura. De la gráfica se puede interpretar que usar el componente talco maximiza la variable de salida, mientras que el uso de carbonato de calcio y caolín disminuye la variable de salida. Del gráfico también se observa que la mezcla de referencia, el centroide global en donde todos los componentes participan en igual proporción en la mezcla tiene un porcentaje de blancura aproximado de 85.3, debido al efecto del caolín sobre la variable de respuesta.

Las gráficas de contorno y superficie de mezcla para la variable de respuesta del porcentaje de blancura se presentan en la Figura 18 y Figura 19 respectivamente. Estos gráficos permitieron establecer mezclas y valores de respuesta deseables, en donde se confirma que el componente talco ocasiona una maximización de la variable de respuesta.

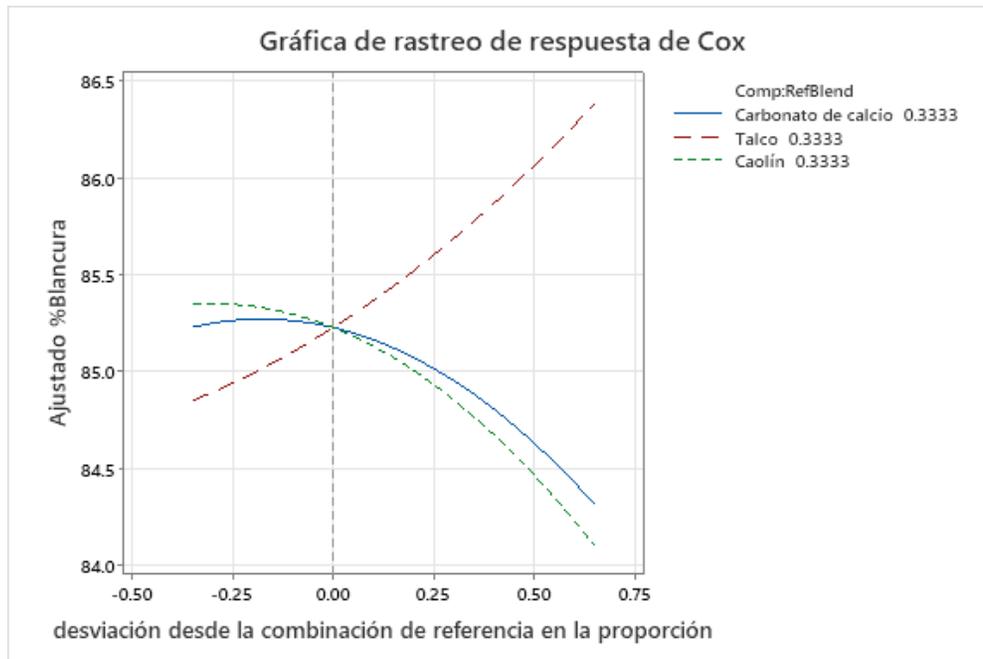


Figura 17. Efectos de los componentes de la mezcla sobre el % blancura

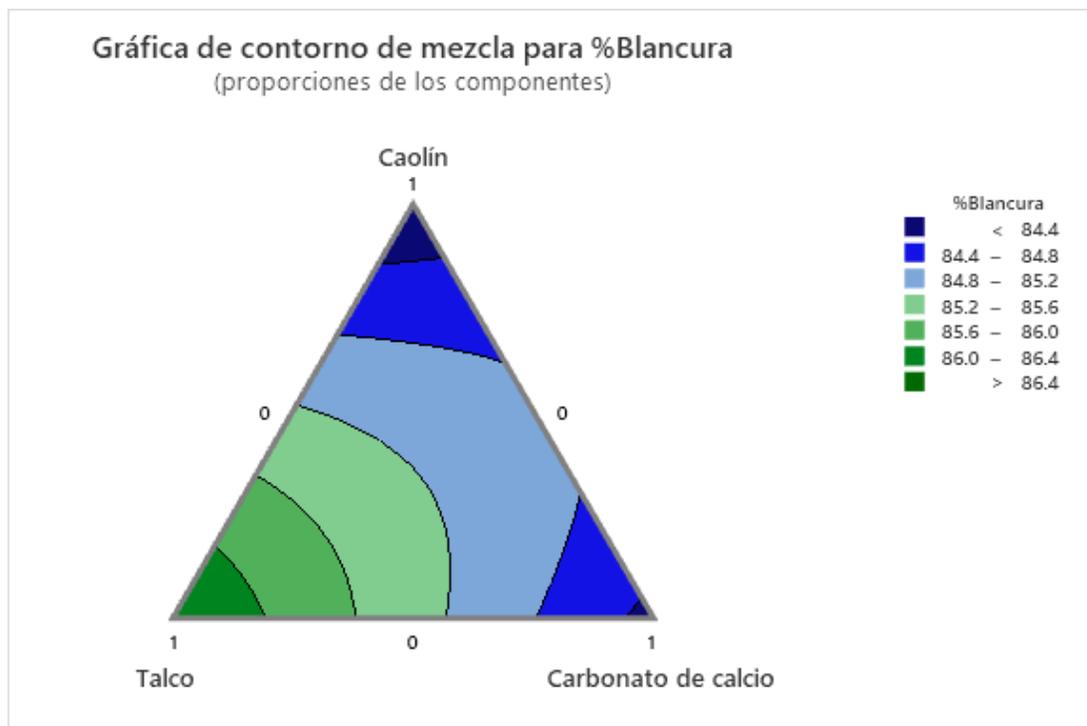


Figura 18. Contorno de mezcla para el % blancura

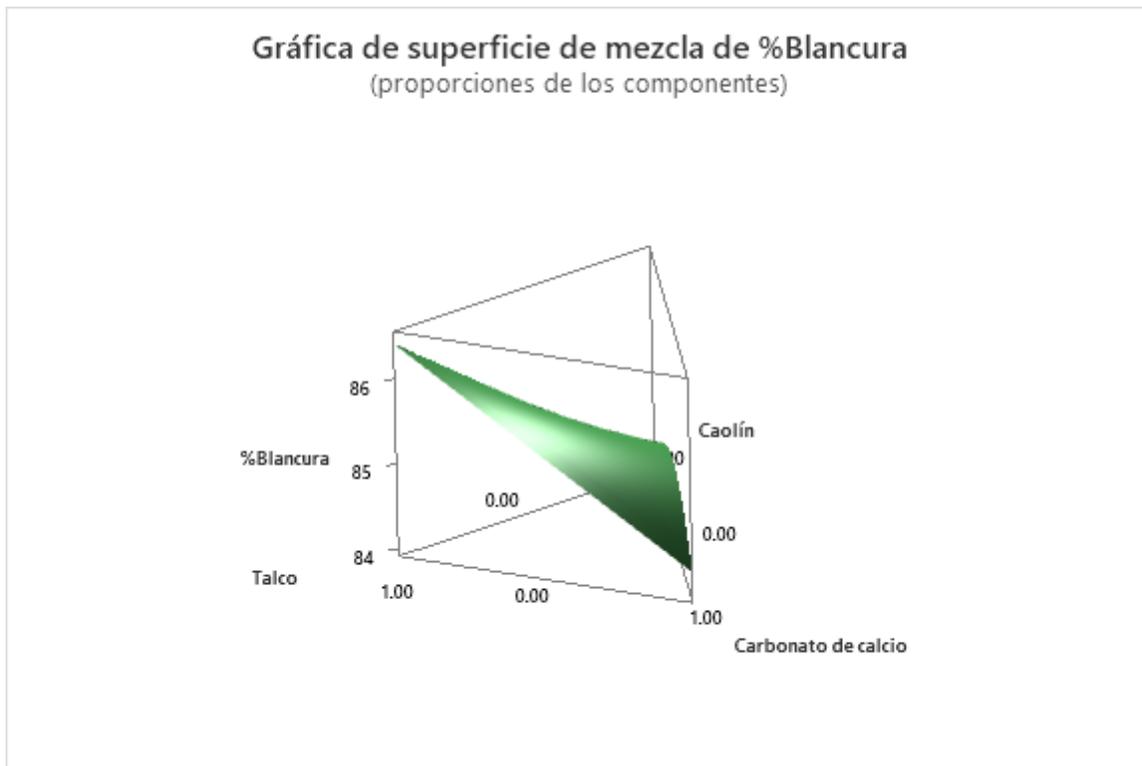


Figura 19. Superficie de mezcla para el % blancura

4.3.4 Análisis estadístico para el brillo

Según el ANOVA que se presenta en la Tabla 7, el modelo que se sugiere para ajustar los datos fue el cuadrático, en donde todos los términos fueron significativos. La ecuación 8 es la que define el modelo de segundo grado para el brillo, se observa que las mezclas binarias conformadas por dos de los tres componentes en todos los casos existen antagonismo, que resulta del signo negativo de los términos x_1x_2 , x_1x_3 y x_2x_3 .

$$\text{Brillo} = 5,579x_1 + 3,143x_2 + 63,475x_3 - 6,04x_1x_2 - 45,78x_1x_3 - 49,65x_2x_3 \quad [10]$$

El coeficiente de determinación R^2 para el modelo de predicción fue 0,9985, lo que indica una fuerte predicción del modelo con los datos. El coeficiente de determinación R^2 ajustado tuvo un valor igual a 0,9980, prácticamente igual al R^2 , esto confirma que el modelo no tiene términos innecesarios o no significativos, mientras que el R^2 predicho fue igual a 0,9971; la diferencia del R^2 ajustado y R^2 predicho fue menor a

0,2, que ratifica la validez del modelo cuadrático para el brillo. Por último, se obtuvo un valor de error estándar igual a 0,8309, lo que significa que los datos se encuentran a una distancia promedio de 0,8309 de la línea de regresión.

Tabla 7. Análisis de varianza para el brillo

Fuente	GL	SC Sec.	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	5	6411,06	6411,06	1282,21	1857,00	0,000
Lineal	2	5949,19	5131,68	2565,84	3716,06	0,000
Cuadrático	3	461,86	461,86	153,95	222,97	0,000
Carbonato de calcio*Talco	1	3,02	3,69	3,69	5,35	0,036
Carbonato de calcio*Caolín	1	209,32	212,12	212,12	307,21	0,000
Talco*Caolín	1	249,53	249,53	249,53	361,39	0,000
Error residual	14	9,67	9,67	0,69		
Falta de ajuste	4	5,61	5,61	1,40	3,46	0,051
Error puro	10	4,05	4,05	0,41		
Total	19	6420,73				

Nota: **GL:** Grados de libertad, **SC sec.:** Sumas secuenciales de los cuadrados, **SC ajust.:** Sumas ajustadas de los cuadrados, **CM Ajust.:** Cuadrados medios ajustados.

Como se ha realizado con las otras propiedades, es importante completar el análisis de la validación del modelo con la verificación de los tres supuestos. La Figura 20 muestra cuatro graficas que permiten determinar si el modelo cuadrático para el brillo cumple con los supuestos. La grafica de probabilidad normal indica que los datos se distribuyen a muy cerca de la línea recta. La prueba estadística de Anderson – Darling presentó un valor - p igual a 0,854 mayor a 0,05, de donde se concluye que los datos cumplen con el supuesto de normalidad. Para confirmar este supuesto, la gráfica de histograma muestra la distribución de los residuos para todas las observaciones clasificadas por frecuencias, se observa que tiene la gráfica sigue una distribución normal.

Para comprobar el supuesto de varianza constante se utilizó la gráfica de residuos frente a los valores ajustados. De la gráfica se observa que los puntos se distribuyen aleatoriamente, no hay evidencia de patrones en forma de abanicos o curvilíneos, por lo que se concluye que la varianza de los residuos es constante.

El supuesto de independencia de los residuos se verificó con la gráfica de residuos frente al orden de observación. Se observa que los residuos se ubican aleatoriamente alrededor de la línea central, no existe evidencia de patrones de tipo tendencia, de cambio o de ciclo, de modo que el supuesto se cumple.

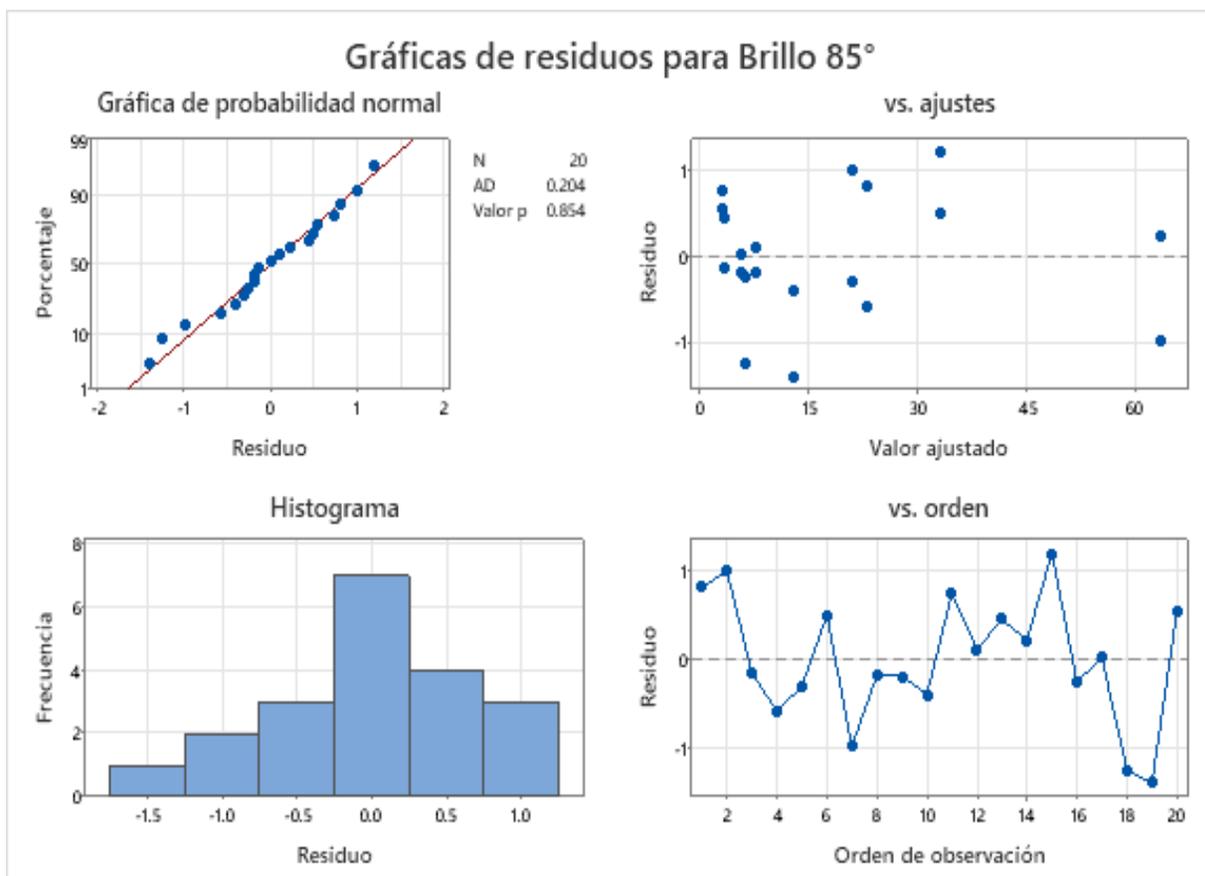


Figura 20. Gráficas de residuos para el brillo

El efecto de cada componente sobre la propiedad brillo se presenta en la Figura 22. La mezcla del centroide global en donde todos los componentes participan en la misma proporción fue tomada como mezcla de referencia para la construcción de la gráfica

de rastreo de respuesta. De la gráfica se aprecia que la utilización en las mismas proporciones de carbonato de calcio, talco y caolín producen un brillo aproximado de 13, a partir de esto se interpreta que el aumento del brillo se logra con la utilización del componente caolín, mientras que para disminuir el brillo se debería utilizar cualquiera de los otros dos componentes, como es talco o carbonato de calcio.

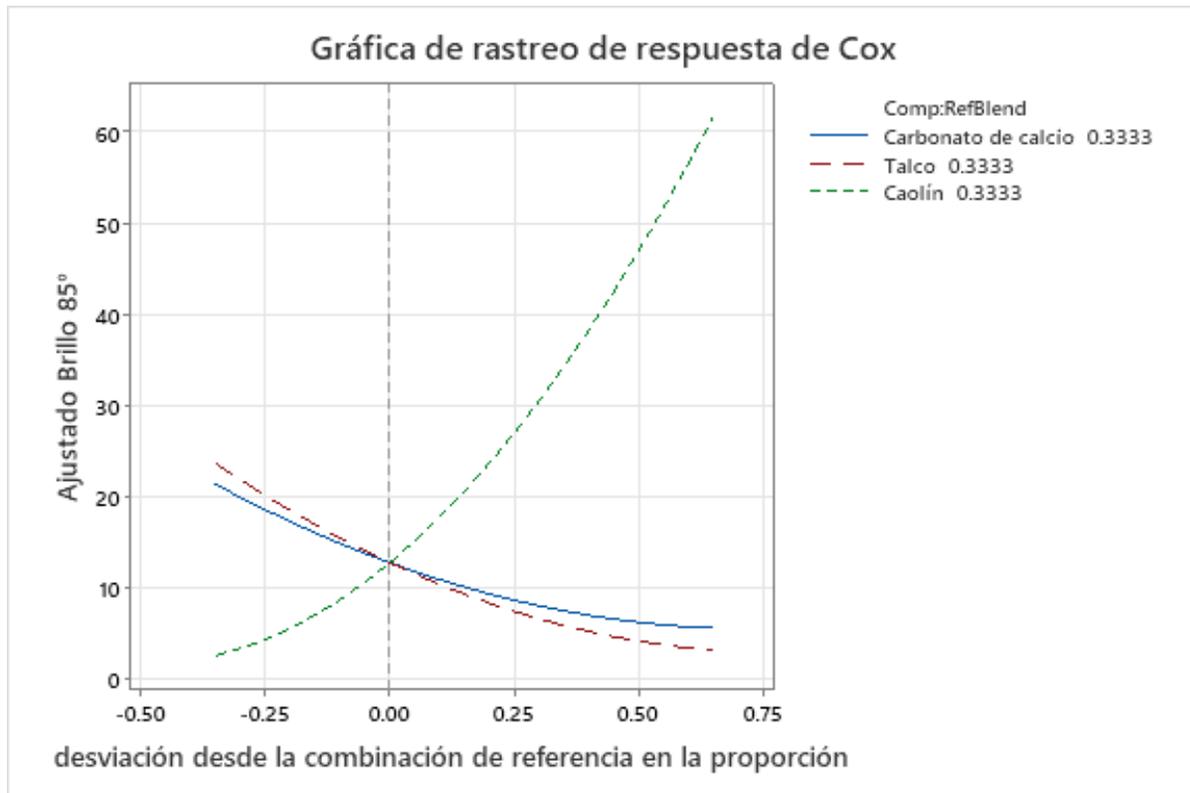


Figura 21. Efectos de los componentes de la mezcla sobre el brillo

Los gráficos de contorno y superficie de mezcla se presentan en la Figura 22 y Figura 23. Las gráficas permitieron establecer valores de respuesta deseables con la mezcla adecuada. De la Figura 22 se aprecia que para conseguir brillos menores a 10 se debería trabajar en las dos áreas de mayor intensidad de color azul.

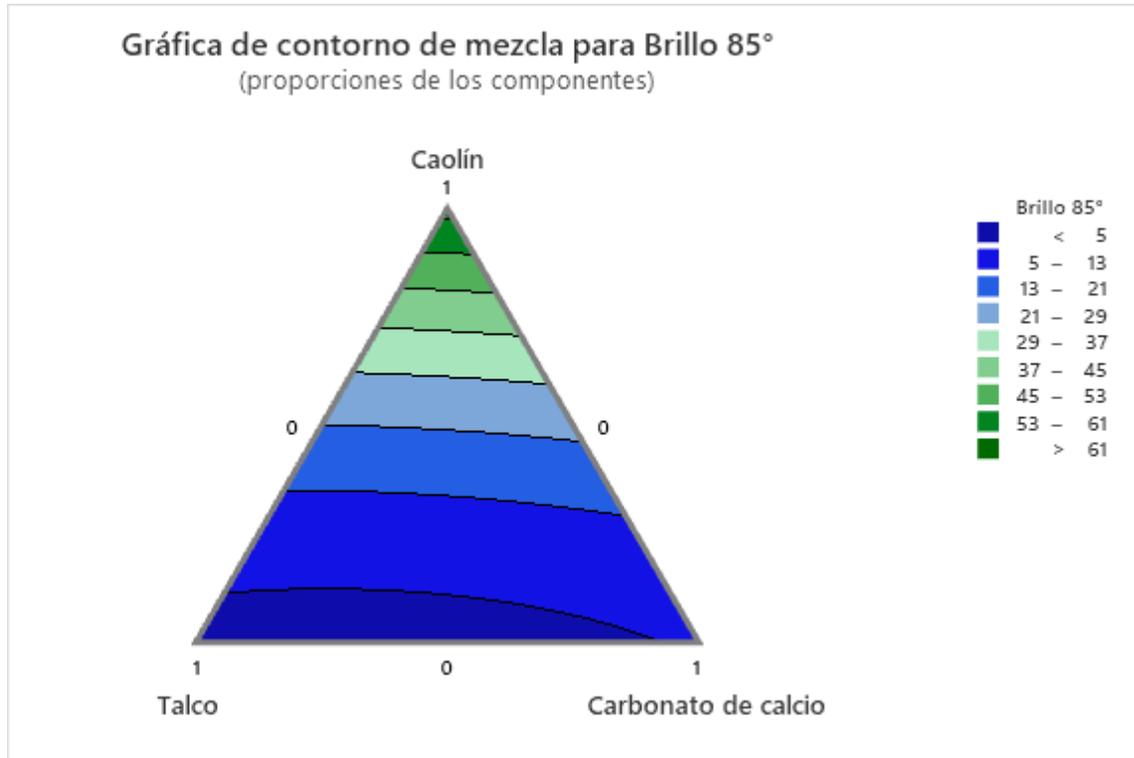


Figura 22. Contorno de mezcla para el brillo



Figura 23. Superficie de mezcla para el brillo

4.3.5 Optimización de las propiedades del recubrimiento arquitectónico

La optimización del recubrimiento arquitectónico se realizó con la ayuda del *software* Minitab, en donde se consideraron restricciones sobre cada propiedad estudiada al menor costo posible sin afectar la calidad del producto final. En la Tabla 8 se presentan los límites y valor meta que debió tener cada propiedad del recubrimiento para lograr la calidad deseada del producto.

Tabla 8. Límites requeridos de las propiedades del recubrimiento arquitectónico

Propiedad	Meta	Inferior	Objetivo	Superior
Viscosidad (KU)	Objetivo	115,0	120,0	125,0
% Relación de contraste	Máximo	98,0	99,0	100,0
% Blancura	Máximo	85,0	86,0	86,0
Brillo a 85°	Mínimo	1,0	5,0	10,0
Costo (\$/L)	Mínimo	4,4	4,4	4,6

Para la característica de viscosidad, se definió un rango permisible de 115 a 125 unidades de KU, con un objetivo específico de 120 KU. Esto se alinea con el requisito estándar para recubrimientos de este tipo. Además, se estableció que el porcentaje de relación de contraste debería ser igual o superior al 98%, se cumplió así con las especificaciones necesarias para recubrimientos similares.

En cuanto al parámetro de blancura, se determinó un valor mínimo aceptable del 84%, con un valor objetivo deseado de 86%. Esto garantiza que el recubrimiento tenga una apariencia visual adecuada en términos de sus propiedades ópticas.

En el caso del brillo, se impuso un límite superior de 10 unidades, ya que se buscaba obtener un recubrimiento mate, es decir, uno con el menor brillo posible.

Por último, se estableció un costo máximo de \$4,60 por litro para el recubrimiento. Este valor se basó en el promedio de los costos derivados de los experimentos realizados y se consideró aceptable desde el punto de vista práctico, dado que uno de los objetivos principales era minimizar los costos sin comprometer la calidad del producto. Para asegurar la exactitud del modelo y la precisión de los resultados, se realizó el ensayo experimental con la mezcla optimizada obtenida del software, las proporciones de cada componente se presentan en la Tabla 9. El ensayo experimental se realizó con una réplica y con las mismas materias primas que fueron utilizadas en toda la experimentación, bajo las mismas condiciones de fabricación.

Tabla 9. Proporciones en volumen de la mezcla optimizada para la obtención de las propiedades deseadas

Componente	Carbonato de calcio	Talco	Caolín	Total
Proporción	0,2934	0,5450	0,1616	1.00
%v/v	6,11%	11,36%	3,37%	20,84%

En la Tabla 10 se comparan los resultados de cada propiedad que se obtuvieron a través del modelo estadístico y de los ensayos experimentales realizados en el Laboratorio, el porcentaje de error fue calculado con base a la ecuación 11 (Mirabedini et al., 2012, p.558).

$$\% \text{ error} = \frac{|\text{experimental} - \text{modelo}|}{\text{experimental}} \quad [11]$$

Tabla 10. % Error de la optimización de las propiedades del recubrimiento arquitectónico

Propiedad	Viscosidad (KU)	% Relación de contraste	% Blancura	Brillo	Costo (\$/L)
Modelo	122,12	98,22	85,54	6,10	-
Experimental	121,20	98,25	84,60	4,95	4,52
% Error	0,76%	0,04%	1,12%	23,21%	-

De los resultados de la optimización de las propiedades del recubrimiento arquitectónico se concluye que la predicción a través de los modelos estadísticos para las propiedades de interés se cumple, con errores muy pequeños y una precisión aceptable. El error referente al brillo tiene un valor más alto, sin embargo, se logró el objetivo de conseguir un brillo igual a cinco, la diferencia entre el valor predicho y el experimental para el brillo fue de uno aproximadamente, lo que para fines prácticos cumple con lo requerido para esta propiedad.

5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

Mediante la aplicación de la etapa planificar en el ciclo PHVA se obtuvo un plan experimental efectivo y detallado que permitió identificar las propiedades de interés y los componentes más influyentes en la mezcla de pintura arquitectónica.

La etapa hacer del ciclo PHVA fue esencial para llevar a cabo las corridas experimentales de forma efectiva para recopilar datos de manera precisa y consistente que permitió una comprensión completa de cómo los cambios en los componentes influyen en las variables de respuesta.

Los datos experimentales de las propiedades viscosidad, porcentaje de blancura y brillo fueron ajustados a un modelo cuadrático mientras que el porcentaje de relación de contraste se ajustó a un modelo cúbico especial.

La mezcla óptima que permitió alcanzar las propiedades deseadas estuvo compuesta en una relación en volumen por 6,11% de carbonato de calcio, 11,36% de talco y 3,37% de caolín.

Los valores previstos por el modelo estadístico para viscosidad, porcentaje de relación de contraste, porcentaje de blancura y brillo fueron de 122,12 KU, 98,22%, 85,54% y 6,10, en contraste con los valores experimentales de 121.20 KU, 98.25 %, 84,60% y 4,95, respectivamente.

Los porcentajes de error obtenidos de la comparación de los resultados del modelo estadístico y del ensayo experimental para las propiedades de interés viscosidad, porcentaje de relación de contraste, porcentaje de blancura y brillo fueron 0.76%, 0.04%, 1.12% y 23.21% respectivamente.

5.2 RECOMENDACIONES

Utilizar otras metodologías de mejora continua como la DMAIC en el contexto del diseño de experimentos de mezclas.

Profundizar los resultados de esta investigación con el estudio de más componentes de entrada y otras propiedades en recubrimientos arquitectónicos.

Estudiar otros tipos de mezclas industriales con la incorporación de variables de proceso.

Implementar el uso del diseño de experimentos con el uso del ciclo PHVA de mezclas en las industrias de recubrimientos para la optimización de sus productos.

6 REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abu, J. B., Abdulsalam, S., & Mohammed, J. (2022). *Production and optimization of pigments and binder in low-cost emulsion house paint using response surface methodology*. *Nigerian Journal of Tropical Engineering*, 16, 26-38. <https://doi.org/10.59081/njte.16.1.003>
- American Society for Testing and Materials D523 – 14. (2018). *Standard Test Method for Specular Gloss*.
- American Society for Testing and Materials D562 – 10. (2023). *Standard Test Method for Consistency of Paints Measuring Krebs Unit (KU) Viscosity Using a Stormer-Type Viscometer*.
- American Society for Testing and Materials D2805 – 11. (2023). *Standard Test Method for Hiding Power of Paints by Reflectometry*. <https://www.astm.org/d2805-11r18.html>
- American Society for Testing and Materials E313 – 20. (2020). *Standard Practice for Calculating Yellowness and Whiteness Indices from Instrumentally Measured Color Coordinates*. <https://www.astm.org/e0313-20.html>
- Caldwell, R. (2012). *Applying Statistical Design of Experiments to VAE-Based Coatings Development | 2012-02-01 | PCI Magazine*. Paint & Coating Industry. <https://www.pcimag.com/articles/96044-applying-statistical-design-of-experiments-to-vae-based-coatings-development->
- Calvo, J. (2009). *Pinturas y recubrimientos.: Introducción a su tecnología*. Ediciones Díaz de Santos.
- Ciullo, P. A. (1996). *Industrial minerals and their uses: A handbook and formulary*. Noyes Publications. <http://site.ebrary.com/id/10265728>
- Cornell, J. A. (2011). *A Primer on Experiments with Mixtures*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9780470907443.fmatter>
- Costa, N. R. P., Pires, A. R., & Ribeiro, C. O. (2006). *Guidelines to help practitioners of design of experiments*. *The TQM Magazine*, 18(4), 386-399. <https://doi.org/10.1108/09544780610671057>
- Eriksson, L., Johansson, E., & Wikström, C. (1998). *Mixture design—Design generation, PLS analysis, and model usage*. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 43(1), 1-24. [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(98\)00126-9](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(98)00126-9)

- Fatemi, S., Varkani, M. K., Ranjbar, Z., & Bastani, S. (2006). *Optimization of the water-based road-marking paint by experimental design, mixture method*. *Progress in Organic Coatings*, 55(4), 337-344. <https://doi.org/10.1016/j.porgcoat.2006.01.006>
- Giudice, C., & Pereyra, A. (2009). *Tecnología de pinturas y recubrimientos: Componentes, formulación, manufactura y calidad* (Primera). Edutecne. https://ri.conicet.gov.ar/bitstream/handle/11336/151137/CONICET_Digital_Nro.f7b5f952-494e-4d30-9c15-bb40589e5979_B.pdf?sequence=5&isAllowed=y
- Gutierrez, H. (2010). *Calidad Total y Productividad* (Tercera). MCGRAW-HILL.
- Gutiérrez, H., & De la Vara, R. (2012). *Análisis y diseño de experimentos* (Tercera). MCGRAW-HILL.
- Hadizadeh, E., Pazokifard, S., Mirabedini, M., & Ashrafian, H. (2020). *Optimizing practical properties of MMA-based cold plastic road marking paints using mixture experimental design*. *Progress in Organic Coatings*, 147. <https://doi.org/10.1016/j.porgcoat.2020.105784>
- Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). *Metodología de la investigación* (Sexta). Mc Graw Hill;
- Isniah, S., Hardi Purba, H., & Debora, F. (2020). *Plan do check action (PDCA) method: Literature review and research issues | Jurnal Sistem dan Manajemen Industri*. <https://e-jurnal.lppmunsera.org/index.php/JSMI/article/view/2186>
- Karakaş, F., Vaziri Hassas, B., & Çelik, M. S. (2015). *Effect of precipitated calcium carbonate additions on waterborne paints at different pigment volume concentrations*. *Progress in Organic Coatings*, 83, 64-70. <https://doi.org/10.1016/j.porgcoat.2015.02.003>
- Lodgaard, E., & Aasland, K. E. (2011). *An examination of the application of plan-do-check-act cycle in product development*. *DS 68-10: Proceedings of the 18th International Conference on Engineering Design (ICED 11), Impacting Society through Engineering Design, Vol. 10: Design Methods and Tools Pt. 2, Lyngby/Copenhagen, Denmark, 15.-19.08.2011*, 47-55.
- McLean, R. A., & Anderson, V. L. (1966). *Extreme Vertices Design of Mixture Experiments*. *Technometrics*. <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00401706.1966.10490377>
- Mirabedini, S. M., Jamali, S. S., Haghayegh, M., Sharifi, M., Mirabedini, A. S., & Hashemi-Nasab, R. (2012). *Application of mixture experimental design to optimize formulation and performance of thermoplastic road markings*. *Progress*

in *Organic Coatings*, 75(4), 549-559.
<https://doi.org/10.1016/j.porgcoat.2012.05.012>

Montgomery, D. C. (2013). *Design and analysis of experiments* (Eighth edition). John Wiley & Sons, Inc.

Nunna, V., Hapugoda, S., Eswarappa, S. G., Raparla, S. K., Kumar, R., & Nanda, N. K. (2019). *Beneficiation of Low-grade Iron Ore Fines by Using a Circulating-type Air Classifier*. *Mineral Processing and Extractive Metallurgy Review*, 40(5), 356-367. <https://doi.org/10.1080/08827508.2019.1635468>

Organización Internacional de Normalización. (2015). *ISO 9000*. <https://www.iso.org/obp/ui/es/#iso:std:iso:9000:ed-4:v1:es>

Ortega, D. C., Bustamante Rúa, M. O., Gutiérrez-Rôa, D. F., & Correa-Espinal, A. A. (2015). *Mixture experiments in industrial formulations*. *DYNA*, 82(189), 149-156. <https://doi.org/10.15446/dyna.v82n189.42785>

Palma, R. P. (2022). *Análisis crítico del coeficiente de determinación (R²), como indicador de la calidad de modelos lineales y no lineales*. *Matemática*, 20(2), Article 2. <http://www.revistas.espol.edu.ec/index.php/matematica/article/view/1037>

Patel, P., & Deshpande, V. (2017). *Application Of Plan-Do-Check-Act Cycle For Quality And Productivity Improvement—A Review*. 5(1), 5.

Pulido, H. G. (2010). *Calidad total y productividad* (Tercera). McGraw-Hill Interamericana.

Rössler, A. (2014). *Design of Experiments for Coatings*. Vincentz Network.

Ruszala, M., Rowson, N., Grover, L., & Choudhery, R. (2015). *Low Carbon Footprint TiO₂ Substitutes in Paint: A Review*. *International Journal of Chemical Engineering and Applications*, 6, 331-340. <https://doi.org/10.7763/IJCEA.2015.V6.505>

Sevilla, F., Muñoz, J. L., Pérez, J. A., & Paricaguán, B. M. (2018). *Reformulación de pintura látex clase A mate de uso exterior, mediante la sustitución parcial del dióxido de titanio por nuevos exténderes*. *Revista INGENIERÍA UC*, 25(3). <https://www.redalyc.org/journal/707/70757670011/>

Taheri, M. (2022). *Techno-economical aspects of electrocoagulation optimization in three acid azo dyes' removal comparison*. *Cleaner Chemical Engineering*, 2, 100007. <https://doi.org/10.1016/j.clce.2022.100007>

Voinovich, D., Campisi, B., & Phan-Tan-Luu, R. (2010). *Experimental Design for Mixture Studies*. *Comprehensive Chemometrics*, 13, 391-452. <https://doi.org/10.1016/B978-044452701-1.00084-3>

Yoshiara, L., Madeira, T., Delaroza, F., Da Silva, J., & Ida, E. (2012). *Optimization of soy isoflavone extraction with different solvents using the simplex-centroid mixture design*. *International journal of food sciences and nutrition*, 63. <https://doi.org/10.3109/09637486.2012.690026>

ANEXOS

A continuación, se presentan las tablas para cada propiedad en donde contienen los valores predichos por cada modelo y sus valores residuales. Todos los residuos presentaron valores entre el rango de ± 2 , lo cual garantizó la no existencia de datos atípicos.

Tabla 11. Ajustes y diagnósticos para el modelo de regresión de la propiedad viscosidad

Observación	Viscosidad	Ajuste	EE de ajuste	Residuo	Residuo estandarizado
1	119,500	119,523	0,274	-0,023	-0,03
2	125,500	125,701	0,431	-0,201	-0,34
3	123,400	122,927	0,496	0,473	0,89
4	120,200	119,523	0,274	0,677	1,00
5	126,300	125,701	0,431	0,599	1,02
6	123,300	124,046	0,248	-0,746	-1,09
7	126,000	125,896	0,443	0,104	0,18
8	112,000	113,150	0,443	-1,150	-1,99
9	118,800	117,833	0,248	0,967	1,41
10	121,900	122,016	0,230	-0,116	-0,17
11	120,200	119,806	0,431	0,394	0,67
12	117,000	117,833	0,248	-0,833	-1,21
13	122,800	122,927	0,496	-0,127	-0,24
14	125,600	125,896	0,443	-0,296	-0,51
15	124,000	124,046	0,248	-0,046	-0,07
16	122,300	123,151	0,258	-0,851	-1,25
17	113,800	113,150	0,443	0,650	1,12
18	122,700	123,151	0,258	-0,451	-0,66
19	123,300	122,016	0,230	1,284	1,86
20	119,500	119,806	0,431	-0,306	-0,52

Nota: *EE ajuste: error estándar de ajuste

Tabla 12. Ajustes y diagnósticos para el modelo de regresión de la propiedad porcentaje de relación de contraste

Observación	% Relación de contraste	Ajuste	EE de ajuste	Residuo	Residuo estandarizado
1	98,8000	98,7810	0,0877	0,0190	0,20
2	99,2000	99,1265	0,0877	0,0735	0,77
3	97,7000	97,7837	0,0884	-0,0837	-0,89
4	98,8000	98,7810	0,0877	0,0190	0,20
5	99,1000	99,1265	0,0877	-0,0265	-0,28
6	99,3000	99,4570	0,0482	-0,1570	-1,31
7	99,4000	99,3928	0,0884	0,0072	0,08
8	95,5000	95,6882	0,0884	-0,1882	-1,99
9	97,6000	97,5206	0,0482	0,0794	0,66
10	98,8000	98,7941	0,0710	0,0059	0,05
11	96,9000	97,0219	0,0877	-0,1219	-1,28
12	97,7000	97,5206	0,0482	0,1794	1,50
13	97,8000	97,7837	0,0884	0,0163	0,17
14	99,5000	99,3928	0,0884	0,1072	1,14
15	99,3000	99,4570	0,0482	-0,1570	-1,31
16	98,4000	98,3342	0,0482	0,0658	0,55
17	95,8000	95,6882	0,0884	0,1118	1,18
18	98,5000	98,3342	0,0482	0,1658	1,38
19	98,7000	98,7941	0,0710	-0,0941	-0,87
20	97,0000	97,0219	0,0877	-0,0219	-0,23

Nota: *EE ajuste: error estándar de ajuste

Tabla 13. Ajustes y diagnósticos para el modelo de regresión de la propiedad porcentaje de blancura

Observación	% Blancura	Ajuste	EE de ajuste	Residuo	Residuo estandarizado
1	84,340	84,864	0,216	-0,524	-1,72
2	85,130	85,236	0,131	-0,106	-0,30
3	86,180	86,415	0,195	-0,235	-0,74
4	85,130	84,864	0,216	0,266	0,87
5	85,670	85,236	0,131	0,434	1,24
6	84,490	84,796	0,127	-0,306	-0,87
7	83,750	84,057	0,226	-0,307	-1,03
8	83,720	84,277	0,226	-0,557	-1,87
9	84,730	84,906	0,127	-0,176	-0,50
10	85,180	85,226	0,102	-0,046	-0,13
11	85,090	85,346	0,131	-0,256	-0,73
12	85,480	84,906	0,127	0,574	1,63
13	86,110	86,415	0,195	-0,305	-0,96
14	84,300	84,057	0,226	0,243	0,82
15	84,730	84,796	0,127	-0,066	-0,19
16	85,690	85,743	0,121	-0,053	-0,15
17	84,540	84,277	0,226	0,263	0,89
18	86,100	85,743	0,121	0,357	1,01
19	85,750	85,226	0,102	0,524	1,46
20	85,620	85,346	0,131	0,274	0,78

Nota: *EE ajuste: error estándar de ajuste

Tabla 14. Ajustes y diagnósticos para el modelo de regresión de la propiedad brillo

Observación	Brillo	Ajuste	EE de ajuste	Residuo	Residuo estandarizado
1	23,900	23,083	0,504	0,817	1,24
2	21,900	20,897	0,504	1,003	1,52
3	3,000	3,143	0,567	-0,143	-0,24
4	22,500	23,083	0,504	-0,583	-0,88
5	20,600	20,897	0,504	-0,297	-0,45
6	33,500	33,000	0,294	0,500	0,64
7	62,500	63,475	0,567	-0,975	-1,60
8	5,400	5,579	0,567	-0,179	-0,30
9	7,500	7,686	0,294	-0,186	-0,24
10	12,400	12,792	0,294	-0,392	-0,50
11	3,600	2,851	0,504	0,749	1,13
12	7,800	7,686	0,294	0,114	0,15
13	3,600	3,143	0,567	0,457	0,75
14	63,700	63,475	0,567	0,225	0,37
15	34,200	33,000	0,294	1,200	1,54
16	5,900	6,145	0,294	-0,245	-0,32
17	5,600	5,579	0,567	0,021	0,03
18	4,900	6,145	0,294	-1,245	-1,60
19	11,400	12,792	0,294	-1,392	-1,79
20	3,400	2,851	0,504	0,549	0,83

Nota: *EE ajuste: error estándar de ajuste