

## **Aplicación de diseño de experimentos para el análisis de secado de un producto (Experiment design application for analysis of the drying a product)**

**Juan Baldemar Garza Villegas**

Universidad de Monterrey, Av. Ignacio Morones Prieto 4500 Pte., 66238  
San Pedro Garza García, N.L. México.  
Email: jbg.villegas@hotmail.com

**Keywords:** design of experiments, drying a product, full factorial design

**Abstract.** The article presents a study of the painting of a product, to determine which factor levels minimizing waiting time for complete drying. An experiment was performed on 3 factors factorial with 2 levels each, the factors used were glaze type used (standard or quick-drying), drying method (with or without cold water) and the number of layers that apply (1 or 2 layers). 3 replicates were performed to remove ambiguities in the responses. In short, the paper presents the best combination of factor levels for painting product, that combination is malleable as to whether there is some level unchangeable in the process of painting.

**Palabras clave:** diseño de experimentos, diseño factorial completo, secado de un producto

**Resumen.** El artículo expone un estudio realizado sobre el pintado de un producto, para determinar en qué niveles de los factores se minimiza el tiempo de espera para el secado total. Se realizó un experimento factorial completo de 3 factores con 2 niveles cada uno, los factores que se utilizaron fueron tipo de pintura-esmalte a utilizar (estándar o de secado rápido), el método de secado (con o sin agua fría) y la cantidad de capas que se aplican (1 o 2 capas). Se realizaron 3 réplicas para quitar ambigüedades en las respuestas. En síntesis el trabajo presenta la mejor combinación de los niveles de los factores para el pintado del producto, dicha combinación es maleable con respecto a si existe algún nivel inmodificable en el proceso del pintado.

## Introducción

El diseño de experimentos se puede definir como un conjunto de métodos que se utilizan para manipular un proceso con el fin de obtener información de cómo mejorarlo (Sanchez, 2009). De acuerdo con Abel Díaz en su libro *Diseño estadístico de experimentos* el diseño de experimentos es una técnica que se debe incorporar al proceso investigativo (Díaz, 2009).

De acuerdo con Gerardo Sánchez, el diseño de experimentos es la aplicación del método científico para generar conocimiento acerca de un sistema o proceso. Para que se lleve a cabo se debe de planear un conjunto de pruebas experimentales donde los datos puedan ser analizados estadísticamente y así obtener conclusiones objetivas (Sanchez, 2009).

## Marco teórico

El diseño de experimentos permite analizar datos mediante modelos estadísticos para observar la interacción entre las variables independientes y como afectan a la variable dependiente. Montgomery (2001) establece que la importancia del diseño de experimentos recae en la necesidad que tienen las empresas de contar con procesos óptimos con la menor variabilidad para incrementar la calidad en sus productos o servicios.

Esta metodología está basada en la experimentación. Al momento de realizar estos experimentos se debe de obtener réplicas y aleatorizar los datos. Mediante las réplicas se obtiene una estimación del error experimental, por lo que entre mayor sea el número de réplicas, menor será este error experimental, siempre y cuando los experimentos se den en las mismas condiciones. La aleatorización durante la realización del experimento es esencial para evitar la dependencia entre las muestras y asegurar que los resultados sean realmente causados por las variables dependientes y no por el experimentador.

Todo el experimento que se redacta a continuación fue realizado en el software Minitab en su versión 16. Minitab Statistical Software, según el grupo Gaiabit fue desarrollado originalmente en 1972 por tres profesores de estadística de la Universidad Penn State, lo que buscaban era incorporar el uso de computadoras en la enseñanza de los cursos universitarios de estadística, pues los estudiantes seguían utilizando calculadoras para

cálculos estadísticos extenuantes. Minitab ha ido evolucionado debido a la demanda de los clientes y del mercado, se ha adicionado con muchas características y herramientas de calidad nuevas, lo que se ha buscado es desarrollar un producto fácil de usar. Entre éstas herramientas que se tienen y la que se utilizará para éste experimento es DOE (Diseño de Experimentos) en su rama de Experimento factorial completo.

Para comenzar el experimento se debe identificar las variables independientes y la variable dependiente. Las variables independientes (X) son las que puedan generar variabilidad en la respuesta. La variable dependiente (Y) es aquella que podrá ser afectada por las variables independientes identificadas. Existen también variables de ruido que son aquellas que puedan afectar a la variable dependiente pero que no pueden ser controladas por el experimentador.

El experimento factorial permite observar el efecto que tiene cada variable independiente sobre la variable dependiente, así como el efecto que tienen las interacciones entre estas variables. Se deben definir los factores y niveles del experimento. Un factor es cualquier influencia que pueda afectar a la variable de respuesta y que sea controlada por el experimentador. Los niveles son las categorías o intensidades que tiene cada factor previamente establecido.

En un diseño factorial es necesario al menos dos réplicas para poder analizar las observaciones de los efectos principales y las interacciones, de esta forma se pueden probar las hipótesis que se formularon previamente. Para poder resolver problemas de este tipo utilizamos el modelo de análisis de varianza (ANOVA) que se explicará más adelante.

Un caso especial y de gran valor dentro de los diseños factoriales es el diseño factorial  $2^k$  en donde puede haber  $n$  factores pero cada uno de ellos y solo cuenta con 2 niveles (para fines prácticos se pueden nombrar dichos niveles como alto y bajo). Los pasos a seguir para el análisis de un diseño factorial  $2^k$  son:

1. Estimar los efectos de los factores
2. Formar el modelo inicial
3. Realizar las pruebas estadísticas
4. Refinar el modelo
5. Analizar los residuales
6. Interpretar los resultados (Montgomery, 2001, p.242).

El diseño factorial  $2^k$  es muy útil cuando se tienen hasta tres factores, pero que ocurre cuando se tienen más de tres factores a considerar. Para dichos análisis utilizamos una variación del diseño factorial  $2^k$  conocido como diseño factorial fraccional o fraccionado; esto es debido a que el número de posibles combinaciones de los factores en alto y bajo sobrepasan a los experimentadores, es decir, los resultados de las pruebas de efecto principal asociadas a los resultados de interacción de los factores son demasiados en una réplica del experimento y es por eso que deben fraccionarse (Montgomery, 2001, p.326).

La herramienta de ANOVA, es decir el análisis de la varianza, para el cual lo primero que se debe de realizar es verificar que los datos obtenidos se comporten como normales, es decir que la variable respuesta se comporte normal, dicha herramienta es útil para saber cuáles variables son significativas en el experimento y cuáles no. Esta prueba se realiza bajo el supuesto de que los datos están distribuidos normalmente. Si P-value es menor a 0.05 con un nivel de confianza del 95%, entonces los datos son significativos. Si algún factor no es significativo según éste análisis, la mejor opción es quitarlo y volver a analizar la significancia del modelo. El mismo programa analiza la significancia de las interacciones, por lo que los factores con sus interacciones van de la mano, si el factor no es significativo pero su interacción lo es, el factor se queda, al contrario que si el factor es significativo pero ninguna de sus interacciones, dichas interacciones se pueden eliminar.

La gráfica de efectos principales, nos indica la respuesta media de cada nivel del factor conectado por una línea. Con esta gráfica nos podemos dar cuenta si se cuenta o no con un efecto en la variable. Entre más inclinada se encuentre la línea quiere decir que se tiene una mayor magnitud en el efecto principal.

Cabe mencionar que debido a que los niveles son discretos (debido a que no existen medidas entre ellos), el programa utilizado antes descrito, no permite que se utilicen algunas herramientas tales como la gráfica de cubo y el optimizador de respuesta, puesto que el resultado que te brinda sería si los datos se pudieran ajustar, lo cual con datos discretos no es posible.

Al realizar un Diseño factorial completo parte importante de lo que arroja el software a utilizar (Minitab 16) es la R cuadrada, o la R cuadrada ajustada el cual indica en porcentaje la variabilidad de los valores de Y

(respuesta) que pueden ser explicadas en función de la variabilidad de los valores de  $X$  (factores), es un indicador que nos permite saber si el modelo que estamos usando es el adecuado, existen varias reglas para determinar si el porcentaje que se presenta es el adecuado, es alto o es bajo.

Según Yamane, T. (1974) una  $R$  cuadrada a partir de 70 por ciento es un modelo que funciona bien, pero aún puede mejorar, a partir de 80 por ciento es un modelo excelente, si se llega a un 95 por ciento es un gran logro pero a partir del 95 por ciento hasta el 100% de la explicación seguramente se está mintiendo o hay algún error. Autores como Atencio-Valladares, O. nombran que a partir que la  $R$  cuadrada denota más de 50 por ciento de explicación a un funcionamiento de algún sistema o problema ya debe de tomarse en cuenta dichos factores ( $X$ ) para explicar la respuesta ( $Y$ ) pues ya está explicando más de la mitad de la variación. Es importante el saber que la  $R$  cuadrada ajustada se utiliza cuando se tienen 3 o más factores que expliquen la variable respuesta.

A continuación se mencionan algunos ejemplos de la utilización de estos métodos de diseño de experimentos que han sido aplicados en la industria.

Un ejemplo de la utilización del diseño factorial completo  $2^3$  se dio en una empresa dedicada a la producción de moldes de inyección de plástico, dentro de este experimento se utilizaron tres factores, estos factores fueron velocidad de inyección, tiempo y presión de gas, después de varias réplicas del experimento se logró el objetivo deseado que era la reducción en la cantidad de piezas con hundimiento. Todo esto se llevó a cabo con los pasos anteriormente mencionado, en primera instancia ver que se tenía un problema con los moldes y que existe la posibilidad de optimizar dicho sistema, posteriormente conociendo los factores estimar los efectos de los mismos para de esta manera poder realizar varias réplicas del experimento, analizar los resultados e implementar las mejoras para la optimización (Olmos, 2007).

Otro ejemplo que podemos encontrar se dio en una empresa dedicada a la fundición automotriz, misma que implemento el DOE ya que deseaba reducir el porcentaje de blocks y cabezas de hierro rechazados. Utilizaron un diseño factorial  $2^3$  y los factores utilizados fueron compactabilidad, resistencia a la tensión y el tipo de arcilla en sus moldes de fundición.

La implementación posterior al análisis dio como resultado la reducción en el rechazo de los moldes casi en un 50% ya que antes de desarrollar dicho análisis el rechazo de las piezas era de un 2.3% y al finalizar el experimento fue de 1.6% (Zertuche, et al, 2011).

Ahora bien, un ejemplo del diseño factorial fraccionado se dio en una empresa del sector automotriz en donde se tiene un porcentaje demasiado elevado de autos con defectos de porosidad en el cordón de soldadura, esto afecta en pérdidas para la empresa ya que los vehículos con defecto deben ser trabajados fuera del área de producción aunado al costo por default que producen los defectos.

Para poder llevar a cabo este experimento se formó un grupo de trabajo, el cual realizó una lluvia de ideas y después de agruparlas lograron sintetizarlas en cuatro factores primarios para comenzar con la experimentación. Posterior a esto se revisan los resultados de los experimentos y se hace un análisis e interpretación de los mismos, para finalmente realizar un análisis de varianza (ANOVA) y poder llegar a los objetivos planteados al inicio de la experimentación (Tanco, 2008).

Hoy en día este método no solamente se aplica a la industria, sino que cada vez es más común verlo en las ciencias sociales. El diseño experimental en las ciencias sociales hasta hace algunos años se asociaba generalmente con los experimentos de campo o diseños cuasi experimentales, sin embargo el diseño factorial se ha vuelto una opción en este campo, ya que como se mencionó anteriormente una de sus principales ventajas es el análisis de múltiples factores sobre el resultado del experimento, dicho análisis no solo muestra cómo afecta cada factor a la problemática expuesta; sino que muestra todas las posibles interacciones de los niveles de cada factor para poder llegar al resultado deseado.

Un ejemplo de la utilización de diseño factorial en las ciencias sociales se llevó a cabo en la Universidad de Valencia donde se dieron cuenta que el proceso de enseñanza-aprendizaje se dificultaba en los alumnos dentro de la materia Estadística II, el experimento buscaba optimizar el rendimiento académico de los estudiantes mediante una actividad voluntaria a la cual los alumnos podían o no asistir. Existían dos problemáticas muy marcadas en los estudiantes; la primera era que al no trabajar con un equipo seleccionado por ellos mismos, los resultados eran deficientes, la segunda era que una parte

fundamental del temario del curso no estaba siendo asimilada de forma correcta (López, Palací, Villanueva & Herrera, 2009).

Se utilizó un diseño  $2^3$ , los factores por los que optaron teniendo en cuenta las problemáticas anteriormente mencionadas fueron: vía de acceso (ADE, Derecho), grupo (A: bilingüe, B: español) y asistencia a la actividad (Sí, No); realizaron el análisis de los resultados mediante un ANOVA siempre teniendo en cuenta el objetivo del experimento, dicho objetivo era llegar a la condición óptima de operatividad de los alumnos determinando los efectos que los factores tenían sobre la nota del examen.

Como podemos darnos cuenta, dentro de este experimento no hay posibles réplicas del mismo, por tal motivo se utilizaron herramientas como gráfico de Daniel y el gráfico de Pareto para poder determinar el efecto de los factores. Finalmente y después del análisis pertinente del experimento la condición óptima de operatividad se daba en los alumnos que habían asistido a la actividad, pertenecían al grupo B y su vía de acceso era Derecho.

Podemos decir entonces que el diseño factorial cada vez es más utilizado no solo en la industria sino que también da excelentes resultados en el ámbito de las ciencias sociales.

## Métodos

El experimento factorial presentado en esta investigación es factorial completo con 3 factores y 2 niveles. Se realizaron 3 réplicas, dando un total de 24 corridas. La variable de respuesta es el tiempo de secado de la pintura. Para tener un mayor control del tiempo de secado durante la realización del experimento, se verificó cada medio minuto el avance del pintado.

Los factores en este experimento son el tipo de pintura-esmalte, método de secado y número de capas. Los niveles para cada factor son los siguientes:

- Para el tipo de pintura son pintura normal y pintura de secado rápido.
- Para el método de secado son método de introducción con agua fría y sin agua fría.
- Para el número de capas se utilizaron una capa y dos capas.

En la Tabla 1 uno se muestra el concentrado de datos con la variable de respuesta.

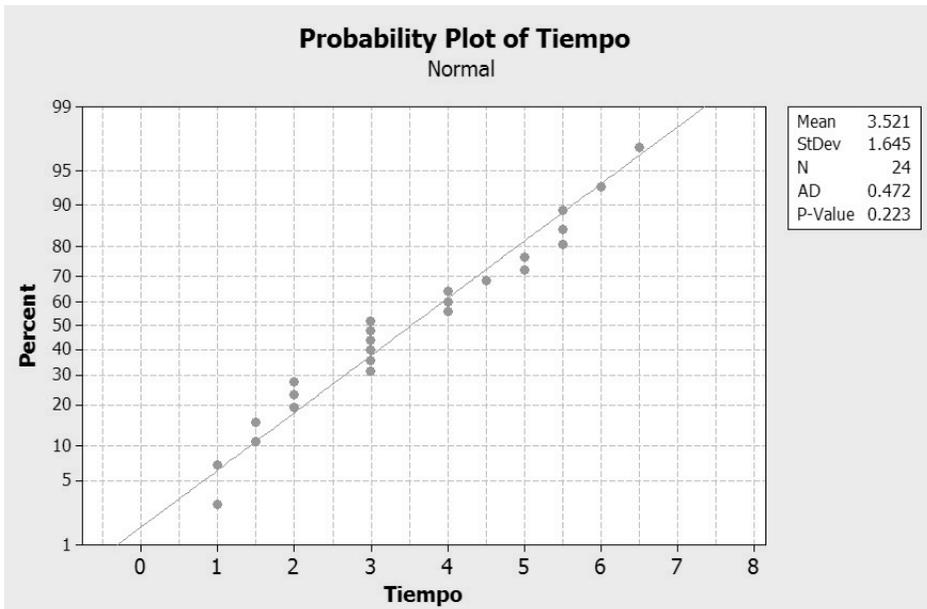
Tabla 1. *Diseño factorial completo del experimento.*

StdOrder	RunOrder	Tipo de esmalte	Método	Cantidad de capas	Tiempo (Minutos)
10	1	Normal	Con Agua	2 capas	6.5
12	2	Normal	Sin Agua	2 capas	5
4	3	Normal	Sin Agua	2 capas	5.5
24	4	Secado rápido	Sin Agua	2 capas	3
9	5	Normal	Con Agua	1 capa	4
7	6	Secado rápido	Sin Agua	1 capa	1.5
11	7	Normal	Sin Agua	1 capa	2
13	8	Secado rápido	Con Agua	1 capa	2
2	9	Normal	Con Agua	2 capas	6
15	10	Secado rápido	Sin Agua	1 capa	1
22	11	Secado rápido	Con Agua	2 capas	4
19	12	Normal	Sin Agua	1 capa	3
16	13	Secado rápido	Sin Agua	2 capas	3
8	14	Secado rápido	Sin Agua	2 capas	3
5	15	Secado rápido	Con Agua	1 capa	3
14	16	Secado rápido	Con Agua	2 capas	5
21	17	Secado rápido	Con Agua	1 capa	3
6	18	Secado rápido	Con Agua	2 capas	4.5
23	19	Secado rápido	Sin Agua	1 capa	1
20	20	Normal	Sin Agua	2 capas	5.5
18	21	Normal	Con Agua	2 capas	5.5
3	22	Normal	Sin Agua	1 capa	1.5
17	23	Normal	Con Agua	1 capa	2
1	24	Normal	Con Agua	1 capa	4

Fuente: Elaboración propia utilizando el software Minitab 16.

Para poder realizar el ANOVA, se verificó la normalidad de los datos de la variable de respuesta, como se muestra en la Figura 1. La regla de decisión para la normalidad es que si p-value es mayor a 0.05 con un nivel de confianza del 95%, entonces los datos son normales. En este caso el p-value es de 0.223, por lo que se concluye que los datos son normales y la evaluación de ANOVA es factible.

Figura 1: Normalidad de la variable respuesta

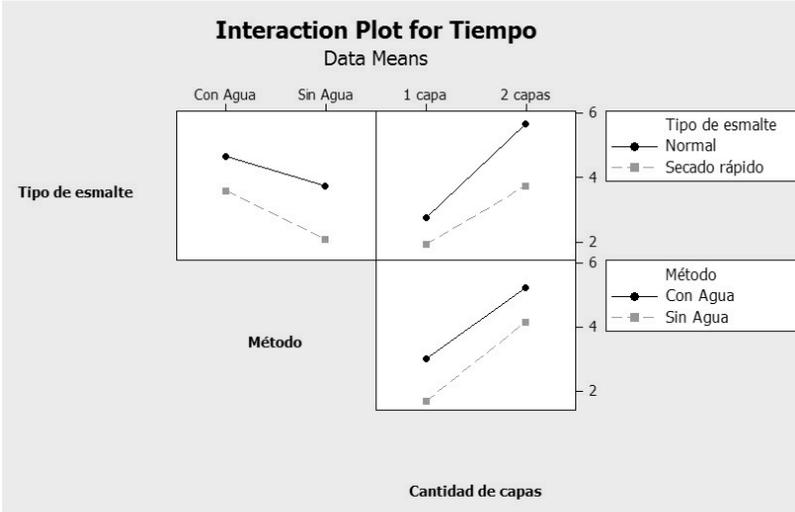


Fuente: Elaboración propia utilizando el software Minitab 16.

## Resultados

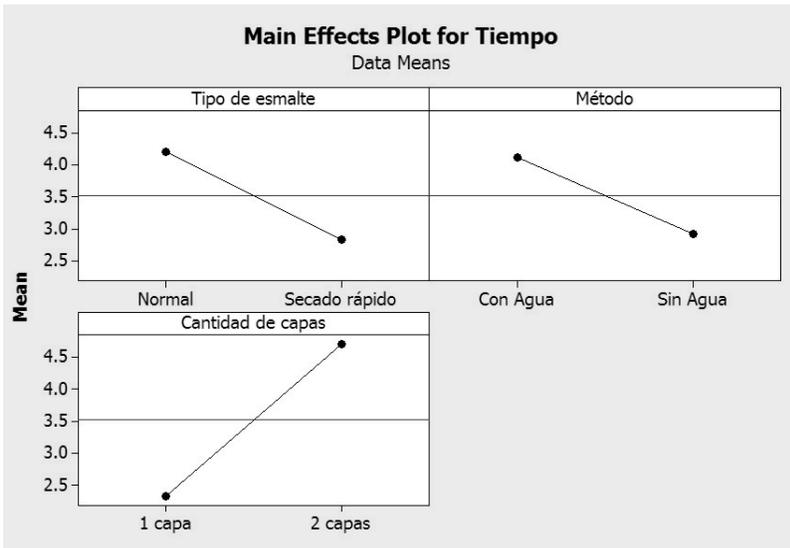
En base a la variable respuesta, que es el tiempo en el que se seca el esmalte en el producto, con sus diferentes factores y niveles (lo cual se muestra anteriormente en la Tabla 1, se realizaron las gráficas de Interacciones y de Efectos Principales las cuales se analizaron de la siguiente forma.

Figura 2: *Interacciones para tiempo*



Fuente: Elaboración propia utilizando el software Minitab 16.

Figura 3: *Efectos Principales para tiempo*



Fuente: Elaboración propia utilizando el software Minitab 16.

Al analizar las gráficas anteriores, vemos que ningún factor presenta alguna interacción; se puede decir que el gap del tipo de pintura-esmalte y la cantidad de capas que se apliquen aumenta según la cantidad de pintura aplicada en cada capa, por lo que si se ponen más capas será mayor su gap.

Tabla 2: *Resultados de ANOVA*

Fuente	P
Tipo de pintura-esmalte	0.000
Método	0.000
Cantidad de capas	0.000
Tipo de pintura-esmalte*Método	0.254
Tipo de pintura-esmalte*Cantidad de capas	0.043
Método*Cantidad de capas	0.619
Tipo de pintura-esmalte*Método*Cantidad de capas	0.619

Fuente: Elaboración propia utilizando el software Minitab 16.

### Análisis de datos

- *Factor: Tipo de pintura-esmalte.* Con un 95% de confiabilidad, se concluye que el tipo de pintura-esmalte es una variable significativa ya que tiene un P-Value igual a 0.
- *Factor: Método.* Con un 95% de confiabilidad, se concluye que el método es una variable significativa ya que tiene un P-Value igual a 0.
- *Factor: Cantidad de capas.* Con un 95% de confiabilidad, se concluye que la cantidad de capas es una variable significativa ya que tiene un P-Value igual a 0.
- *Factor: Tipo de pintura-esmalte\*Método.* Con un 95% de confiabilidad, se puede decir que la interacción de tipo de pintura-esmalte\*método no es significativa ya que se tiene un P-Value  $0.254 > 0.05$ .
- *Factor: Tipo de pintura-esmalte\*Cantidad de capas.* Con un 95% de confiabilidad, se puede decir que la interacción de tipo de esmalte\*cantidad de capas es significativa ya que se tiene un P-Value  $0.043 < 0.05$ .

- *Factor: Método\*Cantidad de capas.* Con un 95% de confiabilidad, se puede decir que la interacción de método\*cantidad de capas no es significativa ya que se tiene un P-Value  $0.619 > 0.05$ .
- *Factor: Tipo de pintura-esmalte\*Método\*Cantidad de capas.* Con un 95% de confiabilidad, al ver el resultado de la interacción de los tres factores tipo de pintura-esmalte\*método\*cantidad de capas, se puede decir que no es significativa ya que tiene un P-Value  $0.619 > 0.05$ .

## Discusión

Para llevar a cabo este experimento se siguió la metodología de diseño de experimentos que consiste en 7 pasos. A continuación se describen los pasos que se utilizaron para llevar a cabo el experimento.

1. Identificación y Enunciación del Problema.
2. Elección de los factores, niveles y riesgos.
3. Selección de las variables de respuesta
4. Elección del diseño experimental.
5. Realización del experimento
6. Análisis Estadístico de los datos.
7. Conclusiones y recomendaciones.

Antes de realizar este experimento, se tenían varios supuestos, como por ejemplo se quería verificar si la pintura-esmalte de secado rápido efectivamente sería más rápida para el secado, también se pensaba que la combinación que tendría un menor tiempo de secado de la pintura-esmalte sería la pintura-esmalte de secado rápido con una sola capa y utilizando el método en agua fría.

Después de realizar el experimento factorial completo, se conoció que los únicos factores que presentan interacción son el tipo de pintura-esmalte y la cantidad de capas que se apliquen. Además, se comprobó que la pintura-esmalte de secado rápido si seca más rápido que la pintura normal, y no es sólo un tipo de mercadotecnia para vender el producto, efectivamente cumple con su cometido, por lo que el costo por el secado rápido es viable. El método de secado utilizando agua fría resultó ser falso, ya que el experimento mostró que el tiempo fue menor cuando no se utilizó ningún

método. Como se había previsto, la pintura-esmalte secaba más rápido cuando se colocaba una sola capa.

De los factores incluidos en este experimento, todos resultaron ser significativos, y la combinación que disminuyó el tiempo de secado de la pintura fue la de la pintura-esmalte de secado rápido con una sola capa, en especial si es una pintura-esmalte de secado rápido y sin utilizar algún método de secado, contradiciendo lo que se esperaba que el método que iba a resultar ser el más eficiente era el secado con agua, ya que creíamos que era una forma muy novedosa para el secado del producto.

Los factores antes mencionados explican al experimento en un 86.53%, lo que nos da certeza que si se quiere disminuir el tiempo de secado de un producto la combinación de un esmalte de secado rápido sin agua fría y sólo una capa es la mejor solución.

## Referencias

- Atencio-Valladares, O., Huerta-Leidenz, N. & Jerez-Timaure, N. (2008). Predicción del rendimiento en cortes de carnicería de bovinos venezolanos. *Revisión Científica*, 18(6), 704-714.
- Bernal, J. J. (2012). Diseño de experimentos (DOE): Para qué sirve y cómo realizarlo. *Grupo PDCA Home*. Recuperado el 13/04/2013 de: <http://www.pdcahome.com/2117/>
- Díaz, A. (2009). *Diseño estadístico de experimentos*. Medellín: Universidad de Antioquia.
- Grupo Gaiabit (2012). *Minitab celebra 40 años facilitando el análisis de datos*. Recuperado el 27 de abril de 2013 de <http://www.gaiabit.com/minitab-celebra-40-anos-facilitando-el-analisis-de-datos/>
- ITESCAM (2011). *Estadística aplicada. Ingeniería en Industrias Alimentarias*. Instituto Tecnológico Superior de Calkiní en el Estado de Campeche. Recuperado el 27/04/2013 de [www.itescam.edu.mx/principal/sylabus/fpdb/recursos/r16747.DOC](http://www.itescam.edu.mx/principal/sylabus/fpdb/recursos/r16747.DOC)
- López M., Palací J., Villanueva G., & Herrera J. (2009). Aplicación del diseño 2k para la obtención de la condición óptima de operatividad en un experimento docente del PIE de ADE-Derecho. *II Congreso Internacional y X Seminario Iberoamericano MOTIVA*. Valencia: Universidad de Valencia, Facultad de Economía. Recuperado el 04/09/2013 de: <http://www.uv.es/motiva2/Ponencias%20Motiva2009/docs/68.pdf>
- Montgomery, D. C. (2004). *Diseño y Análisis de Experimentos*. México: Limusa Wiley.
- Olmos O. (2007). *Aplicación del Diseño de Experimentos al proceso de moldeo por inyección de plástico de la pieza fcp 52" W 70*. Tesis para obtener el título de Ingeniero Industrial por la Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, Instituto de Ciencias Básicas e Ingeniería.
- Peltier, J. (2010). *Main effects and interaction plots*. Peltier Tech Blog. Recuperado el 22/04/2013 de <http://peltiertech.com/WordPress/main-effects-and-interaction-plots/>

- Sánchez, G. (2009). *Medición del ruido en la línea de transmisión eléctrica generado por electrodomésticos, para aplicaciones de PLC*. Tesis para obtener el título de Licenciado en Ingeniería en Electrónica y Comunicaciones por la Universidad de las Américas Puebla, Escuela de Ingeniería.
- Scibilia, B. (2012). Design of Experiments: "Fractionating" and "Folding" a DOE. *The Minitab Blog*. Recuperado el 22/04/2013 de: <http://blog.minitab.com/blog/applying-statistics-in-quality-projects/design-of-experiments-fractionating-and-folding-a-doe>
- Tanco, M. & Ilzarbe, L., Viles, E. & Álvarez M. J. (2008). Aplicación del Diseño de Experimentos (DoE) para la mejora de procesos. *Memoria Investigaciones en Ingeniería*, 6, 85-95.
- Yamane, T. (1974). *Estadística*. Tercera Edición. México, D.F: Harla.
- Zertuche F., Valencia, M. & Rodríguez, R. (2011). Aplicación del diseño de experimentos utilizando análisis de varianza multivariado para la disminución de rechazo en un proceso del ramo automotriz. *Revista de la Ingeniería Industrial*, 5(1), 35-46.