

Metodología del diseño de experimentos. Estudio de caso, lanzador

Design of experiments methodology. Case study, launcher

Gorka Unzueta-Aranguren, Aitor Orue-Irasuegi, Aritz Esnaola-Arruti y José-Alberto Eguren-Egiguren
Escuela Politécnica Superior de Mondragón (España)

DOL: <http://dx.doi.org/10.6036/8687>

El dominio de la variabilidad de los procesos industriales es un elemento clave para el desarrollo eficiente y competitivo de las organizaciones. Para ello, las empresas deben conocer cuáles son los factores que más influyen en la variabilidad de sus procesos industriales, así como el nivel de influencia de cada uno de ellos [1]. En este sentido el uso de herramientas científicas de aprendizaje, que permitan disminuir y dominar la variabilidad de manera eficiente, es una necesidad para las empresas que quieren competir en el actual entorno industrial. El modelado de los procesos basado en el Diseño de Experimentos (DOE, *Design of Experiment*) permite identificar los factores significativos que afectan al proceso industrial, y el nivel en el que deben operar para su correcto funcionamiento.

El DOE es una técnica para aplicar sistemáticamente la estadística a la experimentación que permite:

- Aprender de forma científica sobre el proceso que se está investigando
- Detectar factores significativos
- Determinar si los factores interactúan
- Determinar los niveles adecuados para obtener la respuesta deseada y optimizar la(s) respuesta(s)
- Construir un modelo matemático para la predicción.

Aunque hay ejemplos de aplicación del DOE en la industria [2][3], su uso no está tan extendido, estando más limitada al ámbito de la investigación [4][5]. El principal problema no es la disponibilidad de softwares estadísticos, sino la necesidad de conocimientos para su aplicación. La complicación

principal reside en la selección del diseño experimental apropiado para ejecutar un plan experimental eficiente, y en su análisis posterior [6]. Por lo que se ha constatado la necesidad de facilitar su aplicación mediante una metodología sencilla que guíe a las organizaciones industriales en la selección de los diseños experimentales adecuados a cada caso, y en el análisis de los resultados de la experimentación.

Con el objetivo de presentar la metodología, en el presente documento se muestra el resumen del mejor trabajo realizado por ocho equipos, para mostrar cómo capacitar a los estudiantes del programa de doctorado de la Universidad de Mondragón en la adquisición de los conocimientos y habilidades necesarios en la asignatura "Técnicas experimentales". El objetivo del estudio es mostrar cómo se pueden aplicar las técnicas del DOE de una forma sencilla, estructurada y eficiente, tomando como base un proceso desarrollado por el equipo investigador, que puede servir como guía a las organizaciones industriales en la capacitación y uso de las citadas técnicas.

1.1. EL DISEÑO DE EXPERIMENTOS

El Diseño de Experimentos (DOE) surgió en el siglo XX de manos de Sir Ronald Fisher, pero la experimentación como tal está presente desde los inicios de la civilización. La experimentación consiste en identificar cómo afectan los factores de entrada (x_i) en la respuesta o salida del proceso (y). Con anterioridad al DOE, se utilizó la estrategia de un-factor-por-vez (OFAT, *One Factor At a Time*), conocida como el método científico y atribuida a Francis Bacon en el siglo XVII, aunque basada en los griegos (1600 AC).

La estrategia OFAT quedó obsoleta, cuando Sir Ronald Fisher en 1920 descubrió un método mucho más eficiente para experimentar basado en los diseños factoriales [7]. Fisher aplicó el diseño de experimentos por primera vez en Inglaterra, en la agricultura, y sus experiencias le llevaron a publicar en

1935, su libro "Design of Experiments" [8].

Las ventajas del DOE sobre el OFAT [9] son las siguientes:

- Requiere menos recursos y experimentos, para obtener la misma información.
- La estimación de los efectos de cada factor es más precisa.
- La estimación de las interacciones entre los factores se ejecuta de manera sistemática. OFAT no permite estimar las interacciones.
- La zona experimental puede ser más amplia, es posible secuenciar los experimentos permitiendo optimizar la respuesta.
- Se puede obtener un modelo del proceso estudiado.

Según Montgomery [10] ha habido cuatro etapas en el desarrollo del DOE.

La primera se inició con Fisher, siendo su característica principal la introducción sistemática del pensamiento estadístico, mediante la aplicación de diseños factoriales (matrices ortogonales) y el análisis de la varianza (ANOVA). En la década de 1930-1940, se desarrollaron los diseños factoriales fraccionados, como solución al exceso de experimentos necesarios para llevar cabo factoriales completos.

La segunda se caracteriza por el desarrollo de la metodología de superficie de respuesta (RSM, *response surface methodology*), definida Box & Wilson [11] y aplicada en el mundo industrial. Durante los siguientes años, el DOE y el RSM se extendieron a diferentes campos de aplicación, y surgieron los diseños para estimar funciones cuadráticas, tales como los diseños compuestos centrales (CCD) y diseños de Box-Behnken (BBD).

La tercera se caracteriza por la aparición de metodologías desarrolladas por los autores Taguchi y Shainin en la década de 1980. Principalmente los estudios de Taguchi [12] desarrollando la metodología de diseño robusto de parámetros (RPD), impulsaron el uso del DOE en la industria, donde la reducción de la variabilidad empezó a ser un área de estudio.

La cuarta comienza en los años 1990, con el impulso de la metodología Seis Sigma y la democratización de la estadística debida a la utilización masiva de softwares estadísticos [9]. Esto ha permitido disponer de herramientas de

desarrollo de los diseños experimentales y gráficas de análisis, que han facilitado la aplicación y la interpretación de los datos obtenidos.

1.2. CLASIFICACIÓN DE DISEÑOS EXPERIMENTALES

A continuación, se muestra la clasificación de los DOE indicando su objetivo principal.

Diseños Factoriales Completos [8]:

Los diseños factoriales completos incluyen todas las combinaciones posibles, teniendo en cuenta los niveles de cada factor, el número de experimentos necesario es el producto de la cantidad de niveles de cada factor. Habitualmente para diseñar cada tramo del plan experimental se definen 2 niveles. El objetivo principal es conocer el impacto en la respuesta de cada factor, el nivel adecuado de cada factor, y el desarrollo de un modelo del proceso.

Diseños Factoriales fraccionados [8]:

Cuando el número de factores es alto, aún experimentado en cada factor a dos niveles, el número de experimentos a realizar puede ser alto. Para reducir el número de experimentos es posible seleccionar una fracción concreta del plan experimental completo: una mitad, un cuarto, etc.

Un 2^{k-p} factorial fraccionado es un diseño que selecciona una fracción $1/2^p$ del 2^k . Estos diseños, al no tener en cuenta todas las combinaciones tienen una desventaja, los efectos e interacciones de los factores pueden confundirse.

Diseños Plackett-Burman [10]:

Son diseños ortogonales a dos niveles que pueden ser utilizados para estudiar hasta k factores, en N experimentos, siendo $k=N-1$ y N múltiplo de 4. El objetivo de estos diseños es el tamizado para encontrar los factores que realmente influyen en la respuesta del proceso.

Diseño de Superficie de respuesta [10]:

Se aplica una vez conocidos los factores experimentales que mayor impacto tienen sobre la respuesta. Estas técnicas suelen ser utilizadas para; encontrar la configuración de factores (condiciones de funcionamiento) que produzca la "mejor" respuesta, y modelar la respuesta en función de estos factores.

Diseños Taguchi [12] :

Son arreglos ortogonales para diseñar experimentos con sólo una fracción de las combinaciones factoriales completas. El objetivo principal de este tipo de diseño es la reducción de la variabilidad del proceso. Estos diseños permiten definir la configu-

ración óptima de los factores controlables para robustecer el proceso y disminuir su variabilidad.

2. METODOLOGÍA

La metodología planteada se basa en la metodología *learning by doing* [13], fundamentada en aprender haciendo y reflexionar sobre la forma de aprender. El caso desarrollado es la optimización de la distancia de lanzamiento utilizando un lanzador fabricado con pinzas. Es una idea original, aunque está basada en otras como la catapulta empleada por Anthony [14]. A la hora de realizar la aplicación se han compaginado las exposiciones teóricas en las cuales se muestran las bases del DOE, y el uso de las plantillas específicamente diseñadas para realizar el proceso de una forma estándar que permita adquirir las rutinas de manera sistemática. El equipo de investigadores, ha observado el trabajo realizado por cada equipo para analizar la evolución del proceso de capacitación. Para evaluar las habilidades requeridas, cada equipo ha realizado una presentación oral donde han mostrado los resultados obtenidos, y se ha realizado una reflexión sobre el proceso de capacitación seguido. Para la aplicación del DOE

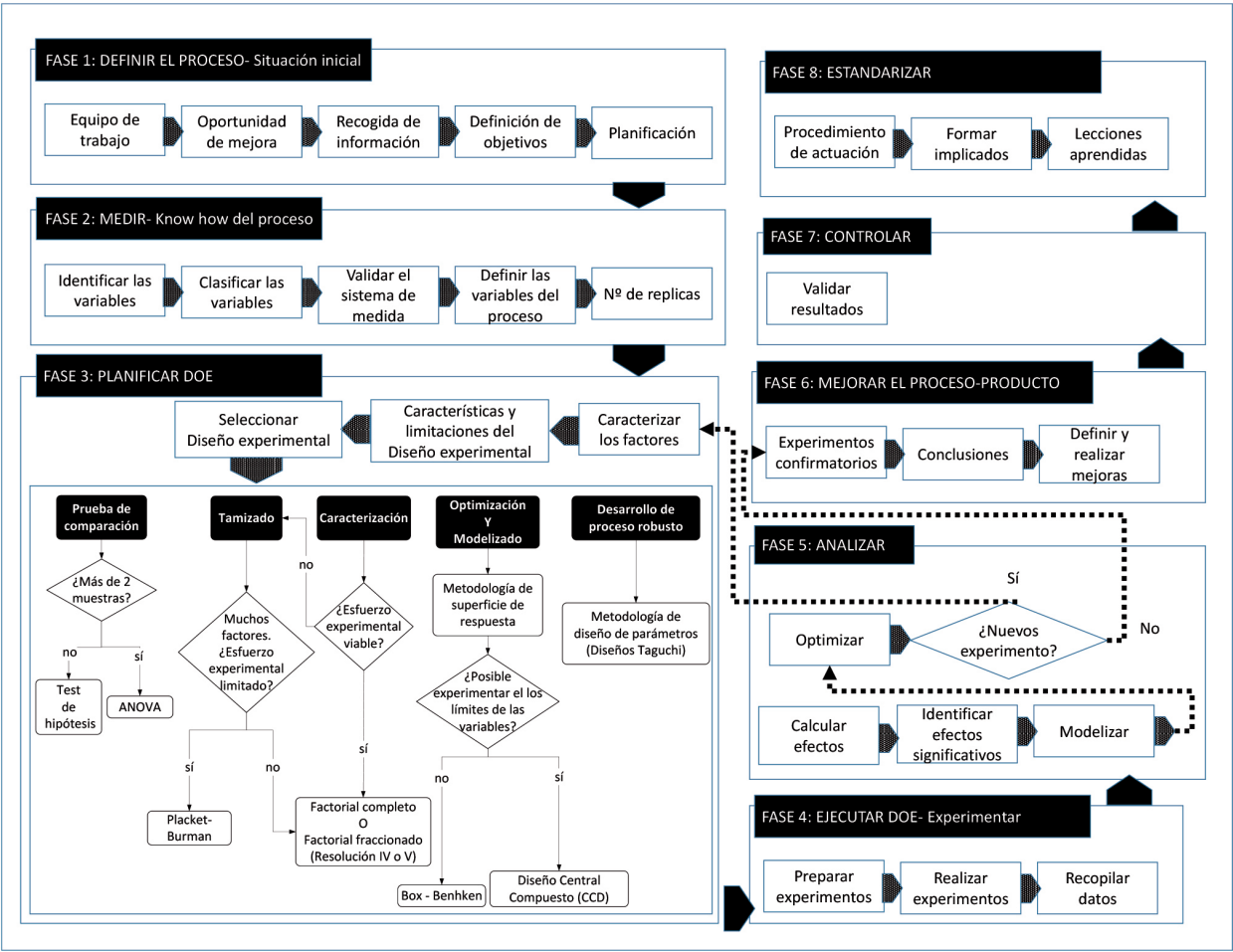


Figura 1: Metodología para la aplicación del DOE (Elaboración propia)

se ha definido el proceso que se muestra en la Figura 1, cuyos pasos se describen en los siguientes puntos.

Fase 1: Definir

En esta fase se define, el equipo de trabajo, el proceso e información sobre el mismo, así como el objetivo de la experimentación. El equipo debe estar compuesto por miembros con conocimiento sobre el proceso a analizar, capaz de identificar los factores que pueden influir en la respuesta. Habitualmente la recogida de información consiste en identificar los parámetros de funcionamiento normal del proceso y en analizar datos históricos (Cantidad de defectivo, tipos de errores, niveles de calidad exigidos, etc.) en forma de gráficos de control, histogramas, gráficos de series temporales, datos numéricos, etc.

Fase 2: Medir

En esta fase se identifican y clasifican los factores del proceso que influyen en la salida, con el fin de obtener la máxima información que permita realizar el mínimo esfuerzo experimental. Estas se clasifican como factores controlables y factores no controlables (Ruido). Los factores controlables son aquellos en los que el experimentador puede modificar conscientemente su nivel de funcionamiento en cada experimento. Para los factores identificados como no controlables hay que definir una estrategia para disminuir su influencia e intentar mantenerlos constantes.

Fase 3: Planificación

Para seleccionar el diseño experimental adecuado hay que tener en cuenta las características y limitaciones del proceso.

- Cantidad total de experimentos que pueden ser ejecutados teniendo en cuenta las restricciones del proceso (esfuerzo experimental).
- La cantidad de factores, controlables y no controlables.
- El rango experimental y los niveles de experimentación los factores.

En función de las características del proceso y del objetivo perseguido se selecciona el diseño experimental adecuado.

En el diagrama de flujo de la Fase 3 de la Figura 1, hay diferentes opciones en base al objetivo perseguido:

- En caso de querer comparar distintas situaciones se realizaría una **prueba de comparación**.
- Si para analizar el proceso es necesario realizar un gran esfuerzo experimental (Muchos factores) y hay una limitación en el número de experimentos a ejecutar, se procedería

a realizar un diseño de **tamizado** para descartar los factores menos influyentes.

- Si se desea conocer la influencia de un número determinado de factores con disponibilidad suficiente de recursos, se realizaría una **caracterización** en base a diseños factoriales.
- Para **optimizar y modelizar** el proceso con unos factores significativos a más de dos niveles se procedería a utilizar los diseños experimentales de superficie de respuesta.
- Para desarrollar **procesos robustos** se procedería a utilizar los diseños experimentales de Taguchi.

Fase 4: Ejecución de la experimentación

En esta fase se preparan y se ejecutan los experimentos de la forma más rigurosa y metódica posible.

Fase 5: Análisis de los resultados de la experimentación

El análisis de los resultados de la experimentación, se basa en el cálculo de los efectos de cada factor y su influencia en la respuesta del proceso. El efecto de un factor sobre la respuesta se define como la variación sufrida por la respuesta al variar el nivel del factor. El cálculo se realiza mediante la ecuación (1). Siendo la media de las respuestas cuando el nivel del factor es (+1) o menos (-1), y N la cantidad de experimentos realizados.

$$EF(A) = \frac{\sum Y(A(+1))}{\frac{N}{2}} - \frac{\sum Y(A(-1))}{\frac{N}{2}} \quad (1)$$

El cálculo de las interacciones de 2º orden se realiza de manera similar al de los efectos. En la ecuación 2 se muestra el cálculo de la interacción AxB.

$$INT(AxB) = \frac{\sum Y(AxB(+1))}{\frac{N}{2}} - \frac{\sum Y(AxB(-1))}{\frac{N}{2}} \quad (2)$$

Una vez calculados los efectos e interacciones nos encontramos ante el problema de decidir qué factores e interacciones influyen en la respuesta. El criterio de orden de magnitud se considera insuficiente, por ello se propone el siguiente análisis de significancia: Cálculo de la varianza de los experimentos, cálculo de la varianza de los efectos, comprobación de efectos e interacciones significativos, definición del modelo de predicción.

Cálculo de la varianza de los experimentos

En primer lugar, se calcula la varianza de los experimentos mediante la ecuación 3.

$$S^2 = \frac{v_1 S_1^2 + v_2 S_2^2 + v_3 S_3^2 + \dots + v_g S_g^2}{v_1 + v_2 + v_3 + \dots + v_g} \quad (3)$$

Siendo S^2 la varianza de los experimentos, v los grados de libertad del experimento ($v = \text{número de réplicas} - 1$) y S_i^2 la varianza de cada experimento replicado.

Para dos réplicas se observa que $S_i^2 = d_i^2/2$, donde $d_i = Y_{i(\text{primera réplica})} - Y_{i(\text{segunda réplica})}$

Cálculo de la varianza de los efectos

La varianza de los efectos, se calcula a partir de la varianza de los experimentos mediante la ecuación 4. Siendo N el número total de experimentos y S^2 la varianza de los experimentos. Para conocer el desarrollo en profundidad se puede acudir al libro Métodos estadísticos [15].

$$V = \frac{4}{N} S^2 \quad (4)$$

Comprobación de efectos e interacciones significativos

Una vez calculada la varianza de los efectos se comprueba la significancia de los efectos e interacciones empleando el estadístico t-student mediante la ecuación 5.

$$Uc = \pm tc \sqrt{V} \quad (5)$$

Siendo V la varianza de los efectos, tc el valor del estadístico y Uc los límites de la prueba de hipótesis. Para determinar el valor tc es habitual definir un nivel de confianza del 95%. Los grados de libertad corresponden al N° de experimentos/ N° de réplicas.

Modelo de predicción del proceso

Aplicando la metodología es posible determinar el modelo del proceso dentro de la zona experimental utilizada. Con los cálculos realizados se definen los coeficientes del modelo polinómico (sin términos cuadráticos), teniendo la forma mostrada en la ecuación 6:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 A + \beta_2 B + \beta_3 C + \beta_4 AB + \beta_5 AC + \beta_6 BC \quad (6)$$

Siendo β_0 la media del resultado de los experimentos, β_i coeficiente de cada factor (La mitad del efecto calculado¹), y los valores A, B, etc. los valores que toma cada factor o interacción (+1, -1).

¹ Esto es debido a que el efecto principal de un factor representa el cambio en la respuesta al pasar del nivel bajo (-1) al nivel alto (+1). Mientras que el coeficiente representa el cambio en la respuesta al cambiar el factor una unidad (del 0 al 1, o del -1 al 0).

Fase 6: Mejora, experimentos de confirmación

En esta fase una vez realizada la optimización se realizan los experimentos confirmatorios con el objetivo de confirmar los niveles de cada factor identificados como adecuados.

Fase 7-8: Control y estandarización

En estas fases, una vez definidos los factores significativos y los niveles que mejoran la respuesta, es necesario estandarizar el proceso y determinar los controles que aseguren el mantenimiento de los niveles adecuados.

3. DESARROLLO DEL DOE PARA EL CASO DEL LANZADOR DE PINZAS

Los resultados mostrados en los siguientes puntos, son la consecuencia de la aplicación de la metodología del DOE y varias herramientas de calidad utilizadas como apoyo.

Fase 1: Definición del caso de estudio

Como caso de estudio, se ha planteado el lanzador fabricado con pinzas expuesto en la Figura 2. El objetivo definido es el incremento de la respuesta (distancia de lanzamiento), y la recogida de información ha consistido en el análisis del modo de actuación inicial del proceso. Al no disponer de datos históricos se ha ensayado el proceso repetidamente obteniendo como resultado una media de 220 mm con una desviación estándar de 16,40 mm.

Fase 2: Medición del caso de estudio

En la Tabla 1 se muestran los factores que afectan al proceso y su clasificación.

Los factores controlables seleccionados son los 4 mostrados en la Figura 2.

Para finalizar esta fase, se define la cantidad de réplicas necesarias para poder calcular el error experimental y analizar la significancia de los efectos e interacciones de los factores. Para ello se realiza una prueba de hipótesis teniendo en cuenta la desviación de los resultados (σ), el efecto

máximo esperado, la probabilidad de error de tipo I (α) y el tamaño de muestra (o cantidad de réplicas). En el caso de estudio se ha realizado la prueba de hipótesis definiendo 2 réplicas (como es habitual en procesos industriales), un efecto esperado del 20% (44 en valor absoluto), y un $\alpha = 5\%$, obteniendo una potencia de 0,96, siendo esta adecuada.

Nº	Factor	Tipo de factor	Clasificación	Estrategia	Efecto esperado	Rango del factor
1	Desgaste de elementos del lanzador	Continua	Ruido	Influencia nula	Negativo con el aumento de lanzamientos	
2	Calidad-vida del muelle	Continua	Ruido	Procedimiento de cambio de muelle	Negativo con el aumento de lanzamientos	
3	Posición del lanzador	Discreta	Ruido	Procedimiento estándar de lanzamiento		
4	Longitud de carga	Discreta (Diseño del lanzador)	Controlable	Control provocado	Positivo	15-20mm
5	Fricción	Continua	Controlable	Control provocado	Negativo	2-4 mm
6	Ángulo de lanzamiento	Continua	Controlable	Control provocado	Positivo	0º-30º
7	Posición del proyectil	Discreta	Controlable	Control provocado	Neutro	Arriba – Abajo

Tabla 1: Factores del proceso

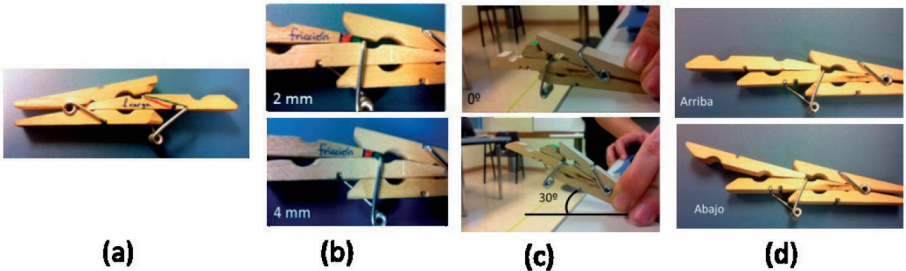


Figura 2: Factores controlables; (a) Longitud de carga, (b) Fricción, (c) Ángulo de lanzamiento, (d) Posición del proyectil

Orden Est.	(A) Longitud de carga	(B) Fricción	(C) Ángulo	(D) Posición Proyectil	AxB	AxC	AxD	BxC	BxD	CxD	Resultado (Y) Distancia
1	15 (-1)	2 (-1)	0 (-1)	Arriba (-1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	240
2	20 (+1)	2 (-1)	0 (-1)	Abajo (+1)	(-1)	(-1)	(+1)	(+1)	(-1)	(-1)	350
3	15 (-1)	4 (+1)	0 (-1)	Abajo (+1)	(-1)	(+1)	(-1)	(-1)	(+1)	(-1)	280
4	20 (+1)	4 (+1)	0 (-1)	Arriba (-1)	(+1)	(-1)	(-1)	(-1)	(-1)	(+1)	330
5	15 (-1)	2 (-1)	30 (+1)	Abajo (+1)	(+1)	(-1)	(-1)	(-1)	(-1)	(+1)	300
6	20 (+1)	2 (-1)	30 (+1)	Arriba (-1)	(-1)	(+1)	(-1)	(-1)	(+1)	(-1)	440
7	15 (-1)	4 (+1)	30 (+1)	Arriba (-1)	(-1)	(-1)	(+1)	(+1)	(-1)	(-1)	300
8	20 (+1)	4 (+1)	30 (+1)	Abajo (+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	500
9	15 (-1)	2 (-1)	0 (-1)	Arriba (-1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	230
10	20 (+1)	2 (-1)	0 (-1)	Abajo (+1)	(-1)	(-1)	(+1)	(+1)	(-1)	(-1)	355
11	15 (-1)	4 (+1)	0 (-1)	Abajo (+1)	(-1)	(+1)	(-1)	(-1)	(+1)	(-1)	300
12	20 (+1)	4 (+1)	0 (-1)	Arriba (-1)	(+1)	(-1)	(-1)	(-1)	(-1)	(+1)	380
13	15 (-1)	2 (-1)	30 (+1)	Abajo (+1)	(+1)	(-1)	(-1)	(-1)	(-1)	(+1)	350
14	20 (+1)	2 (-1)	30 (+1)	Arriba (-1)	(-1)	(+1)	(-1)	(-1)	(+1)	(-1)	460
15	15 (-1)	4 (+1)	30 (+1)	Arriba (-1)	(-1)	(-1)	(+1)	(+1)	(-1)	(-1)	390
16	20 (+1)	4 (+1)	30 (+1)	Abajo (+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	(+1)	550

Tabla 2: Matriz de diseño experimental. (2⁴⁻¹, 2 réplicas)

$$Y = 359,69 + 60,94A + 19,06B + 51,56C + 13,44D + 0,31AB + 15,31AC + 4,69AD$$

(7)

Fase 3-4: Planificación y ejecución de la experimentación del caso de estudio

Siguiendo las indicaciones de la metodología descritas en la Fase 3, el caso en cuestión se desarrolla dentro de un contexto de caracterización, por lo que la estrategia experimental a utilizar corresponde al diseño experimental factorial.

Se han identificado 4 factores controlables y 2 niveles para cada factor, seleccionando un diseño factorial fraccionado (2^{4-1}) de resolución IV y dos replicas, un total de 16 experimentos. Para reducir la influencia de los factores no controlables y los no incluidos en el estudio se ha aleatorizado la ejecución de los experimentos. El diseño experimental y los resultados de la de la experimentación se muestran en la Tabla 2.

Fase 5: Análisis de los resultados de la experimentación del caso de estudio

El análisis se ha realizado manualmente y a través del uso del software estadístico MIMITAB. Los valores de los efectos e interacciones de este estudio se resumen en la Tabla 3.

Para comprobar qué efectos e interacciones son significativos, el resultado de los cálculos realizados según las ecuaciones 1, 2, 3, 4 y 5 son estos:

- $t_c = 2.306$ ($v = 8$; $\alpha = 0.05$)
- $S^2 = 1032,81$
- $V = 258.2$
- $U_c = \pm 37.12$

Teniendo en cuenta los límites calculados ($U_c = \pm 37.12$), los factores significativos son (A) Longitud de carga, (B) Fricción y (C) Ángulo. El modelo desarrollado se muestra en la ecuación 7.

El modelo lineal generado tiene un coeficiente de determinación (R^2) del 93.28%.

Para facilitar el cálculo estadístico de los efectos e interacciones, y poder determinar su significancia o grado de influencia en la respuesta, es habitual el uso de softwares estadísticos. En el presente estudio los resultados se han tratado con el software Minitab16. El análisis realizado con Minitab incluye; ANOVA (Figura 3a), gráfica normal de efectos e interacciones (Figura 3b), gráficas de efectos (Figura 3c), y el análisis de los residuos (Figura 3d).

Al igual que las conclusiones obtenidas tras el análisis de significancia, el análisis ANOVA realizado mediante Minitab muestra las mismas conclusiones,

TÉRMINO	EFFECTO/INTERACCIÓN	COEFICIENTE
Constante		359,69
A	121,87	60,94
B	38,13	19,06
C	103,13	51,56
D	26,88	13,44
AxB	0,62	0,31
AxC	30,62	15,31
AxD	9,37	4,69
BxC	9,4	4,7
BxD	30,6	15,3
C*D	0,6	0,3

Tabla 3: Efectos, interacciones y coeficientes de la función del modelo

se definen como significativos los factores A, B y C con un valor $p > 0,05$. En la (Figura 3a) se muestran además del P valor de los factores, la suma de cuadrados ajustada (SC-Ajustada, Variación en la respuesta explicada por el factor), media de cuadrados ajustada (MC ajustada, suma de los cuadrados ajustados dividida entre los grados de libertad) y el valor F o estadístico de Fisher (División entre el MC ajustado y el error residual de MC). Cuanto mayores sean el SC y MC ajustados, mayor será la influencia del factor en la respuesta.

En la Figura 3(b) se muestran los efectos que mayor impacto tienen en la respuesta, siendo estos los efectos que se alejan de la línea. La Figura 3(d) muestra que los residuos² están distribuidos con normalidad y que están dispersos alrededor de cero. Esto nos indica que el supuesto de normalidad se cumple, y que no hay evidencias de varianza no constante o de valores atípicos.

El resultado que se predice con este modelo al introducir los niveles adecuados para maximizar la respuesta es de 525mm (Figura 3c).

Fase 6: Mejora, experimentos de confirmación del caso de estudio

La optimización de la respuesta del proceso se realiza pivotando los valores de los factores continuos, B (fricción) y C (ángulo de lanzamiento), teniendo en cuenta su tendencia. En el caso de estudio, sólo se han realizado los 25 experimentos confirmatorios, dando como resultado una

media de 524,4mm (mejora del 138.8%) y una desviación estándar de 14,63mm.

Fase 7-8: Control y estandarización del caso de estudio

Una vez definidos los factores significativos que afectan al proceso (A, B y C) e indicar los niveles que mejoran la respuesta, se ha estandarizado el proceso estableciendo los controles para mantener los factores en los niveles adecuados.

4. CONCLUSIONES

La retroalimentación de los estudiantes de los ocho equipos fue positiva; se ha constatado que no hubo diferencias significativas entre los diferentes equipos, tanto a la hora de aplicar el método y proceso, como en los resultados obtenidos. Para evaluar las habilidades requeridas cada equipo realizó una presentación oral de los resultados obtenidos, y se realizó una reflexión sobre el proceso de capacitación seguido. La aplicación del caso siguiendo la metodología planteada ha sido válida para comprender la teoría y la adquisición de habilidades relacionadas con las técnicas DOE (selección del diseño experimental adecuado para cada situación, aplicación de los diseños factoriales fraccionados o diseños factoriales completos, cálculo de efectos e interacciones, análisis de significación, modelización). Las rutinas que se llevaron a cabo están orientadas hacia, el uso de un enfoque científico, el proceso de pensamiento estadístico y la comunicación basada en pruebas. La metodología aplicada también permite desarrollar la habilidad para desplegar un diseño experimental apropiado, con el fin

² La diferencia entre un valor observado (y) y su valor ajustado correspondiente.

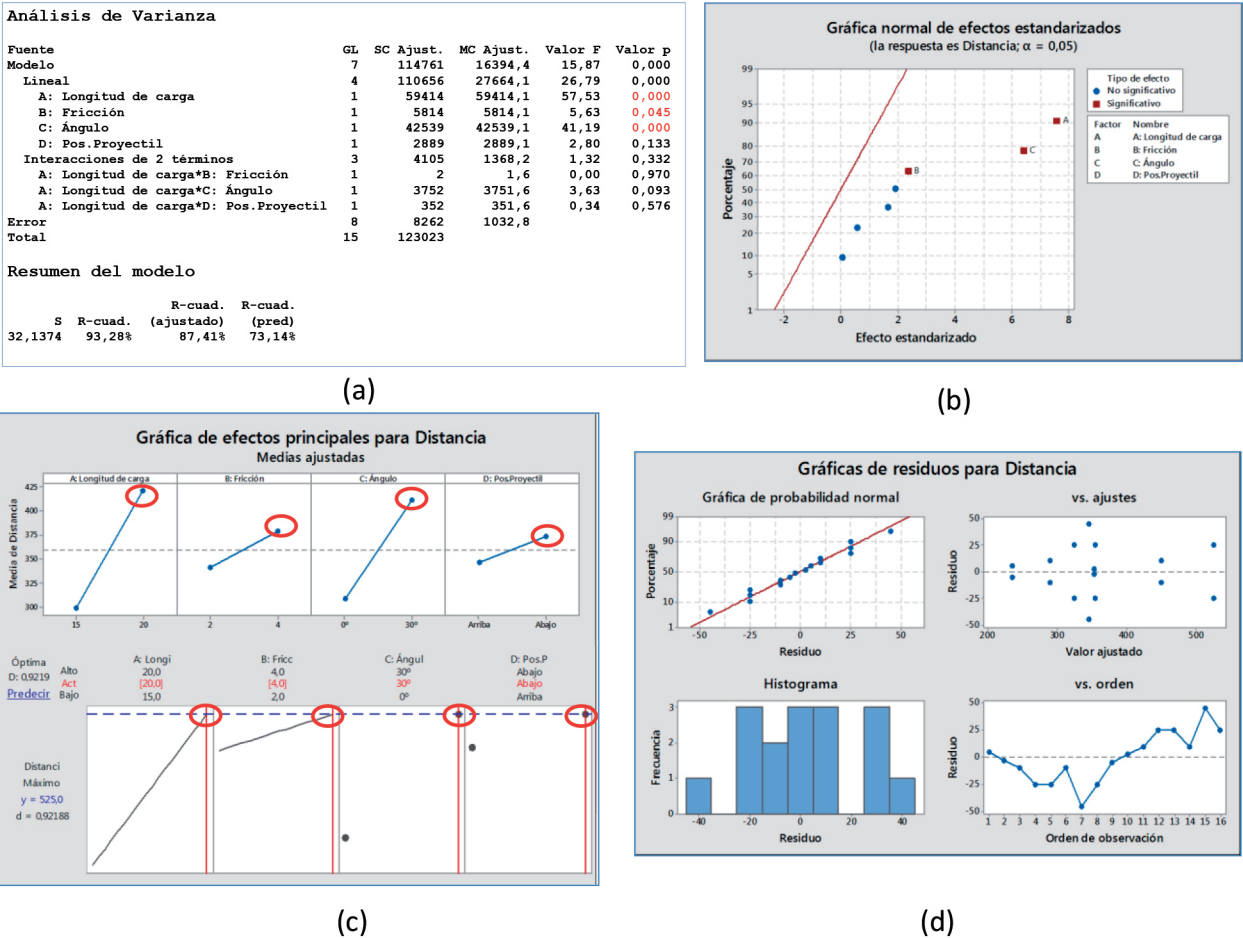


Figura 3: (a) ANOVA y modelo, (b) Gráfica de efectos principales, (c) Gráfica normal de efectos, (d) Gráfica de residuos

de obtener la máxima información con el mínimo esfuerzo experimental. Como demostración se realizó el análisis con el software estadístico Minitab exponiendo cómo pueden explotarse los datos. Los resultados del estudio de caso realizado pretenden proporcionar un estímulo para la aplicación más amplia de técnicas experimentales en las organizaciones, pudiendo tomar como guía los pasos de la metodología presentada.

REFERENCIAS

- [1] R. Rao, Advanced modeling and optimization of manufacturing processes: international research and development. 2011.
- [2] S. A. Jahan, T. Wu, Y. Zhang, J. Zhang, A. Tovar, and H. Elmounayri, "Thermo-mechanical Design Optimization of Conformal Cooling Channels using Design of Experiments Approach," *Procedia Manuf.*, vol. 10, pp. 898–911, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.promfg.2017.07.078>
- [3] V. Castorani, D. Landi, and M. Germani, "Determination of the Optimal Configuration of Energy Recovery Ventilator through Virtual Prototyping and DoE Techniques," *Procedia CIRP*, vol. 50, pp. 52–57, 2016. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2016.05.019>
- [4] M. Arvidsson, I. Gremyr, and P. Johansson, "Use and knowledge of robust design methodology: A survey of Swedish industry," *J. Eng. Des.*, vol. 14, no. 2, pp. 129–143, 2003. DOI: <https://doi.org/10.1080/0954482031000138192>
- [5] M. Tanco, E. Viles, L. Ilzarbe, and M. J. Alvarez, "Is design of experiments really used? A survey of Basque industries," *J. Eng. Des.*, vol. 19, no. 5, pp. 447–460, 2008. DOI: <https://doi.org/10.1080/09544820701749124>
- [6] H. Wiemer, M. Schwarzenberger, G. Dietz, M. Jührisch, and S. Ihlenfeldt, "A Holistic and DoE-based Approach to Developing and Putting into Operation Complex Manufacturing Process Chains of Composite Components," *Procedia CIRP*, vol. 66, pp. 147–152, 2017. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.procir.2017.03.369>
- [7] G. E. Box, G. William, and J. S. Hunter, *Estadística para investigadores: introducción al diseño de experimentos, análisis de datos y construcción de modelos*/por George EP Box, William G. Hunter y J. Stuart Hunter. 2002.
- [8] R. a Fisher, *The Design of Experiments*, vol. 43, no. 3. 1936.
- [9] V. P. Astakhov, "Design of experiment methods in manufacturing: Basics and practical applications," in *Statistical and Computational Techniques in Manufacturing*, vol. 9783642258, 2012, pp. 1–54. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-25859-6_1
- [10] D. C. Montgomery, *Design and analysis of experiments*. John Wiley & Sons., 2008.
- [11] G. E. P. Box and K. B. Wilson, "On the experimental attainment of optimum conditions," *J. R. Stat. Soc.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–45, 1951. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4612-4380-9_23
- [12] G. Taguchi, *System of experimental design; engineering methods to optimize quality and minimize costs*. 1987.
- [13] L. Baird and D. Griffin, "Adaptability and Responsiveness: The Case for Dynamic Learning," *Organ. Dyn.*, vol. 35, no. 4, pp. 372–383, 2006.
- [14] J. Antony, "Training for design of experiments using a catapult," *Qual. Reliab. Eng. Int.*, vol. 18, no. 1, pp. 29–35, 2002.
- [15] A. Prat Bartés, *Métodos estadísticos. Control y mejora de la calidad*, vol. 1. Universitat Politècnica de Catalunya. Iniciativa Digital Politècnica, 2005.