



Revista EIA
ISSN 1794-1237
e-ISSN 2463-0950
Año XIX/ Volumen 20/ Edición N.40
Julio - diciembre de 2023
Reia4004 pp. 1-17

Publicación científica semestral
Universidad EIA, Envigado, Colombia

**PARA CITAR ESTE ARTÍCULO /
TO REFERENCE THIS ARTICLE /**

Aguirre Poblador, J. F.; Baena Pérez, L. M.; Correa Álvarez, C. D.
Metodologías estadísticas utilizadas en la experimentación con materiales poliméricos: una revisión bibliográfica
Revista EIA, 20(40), Reia4004.
pp. 1-17.
<https://doi.org/10.24050/reia.v20i40.1658>

 *Autor de correspondencia:*

Correa Álvarez, C. D. (Cristian David).
Docente
ITM – Institución Universitaria
Correo electrónico:
cristiancorrea@itm.edu.co

Recibido: 29-11-2022

Aceptado: 15-05-2023

Disponible online: 01-06-2023

Metodologías estadísticas utilizadas en la experimentación con materiales poliméricos: una revisión bibliográfica

JOSÉ FELIPE AGUIRRE POBLADOR¹

LIBIA MARÍA BAENA PERÉZ¹

 CRISTIAN DAVID CORREA ÁLVAREZ¹

1 ITM – Institución Universitaria -Colombia

Resumen

En este artículo se realiza una revisión bibliográfica de algunas metodologías del diseño de experimentos, enfocándose en su función y relevancia dentro de los experimentos con materiales, donde se resalta la importancia de los diseños de experimentos dentro de la investigación usando ejemplos de estrategias metodológicas, en primer lugar se realizó una revisión que permitiera introducir el concepto de diseño de experimentos, como este fue concebido, sus principios y su relación con la investigación, se incluyen los elementos principales de los cuales se compone un diseño de experimentos, y algunos supuestos a tener en cuenta en el momento de aplicar un diseño experimental en la investigación. Además, se muestran diferentes metodologías utilizadas por algunos autores asociadas a los experimentos, se mencionan diferencias entre cada una de ellas y por qué emplearlas de acuerdo con la necesidad del experimento. Luego, se muestran distintos ejemplos de diseño de experimentos usadas en diferentes artículos de investigación enfocados en materiales poliméricos, en estos ejemplos se resaltan las distintas variables del experimento, cuál era el propósito de la investigación y porque se decantaron por el diseño de experimentos que mencionan. Por último, después de realizar la revisión bibliográfica se encontró que en la mayoría de los diseños experimentales aplicado al campo de la experimentación permite optimizar los recursos sin necesidad de realizar una gran cantidad de intentos, de hecho, dependiendo del tipo de experimento será factible elegir un diseño que se acomode a las necesidades de los investigadores, de acuerdo con los objetivos planteados en el experimento.

Palabras claves: Diseño de experimentos, métodos, ensayos, experimentos, diseño, variabilidad, Diseño factorial, factores, optimización, materiales.

Statistical methodologies used in experimentation with polymeric materials: a bibliographic review

Abstract

In this article, a bibliographical review of some methodologies of design of experiments is carried out, focusing on its function and relevance within the experiments, where the importance of the designs of experiments within the investigation is highlighted using examples of the strategies and designs of experiments. In the first place, a review was carried out that would allow the introduction of the concept of design of experiments, how it was conceived, its principles and its relationship with the investigation, including the main elements of which designs of experiments are composed, and some assumptions to be considered at the time of apply an experimental design in research are included. In addition, different methodologies used by some authors in experiments are shown, what they are and a basic notion of the different methodologies used in the research, focusing on the differences between each one of them and why to use them according to the need of the experiment, then from this, different examples of the different experimental design methodologies used in research articles focused on polymeric materials were carried out, in these examples the different variables of the experiment were stood up, what was the purpose of the investigation and why they opted for the design of experiments they mention. Finally, after carrying out the bibliographical review, it was found that in most of the experimental design applied to the field of experimentation, it allows optimizing the resources without the need to make many attempts. In fact, depending on the type of experiment, it will be feasible to choose a design that is accommodate the needs of the researchers, according to the objectives set in the experiment.

Keywords: design of experiments, methods, testing, experiments, design, variability, factorial design, factor, optimization, materials.

1. Introducción

Los diseños estadísticos de experimentos son ampliamente utilizados en diferentes áreas, tales como: ingeniería, agricultura, medicina, biología, entre otras, porque les permiten a los investigadores identificar la influencia de factores en una o varias variables de estudio de interés. En la experimentación es necesario que los datos obtenidos tengan calidad para que así las conclusiones que se hagan sean validas, para esto se pueden emplear metodologías que puedan mejorar la calidad de los datos mientras que mejora la eficiencia y los costos de la experimentación (Del Vecchio, 2007; Jankovic et al., 2021; Niedz & Evens, 2016). Al no usar estas metodologías se arriesga el tener ciertos problemas, como la cantidad insuficiente de intentos, una mala combinación de los distintos factores, un error en las predicciones y esto sin contar si

no se tiene ninguna idea acerca de estadística, lo que puede llevar a tener errores como resultados corruptos por la medida del error, identificación inadecuada de los factores, falta de apreciación entre distintos niveles, entre otros (Coleman & Montgomery, 1993).

El diseño de experimentos tiene una gran similitud con el método científico debido a que ambos buscan realizar una investigación exhaustiva y metódica de un fenómeno buscando ser lo más objetivos posibles; el diseño de experimentos (Design of experiments o DoE) es un método el cual permite concluir un experimento experimentando con esta metodología, esta se basa en usar el razonamiento para realizar, analizar y concluir el experimento comparando las conclusiones del trabajo de otros y el propio, este suele constar de 6 pasos, el primero de ellos es el de hacer una observación o realizar la pregunta problematizadora, el segundo paso es el de conformar la hipótesis, el tercer paso es el de realizar los experimentos que prueben lo planteado en la teoría, el cuarto paso es el de analizar los datos para realizar una conclusión, el quinto es determinar si la hipótesis fue cierta y el sexto paso es el de publicar los resultados. (Colwell & Frith, 2021; Lee et al., 2022)

En los últimos 3 pasos es en donde se utiliza el análisis estadístico ya que permite agrupar y entender la información obtenida en la experimentación (Colwell & Frith, 2021), aquí es donde se dan las bases para el DoE el cual conforma Fisher (1890-1962) en los años veinte mientras realizaba diversos experimentos sobre la influencia de los fertilizantes en el suelo (Doebelin, 2010), descubriendo que esto responde a varias variables, luego de este descubrimiento y la creación del DoE para la realización de experimentos este método se fue expandiendo a diversas industrias (Del Vecchio, 2007; Niedz & Evens, 2016).

Por esto es común que muchas industrias hayan adoptado el diseño experimental ya que si hay productos y procesos, estos pueden aplicársele un diseño de los experimentos (Doebelin, 2010) ya que este permite determinar la relación entre los factores con una alta precisión y exactitud usando la menor cantidad de recursos como tiempo y materiales (Schiefer & Schiefer, 2021) y mientras el beneficio económico sea mayor, las empresas optaran por ello para optimizar sus procesos, es por esto que en distintos artículos de investigación como en (Xin et al., 2015) el diseño de experimentos permite delimitar el número de intentos a efectuar usando un diseño totalmente factorial usando dos distintos niveles para 5 factores en el cual se estudiaron 3 distintas variables de respuestas, de hecho aunque algunos estudios como en (Dong et al., 2008) se usan también

ciertos principios aunque no se menciona explícitamente el uso de un diseño de experimentos, pero en el momento de realizar un experimento siempre se tendrá en cuenta ciertos principios. En este artículo se realiza una revisión bibliográfica del concepto del DoE, los pasos que se deben tener en cuenta a la hora de realizar un experimento utilizando esta metodología y varios tipos de diseño que se pueden usar, y pueden visualizarse en algunos artículos de investigación en materiales poliméricos.

El artículo contiene las siguientes secciones: en la sección 2 se menciona la definición del concepto de experimento, en la sección 3 los fundamentos del diseño de experimentos, en la sección 4 como afectan las fuentes de variabilidad al experimento, en la sección 5 las propiedades del diseño estadístico de experimentos, en la sección 6 la clasificación del diseño de experimentos, en la sección 7 se mencionan las estrategias más usadas el DoE, luego en la sección 8 se ejemplifican estos diseños mediante artículos revisados que usan el DoE y por último en la sección 9 las conclusiones del artículo.

2. ¿Qué es un experimento?

Un experimento se refiere a la manipulación de las variables para así analizar las consecuencias de esto sobre otras variables, así es como se puede considerar como experimento a la parte de la investigación en donde se pone en práctica las hipótesis propuestas de una investigación, esto con el fin de aprender algo nuevo sobre algo, en distintos artículos los autores se ponen de acuerdo en que los experimentos no se realizan para obtener datos sino para obtener un nuevo conocimiento (Babbie, 2000; Berger et al., 2017; Montgomery, 2013; Wu & Hamada, 2021), por lo que poner en cierto ambiente un material cambiando su estructura interna para analizar cómo afectan estos cambios se considera un experimento, sin embargo esto puede tener un alto costo tanto económico como de tiempo, por lo que se busca disminuir ambos sin disminuir la calidad de los datos que se obtengan, aquí es donde se recomienda el uso del DoE para disminuir la cantidad de intentos a realizar pero sin que esto signifique que los datos no sean lo suficientemente válidos para inferir y concluir basado en estos (Babbie, 2000; Berger et al., 2017; Niedz & Evens, 2016).

Una manera más sencilla de entender que es un experimento es la secuencia de eventos necesarios para obtener datos e información sobre un fenómeno, el experimento puede ser

replicado, sin embargo, existirán diferencias que no significaran que no sea replicable el experimento, ya que estas diferencias son inherentes y de hechos son aceptadas como validas (Machery, 2020; Montgomery, 2013).

3. Que es el DoE

El diseño de experimentos se refiere a diseñar estadísticamente un experimento para comprender las variables de mayor influencia en los ensayos que se realizan, permite analizar cómo se relacionan las distintas variables independientes y su incidencia en las variables dependientes además de disminuir la variabilidad y encontrar los niveles de diseño adecuados para mejorar función de los procesos efectuados. Por lo que el DoE tiene un rol fundamental en la parte de análisis y mejora de fases. (Lewis & De la Salle, 2008; Niedz & Evens, 2016)

Otros autores definen al diseño de experimentos como unos pasos que se deben seguir antes de la realización de los experimentos para que los datos permitan un análisis objetivo y las conclusiones que se infieran sean validas, con estas dos definiciones se puede entender al diseño de experimentos como un preparación previa de los experimentos, estos pasos se refiere normalmente a la cantidad de muestras para tomar datos que validen las inferencias que se hacen frente a las diversas variables que se presentan. (Barad, 2018)

También se define como una rama de la estadística que se encarga de que los datos experimentales sean válidos, que permita el entendimiento de los efectos de las distintas variables o factores en las variables de respuesta. (Román-Ramírez & Marco, 2022). Otros autores hablan del como una herramienta que permite diseñar y optimizar distintos sistemas que permite cuantificar y entender los parámetros en el menor número de pruebas posibles y en este caso permite reducir el número de intentos considerablemente. (Charbonné et al., 2021)

Para realizar un estudio usando el DoE se deben identificar ciertas variables tales como: Factores, estos son las variables independientes que pueden afectar el desempeño del producto, estos pueden ser controlados o no controlables, estos últimos conocidos como el ruido del experimento. Niveles de factores, estos son los niveles escogidos para los factores, esto se refiere a los distintos valores que pueden tener las variables, por ejemplo, en el proceso de cocinar se puede tomar como dos niveles distintos

las distintas temperaturas a las que se puede cocinar, la cantidad de ciertos ingredientes, el tiempo de cocinado, etc. La respuesta de la variable, esto se refiere a los resultados arrojados al usar ciertos niveles y valores en los experimentos, en el ejemplo del proceso de cocinar una de las respuestas de la variable puede ser el sabor de lo que se ha cocinado o el color de este. El número de experimentos se refiere a la cantidad de intentos o muestras a realizar aplicando el DoE y dependerá de ciertos factores, uno de los más importantes es si al llevarse a cabo los experimentos estos deben ser destruidos o su forma debe ser cambiada ya que por ende los experimentos deberán ser más limitados. (Eckes, 2003). Los tratamientos representan la combinación de los distintos niveles de factores en cada intento y el número de factores y niveles son los que determinan el tamaño de los tratamientos, combinando los niveles para abarcar todas las posibilidades. (Eckes, 2003; Pakdil, 2020; Román-Ramírez & Marco, 2022; Tumova et al., 2018; Wu & Hamada, 2021)

Aquellos que desarrollen este diseño y análisis deben entender cuál es el problema que se está estudiando, además de conocer las distintas posibilidades y tengan el conocimiento estadístico para interpretar correctamente los resultados del experimento para esto se realiza el diseño de experimentos (DoE), para poder entender las principales variables y los efectos que tienen sobre los experimentos, así es como este estudio previo a la experimentación se debe realizar. (Schiefer & Schiefer, 2021)

A diferencia del método OVAT (one variance at a time) en el cual solo se analiza una variable a la vez, el DoE se enfoca en el análisis de varias variables, ya que esto permite tener una optimización adecuada.

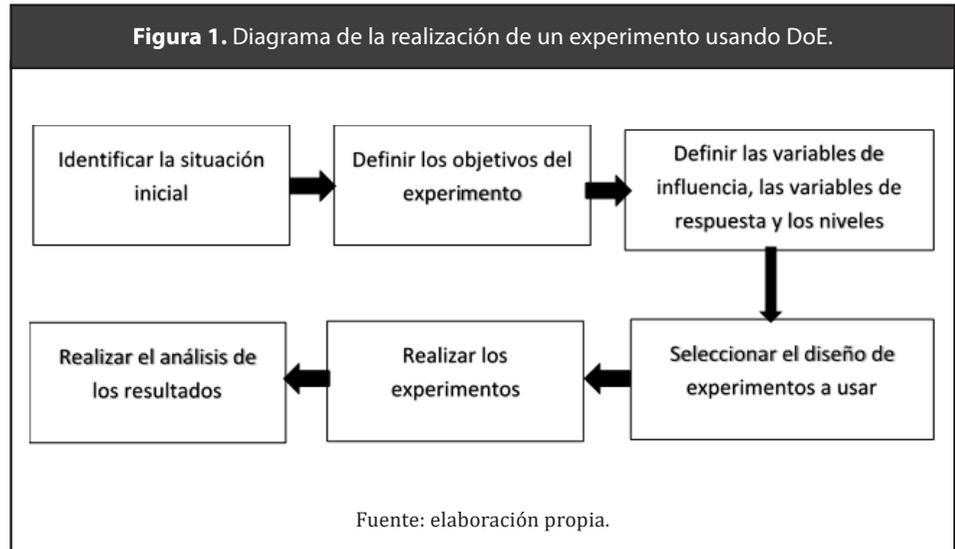
Para esto debe cumplir con 2 fases:

1. Caracterización de un proceso: Se determina los rangos, desde donde empiezan los valores de las variables
2. Depuración y optimización de un proceso: En esta fase se encuentran los niveles de los factores estudiados que dan una respuesta optimizada al proceso que se caracterizó anteriormente

En la realización de un diseño de experimento se deben tener en cuenta ciertos aspectos, el primero de ellos es la simplicidad de estos, se debe procurar un diseño lo más simple posible y sin una complejidad mayor a la requerida, además de esto se debe tener

un proceso de manufactura del experimento estable refiriéndose a que debe ser estandarizado para no tener diferencias sistemáticas, independientemente de la simplicidad el diseño este deberá tener un grado de precisión alto en sus resultados ya que de otra manera las inferencias no serán válidas, por lo que la calidad del experimento en general será muy baja. (Coleman & Montgomery, 1993; Niedz & Evens, 2016; Tumova et al., 2018). El uso del diseño de experimentos dependerá del tipo experimento a ejecutar, lo recomendable es usarlo para eliminar la excesiva cantidad de muestras a realizar, debido a que entre más grande sea la cantidad de especímenes será más viable optimizar el experimento disminuyendo la cantidad de niveles y factores que se tendrán en cuenta sin perder la veracidad de la información que se obtenga. (Del Vecchio, 2007; Doebelin, 2010; Eckes, 2003; Pakdil, 2020)

En la Figura 1. Se puede observar el procedimiento para realizar un experimento, primero se debe identificar todas las variables que se puedan encontrar en el experimento, aquellas que sean constantes y aquellas que no lo son, además de las variables de respuesta que se verán afectadas por variables independientes, luego se debe definir los objetivos, se deben formar hipótesis de cómo afectan estas variables a la variable de respuesta, el siguiente paso será el de definir las variables influyentes en las variables que serán el objeto de estudio incluyendo los valores que se utilizaran para todo el experimento o niveles de los parámetros, adicionalmente se deberá definir las variables de respuesta ya que estas serán el objeto de estudio conjunto a las variables independientes. Luego de realizar esto se debe seleccionar el diseño del experimento, definiendo si tienen una correlación lineal o no lineal, el número de repeticiones, el uso de bloques y aleatorización entre otros aspectos a tener en cuenta, por último se deberá llevar a cabo el experimento usando los parámetros establecidos en anteriores puntos y los resultados de estos deberán ser analizados mediante distintas técnicas estadísticas, entre las más comunes se encuentran el ANOVA, el cálculo del grado de dispersión, la correlación de las variables de influencia en la variable de respuesta o dependiente y realizar una función de regresión. (Barad, 2018; Jankovic et al., 2021; Pakdil, 2020; Schiefer & Schiefer, 2021)



4. Fuentes de variabilidad

Las unidades experimentales deben ser lo más homogéneas posibles, por lo que se debe realizar el mismo procedimiento, en caso de que esto no se siga puede conllevar al fracaso del experimento al no poder encontrar diferencias en los tratamientos. Las muestras en general no llegan a ser homogéneas debido a estas variaciones y sus distintas propiedades físicas inherentes, esto provoca una diferencia sistemática en las unidades experimentales por lo que se genera una variación no deseada, la cual no tiene intereses prácticos. Estas fuentes no tienen por qué ser conocidas por el experimentador, pero pueden utilizarse para subdividir las unidades. Para esto los tratamientos deben cumplir con lo siguiente

1. Presentar la finalidad, que se pretende con el tratamiento, mostrar el “mejor” de los distintos tratamientos o escudriñar en el comportamiento de estos, el análisis dependerá de cómo definamos la finalidad del experimento.
2. La respuesta, se refiere a las condiciones en las cuales se realiza el experimento ya que tal vez el ambiente incida en las unidades experimentales, se debe definir si habrá un control en el ambiente sin dejar de tener en cuenta a la población objetivo
3. Los tratamientos propuestos, los cuales son distintos a los que se practican ya sea por descuido en su realización, los materiales o los instrumentos, pueden variar muchas cosas como la cantidad aplicada o el tiempo de realización, de hecho, muchos tratamientos no corresponden a la definición original.

4. El tratamiento testigo o control, esto se refiere a un tratamiento que funcione como comparativo para determinar la efectividad de los demás tratamientos y si no hay distintas razones de porque se deba esto.

Adicionalmente antes de realizar una comparación entre los tratamientos se debe eliminar y separar los efectos de fuentes externas en la variación para no tener estimaciones sesgadas, por este es necesario métodos para que la variación por fuentes externas sea controladas y minimizada de forma que pueda estimarse los efectos del tratamiento sin ningún sesgo (Pakdil, 2020).

Estos métodos pueden ser técnicos o estadísticos, entre los métodos técnicos están:

- Selección de más unidades experimentales homogéneas: esto hace referencia a que las condiciones en las cuales se realicen los experimentos o la preparación de estos sean más uniformes para que las variaciones se mantengan constantes.
- Refinamiento de las técnicas experimentales: la preparación o las técnicas usadas en el experimento deben examinarse siempre para que sea lo más preciso posible ya que los errores técnicos pueden aumentar la variabilidad

Por otro lado, se pueden usar técnicas estadísticas para disminuir la influencia por fuentes externas, ya que controlar el ambiente usado en la experimentación puede ser más costoso, por lo que mediante el DoE se puede controlar la variabilidad arreglando las unidades experimentales en otros subgrupos con un diseño de bloques. Otra forma es usar variables auxiliares, esto se conoce como la covarianza, lo cual elimina la variación por fuentes extrañas, gracias a la aleatorización es como la variación de fuentes desconocidas se controla. (Barad, 2018)

Adicionalmente el diseño debe cumplir ciertas características que le permitirán tener un control sobre las fuentes de variación, la primera de estas es la *replicación*, esta se refiere al número de unidades experimentales de cada tratamiento o con cada característica, esto provee una estimación del error experimental comparando unidades experimentales que tuvieron el mismo tratamiento, no solo esto, se aporta a la precisión del experimento reduciendo el error estándar. Aunque el aumento en las replicaciones pueda mejorar esto, hay un límite donde el aumento

de los costos no compensa la disminución de la varianza, por lo que se pierden recursos útiles. (Schiefer & Schiefer, 2021; Tumova et al., 2018)

Otra de las características que se debe tener en cuenta es la aleatorización, este es el proceso en el cual cada tratamiento puede ser asignado a cualquier unidad experimental, esto le permite al experimentador obtener una prueba valido de significancia, al asignar los tratamientos aleatoriamente a cada unidad experimental, la correlación de las unidades disminuirá, no significa que los errores serán independientes, pero generalmente las correlaciones serán 0, por lo que se podrán analizar los datos. (Eckes, 2003; Pakdil, 2020). Otro efecto de la aleatorización es evitar los sesgan en la estimación del error experimental, (Coleman & Montgomery, 1993) además proporciona un control de los efectos de distintas fuentes de variación, la aleatorización rompe cualquier patrón que se asocie con factores desconocidos por lo que no hay un tratamiento “mejor” entre los otros, estas variaciones solo se distribuyen. (Coleman & Montgomery, 1993; Del Vecchio, 2007; Eckes, 2003; Pakdil, 2020).

Además de estos, se debe realizar un *control local*, el cual busca eliminar los efectos de fuentes de variación extrema, colocando algunas restricciones en la aleatorización, estos bloqueos se deben hacer de tal manera que las distintas fuentes de variación se asocien con la diferencia entre bloques, esto no significa eliminar la aleatorización si no de imponer restricciones a esta para tener una interpretación valida. (Vieira et al., 2021)

Por último, deberá tener cierta ortogonalidad, los diseños que se consideran ortogonales si los factores pueden evaluarse independientemente de los factores estudiados, esto se logra al emparejar cada nivel de los factores entre sí., además en general los diseños de experimentos tienden a ser geométricos por la naturaleza del diseño. (Barad, 2018; Niedz & Evens, 2016; Schiefer & Schiefer, 2021)

5. Estrategia de diseño

Cuando se realiza un experimento se pueden realizar ciertos tipos de diseño que nos indicaran la cantidad de intentos o de pruebas a realizar dependiendo de la cantidad de niveles y de factores que se han definido para el experimento, uno de estos es el diseño completamente aleatorio, estos diseños combinan todos los niveles y los factores, lo que quiere decir que tendrá una cantidad

mayor de experimentos siendo esta cantidad el número de niveles elevado a las variables de influencia (Del Vecchio, 2007; Lee et al., 2022; Montgomery, 2013; Nelles, 2020; Schiefer & Schiefer, 2021).

La estrategia de diseño más común es la de un diseño totalmente factorial, en el cual se usan todas las combinaciones que son posibles en el experimento, permitiendo que todos los datos posibles sean recolectados, al usar este diseño se obtienen el número de pruebas a realizar como n^k donde k será el número de factores a tener en cuenta y n será el número de niveles, se recomienda utilizar este tipo de estrategia para experimentos que no evalúen la interacción de más de 5 parámetros (Del Vecchio, 2007; Johnson et al., 2018; Montgomery, 2013; Tumova et al., 2018).

Otro de los diseños más comunes es un diseño fraccionalmente factorial, en el cual solo se tienen en cuenta una cantidad de tratamientos, este diseño se recomienda usar cuando la cantidad de muestras a realizar es demasiado alto lo que aumentaría los costos, esto se logra mezclando algunos factores, por lo que no se puede calcular la influencia de todos los factores independientemente, el número de experimentos a realizar está dado por n^{k-x} donde x será el número de factores que no serán independientes y se combinara su influencia con otros. (Barad, 2018; Del Vecchio, 2007; Lee et al., 2022)

También existen diseños de superficie de respuestas, estos se basan en optimizar y centrarse en una variable en específico y como son afectados por las variables independientes, permitiendo la creación de modelos que permita crear una región óptima donde se deba trabajar para mejorar los resultados que se pueden obtener uno de los diseños más comunes es el diseño central compuesto (Central composite design o CCD), este tipo de experimento se basa en usar un punto central y varios puntos axiales con el fin de encontrar un modelo que posibilite crear una curva para encontrar los puntos óptimos y a qué condiciones se obtienen, en este caso se usa un diseño $2n$ factorial, pero incluyendo algunos intentos centrales, dependerá de la región de interés. (Jankovic et al., 2021; Lee et al., 2022; Montgomery, 2013; Román-Ramírez & Marco, 2022).

Otro de los modelos más comunes es el cuadro latino, el cual recibe su nombre debido a que se nombran los tratamientos o formulaciones con letras latinas, el cual tendrá un mismo número de columnas y filas como formando un cuadro, se usa este diseño para eliminar las perturbaciones, este se relaciona al famoso puzzle sudoku donde ningún número se repite en las filas y las columnas (Montgomery, 2013; Schiefer & Schiefer, 2021; Wu & Hamada, 2021)

Uno de los diseños más complejos puede ser el diseño aleatorio de bloques, en el cual los tratamientos no están presentes en cada bloque, ya sea porque no sea de interés, por la incapacidad de analizarlos o por decisión de los investigadores (Doebelin, 2010; Santa et al., 2022; Wu & Hamada, 2021)

6. Ejemplos de DoE en materiales poliméricos.

Por lo general se usa un diseño totalmente factorial en los experimentos, por ejemplo (Atuanya et al., 2016) realiza un diseño de 22 en el cual usa 2 niveles con 2 distintos factores los cuales son el tamaño de partículas y el porcentaje de partículas de caparazón de caracol, en este caso las variables de respuesta son la resistencia a la tracción, la fuerza flexible y la energía de impacto del material, el material usado es un polietileno reciclado de baja densidad. En (Nardi & Sinke, 2021) se realiza un diseño de 32, los factores que se desean variar son la temperatura de formado y la temperatura de la herramienta de moldeo, al combinar las distintas posibilidades nos resulta en ciertos valores de la variable de respuesta que en este caso es la fuerza flexible del material, en este caso el material usado es polieterimida con reforzada con fibra de vidrio. En distintos artículos se puede hallar esta metodología (Atuanya et al., 2014; Nardi & Sinke, 2021; Nieschlag et al., 2021; Saeedabadi et al., 2022) donde se utilizan distinta cantidad de niveles y parámetros, pero siempre un diseño totalmente factorial usando todas las combinaciones posibles de los parámetros.

En caso de que el número de combinaciones sea demasiado alto se debe optar por diseños que reduzcan la cantidad de combinaciones ya que esto aumentara la cantidad de intentos que se deberán realizar (Barad, 2018). Para esto puede usarse otras metodologías como la metodología de superficie de respuesta (Response Surface Methodology o RSM) la cual optimiza la respuesta obtenida por varios parámetros del proceso, enfocándose en una cantidad de factores (Pakdil, 2020), esto puede observarse en (Ramkumar et al., 2019) en donde usan una metodología que se basa en el RSM para disminuir la cantidad de experimentos a realizar optimizando la respuesta producida por dos variables, en este caso los factores a controlar son la temperatura del horno, el tiempo dentro del horno y el método de enfriamiento y la variable de respuesta será la tenacidad a la fractura del material; en este artículo se menciona el uso de polietileno de baja densidad para el estudio de sus propiedades. Debido a que el número de pruebas

a realizar usando un diseño totalmente factorial resultaría en 27 ensayos se usó una metodología Box-Behenken que se basa en la RSM para así disminuir la cantidad de pruebas a realizar, usando esta metodología se determinó que realizando 15 ensayos era suficiente teniendo en cuenta ciertas combinaciones de los factores que impedían una buena realización del experimento. Otra de las metodologías empleadas es la de CCD, en (Gomes & Thompson, 2018) se realizó un diseño con 2 niveles de 2 factores distintos, la temperatura del horno y el tiempo de calentamiento, además de estos niveles se añadió un nivel más para explorar los límites de la tasa de calentamiento del molde usando un punto adicional en el tiempo de calentamiento para así poder alcanzar la máxima temperatura en el molde, la variable de respuesta en el experimento fue la de la energía de impacto, el porcentaje de superficie con vacíos y la viscosidad obtenida del proceso de un polietileno de alta densidad. También en (Farotti & Natalini, 2018) se puede observar cómo se usa esta metodología de CCD usando 4 variables: la temperatura de fundición, la temperatura del molde, la presión de empaquetamiento y el tiempo de enfriamiento, y la variable respuesta es el comportamiento mecánico del material en distintos ensayos de tensión realizados, al final se realiza un cubo de DoE que permite hallar los valores medios usando cada combinación de factores, adicionalmente se grafica una superficie de respuesta indicando que entre mayor sea la temperatura del molde mayor será la fuerza del material. En este artículo se menciona que se estudia el proceso de inyección del polipropileno-

En algunos casos no se realiza un diseño experimental de acuerdo a ninguna metodología, puede que esto se deba a que se realiza de forma empírica o si esto se debe al tipo de experimento a realizar, en (Kumar et al., 2019) se afirma usar 10 muestras del material, al tratarse de una comparación entre dos métodos distintos no se opta por el uso de un diseño de experimentos sino por la experiencia ya que en este artículo se menciona que se basa en trabajos anteriores acerca de la comparación entre dos procesos y su variable de respuesta es el magnetismo y las propiedades de la superficie de una matriz conformada por ácido poliláctico y policloruro de vinilo.

Cuando se realiza una simulación la mayoría de veces no se realiza un diseño experimental, usualmente se realiza un número de simulaciones arbitrarias sin tener en cuenta alguna metodología específica, como se puede observar en (Gupta et al., 2013; Kwiatkowski et al., 2017; Lontos & Gregoriou, 2019) en donde no se realiza ningún diseño de experimentos debido a que las simulaciones tienen una naturaleza determinística la cual le

permite a la simulación tener una alta consistencia y la habilidad de controlar factores que en la experimentación no se pueden controlar. (Jankovic et al., 2021)

Entre todos estos ejemplos se mantiene una constante de realizar un análisis estadístico de los datos obtenidos sin importar el diseño de experimentos usado, la herramienta más usada es el ANOVA la cual indica el porcentaje de influencia del parámetro, entre un mayor porcentaje el parámetro tendrá una mayor relevancia en la variable de respuesta (Román-Ramírez & Marco, 2022; Yuce et al., 2022)its application to the evaluation of lithium-ion batteries (LIBs).

7. Conclusiones

En la revisión realizada acerca del diseño de experimentos se pudo encontrar que la temática del DoE sigue siendo relevante hoy en día, muchos autores requieren y hacen uso de los distintos tipos de diseños, por lo tanto este artículo permite abrir aún más este tema tan fundamental a aquellos que lo desconocen, además se encontró una variedad de artículos de investigación donde se usaba la metodología del diseño de experimentos, lo más notable de esto es que el diseño más usado en la investigación es el diseño totalmente factorial ya que la mayoría de experimentos realizados no tenía una gran cantidad de intentos a realizar, muchas veces estos experimentos no requerían una gran cantidad de muestras por lo que diseños más complejos no eran requeridos, ya que no era imprescindible la optimización de recursos.

Los diseños más complejos que pretenden disminuir la cantidad de muestras a realizar no son tan usuales de utilizar en una investigación, ya que no siempre es necesario disminuir la cantidad de experimentos a realizar para optimizar el proceso, además de que estos diseños con mayor complejidad requieren de una mayor experticia de los experimentadores y es recomendable realizarse con un anterior entendimiento acerca del experimento para que al unir algunos factores de influencia en un solo factor que describa la influencia de los factores en conjunto no se altere la validez de los datos.

Se observó que hay experimentos a los cuales no es necesario aplicarles un diseño específico, por ejemplo las simulaciones, estas no requieren de un diseño de experimentos o al menos no es lo usual, por otro lado otras investigaciones no especifican el uso de un diseño de experimentos ya que muchas veces se da por hecho

el uso de diseños completamente al azar, por lo que mencionar el uso de un diseño experimental pasa a ser opcional en estos casos, esto se puede observar en los artículos de investigación cuando a pesar de identificar las distintas variables, niveles que se asignaran y realizar una aleatorización de los tratamientos no se menciona el uso del diseño experimental muchas veces a que se da por hecho que el diseño será totalmente al azar.

Por último, gracias a la revisión se logra concluir que, a pesar de que algunos experimentos no tengan un diseño específico todos siguen los mismos pasos: se identifican las fuentes de variabilidad más importantes, se especifican los niveles o valores constantes que tendrán cada variable y por último se relaciona la influencia de las fuentes de variabilidad sobre las variables dependientes. Además, al utilizar la metodología de diseño de experimentos se debe tener en cuenta iniciar por el diseño más simple, que pueda satisfacer las necesidades planteadas en el experimento.

8. Referencias

- Atuanya, C. U.; Aigbodion, V. S.; Nwigbo, S. C. (2014). Experimental study of the thermal and wear properties of recycled polyethylene/breadfruit seed hull ash particulate composites. *Materials and Design*, 53, pp. 65–73. <https://doi.org/10.1016/j.matdes.2013.06.057>
- Atuanya, C. U.; Aigbodion, V. S.; Obiorah, S. O.; Kchaou, M.; Elleuch, R. (2016). Empirical models for estimating the mechanical and morphological properties of recycled low density polyethylene/snail shell bio-composites. *Journal of the Association of Arab Universities for Basic and Applied Sciences*, 21, pp. 45–52. <https://doi.org/10.1016/j.jaubas.2015.01.001>
- Babbie, E. (2000). *Fundamentos de la Investigación Social*. Cengage Learning Latin Am. http://books.google.es/books?id=1_yyPqkoqMIC.
- Barad, M. (2018). *Strategies and techniques for quality and flexibility*. SpringerBriefs in Applied Sciences and Technology. Cham: Springer. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-319-68400-0>
- Berger, P. D.; Maurer, R. E.; Celli, G. B. (2017). *Experimental design: With applications in management, engineering, and the sciences*, 2a ed., Suiza, Springer Cham. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-64583-4>
- Charbonné, C.; Dhuitte, M. L.; Bouziane, K.; Chamoret, D.; Candusso, D.; Meyer, Y. (2021). Design of experiments on the effects of linear and hyperelastic constitutive models and geometric parameters on polymer electrolyte fuel cell mechanical and electrical behaviour. *International Journal of Hydrogen Energy*, 46(26), 13775–13790. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2021.02.122>
- Coleman, D. E.; Montgomery, D. C. (1993). A Systematic Approach to Planning for a Designed Industrial Experiment. *Technometrics*, 35(1), 1. <https://doi.org/10.2307/1269280>
- Colwell, M.; Frith, R. (2021). Utilising the scientific method to demonstrate that slender beam/column behaviour is the dominant behavioural mechanism leading to roof/rib failure. *International Journal of Mining Science and Technology*, 31(5), 867–887. <https://doi.org/10.1016/j.ijmst.2021.07.009>

- Del Vecchio, R. J. (2007). Design of Experiments. Handbook of Vinyl Formulating, 2a ed., Grossman, F., pp. 515-527. <https://doi.org/10.1002/9780470253595.ch22>
- Doebelin, E. (2010). Introduction to Statistical Design of Experiments. In: Instrumentation Design Studies. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781439819487>
- Dong, J.; Mandenius, C. F.; Lübberstedt, M.; Urbaniak, T.; Nüssler, A. K. N.; Knobloch, D.; Gerlach, J. C.; Zeilinger, K. (2008). Evaluation and optimization of hepatocyte culture media factors by design of experiments (DoE) methodology. *Cytotechnology*, 57(3), pp. 251-261. <https://doi.org/10.1007/s10616-008-9168-6>
- Eckes, G. (2003). Six Sigma for Everyone, Hoboken, John Wiley & Sons, Inc.
- Farotti, E.; Natalini, M. (2018). Injection molding. Influence of process parameters on mechanical properties of polypropylene polymer. A first study. *Procedia Structural Integrity*, 8, pp. 256-264. <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2017.12.027>
- Gomes, F. P. C.; Thompson, M. R. (2018). Nondestructive evaluation of sintering and degradation for rotational molded polyethylene. *Polymer Degradation and Stability*, 157, pp. 34-43. <https://doi.org/10.1016/j.polymdegradstab.2018.09.013>
- Gupta, S.; Uday, V.; Raghuwanshi, A. S.; Chowkshey, S.; Das, S. N.; Suresh, S. (2013). Simulation of Blow Molding Using Ansys Polyflow. *APCBEE Procedia*, 5, pp. 468-473. <https://doi.org/10.1016/j.apcbee.2013.05.079>
- Jankovic, A.; Chaudhary, G.; Goia, F. (2021). Designing the design of experiments (DOE) – An investigation on the influence of different factorial designs on the characterization of complex systems. *Energy and Buildings*, 250, 111298. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111298>
- Johnson, R.; Miller, I.; Freund, J. (2018). Miller & Freund's probability and statistics for engineers, 9na ed., Madison, Pearson Education.
- Kumar, S.; Singh, R.; Singh, T. P.; Batish, A. (2019). On process capability comparison of hybrid and multi blend PLA matrix composite: Magnetic and surface properties viewpoint. *Materials Today: Proceedings*, 28, pp. 521-525. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2019.12.212>
- Kwiatkowski, D.; Modławski, M.; Jaruga, T. (2017). Design of Flash Pocket Inserts in an Extrusion Blow Mould Based on the Results of Numerical Simulations. *Procedia Engineering*, 177, pp. 127-134. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.02.200>
- Lee, B. C. Y.; Mahtab, M. S.; Neo, T. H.; Farooqi, I. H.; Khursheed, A. (2022). A comprehensive review of Design of experiment (DOE) for water and wastewater treatment application - Key concepts, methodology and contextualized application. *Journal of Water Process Engineering*, 47(December 2021), 102673. <https://doi.org/10.1016/j.jwpe.2022.102673>
- Lewis, S. M.; De la Salle, B. (2008). Control de calidad, Dacie y Lewis, Hematología Práctica (10 ed.), pp. 561-572. <https://doi.org/10.1016/b978-84-8086-229-5.50026-6>
- Lontos, A.; Gregoriou, A. (2019). The effect of the deformation rate on the wall thickness of 1.5LT PET bottle during ISBM (Injection Stretch Blow Molding) process. *Procedia CIRP*, 81, pp. 1307-1312. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2019.04.018>
- Machery, E. (2020). What is a Replication? *Philosophy of Science*, 87(4), pp. 545-567. <https://doi.org/10.1086/709701>
- Montgomery, D. C. (2013). Design and Analysis of Experiments, 8va ed., Arizona State University, John Wiley & Sons.
- Nardi, D.; Sinke, J. (2021). Design analysis for thermoforming of thermoplastic composites: prediction and machine learning-based optimization. *Composites Part C: Open Access*, 5, 100126. <https://doi.org/10.1016/j.jcomc.2021.100126>
- Nelles, O. (2020). Nonlinear System Identification. From Classical Approaches to Neural Networks, Fuzzy Models, and Gaussian Processes, Suiza, Springer: Cham. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-47439-3>

- Niedz, R. P.; Evens, T. J. (2016). Design of experiments (DOE)—history, concepts, and relevance to in vitro culture. *In Vitro Cellular and Developmental Biology - Plant*, 52(6), pp. 547–562. <https://doi.org/10.1007/s11627-016-9786-1>
- Nieschlag, J.; Eisenhardt, P.; Coutandin, S.; Fleischer, J. (2021). Numerical design of rotationally molded composite tie rods. *Composite Structures*, 278, 114687. <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2021.114687>
- Pakdil, F. (2020). *Six Sigma for Students. A Problem-Solving Methodology*, Suiza, Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-40709-4>
- Ramkumar, P. L.; Kulkarni, D. M.; Chaudhari, V. V. (2019). Fracture toughness of LLDPE parts using rotational moulding technology. *International Journal of Materials and Product Technology*, 58(4), pp. 305–322. <https://doi.org/10.1504/IJMPT.2019.100003>
- Román-Ramírez, L. A.; Marco, J. (2022). Design of experiments applied to lithium-ion batteries: A literature review. *Applied Energy*, 320. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119305>
- Saeedabadi, K.; Tosello, G.; Calaon, M. (2022). Optimization of injection molded polymer lab-on-a-chip for acoustic blood plasma separation using virtual design of experiment. *Procedia CIRP*, 107, pp. 40–45. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.04.007>
- Santa, A. C.; Tamayo, J. A.; Correa, C. D.; Gómez, M. A.; Castaño, J. G.; Baena, L. M. (2022). Atmospheric corrosion maps as a tool for designing and maintaining building materials: A review. *Heliyon* 8(9). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e10438>
- Schiefer, H.; Schiefer, F. (2021). *Statistics for Engineers*, Wiesbaden, Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-32397-4>
- Tumova, O.; Kupka, L.; Netolicky, P. (2018). Design of Experiments approach and its application in the evaluation of experiments. 2018 International Conference on Diagnostics in Electrical Engineering, Diagnostika 2018, pp. 15–18. <https://doi.org/10.1109/DIAGNOSTIKA.2018.8526104>
- Vieira, L. W.; Marques, A. D.; Schneider, P. S.; José da Silva Neto, A.; Viana, F. A. C.; Abdel-Jawad, M.; Hunt, J. D.; Siluk, J. C. M. (2021). Methodology for ranking controllable parameters to enhance operation of a steam generator with a combined Artificial Neural Network and Design of Experiments approach. *Energy and AI*, 3, 100040. <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2020.100040>
- Wu, C. F. J.; Hamada, M. (2021). Experiments: Planning, Analysis, and Optimization. In *Journal of Engineering Management and Competitiveness* 10(1). <https://doi.org/10.1002/9781119470007>
- Xin, L. L.; Sharif, S.; Saad, R. M. (2015). Gas-assisted Injection Molding: Case Study on Process Optimization of CD-Rom Tray Manufacturing. In *Procedia Manufacturing*, 2, pp. 538–542. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.093>
- Yuce, B. E.; Nielsen, P. V.; Wargocki, P. (2022). Numerical Analyses of Ventilation Performance in Buildings Using CFD with ANOVA, Taguchi and GRA. *Ssrn*, 225, 109587. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109587>