

03-024

CHARACTERISTICS OF DATA COLLECTION TECHNIQUES FOR SUSTAINABLE PRODUCT DESIGN USING KANSEI ENGINEERING

Zamora-Polo, Francisco (1); de las Heras, Ana (1); Córdoba-Roldán, Antonio (1); Luque, Amalia (1)

(1) Universidad de Sevilla

The current crisis (triggered by the COVID 19 pandemic) is an opportunity to make a profound and systemic change towards a more sustainable economy that works for both people and the planet. It is about decoupling economic growth from environmental degradation, increasing resource efficiency and promoting sustainable lifestyles. The Design for Sustainability (D4S) concept describes methodologies for making sustainable (social, economic and environmental) improvements to products by applying elements of life cycle thinking. It is intended to go beyond the environmental optimization of products and reduce environmental impacts while maintaining an acceptable quality of service. This paper explores the characteristics that the databases or surveys used to link the properties of a certain product or service with the sensations of the users must have. The necessary size will be analyzed in terms of properties and levels of the product, emotions produced and number of respondents; putting it in relation to the data analysis and processing techniques that will be used in later phases.

Keywords: Design for sustainability; design optimization; data collection techniques; survey design; kansei engineering.

CARACTERÍSTICAS DE LAS TÉCNICAS DE RECOGIDA DE DATOS PARA DISEÑO DE PRODUCTO SOSTENIBLE MEDIANTE INGENIERÍA KANSEI

La crisis actual (provocada por la pandemia COVID 19) es una oportunidad para llevar a cabo un cambio profundo y sistémico hacia una economía más sostenible que funcione tanto para las personas como para el planeta. Se trata de desvincular el crecimiento económico de la degradación medioambiental, aumentar la eficiencia de recursos y promover estilos de vida sostenibles. El concepto de Diseño para la Sostenibilidad (D4S) describe metodologías para realizar mejoras sostenibles (sociales, económicas y ambientales) en los productos mediante la aplicación de elementos del pensamiento del ciclo de vida. Se pretende ir más allá de la optimización ambiental de productos y reducir los impactos ambientales manteniendo una calidad de servicio aceptable. En este trabajo se exploran las características que deben tener las bases de datos o encuestas a utilizar para vincular las propiedades de un determinado producto o servicio con las sensaciones de los usuarios. Se analizará el tamaño necesario en cuanto a propiedades y niveles del producto, emociones producidas y número de encuestados; poniéndolo en relación con las técnicas de análisis y tratamiento de datos que se vayan a utilizar en fases posteriores.

Palabras clave: Diseño para la sostenibilidad; optimización del diseño; técnicas de recogida de datos; diseño de encuestas; ingeniería kansei.

Correspondencia: Francisco Zamora Polo. Correo: fzpolo@us.es

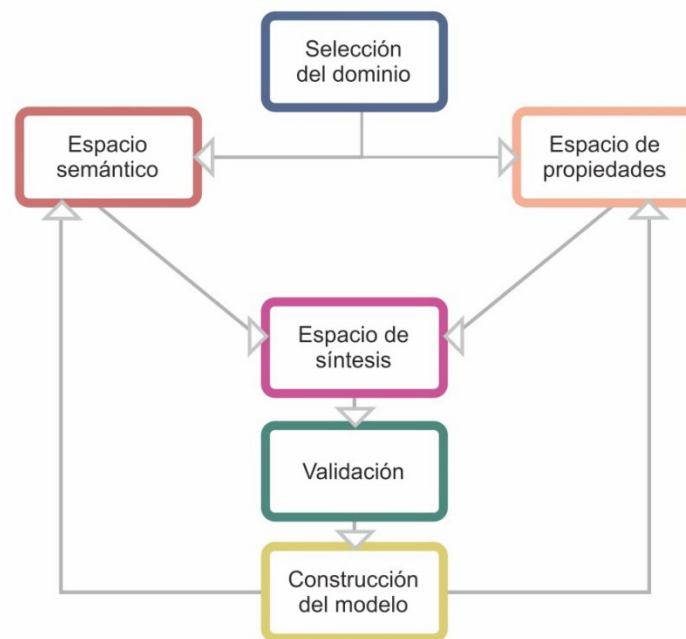


©2022 by the authors. Licensee AEIPRO, Spain. This article is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. Introducción

La investigación en ingeniería de diseño ha adoptado ciertos enfoques del Design Thinking, que combinan la conveniencia del usuario con la factibilidad económica y técnica de una idea innovadora (Gasparini 2015). Entre los autores que trabajan con las emociones que produce un producto o servicio, destaca Nagamachi (2002), cuyo trabajo se centra en la Ingeniería Kansei (Córdoba et al. 2016), un método para traducir sentimientos e impresiones en parámetros de diseño del producto. En la figura 1 se muestra el diagrama del proceso de diseño mediante Ingeniería Kansei.

Figura 1: Diagrama del proceso de diseño mediante Ingeniería Kansei. Adaptada de Schuette & Eklund (2005) y Prevención Integral (2014).



El espacio de propiedades es la fase de la Ingeniería Kansei en la cual se establecen las propiedades que se van a estudiar. Se debe seleccionar un conjunto de propiedades y sobre cada una de ellas seleccionar un conjunto de sub-propiedades o niveles, que representan los diferentes valores que puede tomar la propiedad (Córdoba Roldán et al. 2015).

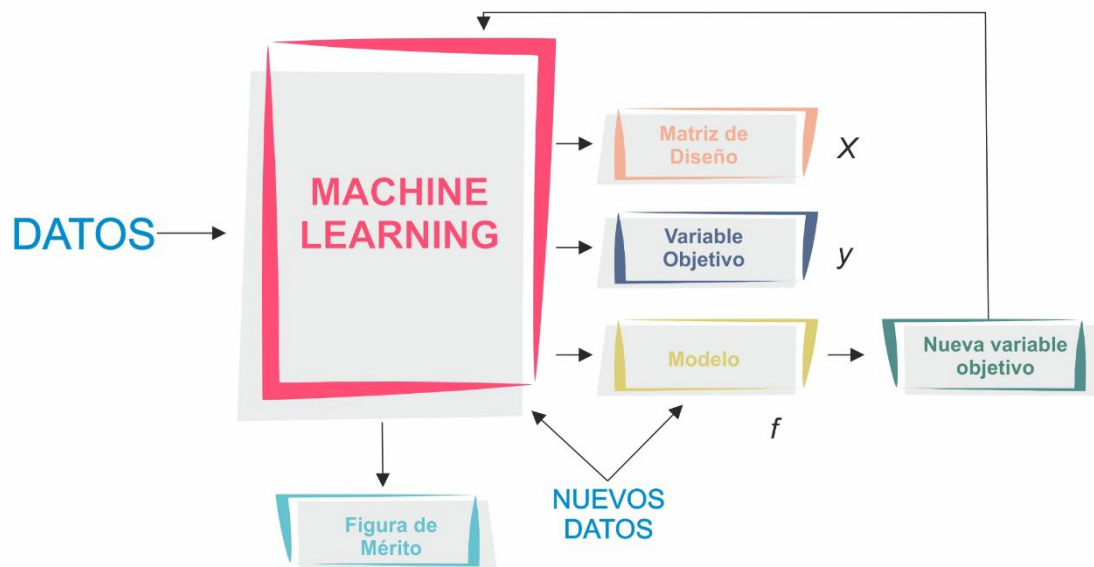
El espacio semántico es la fase en la que se obtienen y definen las emociones (Kansei) que se desean evocar con el producto.

El espacio de síntesis es la fase en la cual se obtiene la relación cuantitativa entre el espacio semántico y el espacio de propiedades en base a la información recopilada en un estudio de campo. Tradicionalmente se trabaja con encuestas de diferencial semántico para establecer la relación entre el espacio semántico y el espacio de propiedades. Los datos recopilados en las encuestas serán tratados con técnicas estadísticas para obtener la relación cuantitativa entre espacios.

La consideración de la voz del cliente es crucial para el diseño y desarrollo de productos. Sin embargo, cómo lidiar con los comentarios de los clientes desconocidos es una pregunta importante que necesita una investigación detallada (Rashid 2010). Una pregunta de investigación importante es la relación (en intensidad y sentido) de las propiedades de un producto con la calidad percibida por los usuarios.

El rápido desarrollo de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático allana el camino para el análisis computacional de las opiniones de los clientes para la extracción de opiniones. Por ejemplo, Zhou et al. (2020) proponen utilizar técnicas de aprendizaje automático para analizar las necesidades de los clientes. En la figura 2 se muestra esquemáticamente el proceso de aprendizaje automático, basado en la toma de datos, a partir de los cuales se construye un modelo que servirá para predecir la variable objetivo en el futuro.

Figura 2: Diagrama del proceso de aprendizaje automático



Un factor que impulsa el cambio en las empresas es el concepto cada vez más común de desarrollo sostenible. Estos cambios van encaminados a una gestión más racional y eficiente de todos los recursos que permitan una menor presión y un menor impacto sobre el medio ambiente. El desarrollo sostenible se deriva del concepto de triple resultado, que supone un equilibrio entre los tres pilares (dimensiones): un medio ambiente no contaminado y adecuadamente explotado, pero necesario para operar un negocio y mantener la calidad de vida de las personas; una sociedad que busque garantizar los derechos humanos y la igualdad, preservar la identidad cultural y respetar la diversidad cultural y religiosa; y la durabilidad económica necesaria para mantener el capital natural, social y humano requerido para los ingresos y el nivel de vida (Hanggraeni et al. 2019; Ingaldi & Ulewicz 2019; Kot 2018).

La pregunta de investigación de este trabajo se encuentra integrada dentro una línea más amplia centrada en el diseño de productos para mejorar la calidad percibida, desde el punto de vista de la optimización de la sostenibilidad. Señalemos que muchas de las interpretaciones de lo que debe ser el desarrollo sostenible coinciden en que, para lograrlo, las políticas y acciones para lograr el crecimiento económico deben ser respetuosas con el medio ambiente y socialmente equitativas para lograr el crecimiento económico: es el modelo Triple Bottom Line, un enfoque de la sostenibilidad que considera su dimensión Ambiental, Equitativa y Económica (Elkington 1998; De Las Heras García De Vinuesa et al. 2018; Reike et al. 2018).

Se entenderá la fase de construcción del modelo del proceso de diseño (ver figura 1), desde el enfoque de las técnicas de aprendizaje automático (ver figura 2). Esta comunicación se centrará en las fases iniciales del proceso: Toma de datos (figura 2), definición del espacio semántico y de propiedades (figura 1). Se propondrán las características que debe tener este proceso de toma de datos y el tamaño muestral necesario.

2. Objetivos

Los objetivos que abordará esta comunicación, de forma resumida, se pueden dividir entre objetivos transversales y específicos. Así, serán objetivos generales:

- Servir de base para un cambio profundo y sistémico hacia una economía más sostenible que funcione tanto para las personas como para el planeta.
- Procurar la desvinculación del crecimiento económico de la degradación medioambiental, el aumento de la eficiencia de recursos
- Promover estilos de vida sostenibles.
- Avanzar en la optimización ambiental de productos y reducir los impactos ambientales manteniendo una calidad de servicio aceptable.

De forma concreta, en este trabajo:

- Se estudian las características que deben tener las bases de datos o encuestas a utilizar para vincular las propiedades de un determinado producto o servicio con las emociones de los usuarios. En concreto, se analiza el tamaño necesario en cuanto a propiedades y niveles del producto, emociones evocadas y número de encuestados; poniéndolo en relación con las técnicas de análisis y tratamiento de datos que se vayan a utilizar en fases posteriores.

3. Metodología

La metodología utilizada en este trabajo será el estudio de casos. Dicha metodología consta fundamentalmente de tres fases: fase teórica, fase de trabajo de campo y fase de resultados (figura 3).

Figura 3: Diagrama de la metodología de estudio de casos. Adaptada de (Castro Monge 2010).



En la primera de las etapas se realiza un estudio teórico, a partir de un estudio bibliográfico, tomando experiencias parecidas a las estudiadas.

3.1 Búsqueda bibliográfica realizada

En nuestro caso (figura 4) se han consultado numerosas referencias bibliográficas de tipo académico, extraídas de la base de datos de Web Of Science, bajo el criterio de que utilicen bases de datos o encuestas para vincular las emociones que se desean evocar en los usuarios con las propiedades de un determinado producto o servicio.

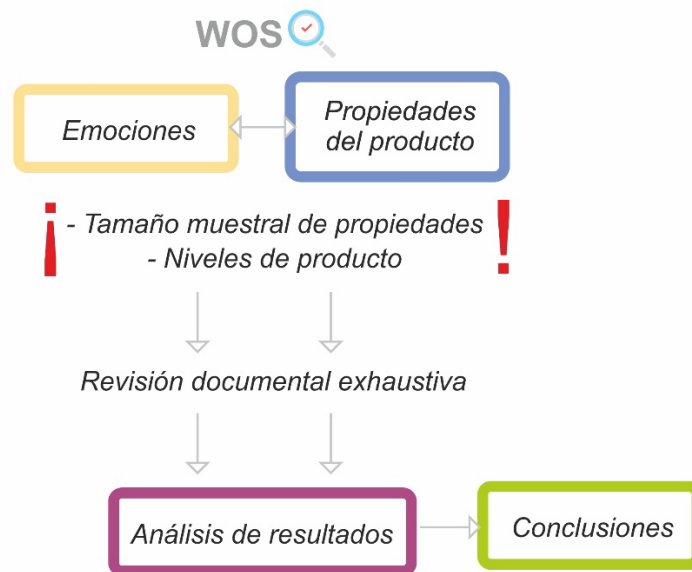
Teniendo en cuenta que se pretenden estudiar las características que deben tener estas fuentes de datos, especialmente en cuanto a tamaño muestral de propiedades y niveles del

producto, emociones producidas y número de encuestados; estas han sido las preguntas de investigación planteadas.

Bajo estas preguntas de investigación se ha realizado la fase de trabajo de campo, realizando una revisión documental exhaustiva y recurriendo a fuentes secundarias cuando se ha considerado conveniente.

En la última de las fases (fase de resultados) se ha reflexionado sobre la relevancia del estudio, se han analizado los resultados y se han extraído conclusiones.

Figura 4: Diagrama búsqueda realizada.



En concreto, los trabajos más relevantes que se han encontrado son:

Tabla 1. Trabajos más relevantes

1. Referencias más relevantes
Smith y Fu (2011); Puma Isuiza y Núñez Saavedra (2018); Luo et al. (2012); Lee y Han (2022); Jyh-RongChou (2016)

4. Resultados

4.1 Resultados del estudio de casos

Un primer resultado obtenido del estudio de caso hace referencia al tamaño muestral. En Smith y Fu (2011) treinta sujetos participaron en la primera encuesta, y sus edades oscilaron entre los 18 y los 65 años. Había 20 hombres y 10 mujeres. En Puma Isuiza y Núñez Saavedra (2018) La lista inicial del espacio semántico fue generada por 30 panelistas (16 hombres y 14 mujeres) de 20 a 35 años. Veinte jóvenes conductores en Hangzhou (14 hombres y 6 mujeres) con un promedio de 30 años de edad, fueron invitados como sujetos en Luo et al. (2012). Un total de 50 participantes masculinos con más de cinco años de experiencia en el fútbol fueron reclutados como clientes potenciales en Lee y Han (2022). La edad media de los participantes fue de $25 \pm 2,1$ años. En Jyh-RongChou (2016) veinte estudiantes

universitarios de la carrera de Diseño de Producto fueron reclutados como sujetos experimentales para evaluar las alternativas de productos. Estos sujetos consistían en 10 mujeres y 10 hombres, con edades comprendidas entre los 18 y los 22 años.

En Smith y Fu (2011) las imágenes recopiladas de la pantalla frontal del automóvil (Head-Up Display, HUD) fueron difíciles de usar directamente para la encuesta posterior debido a la calidad de la imagen y la portabilidad. En esta investigación, se crearon imágenes de HUD nuevas. Con base en las imágenes de HUD recopiladas, se crearon seis nuevas imágenes de presentación de HUD para la primera encuesta. Luo et al. (2012) presentó un estudio de caso sobre 6 tipos representativos de automóviles y 20 tapacubos. En Lee y Han (2022) el grupo de expertos dividió en grupos las 203 imágenes de zapatillas de fútbol obtenidas, y se eligieron para la encuesta de percepción emocional 54 zapatillas. En Jyh-RongChou (2016) se seleccionaron 10 unidades flash USB para probar el enfoque propuesto para evaluar las preferencias emocionales (kansei) de los clientes sobre estas alternativas de productos.

En Cortez et al. (2009) se presenta un estudio de caso para modelar preferencias gustativas basado en datos analíticos disponibles en el paso de certificación del vino. Medir el impacto de las pruebas fisicoquímicas en la calidad final del vino es útil para mejorar el proceso de producción, sin embargo, estas características fisicoquímicas no son directamente percibidas por el encuestado.

Se percibe además del estudio de caso la carencia global de una validación posterior del modelo propuesto, a pesar de ser un paso fundamental del proceso.

De forma esquemática, los principales resultados obtenidos del estudio de casos realizados son:

1. Se hace necesario cuestionarse por el número necesario de encuestados que deben participar en el estudio, para garantizar que la solución obtenida es representativa de la población estudiada.
2. Es frecuente que no se explore todo el espacio de propiedades, sino que se muestren sólo algunas combinaciones de propiedades y niveles, limitando la potencia del análisis.
3. Existen características de los productos que no son observables por el encuestado, por lo tanto, no se puede preguntar directamente por ellas, constituyendo una limitación de las técnicas de encuestas.
4. Una vez propuesto el modelo, es necesario realizar un proceso de validación para medir la bondad del modelo propuesto, para lo cual hay que reservar un subconjunto de los datos iniciales para la validación y definir métricas que midan la bondad del modelo propuesto.

4.2 Limitaciones encontradas

- Tamaño muestral N necesario para que se sostenga la aplicación de técnicas de Machine Learning (ML)
- Imposibilidad de explorar todo el espacio de propiedades, sino que se muestren sólo algunas combinaciones de propiedades y niveles.
- En el diseño de las bases de datos o encuestas será necesario ser consciente de la necesidad de reservar un subconjunto de los datos iniciales para la validación.

4.3 Análisis de las debilidades encontradas

En este apartado se busca analizar críticamente las limitaciones encontradas en el estudio de casos realizado.

Los problemas de diseño en Ingeniería Kansei se basan en valorar varias opciones de producto, valorando varias emociones en cada uno. Las distintas opciones de producto se generan a partir de la combinatoria de las propiedades y niveles sobre las que se quiere decidir. Estas preguntas se le hacen a un número N de encuestados. Una de las limitaciones encontradas se refiere al N necesario para que se sostenga la aplicación de técnicas de Machine Learning (ML).

Hay que recordar que, en general, un problema de ML se define en primer lugar por su matriz de diseño X . Esa matriz tiene dimensión $n \times d$; cada una de las n filas corresponde a una "muestra" (también denominada observación, instancia, etc.); y cada una de las d columnas corresponde a un "atributo" (también denominado feature, característica, etc.).

Si además el problema de ML es de los que puede calificarse como de "aprendizaje supervisado" (fundamentalmente regresión y clasificación), entonces el problema se define también por un vector de objetivos " y " (también denominado de etiquetas). Este vector tiene dimensión $n \cdot 1$; cada una de las n filas corresponde a una "muestra".

Hay veces que el problema de ML es una superposición de problemas, de forma que con la misma matriz de diseño X , tenemos varios vectores de objetivos. En el caso de Ingeniería Kansei, los vectores objetivo son las distintas valoraciones kansei.

Centrémonos ahora en "traducir" a lenguaje de ML lo que se denomina el proceso de síntesis en Ingeniería Kansei. Se puede entender que la síntesis kansei es la superposición de varios problemas de ML separables, uno por cada emoción. En todos estos subproblemas la matriz de diseño X es la misma, no así los vectores objetivos.

Una pregunta relevante es el número de encuestados N que son necesarios. Desde el punto de vista de ML, la pregunta relevante es cuántas valoraciones V se necesitan, cuántas filas (n) debe tener la matriz de diseño. Si todos los encuestados valoran todos los productos, entonces ambas preguntas son análogas; pero si un encuestado no contesta a todo, la segunda manera de formular la pregunta sería más correcta.

Formulada de esta forma, el número de valoraciones $V=n$ que se necesitan depende de muchos factores: del nivel de confianza que deseemos (o del error admisible en la predicción), de la distribución de los valores, del número de atributos, de la complejidad del modelo de predicción.

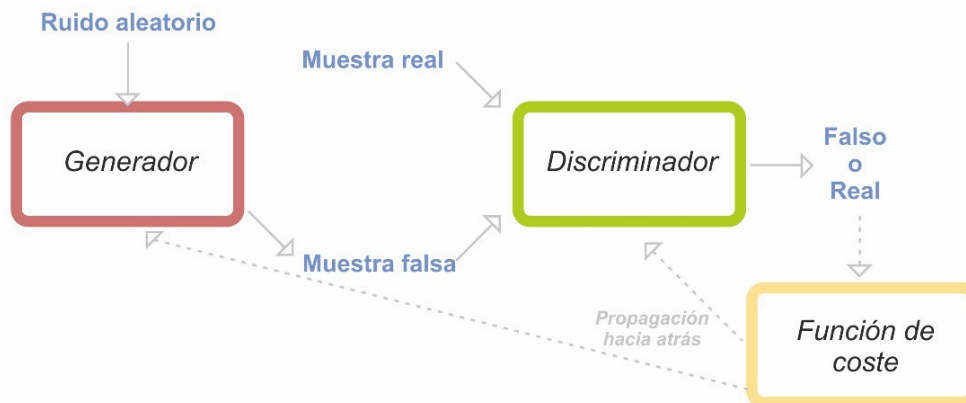
Si el número de atributos y la complejidad de los modelos son reducido, hacer ML con unos pocos (¿cientos?) de valoraciones es posible. Si, por el contrario, pretendemos hacer ML con emociones que dependen de muchos atributos y/o queremos usar modelos muy complejos (por ejemplo, deep learning), el número de muestras (valoraciones) que se requerirá, será mucho más elevado.

A posterior, siempre hay una forma empírica de comprobar si nos hemos quedado demasiado cortos en el número de muestras: la curva de aprendizaje. Se dibuja el error de predicción en función del número de muestras usadas para entrenar el modelo. Si la curva se estabiliza (pendiente nula) es que se ha conseguido modelarlo con las muestras disponibles. Si, por el contrario, para el máximo número de muestras disponibles, el error continúa descendiendo en la curva de aprendizaje, es que es necesario aumentar el número de muestras (Brownlee, 2017).

Una posible solución al problema del número insuficiente de datos puede ser la utilización de Generadores de datos sintéticos (GAN). Por ejemplo, las GAN se utilizan inicialmente como

modelos generativos, como en la generación aleatoria de nuevas muestras a partir del conjunto de datos para que parezcan del conjunto de datos de origen cuando se visualizan. Logran este objetivo asignando ruido aleatorio a muestras reales del conjunto de datos dado, y luego generan nuevas instancias a partir de nuevos tensores de ruido aleatorio (Sit et al. 2020) (Figura 4).

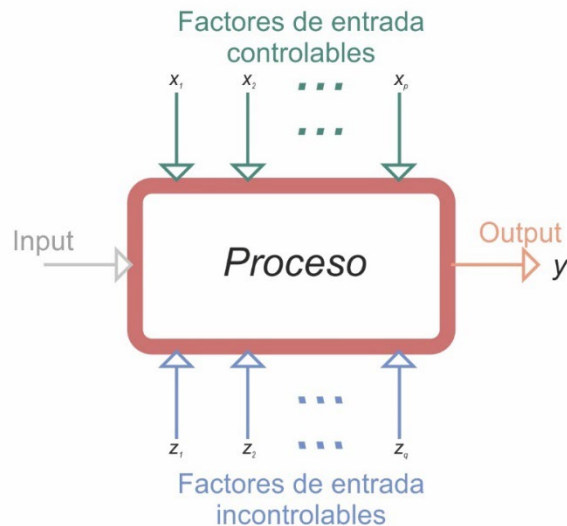
Figura 5: Diagrama del proceso de generación de datos sintéticos GAN. Adaptada de Sit et al. 2020.



Otra limitación encontrada hace referencia a la imposibilidad de explorar todo el espacio de propiedades, sino que se muestren sólo algunas combinaciones de propiedades y niveles, limitando la potencia del análisis. En este sentido, pueden ser de utilidad el uso de “ORTHOGONAL ARRAYS” (OAs), que reduce significativamente el número de configuraciones experimentales a estudiar. El efecto de muchos parámetros diferentes sobre la característica de rendimiento en un proceso se puede examinar utilizando el diseño experimental de matriz ortogonal propuesto por Taguchi (Kumar Karna & Sahai, 2012).

Una vez que se han determinado los parámetros que afectan a un proceso que se puede controlar, se deben determinar los niveles en los que se deben variar estos parámetros. Determinar qué niveles de una variable probar requiere una comprensión profunda del proceso, incluido el valor mínimo, máximo y actual del parámetro. Si la diferencia entre el valor mínimo y máximo de un parámetro es grande, los valores que se prueban pueden estar más separados o se pueden probar más valores. Si el rango de un parámetro es pequeño, entonces se puede probar menos valores o los valores probados pueden estar más juntos (Kumar Karna & Sahai ,2012) (Figura 6).

Figura 6: Diagrama de los parámetros. Adaptada de Kumar Karna y Sahai, 2012.



En el diseño de las bases de datos o encuestas que se realicen hay que tener en cuenta también las limitaciones sobre propiedades que no son observables por el encuestado. Para su tratamiento se considera adecuado un post-procesamiento de los datos, en los que se calcule de forma indirecta la dependencia parcial de la satisfacción respecto a un atributo concreto a partir del cálculo de la derivada parcial o pendiente de la curva.

Adicionalmente, se podría cuantificar la importancia de cada variable dentro de la satisfacción global a través uso del Coeficiente de Correlación de Pearson, entre la satisfacción global y el correspondiente atributo considerado. De esta forma, atendiendo al nivel de satisfacción alcanzado por cada atributo y a su importancia en cuanto a su influencia en la mejora de la satisfacción global (coeficiente de correlación de Pearson), la norma UNE-ISO 10004:2015 (UNE 2015) propone realizar un gráfico donde se represente en un eje la satisfacción media de cada servicio y en el otro eje su correspondiente coeficiente de correlación (Casales et al. 2019).

Por último, hay que recalcar que, una vez propuesto el modelo, es necesario realizar un proceso de validación para medir la bondad del modelo propuesto, para lo cual hay que reservar un subconjunto de los datos iniciales para la validación y definir métricas que midan la bondad del modelo propuesto. Por lo tanto, en el diseño de las bases de datos o encuestas será necesario ser consciente de la necesidad de reservar un subconjunto de los datos iniciales para la validación.

Se ha sugerido y utilizado una gran variedad de métricas en muchas áreas de conocimiento. Sin embargo, las métricas que se encontraron más populares en las encuestas independientes que se realizaron durante un período de 25 años son error cuadrático medio (MSE) (o su raíz RMSE), el error absoluto medio (MAE) y error porcentual absoluto medio (MAPA) (Botchkarev 2019).

4.4. Trabajos futuros

Se deja para trabajos futuros la utilización de Generadores de datos sintéticos para paliar el número insuficiente de muestras, el estudio de "ORTHOGONAL ARRAYS" (OAs), para reducir el número de configuraciones experimentales a estudiar, la realización de un post-procesamiento de los datos, en los que se calcule de forma indirecta la dependencia parcial de la satisfacción respecto a un atributo concreto a partir del cálculo de la derivada parcial o pendiente de la curva, en el caso de propiedades no observables por el encuestado. Una vez propuesto el modelo, es necesario realizar un proceso de validación para medir la bondad del

modelo propuesto. para lo cual se reservará un subconjunto de los datos iniciales para la validación y definir métricas que midan la bondad del modelo propuesto.

5. Conclusiones

En este trabajo se han explorado las características que deben tener las bases de datos o encuestas a utilizar para vincular las propiedades de un determinado producto o servicio con las emociones o kanseis de los usuarios. En concreto, se ha analizado el tamaño muestral necesario en cuanto a propiedades y niveles del producto, emociones producidas y número de encuestados; poniéndolo en relación con las técnicas de análisis y tratamiento de datos que se vayan a utilizar en fases posteriores.

Se ha planteado la posibilidad de utilizar Generadores de datos sintéticos para paliar el número insuficiente de muestras. Se ha sugerido el estudio de "ORTHOGONAL ARRAYS" (OAs), para reducir el número de configuraciones experimentales a estudiar. Se ha propuesto la realización de un post-procesamiento de los datos, en los que se calcule de forma indirecta la dependencia parcial de la satisfacción respecto a un atributo concreto a partir del cálculo de la derivada parcial o pendiente de la curva, en el caso de propiedades no observables por el encuestado. Se ha recalado que, una vez propuesto el modelo, es necesario realizar un proceso de validación para medir la bondad del modelo propuesto, para lo cual hay que reservar un subconjunto de los datos iniciales para la validación y definir métricas que midan la bondad del modelo propuesto.

6. Referencias

- Botchkarev, A. (2019). A New Typology Design of Performance Metrics to Measure Errors in Machine Learning Regression Algorithms. *Interdisciplinary Journal of Information, Knowledge, and Management* 14:045-076.
- Brownlee, J. (2017). Machine learning data registered. Obtenido el 18 de abril de 2022 (<https://machinelearningmastery.com/much-training-data-required-machine-learning/>).
- Casales, V., Vazquez, T., Luque Sendra, A. & González Abril, L. (2019). Análisis de la Satisfacción de los Clientes de Cruceros Turísticos y Propuestas de Mejoras. *RISTI: Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías da Informação* 24(11/2019):313-20.
- Castro Monge, Edgar. (2010). El estudio de casos como metodología de investigación y su importancia en la dirección y administración de empresas. *Revista Nacional de Administración* 1(2):31-54.
- Córdoba, A., Aguayo, F., Lama, J. R. & De Las Heras, A. (2016). *Innovation in lean manufacturing by kansei-chisei engineering*. Vol. 853.
- Córdoba Roldán, A., Marcos Bárcena, M., Aguayo González, F., Lama Ruiz, J. R. & Peralta Álvarez, M. E. (2015). Design and development of semantic and property spaces in kansei engineering with neuroscientific approach for lean manufacturing projects. Pp. 977-90 en *19th International Congress on Project Management and Engineering*. Granada, España.
- Cortez, P., Cerdeira, A., Almeida, F., Matos, T. & José Reis. (2009). Modeling wine preferences by data mining from physicochemical properties. *Decision Support Systems* 47(4):547-53.
- Elkington, J. (1998). Accounting for the triple bottom line. *Measuring Business Excellence* 2(3):18-22.
- Gasparini, A. A. (2015). Perspective and Use of Empathy in Design Thinking. en *Conference: Advancements in Computer-Human Interaction*. Lisboa.
- Hanggraeni, D., Ślusarczyk, B., Kasari Sulung, L. A. & Subroto, A. (2019). The Impact of

- Internal, External and Enterprise Risk Management on the Performance of Micro, Small and Medium Enterprises. *Sustainability* 11(7):2172.
- Ingaldi, M. & Robert Ulewicz. (2019). How to make e-commerce more successful by use of Kano's model to assess customer satisfaction in terms of sustainable development. *Sustainability* 11(18):1-22.
- Jyh-RongChou. (2016). A Kansei evaluation approach based on the technique of computing with words. *Advanced Engineering Informatics* 30(1):1-15.
- Kot, S. (2018). Sustainable Supply Chain Management in Small and Medium Enterprises». *Sustainability* 10(4):1143.
- Kumar Karna, S. & Sahai, R. (2012). An Overview on Taguchi Method. *International Journal of Engineering and Mathematical Sciences* 1:11-18.
- De Las Heras García De Vinuesa, A., Aguayo-González, F. & Córdoba Roldán, A. (2018). Propuesta para la evaluación de la sostenibilidad de los productos desde la economía circular basada en industria 4.0 (Parte 1)». *Dyna ingeniería e industria*. 93 (4), 360-364.
- Lee, Y. & Han, W. (2022). Soccer shoe recommendation system based on multitechnology integration for digital transformation. *Advanced Engineering Informatics* 51:101457.
- Luo, S., Fu, Y. & Zhou, Y. (2012). Perceptual matching of shape design style between wheel hub and car type. *International Journal of Industrial Ergonomics* 42(1):90-102.
- Nagamachi, M. (2002). Kansei engineering as a powerful consumer-oriented technology for product development. *Applied Ergonomics* 33(3):289-94.
- Prevención Integral, (2014). Obtenido el 8 de agosto de 2000, desde <https://www.prevencionintegral.com/canal-orp/papers/orp-2014/aplicacion-ingenieria-kanseichisei-en-manufactura-lean>
- Puma Isuiza, G. G. & Núñez Saavedra, C. (2018). Desarrollo de hot-dog a base de carne de pollo (*Gallus gallus*) mediante la Ingeniería Kansei Tipo II. *Anales Científicos* 79(1):201.
- Rashid, M. (2010). A Review of State-of-Art on Kano Model for Research Direction. *International Journal of Engineering Science and Technology* 2(12):7481-90.
- Reike, D., Vermeulen, W. & Witjes, S. (2018). The circular economy: New or Refurbished as CE 3.0? — Exploring Controversies in the Conceptualization of the Circular Economy through a Focus on History and Resource Value Retention Options. *Resources, Conservation and Recycling* 135(February 2017):246-64.
- Sit, M. A., Demiray, B.Z., Xiang, Z., Ewing, G. J., Yusuf, S. & Demir, I. (2020). A Comprehensive Review of Deep Learning Applications in Hydrology and Water Resource. *Computer Science*.
- Smith, S. & Fu, S. (2011). The relationships between automobile head-up display presentation images and drivers' Kansei. *Displays* 32(2):58-68.
- Schuette & Eklund, (2005). Design of rocker switches for work-vehicles - An application of Kansei Engineering. *Applied Ergonomics*, 36(5), 557–567. <https://doi.org/10.1016/J.APERGO.2005.02.002>
- UNE. 2015. UNE-ISO 10004:2015. Gestión de la calidad. Satisfacción del cliente. Directrices para el seguimiento y la medición. *AENOR*
- Zhou, F., Ayoub, J., Xu, Q. & Yang, X. J. (2020). A Machine Learning Approach to Customer Needs Analysis for Product Ecosystems. *Journal of Mechanical Design* 142(1):1-13.

Comunicación alineada con los Objetivos de Desarrollo Sostenible

