

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

**CARRERA:
INGENIERÍA DE SISTEMAS**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de:
Ingenieros de Sistemas**

**TEMA:
ESTUDIO DEL ESTADO DEL ARTE DE LA CIENCIA DE DATOS
APLICADA A LA NEUROECONOMÍA**

**AUTORES:
CHRISTIAN RICARDO BALSECA NÚÑEZ
DANIEL ANDRÉS FERNÁNDEZ PEÑAFIEL**

**TUTOR:
FRANKLIN EDMUNDO HURTADO LARREA**

Quito, julio de 2019

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotros, Balseca Núñez Christian Ricardo y Fernández Peñafiel Daniel Andrés, con documento de identificación N° 1722710603 y N°1722553367, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del trabajo de titulación con el tema: “ESTUDIO DEL ESTADO DEL ARTE DE LA CIENCIA DE DATOS APLICADA A LA NEUROECONOMÍA”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: INGENIEROS DE SISTEMAS, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en nuestra condición de autores nos reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribimos este documento en el momento que hacemos entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.



.....
BALSECA NÚÑEZ
CHRISTIAN RICARDO
C.I.: 1722710603



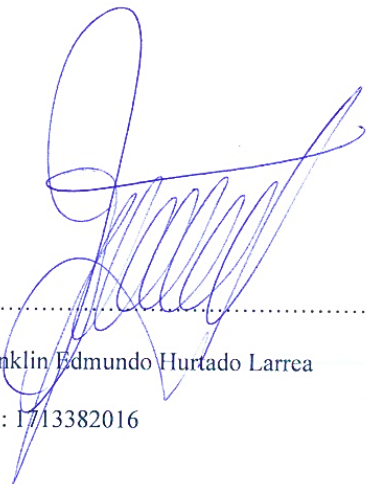
.....
FERNÁNDEZ PEÑAFIEL
DANIEL ANDRÉS
C.I.: 1722553367

Quito, julio de 2019

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR

Yo declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el Artículo Académico, con el tema: "ESTUDIO DEL ESTADO DEL ARTE DE LA CIENCIA DE DATOS APLICADA A LA NEUROECONOMÍA" realizado por Balseca Núñez Christian Ricardo con C.I.: 1722710603 y Fernández Peñafiel Daniel Andrés con C.I.: 1722553367, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana, para ser considerados como trabajo final de titulación.

Quito, julio de 2019



.....

Franklin Edmundo Hurtado Larrea

C.I.: 1713382016

ESTUDIO DEL ESTADO DEL ARTE DE LA CIENCIA DE DATOS APLICADA A LA NEUROECONOMÍA

Christian Ricardo Balseca Núñez, Daniel Andrés Fernández Peñafiel,
Franklin Edmundo Hurtado Larrea
Universidad Politécnica Salesiana Ecuador
Quito, Ecuador

E-mail: cbalsecan@est.ups.edu.ec
E-mail: dfernandezp2@est.ups.edu.ec
E-mail: fhurtado@ups.edu.ec

Abstract — Through the understanding of the theoretical aspects of Data Science and Neuroeconomics, this article aims to highlight relationship proposals between these two sciences up to date. A research methodology was applied that consisted of ordered questions that responded to the logic of the information searching in academic articles. The results are specific cases in articles where their authors propose the application of Data Science indirectly in aspects of Neuroeconomics as well as cases where the authors of this paper suggest ways to relate these both sciences.

Key words — Data Science, Neuroeconomics, machine learning, data mining, neuroscience, economics.

Resumen — A través del entendimiento de aspectos teóricos de la Ciencia de Datos y de la Neuroeconomía, este artículo pretende evidenciar las propuestas de relación realizadas entre estas dos ciencias hasta la fecha. Se aplicó una metodología de investigación que consistía en cuestionamientos ordenados que respondían a la lógica de búsqueda de información en artículos académicos. Los hallazgos son casos definidos en artículos donde sus autores proponen la aplicación de Ciencia de Datos indirectamente en aspectos de la Neuroeconomía, así como casos donde los autores de ese artículo sugieren formas de relacionar estas dos ciencias.

Palabras clave — Ciencia de Datos, Neuroeconomía, aprendizaje automático, minería de datos, neurociencia, economía.

I. INTRODUCCIÓN

La Ciencia de Datos (CD), juntamente con sus disciplinas y a través de la implementación de sus algoritmos, técnicas y/o herramientas, ha demostrado aportar valiosamente dentro de la extracción de información relevante de fuentes de

datos heterogéneos. Por su parte, la Neuroeconomía (NE) se vale de técnicas de la Neurociencia (NC) para entender aspectos económicos de la toma de decisiones y el comportamiento humano desde un punto de vista neurológico, importantes para poder experimentar con los modelos teóricos neoclásicos.

Es a través de este estudio, y la rigurosidad aplicada al mismo, que los autores no han encontrado una evidencia clara donde se mencione la relación de estas dos ciencias (CD y NE) y se hable de una aplicabilidad directa entre ellas. Aun así, a través de las disciplinas de cada una de esas ciencias, se pueden encontrar oportunidades de relación. Machine Learning (ML), Minería de Datos (MD) y Estadística se consideran parte de la CD [1] [2]. Economía, NC y Psicología construyen a la NE [3] [4].

A través de una metodología rigurosa, este estudio comprende la realización de una investigación exhaustiva de los estudios realizados que intentan relacionar la aplicación de la CD a la NE. Posteriormente se propone evidenciar la aplicabilidad de la CD a la NE, así como posibles extrapolaciones expuestas por los autores de esta investigación. Esta aplicación puede darse de acuerdo con los criterios establecidos en la Sección III.

El presente estudio está organizado con la disposición descrita a continuación. La Sección II trata aspectos teóricos de las disciplinas del estudio. Para demostrar la rigurosidad de este, se presenta en la Sección III los criterios y características de investigación. Secciones IV y V muestran en detalle los resultados y hallazgos obtenidos.

II. MARCO TEÓRICO

En esta sección, se abordarán los temas cruciales que se consideran ejes centrales, como es la CD y la NE, pertinentes al motivo de esta investigación. Se mostrarán diversas definiciones y términos relacionados que han sido y que son utilizados actualmente dentro del campo científico y práctico.

A. Ciencia de Datos

Se considera que el término “Ciencia de Datos”, para referirse al procesamiento de datos [5]. La CD pretende extraer conocimiento de datos completos para un entendimiento profundo de estos a futuro [6]. Los autores Gilbert y Horsburgh [5] definen a la CD como un campo que combina análisis de datos con el procesamiento convirtiendo en información relevante y entendible y útil para la toma de decisiones. La CD involucra procesos para la extracción de conocimiento, a través del análisis de grandes cantidades de datos [7].

En este contexto, se menciona [8] que la CD puede extraer conocimiento de los datos obtenidos por medio de procesos, concepto, herramientas y tecnologías; a través de su naturaleza de campo interdisciplinario. Estos datos crudos necesitaron ser transformados para entendimiento del receptor de dichos datos a través de refinamiento y procesamiento, de manera que tengan sentido [9].

La CD comprende: arquitectura, manejo de datos, algoritmos, implementación de métodos de análisis, y sentido común [10], así como procesamiento y gestión de datos, modelamiento y análisis de los mismos, herramientas de visualización y algoritmos de ML [8].

Giudici [2] define a la CD como un proceso de varias actividades, relacionadas con el manejo de datos, para definir objetivos de análisis, selección de datos, modelado estadístico e interpretación de datos. Esta diversidad de actividades le permite ser aplicada a casi cualquier dominio [11].

La CD se refiere a extraer contenido relevante de los datos para convertirlo en conocimiento de valor para el usuario final, por lo que no necesariamente se refiere al tamaño de los datos [5]. La CD influye importantes sectores que se encuentran creciendo, como es en el campo de los negocios [11].

En [12], los autores mencionan que la CD es útil para responder preguntas a través de sus datos recopilados. Esto involucra un proceso en que la CD debe formular preguntas cuantitativas, identificando qué datos son útiles para

responderlas.

1) Disciplinas de la CD

La CD tiene relación con ML, Estadística, MD [2] y redes neuronales [12]; estas disciplinas permiten el manejo de datos en cuanto a su limpieza, edición y análisis. La aplicación de algoritmos de estas disciplinas se vuelve común ya que responde a la necesidad de realizar predicciones más rápidas y aproximadas [13].

Un reto que enfrenta la CD es el manejo de datos complejos que provienen de fuentes de datos heterogéneas, es ahí donde se apoya con la Estadística, minería y analítica de datos [5].

La Estadística y el ML han ido poco a poco librándose de las diferencias que tenían entre sí, por un lado, la Estadística ha mejorado el rendimiento de la capacidad de predicción de sus algoritmos, y por el otro, el ML ha mejorado su calidad interpretativa de resultados [12]. Chessel [1] afirma que la Estadística es un componente importante en los algoritmos de ML.

La Inteligencia Artificial (IA) tiene relación con la CD, y ayuda a imitar la forma de pensar de los humanos y comportamientos para toma de decisiones o acciones. Los algoritmos de IA se relacionan con Estadística, MD y ML, considerando a este último como subcampo de la IA que se basa en la Estadística [6] [14].

a) Machine Learning

Algoritmos usados en Deep Learning y redes neuronales, que tienen sus fundamentos en la IA, componen al ML [12] y este tiene un mejor desempeño de aprendizaje cuando sus algoritmos entienden mejor el conjunto de datos que utilizan [13]. Al usar técnicas de aprendizaje (de IA), el ML puede realizar predicciones [1].

Sukumar [13] menciona que la implementación de ML desde la CD se basa en 3 etapas que se aplican al modelo: preparación, entrenamiento, despliegue y evaluación. Apache Mahout, que es una librería para el desarrollo de ML [15] destaca como una herramienta útil para la implementación de ML.

Implementar ML implica deducir un modelo a partir de la variedad de datos encontrados para describirlos de manera precisa [16]. La mayoría de implementación de algoritmos de la CD resulta mejor a nivel de memoria local (como la mayoría de los algoritmos de Estadística, reconocimiento de patrones y ML [17]), pero esto no quita la escalabilidad de la CD, especialmente de los algoritmos de ML.

b) Estadística

La Estadística pretende convertir las observaciones cuantitativas que realiza en conceptos entendibles para los observadores. Un ejemplo de esto es a través del análisis de redes, donde se formulan modelos al explicar variaciones en conjuntos de datos como curvas o volúmenes. Olhede [10] propone que al manejar bastantes datos la Estadística moderna aporta a la CD, a través de la similitud que ambas ciencias tienen en el manejo de datos. Dentro de observaciones de redes grandes, la CD debe saber cómo gestionar la información de manera que muestre lo relevante a la problemática. La Estadística puede apoyar a la CD cuantificando las observaciones realizadas y relacionando conjuntos de datos dentro de una red.

c) Minería de datos

Nisbet [18] considera que la MD nació en los años 90 y menciona en [19] a esta, como un hallazgo de patrones nuevos, no esperados, valiéndose de grandes conjuntos de datos, permitiendo la resolución de problemas.

Un concepto de MD de Fayyad [17] se refiere a la extracción de patrones de datos mediante la aplicación de algoritmos característicos, a través de la cual, se tratan datos relevantes, de manera que, basado en un enfoque de aplicación de Estadística y ML, se realiza extracción de conocimiento de alto nivel usando fuentes de información de bajo nivel [20].

La MD integra, según Lin [21] “bases de datos, Estadística, informática y ML [...] con aplicaciones en la medicina, finanzas [...] e incluye uso de redes neuronales, árboles de decisión [...]”. Nisbet [18] dice que las áreas de interés de la MD incluyen: IA, ML, bases de datos de gran tamaño, análisis estadístico.

Los métodos de la MD son bastante aplicables porque, a través de métodos estadísticos, capturan relaciones entre variables que representan objetos reales, a través de encontrar relación de elementos dentro de los subconjuntos de datos analizados [22]. Por ejemplo, si se conoce la relación de venta entre dos productos, dentro de una tienda, la información de dicha relación de ventas puede ser utilizada por el administrador para la toma de decisiones.

2) Relación de la CD con las disciplinas del estudio en cuestión

A continuación, se muestran evidencias teóricas de la conexión que tiene la CD con algunas disciplinas de la NE.

a) Toma de decisiones

En [5] y [10], se menciona el reto de la CD al tener que analizar conjuntos de datos provenientes de una variedad de fuentes de datos, por lo que puede que estén convertidos, como son: video, audio, imágenes, señales, entre otros; se considera [13] que el 80% de los datos guardados en el mundo se encuentran no estructurados. Estos datos pueden transformarse modelando la identificación de patrones complejos para la toma de decisiones. Lauro [23], menciona que la CD puede realizar predicciones, así como apoyar y validar decisiones.

La CD añade valor a las empresas donde se consideran a los datos como una fuente principal de conocimiento para la toma de decisiones basadas en datos recopilados [5].

b) Economía

En [24] se menciona que la cantidad de información digital disponible permite realizar predicciones, así como tendencias, y puede evidenciar fuentes de valor económico.

Técnicas de Estadística e IA aportan en la auditoría de procesos al analizar, por ejemplo, compañías, transacciones sospechosas, temáticas que corresponden a crímenes económicos dentro de fraude financiero y lavado de dinero [25].

c) Comportamiento humano

Los datos recopilados de las personas, obtenidos por interacción humana o información histórica, y valiéndose de la Estadística y la matemática, están relacionados de alguna manera con el comportamiento humano [10], aunque no de una manera tan desmenuzada.

d) Neurociencia

Según Borawska [26], la MD puede realizar varias tareas dentro del campo de la NC, a través de datos obtenidos por varias técnicas como son: caracterización, discriminación, asociaciones, clasificación y clustering.

B. Neuroeconomía

La NE se ha considerado un campo de la NC [27] debido a que hace uso del conocimiento biológico asociado con la toma de decisiones, estudio de comportamiento económico y entre otras aplicaciones. La NE es la economía llevada a otro nivel de estudio y análisis combinando con las ciencias neurológicas (estudio del funcionamiento del cerebro) [28] que presenta datos que la Economía tradicional no los consideraba en sus modelos debido a que no tenía una conexión con la NC.

1) *Historia*

La NE tuvo sus inicios gracias al progreso del entendimiento de toma de decisiones a nivel neurológico, en experimentos a primates en un nivel neurobiológico [29], los cuales fueron haciéndose más complejos, evidenciando que los modelos matemáticos no podían cubrir este tipo de datos. Posteriormente con la aparición del IRMf (Functional Magnetic Resonance Imaging, en inglés fMRI) en otras comunidades científicas aparecieron las mismas inquietudes sobre la toma de decisiones, lo cual obligó a los psicólogos y fisiólogos a buscar modelos que ayuden a comprender este fenómeno que, curiosamente los que más se acoplaban eran los económicos.

Con el aumento de las IRMf, el interés en aplicar la neurobiología creció y como fue dicho por Glimcher: “El resultado fue un interés, particularmente entre los economistas más jóvenes, en la posibilidad de que las mediciones del estado neuronal pudieran usarse para probar o refinar modelos económicos” [29]. Desde la NC hacia la Economía se planteaba encontrar una fuente de teorías normativas, y desde la Economía hacia la NC se buscaba pasar a la experimentación sus modelos y teorías.

2) *Definición*

La NE es una disciplina que aporta a la Economía la visión neurológica para el entendimiento de la toma de decisiones y el análisis del comportamiento económico, es una disciplina compuesta por la mecánica de la NC (protocolos, prácticas, herramientas) [3] que se aplica sobre la parte matemática, los modelos y métodos teóricos de la Economía [30].

En [31] la NE se define como una disciplina que a través de la NC se puede entender la Economía desde un punto de vista psicológico, es decir, el comportamiento económico y lo que conlleva. El aporte de la NC es que, por medio de técnicas como el IRMf, se puede entender el funcionamiento del cerebro que afecta directamente en las teorías económicas. Además, la NC incluye variables que en los modelos teóricos de Economía estaban obviados, como por ejemplo el valor, la utilidad, tiempo, ganancia.

En [32] se define que la NE tiene como objetivo entender el mecanismo neurobiológico en el momento de la toma de decisiones a partir de la Economía, Psicología y NC.

3) *Disciplinas*

a) *Economía*

La Economía es una ciencia social que estudia

la manera de administrar los recursos para que pueda cumplir con las necesidades de la sociedad (deseos) tomando en cuenta que estos son escasos por lo tanto, esa ciencia se enfoca en cómo se deben administrar [33] [34].

El estudio de la Economía se basa en la toma de decisiones: que se debe comprar, que se debe escoger, que tiene mayor validez; pero no se puede cumplir con todas estas decisiones al mismo tiempo debido a que los recursos no alcanzan para satisfacer a todo y a todos [34].

La toma de decisiones en la NE ayuda a generar modelos económicos por los cuales se conoce el trabajo o serie de tareas que está realizando el cerebro en el momento de tomar una decisión [4].

El comportamiento económico aparece para cambiar el paradigma del individuo dentro de la Economía (considerado totalmente racional) [35] a una idea más real de que dentro del comportamiento humano que, gracias a la aparición de la NC y a la inclusión de la Psicología, se llegó a tomar en cuenta nuevas variables en los modelos neoclásicos económicos como los sentimientos o la percepción de utilidad ya que afectan directamente en la toma de decisiones. [36]

Existen 2 tipos de decisiones, una basada en el conocimiento o emociones de manera sesgada e inmediata y la otra de una manera racional y lenta (que se toma su tiempo para decidir) [35], lo cual obliga a la Economía a replantear sus modelos, considerando esta vez a las variables psicológicas.

Por lo tanto, para los autores, la Economía es considerada una disciplina de la NE ya que aportó para su creación. Además, en la Economía se habla de la toma de decisiones, el análisis de comportamiento mediante la inclusión de NC y la Psicología que afianza más esta consideración.

b) *Neurociencia*

Para encontrar patrones de comportamiento y preferencias, los datos psicofisiológicos ayudan a descubrir las opiniones inconscientes y estados mentales [26]. Estos datos son obtenidos a través de diferentes técnicas y herramientas que se aplican al ser humano en diferentes partes del cuerpo humano (Figura 1), para registrar la actividad del sistema nervioso, y los más comunes son: EEG (electroencefalografía), MEG (magnetoencefalografía), IRMf (imagen por resonancia magnética funcional), fNIRS (functional near-infrared spectroscopy).

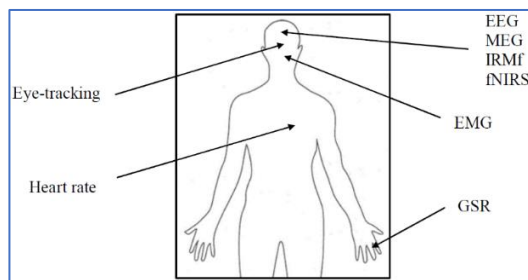


Figura 1 Origen de medidas psicofisiológicas.
Fuente: adaptada de [26]

La NC trata de entender los motivos por los que el subconsciente de un individuo lo hacen actuar o no actuar en situaciones positivas o negativas que lo llevan a establecer preferencias, compras o comportamientos [37].

Dentro de la Economía Experimental, la NC ha sido fundamental al implementar nuevas variables en el estudio de la toma de decisiones a nivel neurológico. Se la presenta como base en la NE ya que no solo se analiza la toma de decisiones superficialmente, sino que se incluyen factores como psicológicos, neuronales y sociales [38].

c) Psicología

Es una ciencia que estudia el comportamiento del individuo, pero también a nivel grupal (como sociedad o humanidad) tanto de manera interna como externa. Esta ciencia tiene la capacidad de recaer sobre otras disciplinas y tener nuevos alcances [39].

La naturaleza de la Psicología era particularmente estudiar el comportamiento de la mente y el alma que ahora lo denomina el estudio de la experiencia mental [40].

La Psicología cuenta con disciplinas que conectan con el estudio del comportamiento humano, tema importante dentro de este artículo, las cuales según [40] son: psiquiatría, psicoanálisis, filosofía.

La inclusión de la Psicología dentro de la Economía ha desencadenado nuevas disciplinas, que la NE ha aprovechado para poder realizar nuevas investigaciones y ampliar el camino, como por el ejemplo la Economía Del Comportamiento. Esta, a pesar de haber sido considerada como una moda pasajera [41], a través de la psicología hace que los modelos, las suposiciones y la racionalidad sea más precisa y se pueda entender de mejor manera la toma de decisiones.

C. Systematic Mapping Study (SMS)

El Estudio de Mapeo Sistemático es considerado un método de investigación que propone una revisión de estudios identificando

evidencia de un tema particular [42] [43]. Según Petersen [44], SMS conlleva realizar 5 etapas:

1. Definir preguntas de investigación
2. Realizar búsqueda de estudios primarios
3. Seleccionar de acuerdo con los criterios de inclusión/exclusión.
4. Clasificar los documentos.
5. Extracción de datos y agregación.

III. METODOLOGÍA Y PROCEDIMIENTO

Como modelo de investigación, se planteó un proceso que se adaptó a las características de la temática de este artículo y la disponibilidad de información para que esta pueda ser ubicada, clasificada y relacionada. Este proceso usado por los autores de este artículo está basado en la práctica SMS.

A. Metodología de investigación

Esta investigación requirió la búsqueda de artículos vigentes. La Figura 2 expone este punto visualmente donde se puede observar la tendencia de mayoría de artículos encontrados que corresponden desde el año 2015 al año 2019 pero cabe notar que existen artículos encontrados de considerable antigüedad. Estos artículos de años anteriores al 2015 corresponden a información relevante que aún es vigente y válida, como es el caso de conceptos de Economía que siguen en uso y actualmente son referencia bibliográfica de investigaciones actuales.

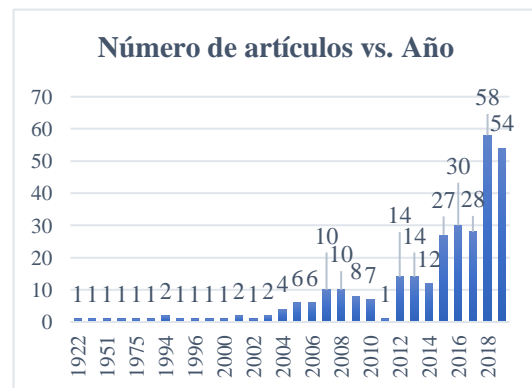


Figura 2 Distribución de artículos consultados con relación a su año de publicación

La metodología de investigación utilizada empieza en el planteamiento y definición de tareas y etapas, como se muestra en la Figura 3. Este procedimiento se basó en 4 preguntas de rigor, que permitieron generar un flujo de trabajo, para determinar los parámetros de búsqueda, exclusión y clasificación de artículos:

P1: ¿Hay evidencia (información) de la aplicación de algoritmos, técnicas y/o

herramientas informáticas de la CD a la NE?

P2: ¿Existen estudios de NE que utilicen algoritmos, técnicas y/o herramientas donde el autor propone el uso de la CD para resolver alguna problemática particular?

P3: ¿Existen estudios de NE que utilicen algoritmos, técnicas y/o herramientas de la CD sin mencionar que éstos pertenecen a la CD?

P4: ¿Existen algoritmos, técnicas y/o herramientas que se hayan usado en la CD y puedan ser usados en la NE? En la sección “Criterio de PAR” (más abajo) se especifican los detalles de relación de esta pregunta.

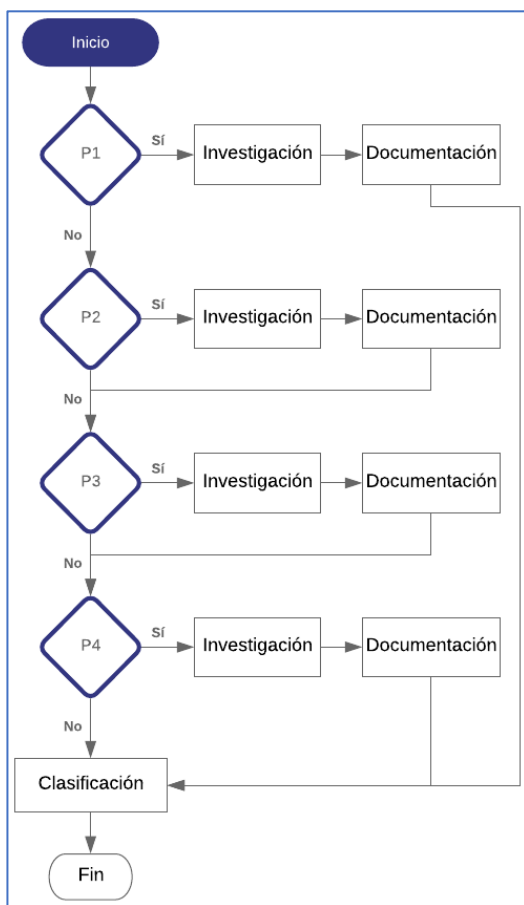


Figura 3 Diagrama de flujo metodología de criterio de investigación

En la Figura 3 se muestra el flujo que surge como respuesta a lo mencionado anteriormente sobre la dificultad de encontrar inicialmente artículos que evidencien la relación de la CD con la NE (P1). Lo cual, llevó a realizar los posteriores procesos y tareas (P2, P3 y P4) hasta llegar al fin del flujo que corresponde a la clasificación y documentación de la evidencia encontrada.

Se utilizó el portal web de la Universidad Politécnica Salesiana, con el acceso a sus bibliotecas virtuales, para realizar la búsqueda de

artículos, entre las más representativas están: ScienceDirect, Scopus e IEEE.

Las palabras clave para la búsqueda de información en estas bibliotecas virtuales fueron: Data Science, Neuroeconomics, Neuroscience, Economic Behavior, Decision Making.

Las cadenas de búsqueda utilizadas se rigen a la nomenclatura del buscador de artículos e identifican los términos relevantes para la generación de resultados útiles.

La cadena de búsqueda inicial es considerada la más importante dentro de este estudio ya que se enfoca en el tema de este al buscar la relación entre la CD y la NE como se muestra en la Tabla 1. El número de resultados contiene artículos que incluían teoría de la temática en cuestión, más no una relación directa entre las dos ciencias.

Cadena de búsqueda	Buscador	Número de resultados
("Data Science" AND "Neuroeconomics")	Science Direct	3
	Scopus	0
((Data Science) AND Neuroeconomics)	IEEE	1

Tabla 1 Número de resultados que se arrojan por buscadores más destacados para la cadena más relevante de esta investigación

Otras cadenas de búsqueda también incluyen aquellas que surgen del análisis y entendimiento de palabras clave dentro de las disciplinas encontradas de la CD y la NE, así como cadenas que aportan en conocimiento y apoyo teórico. Todo esto se realizó con el fin de expandir las oportunidades de relación entre estas dos ciencias mencionadas y poder fundamentarlas de manera más adecuada.

Las cadenas de búsqueda presentadas en la Tabla 1 y en la Tabla 2 sirvieron de base para luego ser modificadas y complementadas con diferentes términos que ayudaron a la expansión de búsqueda conforme el avance de la investigación.

A continuación, en la Tabla 2 se muestran dos de las cadenas de búsqueda utilizadas para este estudio seguidas del buscador usado y el número de resultados de la búsqueda:

Cadena de búsqueda	Buscador	Número de resultados
("Data Science" AND "Neuroscience")	Science Direct	732
	Scopus	19
((Data Science) AND Neuroscience)	IEEE	1086
("Neuroeconomics" AND ("Applications" OR "Models"))	Science Direct	1100
	Scopus	416
(Neuroeconomics AND (Applications OR Models))	IEEE	7

Tabla 2 Número de resultados encontrados por buscador correspondientes a otras cadenas de búsqueda usadas

Los criterios de inclusión y de exclusión usados en los artículos encontrados fueron:

Criterios de inclusión:

El artículo expone un caso donde se menciona el uso de alguna técnica de NC que de alguna manera puede ser relacionada con disciplinas de la CD.

El artículo posee información que aporta en el entendimiento de algoritmos, herramientas o técnicas de la CD o técnicas usadas en la NE.

El artículo incluye información de alguna de las disciplinas de la NE aplicada en casos propuestos por los autores respectivos de dicho artículo.

El artículo contiene conceptos relacionados con la temática que son relevantes para el fundamento de casos o de teoría.

Criterios de exclusión:

El artículo es relevante para el entendimiento del caso planteado, pero no lo suficiente para ser considerado parte fundamental de esta investigación.

El artículo menciona en sus palabras claves alguna relación con la temática de este estudio, pero su enfoque no tiene relación directa con el objeto de este estudio.

B. Criterio de PAR

Se estableció la abreviatura "PAR" como un recurso netamente textual para hacer referencia a "Propuesta de Relación" o conexión entre la CD y la NE, entre sus disciplinas respectivas o temáticas

particulares a lo largo de este documento. Cabe recalcar que PAR no es una metodología sino un término creado por los autores de este artículo. El PAR puede venir por parte de los autores de esta investigación, o por parte de los autores de los respectivos artículos. En este sentido, realizar todo el ejercicio de PAR permite llegar a ciertas conclusiones.

Los criterios de PAR son aplicables para la pregunta 4 (P4), mencionada anteriormente, porque es ahí donde se tuvieron que diseñar para permitir la relación entre la CD y la NE (motivo de este estudio) y estos son tres:

Si el caso de uso de un algoritmo, técnica y/o herramienta de la CD es extrapolable a uno similar de NE.

Si el caso de uso de un algoritmo, técnica y/o herramienta de la CD apunta a una disciplina o elementos de NE (toma de decisiones, Economía, Finanzas, Comportamiento Económico, entre otros).

Si el caso de uso de la NE explica teóricamente o ejemplifica el uso de alguna disciplina de la CD (ML, MD, redes neuronales, entre otros).

Para esta investigación, se estableció una nomenclatura (M1-M3) con su definición, que está basada en los criterios de PAR:

M1: Los autores del artículo investigado, para resolución de la problemática de su respectivo artículo, mencionan explícitamente del uso de la CD en un campo o disciplina de la NE, a través de algún algoritmo, técnica y/o herramienta.

M2: Los autores del artículo investigado sugieren implícitamente la conexión entre la CD y NE sin mencionarlo directamente.

M3: Los autores de esta investigación realizan la conexión entre la CD y NE a través de una propuesta fundamentada.

Para los fines de esta investigación, los autores definieron términos consecuentes con la intención de relacionar la CD con la NE.

Un algoritmo es una secuencia de pasos o instrucciones que puede resolver ciertas necesidades, dar respuesta a decisiones. También se puede decir que es un conjunto de pasos que resuelven un problema. Los algoritmos pueden aportar en el estudio de la toma de decisiones, dentro del ML o la MD y en ciertos casos tienen la capacidad de aprendizaje.

Los algoritmos pueden valerse de técnicas para poder llevar a cabo su función, ejemplo agrupamiento, clasificación, entre otros. La

técnica es un procedimiento o proceso que tiene como objetivo poder cumplir con un fin determinado, se lo puede optimizar o mejorar con la práctica de este. También se puede considerar la forma o manera de cumplir con una meta u objetivo.

Para esta investigación, las aplicaciones informáticas (generales o para usos particulares) y el software en general serán tomados como herramientas [45]. Esto es debido a que se debe entender que una herramienta posee la capacidad de resolver casos particulares, así como generales. En el motivo de este estudio, la herramienta apoya a la implementación de CD.

Finalmente, aplicando toda la metodología de investigación descrita, se generaron casos, que corresponden a situaciones fundamentadas por los autores de los diferentes artículos correspondientes, donde se evidencian oportunidades de PAR.

IV. RESULTADOS

Aplicando la metodología descrita en la sección anterior, se obtuvo un universo total de 306 artículos. En la Tabla 3 se muestra por fuente y número de artículos estos hallazgos.

Fuente	Número de artículos
ScienceDirect	181
Scopus	43
ResearchGate	26
IEEE	17
Otras fuentes	39
TOTAL	306

Tabla 3 Bibliotecas virtuales con el número de artículos encontrados

La Figura 4 muestra una forma gráfica de representar la Tabla 3 y presenta a la base de datos científica ScienceDirect como la fuente que más artículos ha aportado en esta investigación.

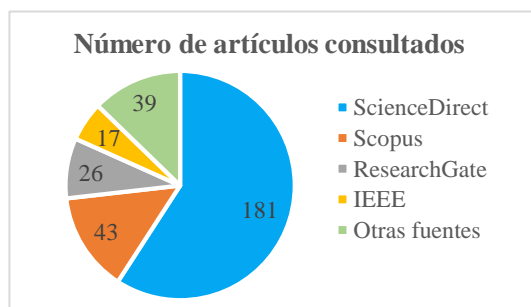


Figura 4 Gráfica que refleja el número de artículos consultados con su biblioteca virtual de origen

Estos 306 artículos llenaron una matriz en Excel cuyas cabeceras son:

Número: establece un recuento de artículos investigados.

Nombre de artículo: título que pertenece al artículo.

DOI: código de identificación digital única de artículo.

Año de publicación.

Fuente: a qué biblioteca virtual pertenece el artículo

Área: el campo en el que el artículo realiza su investigación.

Relevante: el artículo es relevante si aporta con información para el entendimiento de la temática principal de este estudio o de temáticas relacionadas.

Útil para el artículo: si el artículo fue incluido en esta investigación, o si el artículo complementaba los casos encontrados o información necesaria.

Del lado de la NE se encontraron oportunidades de PAR haciendo la búsqueda de casos que apliquen esta ciencia y que sean similares a casos donde se haga uso de algoritmos, técnicas o herramientas de la CD. Por ejemplo, el primer caso (C1) fue una oportunidad de PAR evidente, que guió la manera en que se podía seguir ampliando la búsqueda de casos. Así, se hallaron los otros 5 como oportunidades que fueron profundizadas al analizarlos individualmente y ver de qué manera se podía conectar la CD con la NE. Allí, el enfoque apuntaba a la Ciencia de Datos al buscar dentro de los casos ya definidos, algoritmos, técnicas y herramientas de acuerdo con los criterios M1 a M3.

Todo este procedimiento permitió llegar a los artículos referenciados en esta investigación, que sustentan la misma de manera adecuada.

A continuación, se lista brevemente los casos que se han analizado para poder reflejar la información obtenida y llegar a la demostración del PAR.

C1: El algoritmo k-means realiza procesos de agrupamiento de datos procesados, que en un inicio eran lingüísticos, para mostrar preferencias en la toma de decisiones de manera grupal.

C2: Uso de red neuronal convolucional CNN (en inglés, Convolutional Neural Network) aplicada en redes neuronales de punta (Spiking Neural Network) para la toma de decisiones (NE) para dos situaciones, de un paso o medir el valor

en decisiones secuenciales.

C3: Uso de redes neuronales, dentro de ML para análisis de bio-imágenes computarizadas (BII por sus siglas en inglés Bioimage Informatics) de neuroimágenes obtenidas en procesos neuroeconómicos de toma de decisiones.

C4: Uso de ML por medio del algoritmo “máquinas de vectores de soporte” SVM (siglas en inglés) para análisis de datos generados por IRMf.

C5: Uso de Redes Neuronales en MD para el estudio del comportamiento del consumidor en el proceso de toma de decisiones.

C6: Uso algoritmos de recomendación de la CD aplicados con ML para optimizar la experimentación en el estudio de preferencias y recomendaciones en grupos de Decision Makers.

En la Tabla 4 se muestran los casos encontrados, con la categorización correspondiente (M1-M3) al criterio de PAR usado en este estudio, y la utilidad que representa los elementos del camino que conecta la CD con la NE.

Casos	M 1	M 2	M 3	Utilidad
C1		X		CD, lógica difusa, MD, k-means, toma de decisiones, NE
C2		X		CD, ML, redes neuronales, toma de decisiones de un paso y secuenciales, NE
C3			X	CD, ML, CNN, neuroimágenes, toma de decisiones, NE
C4			X	CD, ML, SVM, datos IRMf, Neuroimágenes, NC, toma de decisiones, NE
C5		X		CD, MD, redes neuronales, toma de decisiones, Neuromarketing, NE
C6			X	CD, ML, algoritmos recomendadores, NC, toma de decisiones, Neuromarketing, NE

Tabla 4 Casos definidos con su tipo de PAR (expuesto en Sección Metodología y Procedimiento)

La Tabla 5 relaciona los hallazgos en cuanto a algoritmos encontrados y su relación de uso con los casos. Esta relación expuesta trata sencillamente de agrupar los algoritmos, con los casos en donde se menciona o sugiere su uso, de acuerdo con los criterios ya expuestos. Se puede observar que la variedad de algoritmos encontrados es en su mayoría idéntica en número a los casos encontrados.

Algoritmo	Casos
k-means	C1
CNN	C2, C3
SVM	C4
Red neuronal	C5
Algoritmo recomendador	C6

Tabla 5 Relación de algoritmos con casos encontrados

En la Tabla 6 se muestran los casos encontrados, una descripción rápida de los algoritmos, técnicas y herramientas, y la conexión que estas tienen con la NE.

Caso	A/T/H	Conexión NE
C1	El algoritmo k-means realiza la técnica de clustering y puede ser implementado con la librería scikit-learn de Python.	El clustering ayuda a agrupar las opiniones de los Decision Makers para que luego, a través del proceso propuesto por los autores del caso se pueda llegar a un consenso en la toma de decisiones.
C2	Algoritmo CNN usa la técnica de Deep Learning. La herramienta Deep Learning Toolbox puede implementar esta clase de algoritmos.	Las CNN son capaces de manejar redes neuronales de gran tamaño, cuando se realiza toma de decisiones de un solo paso y se quiere simular o diseñar una red con el mismo fin. Se pueden usar neuronas que se asemejen más a las biológicas, por lo cual se podría analizar o realizar predicciones de la toma de decisiones aplicadas a la NE.
C3	Usa el algoritmo de CNN, con la técnica de clasificación a través de Deep Learning. Se puede utilizar la biblioteca lasagne de Python para esta implementación.	Las CNN ayudan a reconocer partes de imágenes, en este caso, esta técnica puede ser usada para la identificación de zonas cerebrales activadas durante la toma de decisiones.
C4	Algoritmo SVM, con técnica de clasificación. Se puede	SVM puede clasificar los datos de vóxeles de neuroimágenes, identificando las zonas activadas de

	implementar a través de LIBSVM.	neuroimágenes.
C5	Algoritmo red neuronal es implementado con la técnica de clasificación en la herramienta MATLAB.	La red neuronal implementada por los autores asiste en la toma de decisiones sobre comportamientos de consumidores.
C6	Algoritmo Collaborative Filtering o Content Based Filtering, con la técnica de recomendación, puede ser implementado con la herramienta LKPY Package.	La implementación de algoritmos recomendadores en este caso apoya el análisis del consumidor cuando éste toma decisiones de preferencias a nivel de neuromarketing.

Tabla 6 Herramientas encontradas y su relación con la NE

La Figura 5 es un diagrama que representa la conexión de la CD con la NE al detallar el camino que inicia por los casos encontrados, pasando por los algoritmos utilizados, empleando técnicas y herramientas. Para el diagrama se utilizó la siguiente nomenclatura:

Flechas anchas: Representan los casos encontrados y marcan el inicio de la relación.

Triángulo: Muestra el nombre del algoritmo utilizado.

Círculo: Indica la técnica por la que se implementa el algoritmo.

Diamante: Detalla la herramienta utilizada para implementar el algoritmo.

Pentágono: Representa el campo de la NE donde estos hallazgos son aplicables.

En este diagrama también se ha señalado de color rojo, como son flechas y texto, aquellos elementos que pertenecen a la extrapolación o sugerencia de uso dada por los autores de esta investigación.

V. DISCUSIÓN

Luego de llevar a cabo la búsqueda con dirección a dar respuesta a P1, no se pudieron evidenciar artículos que relacionen a estas dos ciencias. Lo que sí se pudo encontrar, y de forma muy somera, fueron trabajos y documentación enfocados en presentar información como definiciones y descripciones de cada una de estas ciencias.

Haciendo uso de otras palabras clave, más enfocadas a la NE, fue posible encontrar más información relacionada con disciplinas, evidencia de ejecución de técnicas de la NC en la Economía y modelos de la NE orientados a otros ámbitos. En estos artículos no se nombra a la CD como una solución, por el contrario, su enfoque principal está en los modelos económicos. Por lo tanto, en respuesta a P2, no se hallaron dichos estudios en que los autores hagan uso de la CD como propuesta de solución, ni de aplicación ni relación con la NE.

Por otro lado, respondiendo a P3, se han encontrado artículos que hacen referencia a la NE o a sus disciplinas, y además evidencian la aplicación de algoritmos, técnicas o herramientas informáticas que pertenecen a la CD (fundamentando teóricamente) a pesar de que el autor no exprese esta pertenencia de forma explícita.

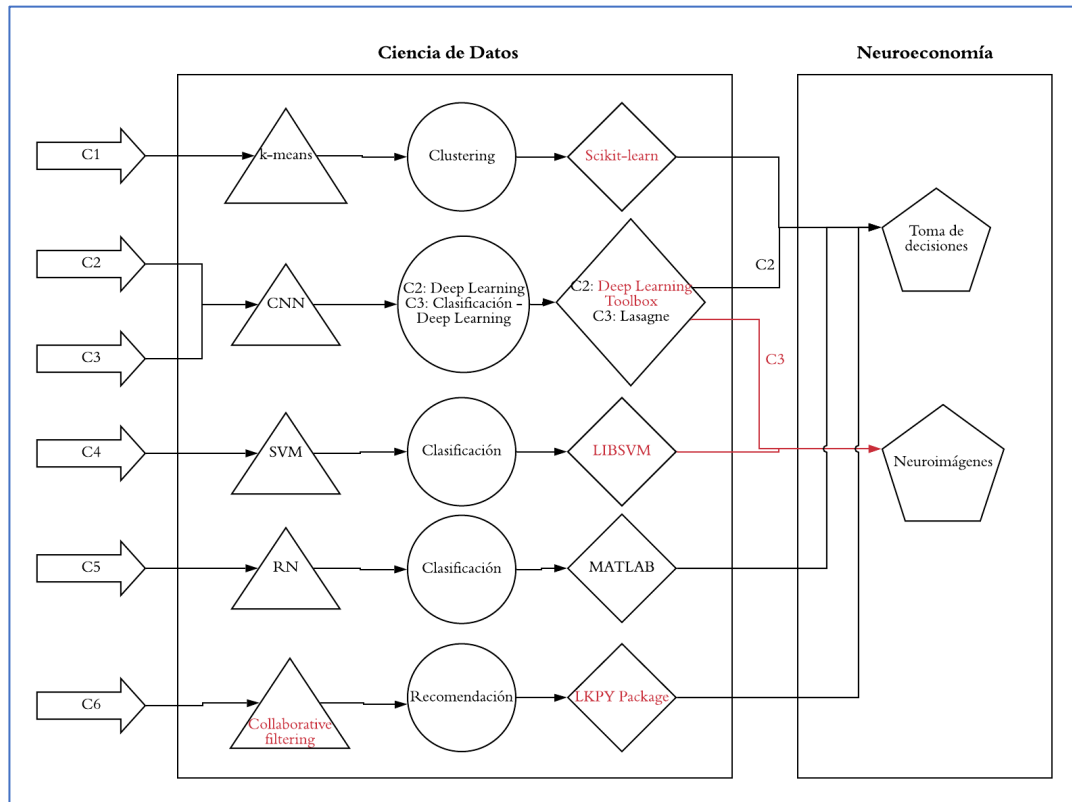


Figura 5 Diagrama que representa la utilidad de los elementos de la CD (algoritmos, técnicas y herramientas) que tienen aplicabilidad en la NE, en el contexto de los casos encontrados

Los siguientes son los casos en los que se encontró evidencia de la relación de estas dos ciencias a través de la aplicación del PAR:

C1: El clustering ayuda a agrupar las opiniones de los Decision Makers para que, a través del proceso propuesto por los autores del estudio, se pueda medir un consenso en la toma de decisiones.

Los autores de [46] proponen un framework de toma de decisiones basado en el consenso ordinal de opiniones de Decision Makers (DM) dentro de un grupo de gran escala de DM (LSGDM). Algunos autores consideran que un grupo de DM de gran escala puede tener de una docena a miles de DMs [47].

Se plantea un escenario de decisión donde los DM entregan sus opiniones a través de evaluaciones cualitativas o cuantitativas. Los autores de la propuesta utilizan lógica difusa para transformar la información obtenida en datos cuantitativos que puedan ser aplicados a k-means porque consideran que éste último es ampliamente usado y puede implementarse con el enfoque de la MD. El libro “Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications”

de Nisbet [48] afirma la pertenencia de MD a CD al incluir k-means dentro de su sección sobre MD.

El aporte de k-means dentro del framework que proponen es fundamental para dividir las opiniones de los DM en subgrupos clasificando sus preferencias de decisión. Los centroides que usa k-means, ayudan en componer los subgrupos de datos, y si es necesario estos centroides son recalculados [49] [50]. A veces, es necesaria la iteración de k-means para actualizar los centroides [51]. Esta necesidad es también considerada dentro del framework de los autores.

Posteriormente el proceso de su framework continúa con más pasos donde miden el consenso grupal para la toma de decisión final del cuestionamiento planteado.

Por su lado, otros autores [52] implementan el algoritmo k-means, usando la librería scikit-learn de ML, perteneciente a Python. Así, se puede indicar que k-means es implementable con dicha herramienta, y en este estudio C1, el aporte que tiene la CD a través de k-means en la toma de decisiones, que pueden ser de carácter económico.

ALORITMO	k-means
TÉCNICA	Clustering
HERRAMIENTA	Scikit-learn

C2: Se analiza la actividad neurológica en la toma de decisiones de un paso y secuenciales (ambas usadas en la NE), y la dificultad al estimar la medición de valor de estas decisiones. Mediante el uso de redes neuronales de punta (spiking neural networks) propuesto en [53] se resuelve esta problemática, además que se llega a simular (predecir) el comportamiento de las neuronas y comparar resultados en su estudio.

Las neuronas de punta (spiking neurons) son más similares a las neuronas biológicas debido a que a través de su implementación se puede imitar mejor el comportamiento neurobiológico [54]. Estas neuronas pueden simular redes neuronales de gran tamaño [55] teniendo una semejanza con las Deep Neural Networks.

Tomadas del modelo de redes neuronales biológicas, las redes neuronales artificiales simulan el funcionamiento de las primeras para resolver problemas de predicción. Con las DNN se puede dar una robustez a la extracción y clasificación de datos, que en este caso, permite la toma de decisiones a través de la identificación de patrones [56] con su modelo de multicapas.

El algoritmo descrito en [57] son las CNN (Convolutional Neural Networks), que utilizan convolución en lugar de pesos (característica común en redes neuronales) y maneja matrices que interconectan nodos (modelo de punta) por medio de sus capas ocultas [58]. También las CNN son consideradas como un algoritmo de clasificación y detector de patrones [59]. Así es como fundamentalmente sirven para trabajar con imágenes médicas (caracterización y segmentación) para análisis o comparación de alto nivel, clasificación mediante detección en tiempo real y en redes neuronales de gran tamaño [59].

La propuesta en [53] dice que se pueden usar redes neuronales para hacer una medición de valor (variable importante para el entendimiento del comportamiento en la toma de decisiones) en decisiones secuenciales y la simulación para la para la

predicción en decisiones de un solo paso.

“Deep Learning ToolBox” es una herramienta enfocada en CNN que se vale de modelos jerárquicos y de capas para su uso. Contiene recursos como algoritmos, modelos y aplicaciones para Deep Learning, y están implementados sobre MATLAB. Ya que para la NE es fundamental el análisis del funcionamiento cerebral, estos datos generados pueden ser tratados por CNN haciendo uso de la herramienta Deep Learning ToolBox [60]. Se sabe que las redes neuronales son parte del ML [61], y las CNN son redes neuronales de Deep Learning, ambos son algoritmos de la IA, que pertenece a la CD [6].

ALGORITMO	CNN
TÉCNICA	Deep Learning
HERRAMIENTA	Deep Learning ToolBox

C5: El estudio realizado por Chowdhury [37] aplica redes neuronales, por su utilidad para clasificar, reconocer y predecir, con el fin de entender el proceso de toma de decisiones de consumidores cuando estos adquieren productos verdes, encontrando tendencias y relaciones entre datos. Proponen una implementación de red usando MATLAB.

Los autores del artículo de este estudio C5 proponen que el modelo de red neuronal logra identificar o verificar patrones de un conjunto de datos. Concluyen que esta proposición es válida y útil dentro del campo del marketing porque ayuda a evidenciar factores que los especialistas del marketing pasan por alto y apoyan la segmentación del mercado objetivo.

La red neuronal utilizada por los autores de [37] usaron una red neuronal simple con una sola capa oculta, que fue implementada en MATLAB para los conjuntos de datos usados en el entrenamiento y testing.

La CD se evidencia en este estudio C5 a través del uso de redes neuronales, que, según dell’Olio [62], también pertenecen al campo de la MD (disciplina de la CD). Esto es porque ayudan a extracción de conocimiento útil usando técnicas supervisadas donde las redes neuronales artificiales son parte de estas.

El Neuromarketing es contiguo a la NE ya

que está basado en disciplinas como la Economía y Psicología y usa técnicas de NC para el análisis del comportamiento cerebral [63] [4]. Chowdhury, afirma que las redes neuronales son una herramienta que asiste la toma de decisiones [37]. De esta manera se puede concluir que hay evidencia de que la CD, a través de las redes neuronales, apoya a la NE en la toma de decisiones; en este estudio C5 en particular, decisiones de comportamiento de consumidores.

ALGORITMO	Red Neuronal Simple
TÉCNICA	Clasificación
HERRAMIENTA	MATLAB

En respuesta a P4, se pudo encontrar artículos que hacen referencia a los algoritmos, técnicas o herramientas informáticas de la CD que, por teoría fundamentada y análisis propio de los autores de esta investigación, (haciendo uso de los criterios de PAR) proponen que dichos elementos pueden ser usados en escenarios de la NE que, de igual manera, pueden estar apoyados en sus disciplinas. Estos casos son:

C3: En este estudio se tienen evidencias de la aplicabilidad de redes neuronales en bioimágenes para identificar patrones dentro de las mismas. Los autores de esta investigación sugieren que es posible una extrapolación del método usado a las técnicas de neuroimágenes de la NC, concretamente las IRMf.

Este estudio C3 está basado en el artículo [64] donde se expone el uso de una red neuronal CNN para validar los resultados obtenidos de estudios de imágenes de fenotipos al comparar la proporción de los resultados obtenidos por CNN versus métodos tradicionales, como obtener los resultados de imágenes procesadas de manera manual.

El ML ya ha sido usado para discriminar morfologías en imágenes celulares de fenotipos clasificando píxeles y reconociendo partes visuales relevantes [65].

El conjunto de datos usado en [64] pertenecía a imágenes de células con compuestos bioactivos pertenecientes al Broad Institute (Cambridge). La red fue implementada usando la extensión “nolearn” de la biblioteca “Lasagne” de Python y tuvo una precisión del 97.3% para

identificar los fenotipos celulares.

Ya que la NC es parte de la NE [27] al hacer uso de técnicas como IRMf para análisis neuronal [31], se podrían usar conjuntos de datos obtenidos de neuroimágenes para aplicar la técnica expuesta en [64], con algoritmos de CNN, identificando zonas cerebrales que se activan en estudios de la NE, como es la toma de decisiones.

ALGORITMO	CNN
TÉCNICA	Clasificación/Deep Learning
HERRAMIENTA	Lasagne

C4: La NE es aplicable en varias áreas [66] y en este estudio C4 es usada para temas medioambientales aplicando las técnicas de la NE en la toma de decisiones y técnicas tomadas de la NC como el uso de la IRMf. En el mismo estudio [66] se menciona su uso en 3 experimentos realizados con el fin de obtener datos sobre las preferencias de las personas sobre el medio ambiente.

El artículo [67] propone un método basado en el uso de SVM pertenecientes a ML, para el análisis de data generada por IRMf de una única toma de muestra. Inicia con limpieza de datos de IRMf, luego se alimenta una SVM de una clase (OCSVM), mapeando características representativas de los vóxeles seleccionados. Estos últimos entran en una SVM de dos clases (TCSVM). El proceso entre ambas SVM se puede retroalimentar para refinar el mapeo. Los resultados muestran una mejora de reconocimiento de mapeo de vóxeles usando este método.

En un estudio previo [68] se valida que las SVM han sido usadas para mapear la activación del cerebro analizando vóxeles donde se utiliza OCSVM, así como TCSVM de la misma manera que en el estudio de C4 [67], para el análisis de datos de IRMf.

Una de las herramientas que se puede aplicar con el algoritmo SVM para la clasificación de datos, en este caso de imágenes obtenidas por IRMf, es LIBSVM [69]. Esta librería provee técnicas de clasificación, regresión y estimación para manipulación de datos [69]. Permite implementación multilenguaje en C++,

JAVA y Python.

Se puede decir que, en base a la evidencia señalada, la CD, a través del uso de SVMs que pertenecen a ML, apoya al método de toma de neuroimágenes IRMf. Esta es una técnica usada para la NE, como se mencionó en el inicio de este estudio C4.

ALGORITMO	SVM
TÉCNICA	Clasificación
HERRAMIENTA	LIBSVM

C6: En este estudio [70] se plantea la influencia en base a recomendaciones enfocada al Neuromarketing, mediante la observación de IRMf para el análisis del comportamiento en un grupo de DM; estudiando en el primero sobre sus preferencias, y en el segundo sobre las preferencias influenciadas por recomendaciones grupales planteadas sobre aplicaciones móviles.

En la CD, se pueden encontrar los algoritmos recomendadores [71] que forman parte del ML y son comúnmente aplicados en comercio electrónico (e-commerce) y tiendas online de contenido multimedia, entre otras aplicaciones.

Si se logra aplicar estos algoritmos en el experimento mencionado en [70] se podrá tener una medición comparativa de la recomendación, con la propuesta de recomendaciones de las aplicaciones móviles (basada en los cambios en el cerebro en base a la información obtenida). Además, se puede conocer qué recomendaciones se pueden hacer, no solo en el experimento sino ya aplicando a temáticas del marketing.

El algoritmo “Collaborative Filtering – neighborhood based” es usado para unir usuarios que toman decisiones preferenciales similares en un grupo de DM, útil para poder estimar recomendaciones o crear perfiles de preferencias y así manipular la decisión y ver su afectación en el cerebro. Además, se tiene el algoritmo “Content-based filtering” que ayuda de igual manera con técnicas de clasificación y regresión para determinar preferencias de los usuarios por medio de perfiles de ítems [71].

En [72] se puede encontrar una herramienta desarrollada para el proyecto LensKit denominadas “LKPY Package”,

que se basa en algoritmos de recomendación, entre esos los de “Collaborative Filtering”, que son usados para anticipar recomendaciones, en este estudio C6 son fundamentales para poder optimizar el experimento, y poder analizar el comportamiento cerebral cuando se reciben recomendaciones para apegadas al perfil de cada uno en el DM.

ALGORITMO	Collaborative Filtering - neighborhood based Content-based filtering
TÉCNICA	Recomendación
HERRAMIENTA	LKPY Package

En los anexos de esta investigación se muestra por cada caso un diagrama que pretende mostrar de manera visual la conexión encontrada entre la CD con la NE, basados en la metodología ya expuesta.

VI. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Los estudios encontrados no están bajo la búsqueda directa de conexión entre la CD a la NE. Fue a través de la metodología usada, y el ejercicio de PAR, que se pudo evidenciar esta conexión. El resultado fueron los casos expuestos donde se pudo evidenciar que existen varios enfoques sobre la CD, debido a la clasificación que se les da dentro de sus disciplinas. Los diferentes autores categorizan la pertenencia de un algoritmo a una disciplina de la CD dependiendo hacia qué fines encaminan sus estudios.

Se puede intuir que hacer CD implica la aplicación de una diversidad de algoritmos. Los autores de los artículos investigados no exponen el uso de la CD en la NE de manera directa, sino que su enfoque comprende el uso de algoritmos de CD como apoyo interno dentro del entorno de su investigación más no como elemento clave u objeto de esta. La mayoría de los algoritmos encontrados en este contexto pertenecen a la disciplina del ML.

Sin embargo, en esta investigación se pudo evidenciar que la CD puede ser estudiada desde los diferentes enfoques, o disciplinas, para que pueda ser utilizada como apoyo en la NE.

La NE es una ciencia que dio lugar a la experimentación de los modelos económicos, para este avance se puede hacer uso de otras ciencias para apoyar en su proceso, esto implica que la información aún se encuentra oculta y/o

desordenada y de difícil acceso, tanto que los autores de este artículo tuvieron de diseñar un procedimiento como metodología con el fin de poder dar con esta información y clasificarla. Esto no quiere decir que sea toda la información que puede existir, evidencia que la NE puede apoyarse de otras ciencias.

La información obtenida en esta investigación evidencia que los algoritmos, técnicas y herramientas de la CD, o sus disciplinas, son extrapolables en ciertos escenarios de la NE. Esto puede ser de gran utilidad para plantear futuras investigaciones donde se apliquen los hallazgos evidenciados.

VII. REFERENCIAS

- [1] A. Chessel, «An Overview of data science uses in bioimage informatics,» *Methods*, vol. 115, pp. 110-118, 2017.
- [2] P. Giudici, «Financial data science,» *Statistics & Probability Letters*, vol. 136, pp. 160-164, 2018.
- [3] J. B. Davis, «Neuroeconomics: Constructing identity,» *Journal of Economic Behavior & Organization*, vol. 76, n° 3, pp. 574-583, 2010.
- [4] V. Sebastian, «New Directions in Understanding the Decision-making Process: Neuroeconomics and Neuromarketing.,» *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 127, pp. 758-762, 2014.
- [5] K. Gilbert, J. S. Horsburgh, I. N. Athanasiadis y G. Holmes, «Environmental Data Science,» *Environmental Modelling & Software*, vol. 106, pp. 4-12, 2018.
- [6] D. Gruson, T. Helleputte, P. Rousseau y D. Gruson, «Data science, artificial intelligence, and machine learning: Opportunities for laboratory medicine and the value of positive regulation,» *Clinical Biochemistry*, 2019.
- [7] K. J. Ottenbacher, J. E. Graham y S. R. Fisher, «Data Science in Physical Medicine and Rehabilitation: Opportunities and Challenges,» *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America*, vol. 30, n° 2, pp. 459-471, 2019.
- [8] C. Dichev y D. Dicheva, «Towards Data Science Literacy,» *Procedia Computer Science*, vol. 108, pp. 2151-2160, 2017.
- [9] J. M. Rumbold y B. K. Pierscionek, «What Are Data? A Categorization of the Data Sensitivity Spectrum,» *Big Data Research*, vol. 12, pp. 49-59, 2018.
- [10] S. C. Olhede y P. J. Wolfe, «The future of statistics and data science,» *Statistics & Probability Letters*, vol. 136, pp. 46-50, 2018.
- [11] R. Newman, V. Chang, R. J. Walters y G. B. Wills, «Model and experimental development for Business Data Science,» *International Journal of Information Management*, vol. 36, n° 4, pp. 607-617, 2016.
- [12] B. Caffo, R. D. Peng y J. Leek, *Executive Data Science*, Leanpub, 2018.
- [13] S. R. Sukumar, «Open Research Challenges with Big Data - A Data-Scientist's Perspective,» *2015 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 1272-1278, 2015.
- [14] N. Nojiri, X. Kong, L. Meng y H. Shimakawa, «Discussion on Machine Learning and Deep Learning based Makeup Considered Eye Status Recognition for Driver Drowsiness,» *Procedia Computer Science*, vol. 147, pp. 264-270, 2019.
- [15] S. Owen, R. Anil, T. Dunning y E. Friedman, «Meet Apache Mahout,» de *Mahout in Action*, Shelter Island, Manning Publications Co, 2012, p. 1.
- [16] N. Oktar y Y. Oktar, «Machine learning and neuroimaging,» *Journal of Neurological Sciences*, vol. 32, n° 43, pp. 1-4, 2015.
- [17] U. M. Fayyad, G. Piatesky-Shapiro y P. Smyth, «From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases,» *Ai Magazine*, vol. 17, n° 3, pp. 37-54, 1996.
- [18] R. Nisbet, G. Miner y K. Yale, «Chapter 2 - Theoretical Considerations for Data Mining,» de *Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications*, Elsevier Inc., 2018, pp. 42-58.
- [19] R. Nisbet, G. Miner y K. Yale, «Chapter 3 - The Data Mining and Predictive Analytic Process,» de *Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications*, Elsevier Inc., 2018, pp. 39-54.
- [20] C. Zucco, «Data Mining in Bioinformatics,» *Encyclopedia of Bioinformatics and Computational Biology*, vol. 1, pp. 328-335, 2019.
- [21] T. Lin, S. Ohsuga, C.-J. Liau, X. Hu y S. Tsumoto, *Foundations of Data Mining and Knowledge Discovery*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005.
- [22] S. Oshuga, «Knowledge Discovery as

- Translation,» de *Foundations of Data Mining and Knowledge Discovery*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005, pp. 3-19.
- [23] N. C. Lauro, E. Amaturro, M. G. Grassia y B. Aragona, *Data Science and Social Research*, Springer International Publishing AG, 2017.
- [24] The Economist, «Data, data everywhere,» 27 Febrero 2010. [En línea]. Available: <https://www.economist.com/special-report/2010/02/27/data-data-everywhere>. [Último acceso: 23 Mayo 2019].
- [25] B. Duhart y N. Hernández-Gress, «Review of the Principal Indicators and Data Science Techniques Used for the Detection of Financial Fraud and Money Laundering,» *Proceedings of the 2016 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*, pp. 1397-1398, 2016.
- [26] A. Borawska, «Mining Neuroscience Data for Social Campaign Evaluation,» *Procedia Computer Science*, vol. 126, pp. 1758-1770, 2018.
- [27] S. F. Cappa y N. Canessa, «Neuroeconomics,» *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences (Second Edition)*, pp. 639-647, 2015.
- [28] A. Caplin y M. Dean, «Chapter 3 - Axiomatic Neuroeconomics,» de *Neuroeconomics: Decision making and the brain*, Academic Press, 2009, pp. 21-31.
- [29] P. W. Glimcher, «Neuroeconomics: History,» de *Encyclopedia of Neuroscience*, Academic Press, 2009, pp. 285-290.
- [30] C. F. Camerer, «THE POTENTIAL OF NEUROECONOMICS,» *Economics and Philosophy*, vol. 24, n° 3, p. 369-379, 2008.
- [31] C. Camerer, G. Loewenstein y D. Prelec, «Neuroeconomics: How Neuroscience Can Inform Economics,» *Journal of Economic Literature*, vol. 43, n° 1, p. 9-64, 2005.
- [32] P. W. Glimcher y A. Rustichini, «Neuroeconomics: The consilience of brain and decision,» *Science*, vol. 306, n° 5695, pp. 447-452, 2004.
- [33] J. Myers, «What is economics?,» *Students' Quarterly Journal*, vol. 2, n° 6, pp. 84-85, 1931.
- [34] D. Amott y S. Gao, «Make economics your friend,» *Journal of Hospital Infection*, vol. 100, n° 2, pp. 123-129, 2018.
- [35] A. M. Williams, P. J. Liu, k. W. Muir y E. L. Waxman, «Behavioral economics and diabetic eye exams,» *Preventive Medicine*, vol. 112, pp. 76-87, 2018.
- [36] N. S. Grewal, J. A. Sparks, J. Reiter y J. Moses, «Behavioral Economics,» de *Encyclopedia of Mental Health (Second Edition)*, Howard S. Friedman, 2016, pp. 143-149.
- [37] P. Chowdhury y M. S. Samuel, «Artificial neural networks: a tool for understanding green consumer behavior,» *Marketing Intelligence & Planning*, vol. 32, n° 5, pp. 552-566, 2014.
- [38] G. Hasler, «Can the neuroeconomics revolution revolutionize psychiatry?,» *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, vol. 36, n° 1, pp. 64-78, 2012.
- [39] J. K. C. Piaget, «What is psychology?,» *American Psychologist*, vol. 33, n° 7, pp. 648-652, 1978.
- [40] A. M. Colman, *What is Psychology*, University of Leicester, England.
- [41] M. Rabin, «A perspective on psychology and economics,» *European Economic Review*, vol. 46, n° 4-5, pp. 657-685, 2002.
- [42] R. Garay-Hernández, A. Espinoza y A. Martínez, «Estudio de Mapeo Sistematizado sobre la Estimación de Valor del Producto,» de *Congreso Internacional de Investigación e Innovación en Ingeniería de Software 2013*, Xalapa, 2013.
- [43] B. Kitchenham, D. Budgen y O. P. Brereton, «study, Using mapping studies as the basis for further research – A participant-observer case,» *Information and Software Technology*, vol. 53, n° 6, pp. 638-651, 2011.
- [44] K. Petersen, R. Feldt, S. Mujtaba y M. Mattsson, «Systematic Mapping Studies in Software Engineering,» *Proceedings of the 12th International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering*, pp. 1-10, 2008.
- [45] «EcUred,» 2018. [En línea]. Available: https://www.ecured.cu/Herramientas_inform%C3%A1ticas. [Último acceso: 12 06 2019].
- [46] M. Tang, X. Zhou, L. Huchang, J. Xu, H. Fujita y F. Herrera, «Ordinal consensus measure with objective threshold for heterogeneous large-scale group decision making,» *Knowledge-Based Systems*, 2019.
- [47] X.-h. Xu, Z.-j. Du, X.-h. Chen y C.-g.

- Cai, «Confidence consensus-based model for large-scale group decision making: A novel approach to managing non-cooperative behaviors,» *Information Sciences*, vol. 447, pp. 410-427, 2019.
- [48] R. Nisbet, G. Miner y K. Yale, *Handbook of Statistical Analysis and Data Mining Applications*, Elsevier Inc., 2018.
- [49] M. E. Celebi, H. A. Kingravi y P. A. Vela, «A comparative study of efficient initialization methods for the k-means clustering algorithm,» *Expert Systems with Applications*, vol. 40, n° 1, pp. 200-210, 2013.
- [50] M. J. Garbade, «Understanding K-means Clustering in Machine Learning,» 12 Septiembre 2018. [En línea]. Available: <https://towardsdatascience.com/understanding-k-means-clustering-in-machine-learning-6a6e67336aa1>. [Último acceso: 29 Mayo 2019].
- [51] P. O. Olukanmi y B. Twala, «K-means-sharp: Modified centroid update for outlier-robust k-means clustering,» *2017 Pattern Recognition Association of South Africa and Robotics and Mechatronics (PRASA-RobMech)*, pp. 14-19, 2017.
- [52] M. Capó, A. Pérez y J. A. Lozano, «An efficient approximation to the K-means clustering for massive data,» *Knowledge-Based Systems*, vol. 117, pp. 56-69, 2017.
- [53] J. Friedrich y M. Lengyel, «Goal-directed decision making with spiking neurons,» *Journal of Neuroscience*, vol. 36, n° 5, pp. 1529-1546, 2016.
- [54] N. F. Rulkov y A. B. Neiman, «Control of sampling rate in map-based models of spiking neurons,» *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, vol. 61, pp. 127-137, 2018.
- [55] W. Gerstner, «Spiking Neuron Models,» de *Encyclopedia of Neuroscience*, 2009, pp. 277-280.
- [56] S. Lakshmanaprabu, N. Sachi, R. Sheeba, K. Sujatha, J. Uthayakumar y K. Shankar, «Online clinical decision support system using optimal deep neural networks,» *Applied Soft Computing*, vol. 81, 2019.
- [57] A. Tavanaei, M. Ghodrati, S. R. Kheradpisheh, T. Masquelier y A. Maida, «Deep learning in spiking neural networks,» *Neural Networks*, vol. 111, pp. 47-63, 2018.
- [58] L. Saba, M. Biswas, V. Kuppili, E. Cuadrado, H. S. Suri, D. Reddy, T. Omerzu, J. R. Laird, N. N. Khanna, S. Mavrogeni, A. Protopogerou, P. P. Sfikakis, V. Viswanathan, G. D. Kitas, A. Nicolaides, A. Gupta y J. S. Suri, «The present and future of deep learning in radiology,» *European Journal of Radiology*, vol. 114, pp. 14-24, 2019.
- [59] N. Sharma, V. Jain y A. Mishra, «An Analysis Of Convolutional Neural Networks For Image Classification,» *Procedia Computer Science*, vol. 132, pp. 377-384, 2018.
- [60] R. B. Palm, «Prediction as a candidate for learning deep hierarchical models of data,» 2012.
- [61] R. Zuo, Y. Xiong, J. Wang y E. J. Carranza, «Deep learning and its application in geochemical mapping,» *Earth-Science Reviews*, vol. 192, pp. 1-14, 2019.
- [62] L. dell'Olio, A. Ibeas, J. de Oña y R. de Oña, «Chapter 9 - Data Mining Approaches,» de *Public Transportation Quality of Service: Factors, Models, and Applications*, Elsevier, 2018, pp. 155-179.
- [63] N. Lee, A. J. Broderick y L. Chamberlain, «What is 'neuromarketing'? A discussion and agenda for future research,» *International Journal of Psychophysiology*, vol. 63, n° 2, pp. 199-204, 2007.
- [64] O. Dur y B. Sick, «Single-Cell Phenotype Classification Using Deep Convolutional Neural Networks,» *Journal of Biomolecular Screening*, vol. 21, n° 9, pp. 1-6, 2016.
- [65] C. Sommer y G. DW, «Machine learning in cell biology - teaching computers to recognize phenotypes.,» *Journal of cell science*, vol. 126, n° 24, pp. 5529-5539, 2013.
- [66] S. Nik, «Using neuroeconomics to understand environmental valuation,» *Ecological Economics*, vol. 135, pp. 1-9, 2017.
- [67] X. Song y N.-k. Chen, «A unified machine learning method for task-related and resting state fMRI data analysis,» *36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 6426-6429, 2014.
- [68] X. Song y A. M. Wyrwicz, «Unsupervised spatiotemporal fMRI data analysis using support vector machines,» *Neuroimage*, vol. 47, pp. 204-212, 2009.
- [69] C.-C. Chang y C.-J. Lin, «LIBSVM: A library for support vector machines,» *ACM Transactions on Intelligent Systems and*

Technology, vol. 2, n° 3, pp. 1-27, 2011.

[70] C. N. Cascio, B. O'Donnell, J. Bayer, F. J. Tinney y E. B. Falk, «Neural Correlates of Susceptibility to Group Opinions in Online Word-of-Mouth Recommendations,» *Journal of Marketing Research*, vol. 52, n° 4, pp. 559-575, 2015.

[71] K. Vijay y D. Bala, «Comparison of

Data Science Algorithms,» *Elsevier*, 2019.

[72] M. D. Ekstrand, «The LKPY Package for Recommender Systems Experiments: Next-Generation Tools and Lessons Learned from the LensKit Project,» *CoRR*, vol. abs/1809.03125, 2018.