



**Tesina de Grado**  
**Licenciatura en Sistemas de Información**

**Título**

Caracterización de usuarios conforme a datos recolectados del proceso de User Experience. Caso de estudio: Sistemas web del Ministerio de Salud de la provincia de Entre Ríos.

**Alumno**

Bertozzi Wilfredo Ariel, DNI: 31484978

Tel:3434191243, Jose y Rosa Lafarga s/n Villa Fontana.

Email: bertozziwilfredo@gmail.com

**Director**

Bioingeniero Alejandro Javier Hadad

**Docentes**

Licenciado Ignacio Cabrera

Ingeniera Monica Vera

**Lugar y fecha**

Oro Verde, Agosto 2023

---

## **Dedicatoria**

A mis dos hijos, a mi esposa, a mis padres y a toda mi familia. También a mis amigos y compañeros de trabajo.

---

## **Agradecimientos**

A mis hijos, por jugar haciendo el menor ruido posible para permitirme estudiar. Y a mi esposa, por lograr que esto suceda. También por apoyarme siempre con su amor incondicional y no dejarme caer.

A mis padres que constantemente me aconsejaron terminar la carrera y no bajar los brazos ante las adversidades. Y a toda mi familia por darme fuerzas e interesarse en mis avances.

A mi director de tesis por prestarme su tiempo, su experiencia y guiarme en la resolución de esta investigación.

A los docentes de la cátedra Tesina de Grado y de la facultad en general, que me ayudaron a comprender las asignaturas y que siempre se mostraron predispuestos en su labor.

A mis jefes y compañeros de trabajo que me dieron el espacio y herramientas para poder lograr el objetivo de esta tesis.

---

## Resumen

A pesar de no estar ampliamente investigada, el diseño de la experiencia del usuario (UX) ha realizado cambios profundos utilizando Machine Learning (ML) para mejorar su actividad. La aplicación de estas dos áreas innovadoras en sistemas web ha abierto nuevas dimensiones de análisis para los profesionales de Experiencia de Usuario (UX).

En esta tesis se aborda el tema de la usabilidad y se explora cómo la información obtenida del comportamiento de los usuarios finales puede ser utilizada para mejorar la labor de los diseñadores de Experiencia de Usuario. El objetivo principal de esta tesis es identificar, mediante el uso de algoritmos de clusterización, los datos que son útiles para procesar, agrupar y caracterizar, con el fin de encontrar nuevos conocimientos que contribuyan a mejorar la labor de los diseñadores de UX.

El presente estudio busca contribuir al avance de la comprensión y aplicación de UX y ML en el contexto de los sistemas web del Ministerio de Salud de Entre Ríos, con potenciales implicaciones en áreas como el diseño de interfaces de usuario, la personalización del contenido web y la toma de decisiones basada en datos en el ámbito de la experiencia del usuario.

Palabras clave: *Machine Learning (ML), User experience (UX), Usabilidad, Clustering, Diseño UX*

## Índice

<b>Índice de Gráficos.....</b>	<b>8</b>
<b>Introducción.....</b>	<b>9</b>
<b>Objetivos.....</b>	<b>11</b>
Objetivo General.....	11
Objetivos Específicos.....	11
<b>Capítulo 1. Sistemas Web.....</b>	<b>12</b>
1.1 Definición de Sistemas Web.....	12
1.1.1 Internet.....	12
1.1.2 Web.....	13
1.1.3 World Wide Web.....	13
1.1.4 Protocolo HTTP.....	13
1.1.5 Protocolo TCP/IP.....	14
1.1.6 Navegador Web.....	14
1.1.7 Servidor Web.....	14
1.1.8 Identificadores Uniformes de Recursos (URL).....	14
1.1.9 Sistema de Nombres de Dominio (DNS).....	15
1.1.10 Proxy y Cookies.....	15
1.2 Tecnologías vinculadas a los Sistemas Web.....	15
1.2.1 Application Programming Interface (API).....	16
1.2.2 Formato JSON y XML para el intercambio de Datos.....	16
1.2.3 Estándares de Comunicación entre Sistemas Web.....	16
1.3 Lenguajes para el Desarrollo de Sistemas Web.....	17
1.3.1 Frontend.....	17
1.3.2 Backend.....	18
1.3.3 Marcos de Trabajo para Desarrolladores de Sistemas Web.....	18
1.3.4 Integración de conceptos.....	19
1.4 Aspectos vinculados a la User Experience (UX) en Sistemas Web.....	20
1.4.1 Relación entre UX, Interfaz de Usuario y Usabilidad.....	21
<b>Capítulo 2. User Experience (UX) en Sistemas Web.....</b>	<b>23</b>
2.1 Estado del Arte de UX.....	23
2.1.1 UX en Diversos Ámbitos Tecnológicos.....	23
2.2 Dimensiones de Análisis en UX.....	25
2.2.1 El papel del Investigador de UX.....	25
2.2.2 Arquitectura de la Información y la Experiencia de Usuario.....	26
2.2.3 UX en el Desarrollo de Interfaces.....	26
2.2.4 Análisis de Usuarios desde la UX.....	27
2.2.5 Clasificación de Usuarios según Distintos Autores.....	27
2.3 Usabilidad.....	30

---

2.3.1 Definición de Usabilidad.....	31
2.3.2 Definición de Usabilidad Web.....	31
2.3.3 Evaluación de la Usabilidad Web.....	31
2.3.4 Heurísticas de Nielsen.....	32
2.3.5 Otras Consideraciones de Autores.....	33
2.4 Métricas de Usabilidad.....	33
2.4.1 Aspectos a Considerar para la Medición de Usabilidad.....	35
2.5 Relación entre Usabilidad y Sistemas Web.....	36
<b>Capítulo 3. Machine Learning y UX.....</b>	<b>40</b>
3.1 Estado del Arte de Machine Learning.....	40
3.1.1 Aprendizaje Supervisado.....	41
3.1.1.1 Clasificación.....	41
3.1.1.2 Regresión.....	42
3.1.2 Aprendizaje No Supervisado.....	43
3.1.2.1 Agrupamiento.....	44
3.1.2.2 Reducción de Dimensionalidad.....	45
3.1.3 Aprendizaje Semi-Supervisado.....	46
3.1.4 Aprendizaje por Refuerzo.....	46
3.2 Métodos de Clusterización.....	48
3.2.1 Cluster Jerárquicos.....	48
3.2.1.1 Método Jerárquico Aglomerativo.....	48
3.2.1.2 Método Jerárquico Divisivo.....	49
3.2.2 Cluster No Jerárquicos.....	50
3.2.2.1 Métodos de Agrupación Paramétricos.....	50
3.2.2.2 Métodos de Agrupación No Paramétricos.....	51
3.2.3 Validación de Clustering.....	52
3.2.3.1 Método del Codo.....	53
3.2.3.2 Índice de Silueta.....	54
3.3 Datos Generados en un Proceso de UX.....	55
3.3.1 Datos Generados desde el Evaluador de UX.....	55
3.3.2 Datos Generados desde el Browser.....	58
3.4 Procesamiento de Datos de UX Mediante Machine Learning.....	60
<b>Capítulo 4: Caso de estudio y Aplicación de Técnicas de Clustering.....</b>	<b>62</b>
4.1 Definición del Caso de Estudio.....	62
4.2 Contexto y Tecnologías Involucradas.....	64
4.3 Datos potencialmente generables en el caso de estudio.....	64
4.3.1 Datos cuantificables desde los Eventos DOM HTML.....	66
4.3.2 Datos cuantificables desde el sistema.....	66
4.4 Identificación de Variable Relevantes.....	67
4.5 Preprocesamiento.....	68
4.6 Aplicación de Técnicas.....	70

---

4.7 Visualización de Resultados.....	74
4.8 Conclusión sobre los resultados del experimento.....	76
4.8.1 Sobre la Aplicación de las Técnicas.....	77
4.8.2 Comparación con Conclusiones de otros Autores.....	78
<b>Conclusión.....</b>	<b>79</b>
<b>Trabajos Futuros.....</b>	<b>81</b>
<b>Bibliografía.....</b>	<b>82</b>
<b>Anexos.....</b>	<b>103</b>
Anexo I Directivas a cumplir.....	103
Anexo II Requisitos funcionales.....	103
Anexo III Principales Pantallas.....	104
Anexo IV Motivo del Desarrollo del Sistema.....	106
Anexo V Requisitos de Performance.....	106
Anexo VI Edad de los Usuarios.....	107
Anexo VII Tecnologías Involucradas.....	107
Anexo VIII Capacitación de Usuarios.....	108
Anexo IX Algoritmo generador de marcas de tiempo.....	108
Anexo X Método del codo.....	109

---

## Índice de Gráficos

<b>IMAGEN 1:</b> Arquitectura REST.....	20
<b>IMAGEN 2:</b> Método del codo.....	53
<b>IMAGEN 3:</b> Análisis de silueta para 2, 3, 4, 5 clústeres.....	54
<b>IMAGEN 4:</b> Home del sistema de stock.....	63
<b>IMAGEN 5:</b> Tabla de registro de interacción con la interfaz.....	70
<b>IMAGEN 6:</b> Registro de interacción con la interfaz en formato csv.....	70
<b>IMAGEN 7:</b> Gráfica del método del codo de k-means.....	71
<b>IMAGEN 8:</b> Gráfica del método de silueta de k-means con 2 clusters.....	72
<b>IMAGEN 9:</b> Gráfica del método de silueta de k-means con 3 clusters.....	72
<b>IMAGEN 10:</b> Gráfica del método del codo de BIRCH.....	73
<b>IMAGEN 11:</b> Gráfica del método del codo de HAC.....	74
<b>IMAGEN 12:</b> Representación gráfica de distribución de muestras.....	75
<b>IMAGEN 13:</b> Comparativa de grupos generados.....	76
<b>IMAGEN 14:</b> Caso de uso del manejo de stock.....	104
<b>IMAGEN 15:</b> Búsqueda de oficina.....	104
<b>IMAGEN 16:</b> Selección de oficina.....	105
<b>IMAGEN 17:</b> Búsqueda de productos.....	105
<b>IMAGEN 18:</b> Selección de productos.....	105
<b>IMAGEN 19:</b> Confirmación del movimiento de stock.....	106
<b>IMAGEN 20:</b> Logos de las tecnologías utilizadas en el sistema.....	108
<b>IMAGEN 21:</b> Código para obtener marcas de tiempo.....	109
<b>IMAGEN 22:</b> Código de método del codo.....	109

---

## Introducción

El diseño de Experiencia de Usuario (UX) es un factor determinante en cualquier interfaz que utilizan los usuarios. Según una encuesta realizada en 2019, el 70% de los directores ejecutivos de empresas consideran la experiencia de usuario como una ventaja competitiva (UserZoom, 2019). El creciente desarrollo de tecnologías como los vehículos autónomos, las ciudades inteligentes, la computación ubicua, la realidad virtual, la realidad aumentada y la web 4.0 supone un desafío para el diseño de UX en su necesidad de adaptarse a estas tendencias. En este contexto, la presente investigación aborda la creciente demanda del diseño de la UX y como mejora a través de la incorporación del aprendizaje automático. El interés de esta tesis es conocer las potencialidades que se esconden al aplicar herramientas de Machine Learning (ML) en áreas de diseño como UX, que son mayormente creativas pero que utilizan algunas métricas. Por restricciones de tiempo, este estudio se centrará únicamente en la usabilidad, dejando de lado otras facetas de la Experiencia del Usuario, como la utilidad, integridad funcional, diseño visual y la persuasión.

En un sistema web, la interfaz propuesta por el diseñador del User Experience, es lo primero que el usuario observa. Si esta es confusa para obtener el objetivo que el usuario busca, este puede abandonar la tarea (Barnum, 2011). Esta interacción deja rastros, entre otros, clics en los botones o puntos de calor en la pantalla. Recabar intereses y preferencias, analizando los archivos de log de un sistema web, da indicios de que la UX puede ser medida y analizada desde estas fuentes de datos (Cortez y García, 2019).

Otra área que compete a esta investigación es el Machine Learning. El aprendizaje automático es una disciplina dentro de la Inteligencia Artificial (IA), con algoritmos capaces de aprender de una fuente de datos, que adquiere un papel cada vez más relevante en la mejora de la experiencia de usuario. En función de su salida, estos algoritmos de aprendizaje automático se clasifican

---

en diferentes grupos. En este trabajo, las técnicas de ML que se utilizarán, serán las vinculadas a las tareas de Clustering, dentro de la clasificación de aprendizaje no supervisado.

Actualmente, la clusterización se utiliza con distintas aplicaciones como procesamiento de imágenes, análisis de datos espaciales, reconocimiento de patrones, análisis médicos, entre otros (Yarasca, 2013; Villareal y Flores, 2015; Pizarro, 2017; Thongprayoon et al., 2021). Esto hace que las herramientas de clustering se consideren como una de las mejores técnicas para explorar datos y obtener conocimiento. Procesando datos generados de la usabilidad de un sistema, es factible considerar que el ML puede encontrar matices entre los usuarios que a menudo se pasan por alto al diseñar una interfaz.

Para arribar a la conclusión de este trabajo, se pretende tomar como caso de estudio a los sistemas web del Ministerio de Salud de Entre Ríos, para caracterizar un cluster de usuarios en base a los datos recabados de la interacción con estos. Primero, se van a describir las principales consideraciones de usabilidad en la interacción con sistemas web, desde la perspectiva de User Experience. Segundo, se revisará el estado del arte del área de UX, para contextualizar la base del problema. Tercero, se revisará el estado del arte del área de Machine Learning y su relación con UX. Cuarto, se va a identificar los datos generados en un proceso de UX e investigar las herramientas de clusterización potencialmente aplicable a estos datos. Y quinto, se pretende identificar cluster de usuarios, en función de sus patrones de uso, explorando y analizando los conjunto de datos y variables en los sistemas. Al finalizar esta labor, el propósito de esta tesis es dejar un aporte a la sociedad científica en general, brindando una herramienta de caracterización de usuarios, que sirva como un apoyo objetivo ya que se encuentra basada en datos de interacciones de usuarios.

Por lo tanto, es necesario remarcar que la importancia de llevar el User Experience a datos y esos datos a Machine Learning, para tener un cluster de

usuarios, pretende ser un input que dará pie a un análisis más concreto en futuras discusiones de usabilidad.

## **Objetivos**

A continuación se listan los objetivos específicos que dan curso a esta investigación, en pos de dejar sentadas las bases para luego luego arribar al objetivo general de esta investigación.

### **Objetivo General**

Caracterizar un cluster de usuarios en base a los datos recabados de la interacción con los sistemas web del Ministerio de Salud de Entre Ríos.

### **Objetivos Específicos**

- Describir los principales problemas de usabilidad en la interacción con sistemas web, desde la perspectiva de User Experience (UX).
- Indagar la situación actual del área de UX.
- Revisar el estado del arte del área de Machine Learning y su relación con UX.
- Investigar las herramientas de clusterización.
- Identificar características en cluster de usuarios, en función de sus patrones de uso, explorando y analizando los conjunto de datos y variables, en los sistemas web del Ministerio de Salud de Entre Ríos.

---

## Capítulo 1. Sistemas Web

Este capítulo contempla las ideas principales que definen en su conjunto lo que representa un sistema web, cuales son sus tecnologías vinculadas actualmente y desde donde el diseño de la experiencia de usuario realiza su aporte.

### 1.1 Definición de Sistemas Web

Según Berzal, Cubero y Cortijo (2005), las aplicaciones web son aquellas cuya interfaz se construye a partir de páginas web. Esto implica una serie de conceptos relacionados con el entorno web, como Internet que es una red de redes de computadoras capaces de comunicarse entre ellas (Castells, 2001), el formato HTML en el que se basa esta tecnología (Prescott, 2015) y el protocolo HTTP que determina las acciones que deben tomar el servidor o el navegador en respuesta a un comando determinado (Gourley et al., 2002).

El programa donde el usuario interactúa en la web se conoce como cliente web o navegador web. Este software solicita al servidor web los recursos deseados, como imágenes, sonidos, videos y textos, y los interpreta para mostrarlos en un formato determinado al usuario (Luján Mora, 2001). Entre los navegadores web más comunes se encuentran Internet Explorer, Netscape, Opera, Firefox y Chrome, que permiten a los usuarios acceder a servidores web a través de Internet para utilizar aplicaciones en línea.

#### 1.1.1 Internet

Internet es una red de redes, donde se encuentran conectados una multitud de redes de computadoras. Pueden ser de ámbito local llamadas LAN, o bien de ámbito amplio llamadas WAN (Climent Serrano, 1998). Estos equipos informáticos reciben y envían impulsos eléctricos, ondas electromagnéticas u otros medios de transporte de datos, con la finalidad de intercambiar información. Esta información es compartida bajo estándares. Entre otros, el

---

más importante y popular es el TCP/IP o Protocolo de Control de Transmisión/Protocolo de Internet (Corona, 2004).

### **1.1.2 Web**

La web es una de las aplicaciones más populares y utilizadas en Internet. Según Khanzode y Sarode (2016), se define como un conjunto de tecnologías, herramientas y recursos que permiten compartir información entre los usuarios mediante Internet. La web hace posible la publicación y el acceso a información en línea, a través de la creación y distribución de páginas web. Para ello, se emplean tecnologías como HTML, CSS y JavaScript, que permiten crear y diseñar páginas web. También está el protocolo HTTP, que facilita la transferencia de información entre el servidor y el cliente web.

### **1.1.3 World Wide Web**

La World Wide Web o www, es un sistema interconectado de páginas web accesibles a través de Internet (Segura, 1995). No se debe confundir internet con la web. La Web es una de las muchas aplicaciones construidas sobre Internet, donde el lenguaje para su construcción es el HTML. Este lenguaje reconocido por sus siglas HTML, está compuesto de una serie de etiquetas o marcas que permiten definir el contenido y la apariencia que se pretende representar.

### **1.1.4 Protocolo HTTP**

HTTP (Hypertext Transfer Protocol) es un protocolo de la capa de aplicación utilizado para sistemas de información de hipertexto distribuidos y colaborativos, según Fisteus (2013). Cuando el cliente desea obtener un recurso específico, como vídeos, sonidos, imágenes o textos, envía un mensaje de petición al servidor. A su vez, el servidor envía un mensaje de respuesta al cliente para satisfacer su petición. Para identificar estos recursos en HTTP, se utiliza un identificador uniforme de recursos (URI).

### **1.1.5 Protocolo TCP/IP**

El Transmission Control Protocol/Internet Protocol (TCP/IP), es usado en casi todas las redes de comunicación de datos (Peláez, 2002). Discriminando cómo se compone, el Protocolo de Internet (IP) es la parte que obtiene la dirección a la que se envían los datos y el Protocolo de Control de Transmisión (TCP) se encarga de la entrega de los datos una vez hallada dicha dirección IP.

TCP/IP permite que un equipo pueda comunicarse dentro de una red y está basado en el modelo teórico Open Systems Interconnection (OSI), con la que comparte cuatro conjuntos de normas y protocolos llamados capas (Moreno, 2003).

### **1.1.6 Navegador Web**

Navegador web hace referencia al software instalado en el dispositivo que permite el acceso a Internet, interpretando la información de distintos tipos de archivos y sitios web para que estos puedan ser visualizados por el usuario (Murillo, 2017).

### **1.1.7 Servidor Web**

Un servidor web es un software que se utiliza para almacenar y enviar archivos a sitios web por Internet. Es responsable de garantizar que la comunicación entre el servidor y el cliente sea segura y sin fallos (Fernández López, 2017).

### **1.1.8 Identificadores Uniformes de Recursos (URL)**

El identificador uniforme de recursos (URI) es una herramienta que se utiliza para identificar los recursos por su nombre o ubicación Ferreyra (2012). En el caso de que se utilice una URI para identificar un recurso y su ubicación, se puede saber fácilmente dónde se encuentra disponible. HTTP utiliza estos identificadores para determinar el tipo de recurso solicitado. La identidad y la localización de los recursos en la Web son en su mayoría proporcionados por

---

una sola dirección, otorgada por el localizador de recursos uniforme (URL) que es un tipo de URI (Quiroga, 2019)

### **1.1.9 Sistema de Nombres de Dominio (DNS)**

El DNS (Sistema de Nombres de Dominio, por sus siglas en inglés) es un sistema que se encarga de traducir los nombres de dominio en direcciones IP numéricas que las computadoras logran entender y procesar. Según el sitio web de Cloudflare (s.f.), "el DNS es la columna vertebral de Internet y se utiliza para traducir nombres de dominio legibles por humanos en direcciones IP que las computadoras pueden entender".

### **1.1.10 Proxy y Cookies**

Según Laudon y Laudon (2019), los servidores proxy actúan como intermediarios entre los clientes y los servidores finales, y se utilizan para mejorar el rendimiento, controlando el acceso y la seguridad de la red.

A su vez, las cookies son pequeños archivos de texto que los sitios web colocan en el navegador del usuario para almacenar información sobre su actividad en línea (Dabrowski et al., 2019). Según el sitio web de Mozilla (2022), estas contienen información del usuario, sus preferencias, datos de inicio de sesión o contenido de un carrito de compras.

Existen tecnologías, herramientas y arquitecturas que hacen uso de las definiciones expuestas anteriormente para llevar a cabo su labor, dando a los profesionales la posibilidad de escoger las que mejor se adapten al proyecto.

## **1.2 Tecnologías vinculadas a los Sistemas Web**

Con el fin de adaptarse a esta diversidad de opciones, se recurre a distintas arquitecturas, estándares de comunicación y entornos de trabajo que se basan en conceptos específicos del ecosistema web.

### **1.2.1 Application Programming Interface (API)**

Una Application Programming Interface (API) es un conjunto de funcionalidades que proporciona un sistema para que se pueda interactuar con él desde otro sistema. Las API a menudo se consideran como contratos entre las partes, en el que una envía una solicitud remota con una estructura particular y la otra determina cómo responderá (Ofoeda et al., 2019). Usualmente, las API web emplean para los mensajes de solicitud el protocolo HTTP (punto 1.1.4) y proporcionan una definición de la estructura de los mensajes de respuesta en un formato determinado.

### **1.2.2 Formato JSON y XML para el intercambio de Datos**

Los estándares de formato más populares para las aplicaciones que utilizan API web son JSON y XML. JSON es más sencillo que XML, aunque XML es más poderoso. El formato XML utiliza etiquetas para estructurar la información, lo que facilita su lectura y comprensión, de acuerdo con la explicación de Breje et al. (2018). En contraposición, el protocolo JSON se basa en una serie de pares de nombre y valor que se encuentran entre llaves.

### **1.2.3 Estándares de Comunicación entre Sistemas Web**

Simple Object Access Protocol (SOAP) y Representational State Transfer (REST), representan dos enfoques diferentes de comunicación entre Sistemas Web. El enfoque SOAP es altamente estructurado y utiliza el formato de datos XML. REST es más flexible y permite a las aplicaciones intercambiar datos en múltiples formatos (Soni y Ranga, 2019).

REST se enfoca en establecer una comunicación cliente-servidor basada en HTTP para estandarizar las comunicaciones. Las solicitudes que el cliente realiza al servidor se clasifican según los verbos HTTP que tiene una función específica según lo explicado por Feng et al. (2009):

- 
- GET obtiene un recurso desde el servidor.
  - POST crea un nuevo recurso en él.
  - PUT actualiza el estado de un recurso.
  - DELETE elimina un recurso.

Los servicios web REST envían una respuesta en formato JSON o XML, lo que permite que cualquier aplicación, independientemente del lenguaje de programación que se utilice, pueda trabajar con ellos. Las API que siguen el estilo arquitectónico de REST se llaman API REST.

### 1.3 Lenguajes para el Desarrollo de Sistemas Web

Los sistemas web se desarrollan utilizando múltiples lenguajes que tienen aplicaciones en dos áreas principales: Frontend y Backend. El Frontend corresponde a la parte del sistema web que interactúa directamente con el usuario, mientras que el Backend se encarga de la interacción con bases de datos, servidores, seguridad, estructura, aplicaciones, entre otros aspectos.

#### 1.3.1 Frontend

En el ámbito del desarrollo web, el Frontend se refiere a las tecnologías que corren del lado del cliente o navegador web. En el Frontend hay tres lenguajes que son primordiales:

- **HTML** por sus siglas en inglés de HyperText Markup Language, es un lenguaje de marcado a través del cual se define la estructura adecuado para representar información (Berners Lee y Connolly, 1995).
- **CSS** o Cascading Style Sheets, es un lenguaje de diseño gráfico para definir la presentación de un documento estructurado como HTML. Gibbins (2020) destaca la relevancia de las hojas de estilo en cascada para controlar cómo se ven los elementos HTML en el navegador.
- **JavaScript (JS)** es un lenguaje de programación interpretado que aporta dinamismo a los sitios web. Pérez (2019) lo reconoce como el

---

lenguaje de programación más utilizado del mundo, mientras que Wirfs Brock y Eich (2020) destacan su importancia en la filosofía de diseño de aplicaciones web.

JavaScript se encarga de gestionar dinámicamente el contenido, cuando se implementa una estrategia de aplicación de página única. Esta estrategia implica que todo el sistema web esté contenido en un único archivo. JS permite que la página web sea interactiva (Levlin, 2020).

### **1.3.2 Backend**

El backend contiene toda la lógica de la aplicación que maneja los datos almacenados en una base de datos dentro de un servidor web (Pérez Ibarra et al., 2021). En el desarrollo backend, se emplean diferentes lenguajes como:

- **PHP**, uno de los lenguajes de scripts más populares (Mina y Cedeño, 2018).
- **Python**, un lenguaje de alto nivel interpretado (Challenger Pérez et al., 2014), entre otros.

En lo que respecta al almacenamiento de datos, es posible distinguir dos tipos de bases de datos: las relacionales (SQL) y las no relacionales (NoSQL). Caqui Vargas y Pareja Limaco (2021) señalan que la principal diferencia conceptual entre ambas radica en que abordan escenarios completamente diferentes y mutuamente excluyentes. Se pueden mencionar gestores como:

- **MySQL, Oracle y PostgreSQL** en el caso de las bases de datos SQL (Castro, 2018).
- **Voldemort, Redis, Riak, MongoDB, CouchDB, Cassandra y HBase** entre las bases de datos NoSQL (Lourenço et al., 2015).

### **1.3.3 Marcos de Trabajo para Desarrolladores de Sistemas Web**

Un Marcos de Trabajo o framework, es una estructura de software compuesta por componentes personalizables e intercambiables para el desarrollo de una

---

aplicación (Gutierrez, 2014). El principal objetivo de un framework consiste en agilizar el proceso de desarrollo, fomentar la reutilización de código y promover la implementación de buenas prácticas. En el diseño de sistemas, las decisiones a favor o en contra de utilizar un determinado marco de trabajo, dependen en gran medida del tipo de sistema que se quiere desarrollar (Wohlgethan, 2018).

En el caso de desarrolladores Frontend los frameworks más utilizados son:

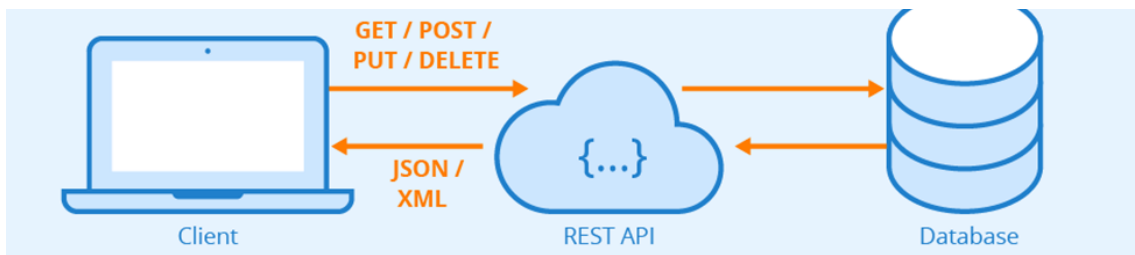
- **Angular, React y Vue** para el lenguaje JavaScript (Saks, 2019).
- **Bootstrap** para el manejo de CSS, siendo una biblioteca que ofrece herramientas de código abierto (Logroño et al., 2020).

Para los desarrolladores de Backend, los frameworks más utilizados según Bergström (2016) son:

- **Django** para el lenguaje Python.
- **Ruby on Rails** para el lenguaje Ruby.
- **Laravel** para el lenguaje PHP.

#### **1.3.4 Integración de conceptos**

Las aplicaciones web se construyen a partir de páginas web, que son una de las aplicaciones más populares y utilizadas en Internet para compartir información y recursos entre los usuarios. En este contexto, la arquitectura REST (punto 1.2.3) se puede implementar en aplicaciones web como una interfaz entre sistemas que utiliza el protocolo HTTP (punto 1.1.4) para obtener datos o realizar operaciones sobre ellos en diversos formatos, como XML y JSON (punto 1.2.2). Las solicitudes al servidor se realizan mediante verbos HTTP como GET, POST, PUT y DELETE, lo que proporciona un sistema que permite la interacción con él desde otros sistemas.



**IMAGEN 1:** Arquitectura REST

En una arquitectura de aplicaciones, se pueden distinguir dos tipos de servicios: los de Frontend y los de Backend (puntos 1.3.1 y 1.3.2). El desarrollo de Frontend se enfoca en la experiencia del usuario, mientras que el desarrollo de Backend se encarga de proveer acceso a los datos, servicios y sistemas necesarios para el funcionamiento de la aplicación.

#### **1.4 Aspectos vinculados a la User Experience (UX) en Sistemas Web**

Actualmente el software resulta imprescindible para llevar a cabo diversas tareas, como acceder a aplicaciones, sitios web, redes sociales y software de oficina. De ahí que la facilidad de uso y el tiempo de respuesta sean un estándar para evaluar el éxito de un software. No solo las funcionalidades resultan importantes, también lo es la experiencia general del usuario al emplear el software, lo que se conoce como UX (Zarour y Alharbi, 2017).

El término "experiencia" hace referencia a todos los aspectos relacionados con la forma en que las personas utilizan un producto, incluyendo su comportamiento, su comprensión del funcionamiento, su experiencia durante el uso, la eficacia del producto en relación a sus propósitos y su adaptación al contexto en el que se emplea (Haaksma et al., 2018).

La experiencia del usuario es subjetiva y está influenciada por el contexto en el que se encuentra el software. Los profesionales de UX también difieren en su comprensión y percepción de la importancia de la experiencia del usuario, y no existe un consenso en la comunidad sobre cómo medirla o diseñarla, ya que no

solo es una cuestión subjetiva, sino que además cambia con el tiempo (Kashfi et al., 2017).

Cada persona posee características, necesidades y comportamientos únicos. Es por ello que los diseñadores de UX procuran encontrar patrones comunes de comportamiento que permitan garantizar la facilidad de uso de un producto o servicio específico para un grupo determinado de personas. Con dicho fin, deben responder a cuestiones tales como qué, cuándo, dónde y por qué una persona utiliza o utilizará un producto o servicio (Huerta, 2014).

En este sentido, la UX se refiere a las percepciones y respuestas que tiene una persona como resultado del uso o la anticipación del uso de un producto, sistema o servicio (Norman, 2020). Por lo tanto, el primer requisito para una excelente UX es satisfacer las necesidades exactas del cliente, y luego está la simplicidad y la elegancia que producen productos que da gusto poseer (Vidal y Martin, 2020).

En cuanto a la User Experience en Sistemas Web, al ser el software un producto desarrollado y no fabricado, requiere mucha mano de obra y es altamente propenso a errores (Kumaresh y Ramachandran, 2012). La percepción de los usuarios sobre las diferentes características del software, así como las emociones que surgen antes, durante y después de usarlo, está cambiando, lo que convierte a la UX en un concepto dinámico (Minge y Thüring, 2018).

#### ***1.4.1 Relación entre UX, Interfaz de Usuario y Usabilidad***

La experiencia total del usuario y la interfaz de usuario (UI) presentan diferencias entre sí, ya que esta última es una parte fundamental del diseño. En la actualidad, existen organizaciones especializadas en el diseño de interfaces de usuario, así como también especializaciones en función del dispositivo utilizado, como PC, smartphone, tablet, entre otros, debido a que las características específicas de cada dispositivo requieren el uso de diferentes

---

patrones de diseño (Schwarz, 2019; Vásquez Reyes y Carmen Quipezco, 2018).

Por su parte la usabilidad es un atributo de calidad de la interfaz de usuario que indica si el sistema es fácil de aprender, eficiente de usar, agradable, entre otros. Jakob Nielsen (1994a) define la usabilidad como una característica propia de una herramienta de software que debe reunir cinco condiciones relevantes:

- Aprendizaje: el sistema debe ser fácil e intuitivo para el usuario.
- Eficiencia: debe permitir al usuario mejorar su productividad.
- Memorable: debe de ser fácil de recordar su funcionamiento.
- Acierto: debe de tener una tasa de errores lo más baja posible.
- Satisfacción: debe de ser agradable de utilizar.

En su libro, Steve Krug (2018) establece que la primera ley de usabilidad es "No me hagas pensar". Para asegurar que el usuario se encuentre en el centro del diseño de la UX es necesario comprender su forma de pensar y las expectativas de resultados que tiene ante una determinada tarea. Para alcanzar este objetivo, es fundamental una buena organización de la información, la utilización de sólo aquellas funciones necesarias y una redacción y selección de palabras clara, que no genere confusión y que esté relacionada con el contexto del usuario (Ramírez Acosta, 2017).

Los usuarios generalmente presentan ciertas expectativas al utilizar sistemas web desde algún dispositivo, esperando una experiencia determinada y sin problemas. Para satisfacer estas necesidades, es importante conocer las necesidades y preferencias de los usuarios (Martín et al., 2020). Aunque algunos críticos de la experiencia de usuario citan una frase atribuida a Henry Ford, "Si se hubiera preguntado a los clientes qué querían, hubieran respondido caballos más veloces", la cuestión clave no es qué desea el usuario, sino cómo se puede optimizar su experiencia mediante el uso eficiente de los recursos disponibles (Hotimsky et al., 2019).

---

## Capítulo 2. User Experience (UX) en Sistemas Web

En este capítulo se aborda la importancia de la experiencia del usuario en los sistemas web, con un enfoque especial en la usabilidad. Se inicia con una revisión del estado del arte de UX, seguida por una indagación de las dimensiones de análisis en UX y su conexión con la usabilidad. A continuación, se ofrecen definiciones de usabilidad y se examinan las métricas empleadas para evaluarla. Finalmente, se explora la interacción entre la usabilidad y los sistemas web, haciendo hincapié en la importancia de diseñar software que sean sencillos de usar y que brinden una experiencia satisfactoria.

### 2.1 Estado del Arte de UX

La Experiencia de Usuario (UX) se ha convertido en un componente central de sitios web exitosos y productos digitales, cobrando impulso como concepto y herramienta de optimización en la investigación académica. (Luther et al., 2020).

De manera general, la UX se refiere a la sensación que experimenta una persona al interactuar con un sistema informático (Boada, 2022). Según este autor, se pueden detectar tres tipos de percepciones en diferentes ámbitos tecnológicos: percepción estética, percepción significativa y percepción emocional.

#### 2.1.1 UX en Diversos Ámbitos Tecnológicos

Como se mencionó previamente en el punto 1.4, la experiencia del usuario es un concepto dinámico que se encuentra fuertemente influenciado por el contexto, el cual está compuesto por diversos factores como el momento, el lugar y el propósito. Esta experiencia comprende las emociones, creencias, preferencias, percepciones, respuestas físicas y psicológicas del usuario, así como sus comportamientos y logros, que ocurren antes, durante y después de

---

utilizar un producto o servicio. El diseño de la experiencia del usuario tiene un efecto relevante en ámbitos como: diseño de interfaces, videojuegos, realidad virtual, criptomonedas, entre otros.

Actualmente, uno de estos ámbitos son los agentes conversacionales como ChatGPT (Kasneci et al., 2023). Es importante mencionar que los agentes conversacionales son programas que se valen del procesamiento de lenguaje natural para responder a las inquietudes de los usuarios y comprender sus intenciones (Zierau et al., 2020).

La experiencia del usuario también se enfoca en mejorar la interacción con sistemas autónomos de tecnología inteligente. Estos sistemas son capaces de recopilar datos del entorno a través de sensores y analizar los datos recopilados para proporcionar información útil a los usuarios (Shang y Chiu, 2022). El término tecnología inteligente se refiere a dispositivos como teléfonos inteligentes, relojes inteligentes y plataformas de servicios que permiten a los usuarios interactuar con ellos y afectar su comportamiento.

La experiencia de usuario resulta fundamental en los entornos de Realidad Virtual (RV) tal como lo demuestra un estudio realizado en tiendas de ropa donde se analizó el efecto de la presencia remota o telepresencia, en la predisposición de compra (Park et al., 2018). Los resultados obtenidos indican que a mayor nivel de telepresencia mayor fue la actitud positiva hacia el producto anunciado. En el ámbito de los videojuegos, por otro lado, se ha evidenciado que la perspectiva desde la cual se juega, sea en primera o tercera persona, puede afectar la sensación de inmersión del usuario (Scheibler y Rodrigues, 2018).

En el ámbito de las criptomonedas y la tecnología que las soporta (Blockchain), la investigación sobre la experiencia del usuario en los servicios de cadena de bloques no se ha mantenido al ritmo de la implementación de la tecnología (Jang y Han, 2022). Es por esta razón que resulta cada vez más importante aplicar el concepto de Experiencia del Usuario en los servicios de carteras

---

virtuales que utilizan criptomonedas. El aumento de UX puede influir en el nivel de uso y en la confianza sobre la tecnología blockchain (Albayati et al., 2021).

A su vez, la UX al igual que otras disciplinas, se ha beneficiado del uso de la Inteligencia Artificial (IA), la cual permite crear entornos de interacción inteligentes capaces de detectar las emociones del usuario (Fernández et al., 2019). Souza et al. (2019) expone que mediante el análisis de datos recopilados a partir del movimiento del cursor, permite determinar el comportamiento del usuario. Otros estudios de investigación mediante Machine Learning (ML), han determinado la presencia de altos niveles de estrés en una persona mediante la medición del comportamiento del mouse y del teclado, así como las frecuencias cardíacas de los participantes (Naegelin et al., 2023).

La UX plantea diversas dimensiones de análisis, que son un conjunto de aspectos o características que se utilizan para evaluar y comprender la calidad y efectividad de una experiencia de usuario. Estas buscan medir la expectativa que tienen los usuarios cuando se enfrentan a una interfaz. Las dimensiones y su relación con la satisfacción del usuario son ampliamente estudiadas por diversos autores.

## **2.2 Dimensiones de Análisis en UX**

En la gama de dimensiones de análisis de UX se incluye la dimensión estética, la significativa y la afectiva. En esta última, es importante destacar que no solo se utiliza la tecnología, se vive en relación con ella. En este sentido, la relación con el usuario comprende tanto componentes racionales como emocionales. El primero está vinculado con el producto o servicio, mientras que el segundo se refiere a los sentimientos que se generan en un ámbito determinado.

### ***2.2.1 El papel del Investigador de UX.***

En el campo de la Experiencia de Usuario, el rol del investigador consiste en hacer un producto sensible al usuario y diseñarlo de manera que satisfaga

---

eficiente y efectivamente sus necesidades (Arroyave et al., 2021). La UX implica las creencias, preferencias, pensamientos, sentimientos y comportamientos del usuario al interactuar con el producto, sistema o servicio. Por lo tanto, los diseñadores y desarrolladores deben ser capaces de comprender y analizar la experiencia que las personas sienten con respecto a la tecnología (López et al., 2020).

### ***2.2.2 Arquitectura de la Información y la Experiencia de Usuario.***

En el ámbito del software, el término Experiencia de Usuario se refiere a la interacción del usuario con productos digitales, sistemas y aplicaciones. Esta disciplina busca reflejar las expectativas y necesidades del usuario en dicha interacción. En este sentido, la estructuración de la información es un elemento clave. La arquitectura de la información y la experiencia de usuario son conceptos estrechamente relacionados y su implementación conjunta en el desarrollo de software garantiza un alto grado de usabilidad. En este caso, el factor fundamental de éxito en el desarrollo de un software es el usuario. Este determinará si el uso eficiente, eficaz y satisfactorio del sistema justifica la inversión en dinero, tiempo y personal de desarrollo (Rodríguez et al., 2017).

### ***2.2.3 UX en el Desarrollo de Interfaces***

La madurez de la UX en comparación con el proceso de desarrollo de software, aún no es suficiente (Coronel Altamirano, 2015). La experiencia no se limita a los artefactos y a su uso, sino que es un impulso y tiene un plazo de tiempo. Es decir, no se diseña una experiencia, sino que se diseña para la experiencia. La interfaz de un sistema es parte fundamental en este aspecto.

La interfaz de usuario (UI) y la experiencia del usuario es lo primero con lo que los usuarios se relacionan. Sin embargo, uno de los principales desafíos en el desarrollo de interfaces, es la baja interacción con los usuarios clave en las etapas iniciales del proceso. Esto puede generar una gran cantidad de ajustes en la etapa de producción para lograr que los usuarios se sientan cómodos y atraídos por el software (Ji et al., 2018).

---

### **2.2.4 Análisis de Usuarios desde la UX**

También es importante tener en cuenta que los usuarios desean realizar tareas sin tener que invertir tiempo en aprender a manejar un sistema complejo (Vásquez y Fernández, 2016). El análisis de los usuarios es crucial para proporcionar una UI/UX optimizada. Mendoza Vidal y Sánchez Rodríguez (2021) identifican tres factores de la experiencia del usuario que influyen en la satisfacción del cliente en relación con productos o servicios digitales. El primero es la seguridad, que se refiere al manejo de información privada de los clientes. El segundo es el diseño simple, que se refiere a una interfaz amigable que brinda la información que se necesita. Por último, la rapidez se refiere al tiempo que tarda la aplicación en abrirse y cerrarse, y debe diseñarse de acuerdo con los perfiles de los usuarios que utilizan la aplicación. Estos perfiles pueden ser diversos y variados Además son dependientes del contexto.

### **2.2.5 Clasificación de Usuarios según Distintos Autores**

Para planificar sistemas de información, es esencial establecer tipos o perfiles de usuarios que permitan identificar sus necesidades y características. El concepto de perfil se deriva de la psicología y se refiere al conjunto de medidas asociadas a una persona o grupo, expresadas en una misma unidad de medición (Hernández Salazar, 2018). De esta manera, las características de un individuo se miden y puntúan, dando lugar a su perfil de usuario dentro de un entorno determinado.

Según Araque Mesa (2018) los perfiles de usuario pueden ser determinados de acuerdo a aspectos como:

- Factores demográficos: Se refiere a variables como edad, género, nivel educativo, ocupación, entre otros, que pueden influir en las necesidades y preferencias del usuario.

- 
- Tareas laborales: Se centra en las funciones y responsabilidades que desempeña el usuario en su entorno de trabajo, lo cual puede afectar los requerimientos de un sistema de información.
  - Frecuencia de uso: Indica con qué regularidad el usuario interactúa con el sistema de información, ya sea de forma diaria, semanal, mensual, etc.
  - Hardware y software utilizados: Hace referencia al tipo de dispositivos y software que el usuario utiliza para acceder y utilizar el sistema de información.
  - Experiencia informática: Se refiere al nivel de habilidad y conocimiento que tiene el usuario en el uso de tecnologías informáticas y sistemas de información.
  - Experiencia con aplicaciones web: Indica si el usuario tiene experiencia previa en el uso de aplicaciones basadas en web, lo cual puede influir en su comprensión y adaptación a un sistema específico.
  - Conocimiento de la tarea: Se relaciona con el grado de conocimiento y competencia que el usuario posee en la realización de las tareas específicas que el sistema de información pretende facilitar.

Es importante señalar que la desigualdad en el acceso a las TICs también se convierte en una dimensión de análisis relevante, que divide a sectores de la misma edad en función de sus recursos socioeconómicos (Ávila García, 2018).

Segura y García (2014) clasifican respecto al análisis de la edad:

- Inmigrantes digitales: Se refiere a personas que han tenido que acercarse a la tecnología por motivos académicos, laborales o personales, sin haber crecido con ella desde temprana edad.
- Nativos digitales: Son individuos que nacieron después de 1980 y crecieron en un entorno en el que la tecnología, como computadoras e internet, estaba ampliamente presente desde su infancia.

---

Es importante destacar que esta tipificación no incluye a los jóvenes que no han tenido acceso a las TICs. Además, las personas mayores presentan limitaciones asociadas a la edad que interfieren en el uso, como limitaciones visuales, físicas y cognitivas (Navarro et al., 2021).

En cuanto a la dimensión de análisis referente al uso, Almenara et al. (2020) identifica:

- Residentes: Son usuarios que utilizan regularmente y de manera constante el sistema de información, ya sea por motivos personales o profesionales.
- Visitantes ocasionales: Son usuarios que interactúan con el sistema de información de forma esporádica y no tienen una participación constante en su uso.

Existen distintas clasificaciones de usuarios en función de su nivel de conocimiento o experiencia (Guapo y Falero, 2015). Estos autores enumeran la siguiente clasificación:

- Nivel de experiencia: Clasifica a los usuarios en función de su nivel de conocimiento o experiencia en el uso de sistemas de información, como principiante, intermedio o avanzado.
- Usuarios aprendiendo: Hace referencia a aquellos usuarios que están en proceso de adquirir conocimientos y habilidades en el uso de una nueva aplicación o sistema, siendo temporariamente novatos en dicha área.
- Internautas y ciberconsumidores: Los internautas se refieren a aquellos usuarios que utilizan la red para buscar información y navegar en general, mientras que los ciberconsumidores son aquellos que también realizan compras en línea y tienen el poder adquisitivo para hacerlo.
- Usuarios nativos e inmigrantes digitales: Esta distinción se basa en la experiencia y familiaridad de los usuarios con la tecnología, donde los nativos digitales son aquellos que crecieron en la era digital, mientras

---

que los inmigrantes digitales se acercaron a ella en etapas posteriores de su vida.

- Expertos rutinarios profesionales: Son usuarios que utilizan las nuevas tecnologías de manera habitual y especializada en su entorno de trabajo, siendo necesaria su experiencia para realizar tareas específicas.

Estos investigadores también destacan el relevante trabajo del “Observatorio de Redes Sociales”, el cual ha llevado a cabo una clasificación reciente de usuarios en tres categorías distintas:

- Controlador social: Se refiere a adultos que hacen uso de las redes sociales.
- Adictos a las redes sociales: Que son personas que han desarrollado una dependencia hacia estas plataformas.
- Nativos: Jóvenes que han nacido en la era digital.

Es importante tener en cuenta que todas estas clasificaciones pueden combinarse para crear perfiles de usuarios matizados en su tipificación.

A estas diferentes dimensiones de análisis, es posible evaluarlas desde las áreas que componen la UX. Entre otras, se encuentra la usabilidad, que es la que permite obtener métricas para determinar si un software es usable o no.

## **2.3 Usabilidad**

Desde los albores de la humanidad, el ser humano ha construido herramientas y maquinarias que han permitido mejorar su calidad de vida y aumentar su producción. La estrecha interacción entre estos avances tecnológicos y la capacidad humana de adaptación ha sido esencial en el desarrollo de las sociedades. Sin embargo, durante la Segunda Guerra Mundial, el rápido desarrollo de nuevas máquinas y equipos hizo que la interacción tradicional entre el usuario y la máquina resultara muy compleja e incluso inviable. Ante este desafío, surgió la necesidad de que las máquinas se adapten a la

---

comprensión del usuario para reducir el tiempo de adaptación, lo que marcó el inicio de una nueva era en la relación entre humanos y máquinas (Almeida et al., 2018). Actualmente, con la popularización de la computación ubicua y el surgimiento de nuevas formas de interacción y dispositivos computacionales, se está produciendo un cambio de paradigma en el modelo de interacción hombre-máquina, lo que sugiere un amplio espacio de investigación en este ámbito. Entre otras áreas, la usabilidad es ampliamente estudiada y medida por los profesionales de UX.

### ***2.3.1 Definición de Usabilidad***

De acuerdo a la Organización Internacional para Estandarización (ISO, según sus siglas en inglés), la norma N° 9.241 define la usabilidad como “el grado de acuerdo al cual un sistema, producto o servicio pueda ser usado por usuarios específicos para alcanzar metas específicas con eficacia, eficiencia y satisfacción, en un contexto de uso específico” (Flore, 2022). En otras palabras, un diseño no es usable por sí solo, sino que su usabilidad depende de los usuarios y contextos específicos. Por ejemplo usuarios en contextos web.

### ***2.3.2 Definición de Usabilidad Web***

Hassan Montero (2002) define que la usabilidad web es una disciplina especializada en estudiar el diseño de software web para que sean fáciles de interactuar, cómodos e intuitivos. Según Galarza (2016), la usabilidad web se compone de cinco dimensiones: navegación, facilidad de comprensión, contenido, interactividad y tiempo de respuesta. Para determinar la usabilidad de algo, los autores analizan y proponen diversas metodologías que permiten recopilar datos y llegar a una respuesta satisfactoria.

### ***2.3.3 Evaluación de la Usabilidad Web***

Para evaluar la usabilidad de un aplicativo web, se utilizan heurísticas, que son principios o guías diseñadas para identificar problemas y mejorar la experiencia

---

del usuario. Estas heurísticas establecen criterios que permiten identificar los problemas de usabilidad en un sistema web. Uno de estos métodos es el análisis heurístico, en el que uno o varios expertos comparan el diseño de un producto digital con una lista predefinida de principios de diseño (Chanchí et al., 2020). Los criterios y heurísticas utilizados para evaluar la usabilidad de un sistema pueden ser clasificados y adaptados a contextos y dispositivos específicos. La evaluación heurística fue propuesta en 1990 por Jakob Nielsen en colaboración con Rolf Molich. Estos autores plantean un método considerado como una forma de "ingeniería de la usabilidad", que permite identificar problemas de usabilidad en interfaces de usuario.

Evaluar la usabilidad es crucial en el proceso de diseño centrado en el usuario, ya que ayuda a determinar qué características son necesarias en un sistema y qué principios de usabilidad deben ser implementados en él (Corredor et al., 2018).

#### **2.3.4 Heurísticas de Nielsen**

Jakob Nielsen y su organización son pioneros en esta iniciativa. Nielsen (1994b) propuso 10 heurísticas para analizar la usabilidad a principios de 1990:

- Visibilidad del estado del sistema: retroalimentación constante del usuario para que éste siempre sepa qué está pasando.
- Utilizar el mismo lenguaje que el usuario: proponer un lenguaje conocido al usuario, en palabras y términos.
- Control y libertad para el usuario: se debe adaptar el sistema para que sea totalmente controlado por los usuarios.
- Consistencia y estándares: el usuario debe entender las palabras, acciones o situaciones de acuerdo a los estándares de la plataforma.
- Prevención de errores: el sistema debe ser capaz de prevenir los errores antes que mostrar mensajes "bonitos" de error.
- Minimizar la carga de memoria del usuario: el usuario no está para memorizar la información que el sistema le propone.

- 
- Flexibilidad y eficiencia de uso: el sistema debe ser flexible para todo tipo de usuarios, tanto para expertos como para los recién llegados.
  - Diálogos estéticos y diseño minimalista: aportar la mínima información relevante para el usuario sin perder el contenido más importante.
  - Ayudar a los usuarios a reconocer y recuperarse de errores: los errores deben ser expresados en un lenguaje que el usuario reconozca.
  - Ayuda y documentación: la documentación debe estar ubicada en un lugar de fácil acceso y a ser posible que no sea muy extensa.

### **2.3.5 Otras Consideraciones de Autores**

Garantizar la usabilidad de un producto o sistema va más allá de simplemente obtener estadísticas sobre su uso y nivel de satisfacción. Aunque las métricas pueden indicar la efectividad de un producto, existe un elemento subjetivo que es difícil de medir. Este elemento se refiere a la capacidad de interpretar los datos para identificar la causa de un problema y tomar las medidas correctivas necesarias. Según Gil y Reboredo (2019), la usabilidad se compone de dos tipos de atributos: aquellos que pueden ser medidos de manera objetiva y aquellos que son subjetivos y dependen de la percepción individual.

La ingeniería de la usabilidad es el proceso de investigación y diseño que asegura que un producto sea usable (Sánchez, 2015). Existen diversos factores que especialistas de la ingeniería de usabilidad determinan. Entre ellos se evalúa la accesibilidad, legibilidad, navegabilidad, facilidad de aprendizaje, velocidad de utilización, eficiencia del usuario y tasas de error. Todas estas variables representan la manera en que es posible medir la usabilidad.

## **2.4 Métricas de Usabilidad**

En la actualidad, la interacción con diversos sistemas es una práctica muy común y los usuarios buscan soluciones de software que puedan mejorar y facilitar sus actividades laborales y personales. No obstante, satisfacer todas

---

las expectativas de los usuarios en cuanto a la funcionalidad de los sistemas no es una tarea fácil, motivo por el cual la opinión del usuario final resulta esencial, ya que cada individuo posee su perspectiva y expectativas específicas respecto al uso que le da al sistema en diferentes actividades y situaciones. Por lo tanto, como se mencionó anteriormente, la facilidad de uso es un aspecto importante que los usuarios detallan al evaluar un sistema. De este modo, se observa que la usabilidad no es un concepto lujoso, sino una necesidad.

En este sentido, surgen interrogantes acerca de cómo determinar y estimar las características de usabilidad. También acerca de cómo medir la usabilidad de los sistemas web. Para este propósito, existen diferentes técnicas, métodos o herramientas que brindan apoyo al desarrollo de software, dependiendo de la utilidad que se les quiera dar. Entre los métodos de inspección, Barrientos (2020) menciona:

- Heurística: Método desarrollado por Nielsen para identificar problemas de usabilidad en el diseño de interfaces de usuario. Se evalúa la interfaz utilizando reglas predefinidas por expertos en usabilidad.
- Recorrido cognitivo (cognitive walkthrough): Método para evaluar la facilidad de aprendizaje de un sistema a través de prototipos. Permite evaluar el software en las etapas iniciales del desarrollo y minimiza los costos al evitar la participación directa de los usuarios.
- Recorrido de usabilidad plural: Método en el que usuarios, desarrolladores y especialistas en usabilidad realizan tareas y evalúan los componentes del sistema. Se busca encontrar soluciones y evaluar la usabilidad desde diferentes perspectivas.
- Inspección de estándares: Método que verifica si la interfaz cumple con los estándares definidos en la industria. Realizado por especialistas en usabilidad con conocimiento de los estándares de interfaces de usuario.
- Inspección de características: Método que evalúa secuencias de responsabilidades utilizadas en tareas cotidianas, verificando la naturalidad y facilidad de ejecución de las secuencias.

- 
- Inspección de consistencia: Método en el que diseñadores de diferentes proyectos examinan una interfaz para asegurar que sigue un enfoque coherente en comparación con sus propios diseños.

Estos métodos involucran expertos en usabilidad, quienes verifican si se cumplen los estándares establecidos. Por otro lado, los métodos de prueba implican la participación de usuarios reales y son indispensables porque proporcionan información directa sobre cómo las personas utilizan el software y los problemas que surgen en el proceso (Olivera Cokan, 2020). Existen diferentes aspectos de medición a considerar en estas actividades que son indispensables al momento de medir la usabilidad.

#### ***2.4.1 Aspectos a Considerar para la Medición de Usabilidad***

Según la investigación de Barrientos (2020), se utilizan diversas métricas para evaluar la usabilidad de un sistema, como capacidad de aprendizaje, eficiencia, satisfacción y efectividad. Para medir la usabilidad de los sistemas web, se emplean métodos como pruebas de usabilidad, evaluación heurística y cuestionarios. Además, se pueden utilizar métricas ISO y otras características de medición para estimar la usabilidad de dichos sistemas.

La usabilidad es una técnica para evaluar aplicaciones de software desde cinco aspectos clave: capacidad de aprendizaje, eficiencia, memorabilidad, errores y satisfacción (Ependi et al., 2019). Medir la usabilidad es crucial, ya que una usabilidad deficiente puede generar frustración y pérdida de tiempo. Con frecuencia, el diseño de los productos de software se centra únicamente en superar necesidades técnicas, sin considerar adecuadamente las necesidades del usuario como ser humano (Mack y Sharples, 2009).

Para medir la usabilidad de un sistema, es importante considerar el dispositivo o plataforma en el que se está interactuando, lo que da lugar a la necesidad de utilizar técnicas y métodos específicos para aplicaciones móviles y otros diferentes para sistemas web. En este sentido, Ramírez y Luna (2016) apuntan

---

que la evaluación de la usabilidad en contextos móviles necesita considerar diversos aspectos, como el contexto de uso, las particularidades del dispositivo, la limitación en el tamaño de pantalla y la capacidad de memoria, procesamiento y almacenamiento.

La Ingeniería de Usabilidad (IU) es crucial para la evaluación temprana de la usabilidad en el proceso de desarrollo de software, lo que implica la participación del usuario en todas las fases del ciclo de vida. Mientras más pronto se incluya al usuario, más se puede reducir costos y evitar problemas en la arquitectura de la información (Mascheroni et al., 2013; Moreno et al., 2020). Aunque el proceso de ingeniería de usabilidad puede ser costoso y consumir mucho tiempo, existen técnicas como las pruebas automáticas o flexibles que pueden ser utilizadas para reducir su costo y tiempo de evaluación, lo que a su vez impacta directamente en el éxito económico de los productos (Enríquez y Casas, 2016). Aparte de ello, otros métodos como los cuestionarios populares SUS, CSUQ y UMUX se emplean para recolectar información acerca de la percepción de la usabilidad de los sistemas (Lewis, 2018a).

## **2.5 Relación entre Usabilidad y Sistemas Web**

En los sistemas, la usabilidad es especialmente crítica, ya que se considera sinónimo de calidad. Si un usuario encuentra dificultades para navegar o no se siente cómodo, es muy probable que abandone su tarea. De ahí que un buen diseño debe ser comprensible, claro, intuitivo, fácil de aprender y amigable para el usuario. En resumen, el diseño debe adaptarse tanto a los usuarios específicos como a los contextos de uso.

Como se explicó en el punto 2.3.5, la usabilidad se compone de dos tipos de atributos: los cuantificables de forma objetiva y los cuantificables de forma subjetiva. Gil González y Luis Reboledo (2019) analizaron que los atributos cuantificables buscan determinar:

- 
- La eficacia, que se puede definir como la inversa del número de errores cometidos por el usuario durante la realización de una tarea.
  - La eficiencia, que se define como la inversa del tiempo empleado por el usuario para la consecución de una tarea.
  - En cuanto a los atributos cuantificables de forma subjetiva, se puede medir la satisfacción de uso a través de preguntas al usuario buscando la usabilidad percibida.

La usabilidad es un aspecto clave para lograr que los usuarios utilicen y permanezcan en las aplicaciones web. Ruiz, Alfonso, y Rodríguez (2019), mencionaron que si la aplicación no proporciona información clara sobre el servicio que ofrece o las acciones que el usuario puede realizar, el usuario abandonará la aplicación de inmediato. Nielsen (2012) señala que, “salir es la primera línea de defensa cuando los usuarios encuentran una dificultad”. Además, la dificultad para interactuar con la interfaz de usuario y llevar a cabo ciertas tareas es un factor negativo que impacta en la usabilidad de una aplicación. En efecto, tras analizar 199 estudios de usabilidad web, investigadores llegaron a la conclusión de que la navegación es el principal obstáculo en lo que a esto respecta (Ugras et al., 2016).

La usabilidad es un atributo de calidad que se debe tener en cuenta en la evaluación de las interfaces de usuario. Otro atributo importante es la utilidad, que se refiere a si la funcionalidad del sistema web satisface las necesidades de los usuarios. En el contexto de la web, la usabilidad es esencial para lograr que los usuarios puedan realizar tres acciones clave: visitar la aplicación, permanecer en ella y volver a consultarla en el futuro.

Por las razones mencionadas anteriormente, los portales web realizan pruebas exhaustivas de usabilidad (Cazares y Cornejo, 2018). Estas evaluaciones incluyen el análisis intensivo del uso de la plataforma, la revisión constante del diseño para prevenir errores y la evaluación de la interfaz para asegurar una experiencia de usuario fluida. El objetivo principal de estas pruebas es

---

identificar y preservar los elementos esenciales de la aplicación web, eliminando aquellos que no generan valor y solo agregan ruido visual.

Lorés y Granollers (2017) son otros autores que se preguntan acerca de la usabilidad de los aplicativos web. Estos autores identifican una serie de beneficios que la usabilidad aporta a estos sistemas, como la fidelización de los usuarios. Además, proponen el uso del Modelo de Proceso de la Ingeniería de la Usabilidad (MPIU) como una herramienta para integrar la usabilidad durante el desarrollo del sitio web. El MPIU es una metodología que busca colocar al usuario en el centro del desarrollo, asegurando una experiencia de usuario óptima y una máxima usabilidad.

En el desarrollo de aplicaciones web, la arquitectura de la información es un aspecto fundamental (punto 2.2.2) que está estrechamente relacionado con la usabilidad. La arquitectura de la información se enfoca en el diseño estructural de los sistemas de información, incluyendo la organización, recuperación y presentación de la información a través de interfaces intuitivas. Puesto que la usabilidad se trata de la percepción de la eficacia, productividad, organización, consistencia, facilidad de uso e intuición del proceso para completar una tarea específica en un sistema (Delgado Rodríguez, 2018), resulta complicado establecer claramente la separación entre la arquitectura de la información y la usabilidad. De hecho, ambas disciplinas están estrechamente vinculadas, resultando difícil trabajar exclusivamente en uno de estos campos.

El desarrollo de productos "usables" requiere de una buena usabilidad, lo cual indica la facilidad con la que un usuario puede utilizar una aplicación de software (Constanzo y Casas, 2018). En la construcción de muchos software web, se utilizan frameworks que facilitan el trabajo del desarrollador y permiten agilizar los procesos, incorporando funcionalidades ya desarrolladas bajo buenas prácticas expuesto en el punto 1.3.3. En la actualidad, los marcos de trabajo web son ampliamente utilizados debido a su eficacia. Como se mencionó anteriormente, en el punto 2.4.1, autores sugieren que la usabilidad debe partir desde la base del desarrollo, que en este caso son los frameworks.

Por lo tanto, la usabilidad aplicada a los frameworks web se refiere a la capacidad de ser comprendidos, aprendidos, utilizados y protegido de errores por el usuario (Constanzo y Casas, 2018).

La usabilidad de un software web es un criterio fundamental en la evaluación de la facilidad con la que los usuarios pueden interactuar con la interfaz. Su evaluación debe tener en cuenta los procesos psicológicos y físicos que intervienen en la interacción con el sistema (Alvites-Huamaní, 2016). La usabilidad es esencial para garantizar que estas herramientas tecnológicas sean eficaces, eficientes y satisfactorias para el usuario. Dada su relevancia, se han establecido los estándares ISO para definir los criterios que deben considerarse para la gestión de un sistema web. No existe una herramienta automatizada que permita evaluar la usabilidad de una aplicación web, por lo que se recurre a la evaluación de expertos y a las pruebas con usuarios (Laparra Hernández, 2015).

La usabilidad es sinónimo de la experiencia del usuario, ya que es una parte fundamental del término y es la que determina el éxito o el fracaso de la UX con un sistema. Debido a la importancia de la satisfacción y el placer del usuario como determinantes del éxito de la usabilidad, esta ha recibido una mayor atención tanto de diseñadores como de investigadores. Además, nuevas corrientes tecnológicas son potencialmente aliadas para los desarrolladores de UX. Entre ellas se encuentra el Machine Learning en todas sus dimensiones.

---

## Capítulo 3. Machine Learning y UX

En este capítulo se explora la intersección entre la inteligencia artificial y la experiencia de usuario. Se revisa el estado del arte del machine learning, se describen los métodos de clusterización y se analizan los datos generados en un proceso de UX. Además, se explora cómo se pueden procesar estos datos mediante machine learning para obtener información valiosa y mejorar la experiencia de usuario.

### 3.1 Estado del Arte de Machine Learning

El Machine Learning (ML) es una rama perteneciente a la Inteligencia Artificial (IA) que se enfoca en el desarrollo de algoritmos capaces de identificar patrones en los datos y cumplir objetivos específicos sin necesidad de ser programados explícitamente (El Naqa y Murphy, 2015). Los algoritmos son entrenados con conjuntos de datos de prueba y mediante repeticiones y ajustes automáticos de su arquitectura, logran mejorar en su tarea.

ML es una tecnología que está inmersa en la vida cotidiana, como en la recomendación de contenido en servicios como Netflix o Spotify, la optimización de resultados en los motores de búsqueda, la sugerencia de amigos en redes sociales, la predicción de tráfico en el GPS o en asistentes de voz como Alexa y Siri (El Naqa y Murphy, 2015). Cada aplicación acumula información sobre las elecciones realizadas por los usuarios, y utiliza esta información para hacer predicciones.

Investigadores de diversos ámbitos han evidenciado las aplicaciones del Machine Learning (ML). Entre otros se destacan:

- **Ámbito de la medicina preventiva:** El ML ayuda a prever posibles enfermedades en un paciente a partir de su historial médico y el historial de pacientes con perfiles similares (Robles, 2021).

- 
- En el ámbito de la educación: Se utiliza para analizar las respuestas de los estudiantes y determinar si han aprendido las lecciones, identificar los temas más difíciles de comprender y proponer una planificación de la cátedra (Kučak y Juričić, 2018; Đambić, 2018).
  - Dentro del marketing digital: El Machine Learning se emplea principalmente para personalizar el enfoque dirigido a los clientes potenciales, permitiendo enviar los mensajes adecuados en el momento oportuno. De igual forma, los especialistas en marketing pueden valerse de los datos procesados con estas tecnologías para predecir y explicar el comportamiento del consumidor (Hair Jr y Sarstedt, 2021).
  - En el cuidado de la salud: Se utilizan algoritmos de Machine Learning como herramientas de diagnóstico por imágenes para identificar áreas que son inusuales. Esto va desde el análisis automatizado de imágenes hasta el pronóstico de enfermedades (Abbasi y Goldenholz, 2019).

Dentro del ámbito del Machine Learning, existen algoritmos que se revisarán. Estos algoritmos se separan y agrupan en categorías como “aprendizaje supervisado”, “aprendizaje no supervisado”, “aprendizaje semi-supervisado” y “aprendizaje por refuerzo”.

### **3.1.1 Aprendizaje Supervisado**

El aprendizaje supervisado es una rama del ML que resuelve problemas conocidos al utilizar un conjunto de datos etiquetados para entrenar un algoritmo y realizar tareas específicas (Rojas, 2020). Se identificaron dos tipos principales de aprendizaje supervisado, la clasificación y la regresión.

#### **3.1.1.1 Clasificación**

La técnica de clasificación es empleada dentro del aprendizaje supervisado con el objetivo de entrenar un algoritmo para categorizar los datos de entrada en variables discretas. Los algoritmos de clasificación tienen distintas aplicaciones dependiendo del problema:

- 
- Clasificación Binaria: Se utilizan para resolver problemas en los que el resultado puede tomar dos valores (es/no es). Por ejemplo, se aplican para detectar amenazas de seguridad (Yumbo, 2021) o identificar clientes propensos a contratar tarjetas de crédito (Bautista, 2021).
  - Clasificación Multiclase: En este caso, los algoritmos clasifican los datos en más de dos clases. Por ejemplo, en el reconocimiento de rostros se busca determinar si una persona está registrada (Pérez et al., 2020), o en la clasificación de incidentes en compañías aseguradoras (Gómez, 2022).
  - Clasificación de Etiquetas Múltiples: Estos algoritmos se utilizan cuando es necesario asignar múltiples etiquetas a los datos, pertenecientes a una o más clases. Por ejemplo, en la clasificación de textos, un mismo texto puede pertenecer a varias temáticas literarias en una búsqueda (Quispe, 2018).
  - Casos Especiales de Clasificación Binaria con Desbalance de Clases: En algunos casos, los conjuntos de datos de entrenamiento presentan un desbalance, donde la mayoría de ejemplos pertenecen a un conjunto y una pequeña parte al segundo conjunto. Esto se encuentra en problemas como las interacciones entre proteínas en Bioinformática (Chavez, 2019), donde las interacciones son un suceso poco frecuente y de gran interés de investigación.

### 3.1.1.2 Regresión

La regresión es un método de aprendizaje supervisado que implica entrenar a un algoritmo para predecir una salida a partir de un rango continuo de valores posibles. Sus aplicaciones según el problema son:

- Regresión Lineal: Entrena un algoritmo para encontrar una relación lineal entre los datos de entrada y salida, y se aplica en problemas de predicción. Por ejemplo, se puede utilizar en la predicción de la

---

producción de caña de azúcar (Cabrera, 2022) o para predecir la cantidad de pasajeros que saldrán de una terminal de transporte (Bru Diaz, 2021).

- Regresión Logística: Este tipo de algoritmo se utiliza para determinar la probabilidad de que ocurra un evento. Los algoritmos de regresión logística devuelven un valor entre 0 y 1 para determinar si el evento ocurrirá o no. Por ejemplo, se puede aplicar para determinar la probabilidad de terremotos en una localidad basándose en información sísmica (Alba and Calle, 2020).
- Regresión Polinomial: La regresión polinomial se utiliza cuando se necesita modelar conjuntos de datos más complejos que no se ajustan perfectamente a una relación lineal. Se crean características adicionales para mejorar las predicciones. Por ejemplo, se puede extender un modelo de regresión lineal a una regresión polinomial de mayor grado, utilizando una serie de parámetros  $w_1, w_2, w_3 \dots$  hasta  $w_n$ . Un ejemplo de su aplicación se encuentra en el campo interdisciplinario de la bioacústica, donde se estudia a los seres vivos a partir de los sonidos que producen, con un enfoque en pájaros, insectos, peces y mamíferos marinos (Caballo, 2020).

En el caso de los métodos de clasificación o regresión, es fundamental tener en cuenta que el desarrollador es quien guía al algoritmo en base a los datos etiquetados de entrenamiento. En consecuencia, la precisión del modelo dependerá en gran medida de la calidad y cantidad de los datos de entrenamiento proporcionados.

### **3.1.2 Aprendizaje No Supervisado**

En el aprendizaje no supervisado, los algoritmos trabajan con datos no etiquetados, buscando comprenderlos y encontrar similitudes entre ellos (Sandoval, 2018). En este caso, los algoritmos tienden a realizar procesos de agrupación y asociación para clasificar los datos. Debido a que los valores de

---

los datos de salida son desconocidos, estos algoritmos no pueden aplicarse directamente a problemas de clasificación o regresión vistos en el punto 3.1.1.

El aprendizaje no supervisado es útil para explorar datos desconocidos y puede revelar patrones que de otra manera podrían haber sido pasados por alto. Además, es capaz de examinar grandes conjuntos de datos que serían demasiado para que un ser humano los aborde. En este proceso, los objetos se agrupan en subconjuntos llamados "Clusters", lo que brinda una visión general de la estructura de los datos. Este enfoque se divide en dos categorías: agrupamiento (clustering) y reducción de dimensionalidad.

### **3.1.2.1 Agrupamiento**

La categoría de agrupamiento se emplea para identificar diferentes grupos dentro de los elementos de los datos, resultando muy útil para resolver problemas del mundo real. Estos agrupamientos pueden ser:

- Algoritmos de partición: Estos algoritmos se utilizan cuando se necesita encontrar "K" grupos (clusters) entre los datos crudos. Son útiles en situaciones como el perfilamiento de clientes para la calificación crediticia y el acceso a microcréditos (Moya Gutiérrez, 2020).
- Agrupamiento jerárquico: Este tipo de algoritmo produce una jerarquía de particiones en lugar de una partición en k clases. Se representa mediante árboles o dendrogramas. Es utilizado, por ejemplo, en el análisis del comportamiento de consumidores de diferentes variedades de café en distintas partes del mundo (Valenzuela, 2018).
- Agrupamiento basado en densidad: Cuando el problema se relaciona con la densidad de los grupos y la existencia de regiones de baja densidad, se emplean algoritmos especiales de agrupamiento. Por ejemplo, se pueden utilizar para descubrir información del sector público, específicamente en relación al estado monetario y laboral de los ciudadanos (Cardona y Trujillo, 2016).

- 
- Agrupamiento difuso: En ciertos casos, un punto puede pertenecer a dos o más grupos con diferentes grados de afiliación, lo que se conoce como agrupamiento difuso. Por ejemplo, en la identificación de pérdidas de energía en transformadores de distribución, donde diferentes elementos del sistema eléctrico pueden tener las mismas causas de falla (Peláez, 2017).

### **3.1.2.2 Reducción de Dimensionalidad**

En los métodos de reducción de dimensionalidad, se utilizan técnicas para eliminar características excesivas y no necesarias de los datos. Esto ayuda a mejorar el rendimiento en el aprendizaje, reducir la complejidad computacional, crear mejores modelos generalizables y disminuir el almacenamiento requerido, aunque preservando la mayor información relevante posible.

Además, cuando se trabaja con conjuntos de datos de más de tres dimensiones, puede resultar difícil visualizar lo que está sucediendo. Por tanto, la técnica de reducción de dimensionalidad se define como una forma de convertir un conjunto de datos de dimensiones elevadas en un conjunto de datos de dimensiones menores, asegurando que la información que proporciona es similar en ambos casos (Hernández, 2016). Por ejemplo, como en el análisis de datos climáticos de distintas estaciones ubicadas en diversas regiones, resulta necesario reducir la dimensionalidad de las posibles variables de agrupación con el propósito de eliminar redundancias y ruidos en los atributos (Ramírez, 2019).

Por lo tanto el aprendizaje no supervisado es una de las técnicas fundamentales del Machine Learning que permite que la máquina "aprenda" de los datos sin la necesidad de una supervisión explícita. Esta técnica ayuda al investigador a encontrar patrones ocultos en los datos, lo que puede ser de gran valor en la toma de decisiones y la resolución de problemas en diversos campos. También existen otros enfoques que son útiles cuando se tiene solo algunos datos etiquetados, como lo es el Aprendizaje Semi-Supervisado.

---

### **3.1.3 Aprendizaje Semi-Supervisado**

El aprendizaje semi-supervisado se diferencia del aprendizaje supervisado y no supervisado en que se emplean tanto datos de entrenamiento etiquetados como no etiquetados. Esta técnica resulta especialmente útil en situaciones donde es difícil obtener grandes cantidades de datos etiquetados debido al esfuerzo y costo humano involucrados. También donde solo contar con datos no etiquetados no es beneficioso, dada la necesidad de contar con ciertas referencias de salida para obtener un resultado específico.

El aprendizaje semi-supervisado abarca diferentes áreas: la clasificación semi-supervisada y el agrupamiento restringido. La primera clasifica datos etiquetados y no etiquetados, y la segunda busca encontrar una partición del conjunto de datos que satisfaga un determinado conjunto de restricciones (González et al., 2020).

Su implementación se puede utilizar para descubrir la escala de tiempo promedio de graduación de estudiantes universitarios (Guanin et al., 2019) o para recomendar música a usuarios con características similares (Alvarado et al., 2015). En ambos casos, se cuenta con pocos datos etiquetados que se utilizan como referencia y luego se usan un gran número de datos no etiquetados para entrenar los algoritmos.

Existe otro tipo de enfoque, como el aprendizaje por refuerzo, que es diferente al resto, ya que utiliza variables que ayudan al algoritmo a determinar el mejor resultado.

### **3.1.4 Aprendizaje por Refuerzo**

El aprendizaje por refuerzo es un enfoque de aprendizaje automático en el cual no se tiene una "etiqueta de salida", por lo que no es de tipo supervisado. Aunque estos algoritmos aprenden por sí mismos, tampoco son de tipo no supervisado, donde se intenta clasificar grupos teniendo en cuenta alguna

---

distancia entre muestras. En este enfoque, se deben definir reglas de juego para guiar el aprendizaje de la máquina. Al establecer las reglas, los algoritmos de aprendizaje por refuerzo exploran diversas posibilidades. Mediante la evaluación y supervisión de cada resultado, determinan cuál es la opción óptima. En consecuencia, este sistema enseña a la máquina a través del proceso de prueba y error, aprendiendo de experiencias pasadas y ajustando su respuesta para obtener el mejor resultado posible.

El aprendizaje por refuerzo es un enfoque novedoso para el entrenamiento de máquinas que consta de dos componentes principales: el "agente", que es el modelo que se desea entrenar para tomar decisiones, y el "ambiente o entorno", donde el agente interactúa siguiendo ciertas reglas y limitaciones (Sutton y Barto, 2018). La relación entre el agente y el ambiente es bidireccional y se retroalimenta mediante las posibles acciones que puede realizar el agente, el estado de los elementos del ambiente y la recompensa o castigo que se derivan de la acción tomada por el agente. Un ejemplo de esto es cuando un robot aspiradora navega por una habitación. El agente es el robot, el ambiente es la habitación con obstáculos y suciedad, y la retroalimentación se da a medida que el robot detecta y limpia la suciedad mientras evita los obstáculos.

El aprendizaje automático utiliza este enfoque dado que las máquinas son capaces de llevar a cabo un gran número de pruebas y errores, lo que les permite aprender de sus victorias y derrotas en millones de partidas de videojuegos. De esta manera, las máquinas toman nota de las decisiones que tomaron para llegar a cada resultado, mejorando su rendimiento con el tiempo. De esta manera, privilegian ciertas decisiones y descartan otras hasta que su estrategia sea óptima (Silver et al., 2018). Actualmente, el aprendizaje por refuerzo se utiliza en el control de navegación de drones (Villamil, 2021) y en la toma de decisiones de compra y venta de activos financieros (Giraldo, 2021).

## **3.2 Métodos de Clusterización**

Los métodos de clustering pertenecen al ámbito del ML como técnica de aprendizaje no supervisado que busca identificar subconjuntos de datos similares dentro de un conjunto de datos más amplio, utilizando una medida de similitud específica. El análisis de clúster es una técnica que permite descubrir estructuras y asociaciones que no son fácilmente detectables mediante observación. En términos generales, existen dos categorías principales de métodos de clúster: jerárquicos y no jerárquicos, siendo estos últimos los más utilizados (Hastie et al., 2009).

### **3.2.1 Cluster Jerárquicos**

Existen dos tipos de métodos jerárquicos: los aglomerativos o ascendentes, que fusionan grupos sucesivamente, y los divisivos o descendentes, que desglosan el conjunto total de datos en grupos cada vez más pequeños (Pascual et al., 2007).

#### **3.2.1.1 Método Jerárquico Aglomeativo**

En particular, los métodos aglomerativos se representan tradicionalmente mediante un dendograma. Estos métodos buscan identificar grupos sugeridos por los datos, partiendo de la premisa de que el ordenamiento es esencial para entender cualquier fenómeno. Durante cada etapa del algoritmo, se unen los pares de grupos que maximizan una medida de similitud o minimizan la distancia. Así, se llega a un único clúster que incluye todos los elementos en estudio (García et al., 2021).

Según Chiok y Gallardo (2021), métodos aglomerativos que se usan como criterio para la conformación de los clúster son:

- 
- Enlace simple o vecino más cercano: Los clúster se van uniendo de acuerdo a su menor distancia (vecino más cercano) o mayor similitud.
  - Enlace completo o vecino más alejado: Los clúster se van uniendo de acuerdo a la distancia más grande entre un par de elementos de cada grupo o cluster (vecino más alejado).
  - Enlace Promedio: Considera como distancia entre dos grupos, la distancia media entre todos los pares posibles de grupos.
  - Enlace Ward: Utiliza el análisis de varianza para evaluar la distancia entre dos grupos (minimiza la suma de cuadrados con respecto al centroide dentro de los grupos).

El Hierarchical Agglomerative Clustering (HAC) es un algoritmo de agrupamiento jerárquico que se destaca en esta metodología. Opera de abajo hacia arriba, empezando por considerar cada documento como un grupo individual y posteriormente fusionando los grupos en pares de manera sucesiva, basándose en la similitud entre ellos (Godoy Viera, 2017).

### **3.2.1.2 Método Jerárquico Divisivo**

Si se subdivide un grupo inicial, se utiliza el método jerárquico divisivo. Aunque menos común que el método aglomerativo, este enfoque resulta útil en ciertos casos. En él, se parte de la suposición de que todas las observaciones pertenecen a un único grupo, dividiendo cada clúster en dos en cada nivel hasta que cada objeto queda en un clúster individual (Vidal, 2014).

Un algoritmo representante de esta metodología es BIRCH, por sus siglas en inglés de Balanced Iterative Reducing and Clustering using Hierarchies, que se dedica a procesar grandes conjuntos de datos mediante la creación de un resumen más compacto que conserve la mayor cantidad de información de distribución posible. Posteriormente, agrupa el resumen de datos en lugar del conjunto de datos original. (Xia, 2020)

---

El procedimiento jerárquico es particularmente apropiado para muestras pequeñas, ya que los grupos se forman sucesivamente de individuo a individuo o a grupo, lo que resulta en una jerarquía de clústeres con niveles (Vilà et al., 2014).

### **3.2.2 Cluster No Jerárquicos**

En los métodos de cluster no jerárquicos, los datos se dividen en "k" particiones o grupos, donde cada partición representa un clúster (Gallardo, 2009). A diferencia de los métodos jerárquicos, el número de clústeres debe ser conocido de antemano, aunque estas técnicas se utilizan de manera complementaria. En estos procedimientos no se construyen árboles, en cambio, los objetos se asignan a grupos una vez que se especifica el número de conjuntos a formar.

Dentro de los métodos de clúster no jerárquicos existen dos enfoques: el paramétrico y el no paramétrico. En el primero, el número de clústeres se debe proporcionar al principio. En cambio, el enfoque no paramétrico define la agrupación de datos como el proceso de agrupar datos similares sin determinar de antemano el número de grupos (González y Turmo, 2008).

#### **3.2.2.1 Métodos de Agrupación Paramétricos**

Dentro de esta clasificación se encuentra el método de Esperanza-Maximización o EM por sus siglas en inglés (expectation maximization), el cual es un algoritmo iterativo que inicia con una configuración de parámetros aleatorios referentes al número de clusters y ajusta estos valores en cada iteración hasta que se alcancen los valores óptimos o medias (Guevara, 2018).

El algoritmo se divide en dos pasos: el primero, llamado esperanza, determina la probabilidad de que un conjunto de datos pertenezca a un clúster. En el segundo, conocido como maximización, se ajustan los parámetros para lograr la convergencia del algoritmo. Durante el proceso, se estima la verosimilitud

---

mediante la función de esperanza y se maximiza mediante el cálculo de nuevos parámetros basados en la verosimilitud esperada (Díaz, 2019).

### 3.2.2.2 Métodos de Agrupación No Paramétricos

En los métodos de agrupación no paramétrica se pueden citar distintos algoritmos, entre ellos:

- K-means o k-medias: Este algoritmo busca particionar un conjunto de observaciones en k grupos, asignando cada observación al grupo cuyo centroide esté más cercano. Para lograrlo, realiza dos tareas principales: determinar los puntos centrales óptimos mediante un proceso iterativo y asignar cada punto de datos al centroide más cercano, creando grupos con características similares (Torres et al., 2016; Sinaga y Yang, 2020).
- Mapas Auto-organizados de Kohonen: También conocidos como Self-Organizing Maps (SOM). La idea principal del SOM es crear una imagen de un espacio multidimensional de entrada en un espacio de salida de menor dimensión. Es por esto que se convierte en una herramienta de agrupación de datos de alta dimensión fácilmente visualizable en dos dimensiones (Goldenberg, 2007; Caicedo y López, 2017).
- Fuzzy C-Means: es un algoritmo de agrupación no paramétrica que asigna datos a N clústeres, permitiendo que cada punto de datos pertenezca a cada clúster hasta cierto punto, mediante la asignación de una probabilidad o puntuación de probabilidad basada en su cercanía al centro del clúster (Nayak et al., 2015). Este enfoque difuso de agrupación es útil para conjuntos de datos con variables superpuestas, lo que permite que cada elemento pueda ser miembro de más de un clúster (Ghosh y Dubey, 2013).
- Cobweb: Es un algoritmo no paramétrico que utiliza el aprendizaje incremental para agrupar las instancias de datos. Durante su ejecución, se crea un árbol de clasificación donde las hojas representan los

---

segmentos y el nodo raíz incluye el conjunto de datos inicial (Garre et al., 2007). Cobweb es capaz de incorporar objetos progresivamente en el árbol de clasificación para obtener la utilidad de mayor categoría. Además, puede crear una nueva clase en el momento, lo que lo diferencia del algoritmo K-means (Sharma et al., 2012).

- AutoClass: es un sistema de clasificación bayesiano no supervisado que se basa en el modelo de mezcla finita complementado con un método bayesiano y un algoritmo de maximización de expectativas (Achcar et al., 2009). Su capacidad para calcular automáticamente el número más probable de clases presentes en los datos y las descripciones más probables de esas clases lo convierte en un sistema de clasificación automático preciso (Cheeseman et al., 1988).
- DBSCAN: Es una técnica de agrupamiento basada en la densidad que resulta muy adecuada para analizar datos espaciales (Khan et al., 2014). DBSCAN establece un umbral mínimo de objetos en una vecindad de un radio definido para considerarlos como pertenecientes a un mismo grupo. Esto permite identificar de forma flexible los objetos y eliminar el ruido durante el proceso de agrupación, lo que resulta de gran utilidad al tratar grandes conjuntos de datos complejos (Ali et al., 2010).

Estas técnicas no paramétricas se utilizan con frecuencia porque existen variables que no cumplen con las condiciones de parametricidad. En los procedimientos no jerárquicos, no se construyen árboles, sino que los objetos se asignan a conglomerados. Todos estos métodos son útiles para encontrar patrones dentro de los datos, siendo los de clusterización los que mejor trabajan con diferentes volúmenes de datos.

### **3.2.3 Validación de Clustering**

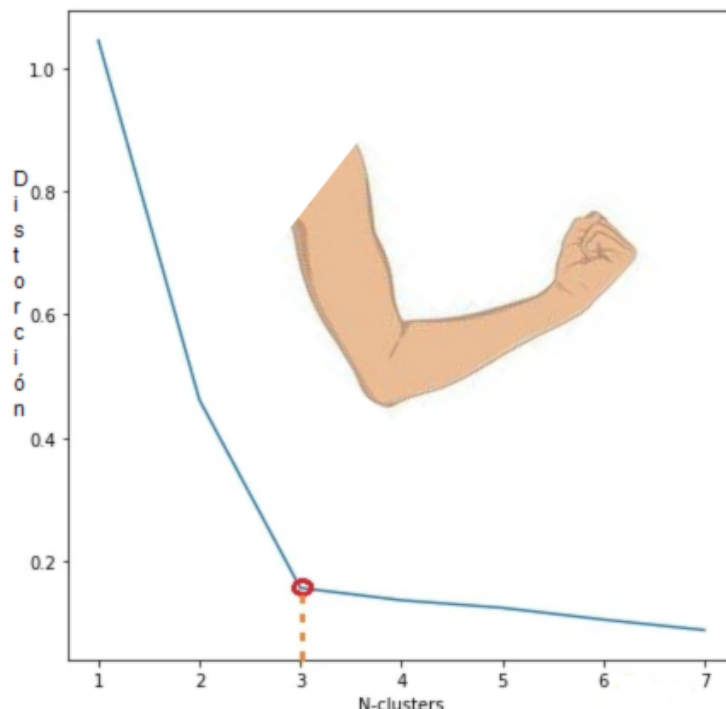
El clustering implica la determinación del número de clusters adecuado. No hay un criterio objetivo para seleccionar el número óptimo, pero es importante tener en cuenta los posibles problemas derivados de una elección incorrecta, como la asignación de datos similares a clusters diferentes.

Existen métodos que nos pueden ayudar a seleccionar un número apropiado de clusters para agrupar los datos, como el método del codo y el método de la silueta (silhouette). El primero se utiliza para interpretar y validar de manera experimental la consistencia de los grupos de datos, mientras que el segundo se utiliza para obtener una medida para la validación de los grupos (Aiplanet, 2023).

### 3.2.3.1 Método del Codo

El nombre "método del codo" proviene de la forma en que se visualiza la información en un gráfico. Lo que haces es calcular cómo se agruparán los datos si tuvieras diferentes cantidades de grupos. Por ejemplo se hace una prueba desde 1 hasta 7 grupos.

Luego, se representan esos resultados en un gráfico, donde en el eje horizontal (X) tienes el número de grupos y en el eje vertical (Y) tienes una medida de qué tan bien están agrupados los datos dentro de cada grupo.



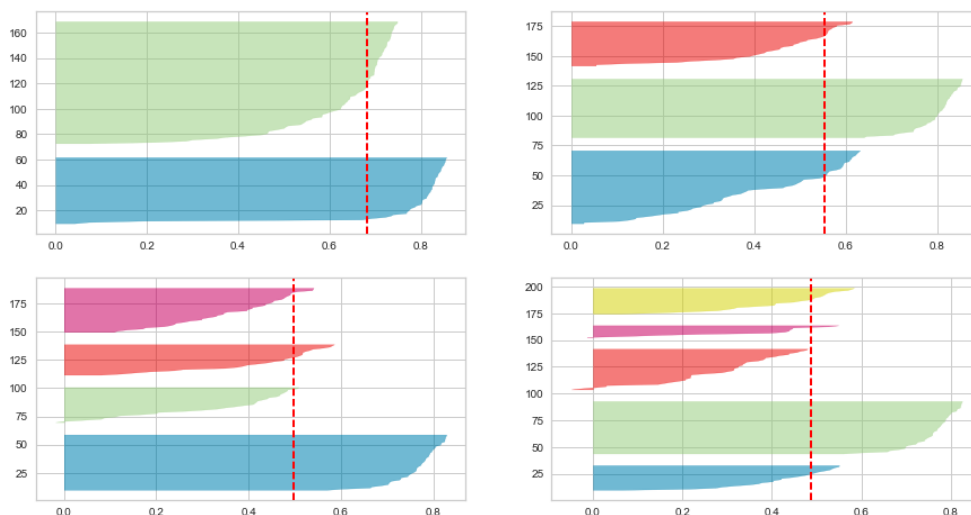
**IMAGEN 2:** Método del codo

El "codo" se refiere al punto en el gráfico donde la medida de agrupamiento deja de mejorar significativamente al agregar más grupos. Esto suele verse como un cambio brusco o curva en el gráfico (Correa Henao, 2021). El punto en el que ocurre el cambio es donde se encuentra el número óptimo de grupos.

### 3.2.3.2 Índice de Silueta

El índice de silueta es una métrica ampliamente utilizada en el análisis de clústeres y agrupamiento de datos, diseñada para evaluar la cercanía y separación de los clusters generados por algoritmos de agrupamiento. Este índice proporciona una medida cuantitativa de qué tan bien están agrupados los puntos de datos en sus respectivos clústeres.

Para calcular el índice de silueta de un punto, se evalúa la distancia promedio entre el punto y los demás miembros de su propio clúster llamada distancia intra cluster. También se calcula la distancia promedio entre el punto y los puntos del clúster más cercano que NO pertenece a él, llamada distancia inter clúster. El índice de silueta se calcula como la diferencia entre la distancia inter cluster y la distancia intra cluster, dividida por el máximo de ambas distancias.



**IMAGEN 3:** Análisis de silueta para 2, 3, 4, 5 clústeres

Un valor cercano a 1 indica que el punto está bien agrupado y adecuadamente separado de otros clústeres, mientras que un valor cercano a -1 sugiere que el

---

punto puede haber sido asignado incorrectamente y estar más cerca de otros clústeres (Niño, 2020). El grosor del diagrama de silueta que representa cada grupo también es un punto decisivo que se considera al escoger una cantidad óptima de clusters.

### **3.3 Datos Generados en un Proceso de UX**

En el ámbito de la usabilidad de un sistema, se miden tres dimensiones: eficacia, eficiencia y satisfacción, expuestos en punto 2.3.1 y al cual se adhieren otros autores (ISO 9241-11; Nielsen, 1993). Por otra parte, la definición de experiencia de usuario indica que esta depende de las percepciones de los usuarios antes, durante y después del uso del sistema, lo que amplía el abanico de variables psicológicas y comportamentales que pueden ser objeto de medición (Hassenzahl, 2008).

En el ámbito de esta investigación, los datos que se producen en relación a UX son examinados desde diferentes perspectivas. Una de ellas es la de los evaluadores de UX (punto 2.3.3), quienes realizan observaciones y experimentos mediante herramientas tradicionales para recopilar datos. La otra perspectiva se centra en la propuesta de esta tesis, en la que mediante herramientas web externas al evaluador, como por ejemplo un navegador (punto 1.1.6), el usuario interactúa con la tecnología web, lo que genera datos que también resultan relevantes para evaluar el sistema en cuestión.

#### **3.3.1 Datos Generados desde el Evaluador de UX**

Los evaluadores de UX utilizan diversas prácticas y herramientas para evaluar la usabilidad de un producto digital y mejorar la satisfacción del usuario. Uno de estos métodos es el análisis heurístico (punto 2.3.3 y 2.3.4), en el cual los expertos comparan el diseño de un producto digital con una lista de principios de diseño predefinidos y señalan los puntos donde el producto no cumple con estos principios (Rodas, 2021). Durante el examen, los evaluadores asignan

---

una clasificación de gravedad a cada uno de los problemas de usabilidad identificados.

Los indicadores que se analizan durante el análisis de usabilidad y experiencia de usuario son diversos y dependen del contexto específico de la evaluación. Estos indicadores incluyen la velocidad de carga, el tiempo que los usuarios tardan en completar una tarea, así como la distribución de clics en los diferentes menús (Nielsen, 2012). Además, es posible considerar métricas más generales como el porcentaje de rebote, el número de pantallas vistas por sesión y el número de usuarios recurrentes, entre otras (Kujala, 2010).

Sobre las consideraciones que se planteó en el punto 2.5, acerca de las métricas de usabilidad y UX básicas, se recabó del sitio web de Nachomadrid (2020), cómo medir la eficacia, eficiencia y satisfacción de un usuario al realizar una tarea:

- En el caso de la eficacia: Es necesario definir qué significa éxito y fracaso para el usuario en una tarea determinada. Luego se asigna un 1 cuando el usuario completa la tarea, 0,5 cuando lo hace pero de manera incompleta, y 0 cuando no consigue finalizar la tarea. A partir de esta información se puede construir una métrica.
- Para evaluar la eficiencia: Se miden distintos aspectos, como el esfuerzo mental requerido, comparando el tiempo estimado con el real y calculando el porcentaje de eficiencia logrado. Asimismo, se puede estimar y registrar el número de clics del usuario.
- La satisfacción del usuario: Depende de alcanzar el objetivo con el menor esfuerzo posible. Si tanto la eficacia como la eficiencia son altas, la satisfacción del usuario también lo será. Para medir la satisfacción, se utilizan cuestionarios de usabilidad y experiencia de usuario con escalas de valoración del 1 al 10, entre otros.

---

Este autor propone además considerar otras métricas interesantes para evaluar la usabilidad de un producto digital, como la facilidad de aprendizaje, el cumplimiento de expectativas y la satisfacción de necesidades psicológicas:

- Para evaluar la facilidad de aprendizaje: Se puede registrar el tiempo necesario para realizar una tarea en varias sesiones consecutivas de los mismos usuarios.
- Para evaluar el grado de cumplimiento de las expectativas: Se puede comparar su opinión previa con la que tienen tras su experiencia.
- Para medir la satisfacción de las necesidades psicológicas: Es posible valorar el grado en que el servicio contribuye a la diversión, las relaciones personales, la autoestima o la popularidad.

Posteriormente, se puede determinar el grado en que se están satisfaciendo necesidades como la autonomía, la competencia y la diversión del usuario.

En el punto 2.4.1 se plantea que la Ingeniería de Usabilidad (IU) es muy importante para la evaluación temprana de la usabilidad en el proceso de desarrollo de sistemas. Autores han propuesto métodos para medir la usabilidad en etapas tempranas del desarrollo de un producto digital (Moreno et al., 2017). Proponen crear un mecanismo flexible que permita al especialista modificar las especificaciones de usabilidad y crear nuevas conforme avanza el ciclo de desarrollo. Además, se pueden utilizar herramientas como Google Analytics para comprender el contexto y medir el uso de un aplicativo web (Domazet y Simović, 2020).

Es fundamental tener en cuenta que la mayoría de las métricas que proporciona un evaluador no son estándar y suelen ser diseñadas y adaptadas al trabajo específico que se ha encomendado. Por lo tanto, los datos generados en estas prácticas no suelen venir etiquetados y deben ser comprendidos manualmente por el analista (Rodríguez, 2009).

---

### 3.3.2 Datos Generados desde el Browser

En un entorno técnico, el navegador recopila información sobre las acciones del usuario utilizando la tecnología disponible en la actualidad. Cuando se solicita una página web, el navegador crea un modelo de objeto de documento de la página (DOM). El DOM es un estándar del World Wide Web Consortium (W3C) (punto 1.1.3), que proporciona una plataforma e interfaz independiente del lenguaje para que los programas y scripts (punto 1.3) puedan acceder y actualizar dinámicamente el contenido, la estructura y el estilo de un documento (Gunawan et al., 2019). El estándar del W3C llamado DOM se divide en tres partes diferentes:

- El modelo estándar para todos los tipos de documentos (Core DOM).
- El modelo estándar para documentos XML (XML DOM).
- El modelo estándar para documentos HTML (HTML DOM).

El DOM HTML es un modelo de objetos que proporciona una interfaz de programación estándar para HTML (punto 1.3.1). Esta interfaz define los elementos HTML como objetos, junto con sus propiedades y métodos, así como los eventos para todos los elementos HTML. El DOM HTML establece un estándar para la manipulación de elementos HTML mediante métodos.

JavaScript es el lenguaje de programación más utilizado en la web (punto 1.3.1). Puesto que, junto con el estándar DOM del W3C, permite acceder y modificar elementos HTML, así como ejecutar código en respuesta a ciertas interacciones del usuario (Alimadadi et al., 2014).

Los eventos son una parte fundamental de la interactividad en la web y pueden ser detectados y manejados mediante JavaScript. Según Luna (2019), determinadas acciones del usuario o del navegador pueden llegar a desencadenarlos. Algunos ejemplos entre otros (w3schools, 2022) son:

- Una página web ha terminado de cargarse
- Se ha cambiado un campo de entrada

- 
- Se ha hecho clic en un botón
  - Se mueve el ratón sobre un elemento HTML.
  - Se ha presionado una tecla del teclado.

Para controlar y verificar la interacción del usuario con una página web, se utilizan controladores que permiten ejecutar acciones en respuesta a eventos específicos. En el Document Object Model (DOM), existen aproximadamente 85 eventos diferentes que se pueden controlar para recopilar información sobre la interacción del usuario. Entre otros y a interés de esta tesis, se pueden nombrar y agrupar en acciones sobre

- Elementos web: Oninput, Onselect, Onchange.
- Asociados al mouse: Onclick, Oncontextmenu, Ondblclick, Onmousedown, Onmouseenter, Onmouseleave, Onmousemove, Onmouseup.
- Del teclado: Onkeydown, Onkeypress, Onkeyup.
- Acciones sobre la página web: Onpagehide, Onpageshow, Onscroll, Onsubmit.

Otra herramienta web que es útil al momento de detectar y almacenar comportamientos anteriores de usuarios son las cookies (punto 1.1.10). Cuando un servidor web (punto 1.1.7) ha enviado una página web a un navegador, la conexión se apaga y el servidor se olvida de todo sobre el usuario. Las cookies se inventaron para resolver el problema de cómo recordar información sobre el usuario.

Según lo expuesto hasta aquí, se puede empezar a dilucidar que el análisis de los datos generados en la interacción con un browser, requiere de estrategias que sean eficientes ante entradas numerosas y no etiquetadas.

---

### 3.4 Procesamiento de Datos de UX Mediante Machine Learning

El estudio de la domótica, es un campo que busca integrar diferentes tecnologías en el entorno doméstico para mejorar la calidad de vida humana. En este ámbito, el Machine Learning (ML) desempeña un papel importante en la relación entre la experiencia del usuario (UX) y el estrés asociado a ciertas emociones. El estrés es un fenómeno común y reconocido socialmente en el siglo XX. Pero la capacidad de las máquinas para detectar patrones faciales y determinar el estado de ánimo del usuario es una clara muestra del potencial del ML en este campo (Navarro-Tuch et al., 2019).

Un sector que espera la llegada de la quinta generación de tecnologías de telefonía móvil (5G) para explotar el potencial del ML en UX, son los automóviles autónomos. El acceso a la Inteligencia Artificial (IA) y el análisis de datos en movimiento que proporciona el 5G, permitirá a los automóviles autónomos hacer uso de esta tecnología, liberando al usuario de la tarea de conducir y permitiéndole utilizar el tiempo de transporte para trabajar, estudiar, jugar, conversar, navegar, comprar en línea, organizar su viaje, entre otros (Giraldi, 2020). Incluso Los interiores de los automóviles y las experiencias de los pasajeros cambiarán drásticamente. La IA podría ser utilizada para diseñar la interfaz de acuerdo con las necesidades de cada usuario, tanto prácticas como emocionales, a partir del análisis de los datos recogidos.

En el ámbito de las aplicaciones web, el Machine Learning es utilizado para mejorar la interacción del usuario con el software de forma más discreta. De acuerdo con Sumaiya (2018), un software tiene éxito si logra resolver el problema para el que fue creado. Para ello, el ML funciona como un recolector automático de datos que proporciona sugerencias útiles a los desarrolladores. Por otro lado, Lindvall, Molin y Löwgren (2018) señalan que los métodos de diseño centrados en el ser humano pueden ser clave para la creación de sistemas capaces de generar datos de entrenamiento.

Actualmente, la retroalimentación se recopila a través de intermediarios, pero estas tareas pueden ser automatizadas. El ML tiene la ventaja potencial de recopilar información del usuario y presentarle una interfaz acorde a sus necesidades. Los ejemplos más comunes de aprendizaje automático son las listas de "productos similares" en sitios de comercio electrónico como Amazon, "sugerencias de amigos" en Facebook y "sugerencias de video" en YouTube. Sin embargo, estas interfaces basadas en datos también deben ser diseñadas. Yang (2018) destaca que los diseñadores de interfaz tienen una inherente tensión entre el diseño centrado en el usuario y el diseño basado en datos.

Los algoritmos de inteligencia artificial están en constante evolución y se adaptan a los datos recopilados con el fin de ofrecer contenido personalizado en compras en línea. La recopilación de datos es amplia e incluyen información como historial de navegación, detalles de carrito de compras, preferencias de color, modo de pago, entre otros. Los datos son tanto explícitos (calificaciones, comentarios) como implícitos (tendencias de uso). Posteriormente, la información relevante obtenida es utilizada para adquirir un conocimiento detallado del usuario y del cliente (Sánchez, 2021).

Como se mencionó previamente en el punto 1.4, la UX abarca un amplio espectro de emociones, sentimientos y pensamientos que una persona puede experimentar antes, durante o después de interactuar con un software, siendo posible medir estas sensaciones (punto 3.3.1) y extraer datos para su análisis con ML.

Como objetivo de esta tesis se propone utilizar los datos proporcionados por el navegador en la interacción de los usuarios, obtenidos a través de los eventos DOM (punto 3.3.2), para alimentar algoritmos de clusterización de ML (punto 3.2). El análisis inteligente de los datos ayudará a comprender las necesidades y preferencias de los usuarios de manera más precisa y confiable, ya que estará soportada por datos cuantificables.

---

## **Capítulo 4: Caso de estudio y Aplicación de Técnicas de Clustering**

En los apartados anteriores se presentaron las bases desde las cuales la experiencia del usuario contribuye a los sistemas web (Capítulo 2). También se mencionaron las métricas de usabilidad identificadas por varios autores en los últimos años (punto 2.4). Por último, se expusieron los distintos métodos de machine learning y sus características e implementaciones (Capítulo 3).

El propósito de este capítulo es caracterizar clusters de usuarios en base a los datos recabados de la interacción con el caso de estudio (ver Anexos). Inicialmente, brindará una descripción del caso de estudio, abordando su definición, contexto, tecnologías involucradas y datos generados a través de su interacción. Luego para lograr el objetivo de esta investigación, se plantea un procedimiento para que desde la experiencia de usuario web se logre identificar comportamientos de usuario que se puedan agrupar.

Este procedimiento aplicado al caso de estudio, consta de una serie de pasos secuenciales. Primero, para perfilar el aporte a la sociedad científica en general, se determinarán las variables relevantes, lo cual implica seleccionar cuidadosamente cuáles serán utilizadas en el análisis. Segundo, se examinará el procesamiento de datos, que es una etapa crítica para limpiar, transformar y preparar los datos hacia su evaluación posterior. Tercero, se trabajará con diversas técnicas de análisis que se aplicarán para obtener conocimientos a partir de los datos recopilados (ver Anexos). Cuarto, se abordará la visualización de resultados, que es una parte esencial del proceso de evaluación, ya que permite la comprensión de los hallazgos obtenidos.

### **4.1 Definición del Caso de Estudio**

La presente tesis tiene como caso de estudio los sistemas del Ministerio de Salud de Entre Ríos, encargado de asistir al Poder Ejecutivo en temas de salud

pública y promoción de conductas saludables en la comunidad. Específicamente, se analizará el sistemas web de gestión de stock de almacenes y de insumos informáticos.



*IMAGEN 4: Home del sistema de stock*

Este sistema ha sido desarrollado siguiendo las buenas prácticas de usabilidad web propuestas por expertos en el área (Anexo I) que incluyen las cinco condiciones que una herramienta de software debe cumplir (punto 1.4.1), así como las heurísticas (punto 2.3.4) y perfiles de usuario expuestos en capítulos anteriores.

Sin tener en cuenta el nivel de usuario administrador (Anexo II), en esta tesis se analizarán los niveles referentes a usuarios con roles de entrega o recepción de productos, ya que son los que registran la mayor cantidad de movimientos de productos en las tareas que realizan. Estos agentes proporcionan una mayor cantidad de registros, debido al uso cotidiano del sistema en estas actividades. El flujo de trabajo se puede evidenciar en el Anexo III.

Como se mencionó anteriormente, una de las métricas para medir la usabilidad es la evolución del usuario en el uso del sistema (punto 2.2.5), donde el autor sostiene que los usuarios pasan de ser novatos a expertos a medida que se familiarizan con las interfaces. Se estima que al ser sistemas jóvenes esto obtendrá resultados objetivos, ya que el usuario va evolucionando junto con la interfaz del sistema.

## **4.2 Contexto y Tecnologías Involucradas**

El manejo y control del stock, es un aspecto importante desde el punto de vista presupuestario. Tanto en las áreas de almacenes, encargadas de proveer artículos de librería, como en el área informática, responsable de proveer toners para las impresoras del establecimiento, cada artículo representa un costo (Anexo IV).

En relación a los puestos de trabajo, estos están dentro del Ministerio, donde las comodidades laborales son diferentes a las de otras reparticiones, como centro de salud u hospitales (Anexo V). Referente a los usuarios del sistema, se puede observar que presentan una variabilidad de edades, con rangos que oscilan entre los 22 y los 61 años, además de tener diferentes niveles académicos y utilizar otros sistemas en su día a día (Anexo VI). Es importante tener en cuenta que los usuarios tienen roles y niveles previamente diferenciados en el software, según las tareas y jerarquía dentro de sus respectivas áreas. Sin embargo, cabe destacar que esta diferenciación no contempla los perfiles de usuario mencionados en apartados anteriores por autores expertos en usabilidad (punto 2.2.5 ).

El sistema de stock está desarrollado bajo la Arquitectura REST (punto 1.2.3), con una separación clara entre el frontend y el backend (Anexo VII). Y como adicional, los usuarios utilizan el sistema de forma intuitiva, ya que solo reciben una formación inicial en su uso (Anexo VIII). Esto brinda la oportunidad de obtener resultados veraces en el experimento que sustenta esta investigación.

## **4.3 Datos potencialmente generables en el caso de estudio**

Desde hace unos años, el departamento de Informática del Ministerio de Salud ha estado desarrollando sistemas web que permiten trabajar con lenguajes de manipulación del DOM HTML, como JavaScript (punto 3.3.2). Dentro de este lenguaje, se han identificado varios eventos que resultan relevantes para el

---

objetivo principal de esta investigación. Por lo tanto, el presente estudio se enfocará en un grupo específico de eventos que son activados por el usuario mientras utiliza la interfaz de los sistemas de gestión de stock del Ministerio de Salud de Entre Ríos. Además, se seleccionarán combinaciones de eventos en función del área de usabilidad que se desea analizar en pos de lograr el objetivo general de esta investigación.

En el punto 2.2.5 de este proyecto, se han definido diversas dimensiones de análisis de usuarios, las cuales los autores han clasificado en relación a su interacción con interfaces de sistemas. Estas dimensiones incluyen la edad, que abarca a los inmigrantes digitales y a los nativos digitales, la dimensión del uso, que distingue entre los residentes y los visitantes ocasionales, nivel de experiencia del usuario, ya sea principiante, intermedio o avanzado y también se consideran los usuarios que están aprendiendo una nueva aplicación y que temporalmente se convierten en principiantes.

Como se ha mencionado en el punto 2.4.1, la usabilidad se considera una técnica de prueba y medición de aplicaciones de software que se evalúa en cinco aspectos: capacidad de aprendizaje, eficiencia, memorabilidad, errores y satisfacción. Además, se han identificado parámetros adicionales de medición como la satisfacción, eficiencia y efectividad (punto 2.3.1). También, la usabilidad puede ser abordada desde dos perspectivas diferentes, con atributos que pueden ser cuantificados de forma objetiva o evaluados de forma subjetiva (punto 2.5). Es en este contexto, donde se pueden recabar potenciales datos cuantificables, tanto desde el browser como del sistema en sí, se pretende identificar cuales sirven potencialmente como entrada de distintos métodos de clustering (punto 3.2). Para esto a continuación se enumeran las dos fuentes.

---

#### **4.3.1 Datos cuantificables desde los Eventos DOM HTML.**

Desde la referencia a la pagina oficial w3schools.com que se marcó en el punto 3.3.2, donde se enumeran eventos manipulables que ofrece el DOM HTML, esta tesis hace uso de los siguientes eventos para recabar datos:

- Oninput: se produce cuando un elemento obtiene la entrada del usuario.
- OnClick: se produce cuando el usuario hace clic en un elemento.
- Onunload: se produce cuando una página se ha descargado o cerrado.
- OnChange: se produce cuando se ha cambiado el valor de un elemento.

Con estos eventos se puede obtener información sobre cómo los usuarios llevan a cabo una tarea mediante la recopilación y combinación de ellos. A los efectos de que esta recopilación sea consistente para el posterior análisis de datos, se asignan números normalizados a las pantallas y sus elementos, lo que permite identificar cuándo el usuario está en una pantalla, cuándo hace clic en un botón o modifica el estado de un elemento. También es posible registrar marcas de tiempo al trasladarse entre pantallas.

#### **4.3.2 Datos cuantificables desde el sistema.**

A su vez, en adhesión a los eventos DOM HTML, hay datos propios de la tabla persona del modelo de la base de datos y de la interfaz del sistema que pueden ser cuantificables como por ejemplo:

- La edad del usuario mediante la toma de su fecha de nacimiento.
- El tipo de trabajo o roles del usuario desde las variables de sesión.
- El nivel del usuario desde las variables de sesión.
- El sexo o genero desde los registros de la base de datos.
- Tarea o número de la tarea actual.
- Determinar si el usuario pudo o no completar la tarea encomendada.

---

Con base en estas posibilidades de extracción de datos cuantificables, tanto desde eventos DOM HTML como desde el sistema, es factible obtener métricas útiles para un análisis de usabilidad.

#### **4.4 Identificación de Variable Relevantes**

De las variables necesarias de recabar en la interacción con los sistemas web del Ministerio de Salud, obtenidas desde el browser o del sistema en sí, pocas son cuantificables por sí mismas, por lo que requiere aplicarles procesos de transformación y filtrado.

Las variables que se consideran importantes son aquellas relacionadas con las tareas que realiza el usuario, las pantallas que utiliza y los elementos dentro de ellas. En cuanto a las variables temporales, las marcas de tiempo asociadas al caso de uso en cuestión son las más interesantes, incluyendo la primera vez que el usuario utilizó el sistema, la frecuencia de uso y los días y horarios en los que se utiliza.

También es relevante obtener información de sesión, como el identificador del usuario, el nivel de acceso y el rol que desempeña en el sistema. Otro dato importante es si el usuario logró o no completar la tarea asignada, incluso tomando como parámetro adicional la edad.

Para seleccionar las variables, se ha tomado como enfoque a considerar lo expuesto por expertos de usabilidad, que tienen en cuenta el éxito o el fracaso en una tarea como un criterio válido para medir la eficacia (punto 3.3.1). Además, se tendrán en cuenta, según autores citados, las variables que proporcionan datos para obtener una media y así perfilar métricas de eficiencia en el uso.

Aparte de estos criterios, es interesante incluir un parámetro adicional que permita hacer un seguimiento del historial del usuario, como la tarea que realiza o la pantalla en la que se encuentra, con el fin de evaluar su evolución,

---

aprendizaje y satisfacción. Es importante destacar que algunos elementos de la interfaz pueden sugerir indicios de usabilidad del sistema. Por lo tanto, un contador de interacción con estos elementos en el vector de entrada, podría producir resultados distintos.

#### 4.5 Preprocesamiento

Después de definir los criterios para seleccionar las variables que conformarán el vector (punto 4.4), es necesario aplicar procesos de preparación para representarlas en formato numérico. Esto permitirá mejorar el rendimiento de los algoritmos de clusterización que se utilizarán (punto 3.2). Uno de los procesos es la normalización, donde a tareas, pantallas y elementos se les asigna un número identificador para realizar el seguimiento. El planteo propuesto según el Anexo III es el siguiente:

- Tareas normalizadas: tarea de entrega (1), tarea de recepción (2).
- Pantallas normalizadas de la tarea 1 y 2: buscar oficina (1), buscar productos (2), confirmar (3).
- Botones normalizados de la tarea 1 y 2: volver (1), iniciar (2), buscar (3), elegir (4), seguir (5), ver (6), quitar (7), editar (8), confirmar (9), imprimir (10), terminar (11).

Además, otra variable de relevancia es el tiempo. Es importante indicar cuánto tiempo un usuario tarda en completar una tarea determinada y cuánto tiempo transcurre entre pantallas. Con este fin, se han identificado cuatro marcas de tiempo: tiempo pantalla 1, tiempo pantalla 2, tiempo pantalla 3, tiempo total. Para esto se plantea el código expuesto en el Anexo IX.

Además de este preprocesamiento, es necesario calcular el agrupamiento de clics en botones de error, como el botón de volver (1) o de quitar (7) y contabilizar su intervención en las tareas realizadas por el usuario. También se registrará si se completó o no la tarea, incluso si se completó a medias, con un indicador de 1, 0 o 2, respectivamente.

---

Las variables numéricas extraídas del browser y del sistema no recibirán preprocesamiento, ya que se pueden utilizar en su forma natural. La única consideración es que las variables sean de tipo entero para evitar inconsistencias en el procesamiento.

Se presentará un vector numérico que contenga los datos previamente mencionados. El vector propuesto es el siguiente:

*V:[id\_usuario, id\_rol\_del\_usuario, id\_nivel\_usuario, id\_tarea, t\_1, t\_2, t\_3, t\_total, cantidad\_click\_volver, cantidad\_click\_quitar, completo\_tarea]*

- Donde “id\_usuario” se obtiene de las variable de sesión al igual que “id\_rol\_del\_usuario” e “id\_nivel\_usuario”.
- El valor de “id\_tarea” se obtiene de la interfaz donde accedió el usuario.
- T1, T2, T3 y Ttotal, se calcularán a partir de la interacción con las diferentes pantallas correspondientes a la tarea asignada. El tiempo inicial en la etapa 1 se considerará igual a cero. Sin embargo, en caso de que la tarea encomendada sea la recepción de productos, no se calculará el tiempo de la etapa 3, ya que su interfaz no estará presente.
- Cantidad de click en volver y en quitar, es la suma correspondientes a los click en dichos botones, registrando el evento DOM HTML onclick().
- Completo la tarea, indicará un 0, 1 o 2, si es registrada la interacción con la última pantalla y la inserción exitosa del registro en la base de datos.

Una vez finalizada la interacción, se registran los valores recopilados en una tabla específica llamada "vector" en la base de datos del sistema. También se llevará un registro de la fecha en que se insertó dicho registro.

		id	t1	t2	t3	tiempo	tarea	nivel	usuario	rol	cantVolver	cantQuitar	complTarea	fecha		
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	88	7648	11249	11293	30190	2	3	4	2	0	0	1	2023-04-06 09:29:51
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	89	26207	441645	31351	499203	2	3	4	2	0	0	1	2023-04-07 07:29:58
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	90	13767	42151	20309	76227	2	3	4	2	0	0	1	2023-04-08 07:34:33
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	91	3481401	10744	82771	3574916	2	3	4	2	1	0	1	2023-04-08 11:29:58
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	92	124940	18879	16493	160312	2	3	4	2	0	0	1	2023-04-09 08:29:18
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	93	14375	15920	13100	43395	2	3	4	2	0	0	1	2023-04-09 12:22:22
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	94	17579	28808	30449	76836	2	3	4	2	0	0	1	2023-04-09 12:29:58
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	95	11853	46209	27724	85786	2	1	3	2	0	0	1	2023-04-10 10:29:33
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	96	16352	47064	17359	80775	2	3	2	2	0	0	1	2023-04-11 10:12:12
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	97	18551	12672	13582	44805	2	3	4	2	0	0	1	2023-04-11 11:29:58
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	98	20078	17784	22813	60675	2	3	4	2	0	0	1	2023-04-12 07:09:12
<input type="checkbox"/>	Editar	Copiar	Borrar	99	11535	13872	37055	62462	2	1	3	2	0	0	1	2023-04-12 07:29:58

**IMAGEN 5:** Tabla de registro de interacción con la interfaz

Después de este paso, se exportarán los registros acumulados de las interacciones en formato CSV para que puedan ser utilizados como entrada en los algoritmos de aprendizaje automático.

```

1 "t1","t2","t3","tiempo","tarea","nivel","usuario","rol","cantVolver","cantQuitar","complTarea"
2 "3943","13632","6705","24280","2","1","1","2","2","1","1"
3 "11575","12743","18740","43058","2","3","4","2","0","0","1"
4 "30319","25298","15155","70772","2","3","2","2","0","0","1"
5 "13435","100825","21992","136252","2","1","3","2","0","0","1"
6 "57386","16573","62640","136599","2","1","3","2","0","0","1"
7 "13172","9675","14131","36978","2","1","3","2","0","0","1"
8 "24930","19819","24222","68971","2","1","3","2","0","0","1"
9 "12184","35419","37798","85401","2","3","4","2","0","0","1"
10 "14711","14248","17656","46615","2","3","4","2","0","0","1"
11 "22823","8848","16472","48143","2","3","4","2","0","0","1"
12 "8171","13104","33109","54384","2","3","4","2","0","0","1"
13 "895097","294867","32233","1222197","2","3","4","2","1","0","1"
14 "17930","11104","62100","91134","2","3","4","2","0","0","1"
15 "15316","85457","30660","131433","2","3","4","2","1","0","1"
16 "52241","59871","61306","173418","2","3","4","2","0","0","1"
17 "14568","9991","27108","51667","2","3","4","2","0","0","1"

```

**IMAGEN 6:** Registro de interacción con la interfaz en formato csv

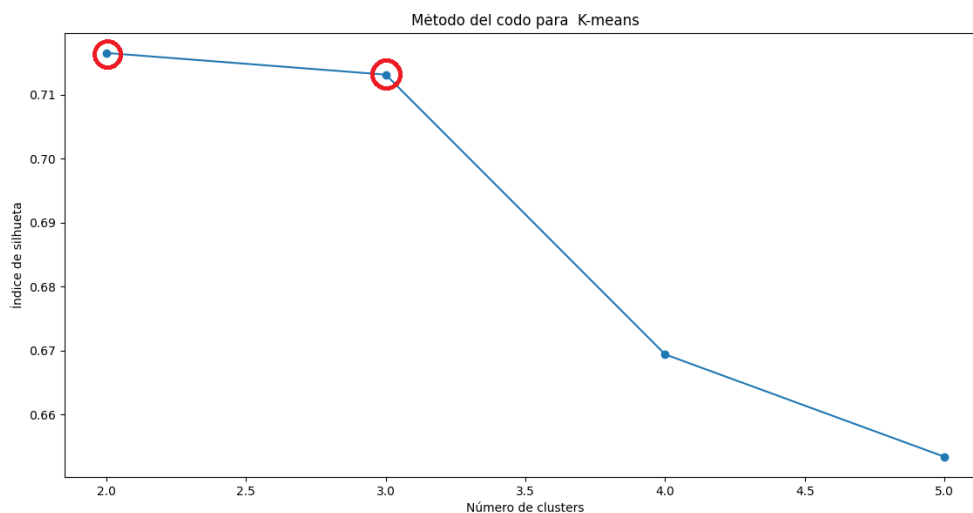
## 4.6 Aplicación de Técnicas

Después de obtener el vector de entrada en formato csv y procesarlo mediante la filtración y normalización de datos, se procede a aplicar las técnicas de clustering que mejor se adapten a este caso de estudio. Se utilizarán algoritmos que emplean enfoques distintos para agrupar datos:

- Agrupamiento jerárquico aglomerativo con el algoritmo HAC (punto 3.2.1.1).
- Reducción y agrupación con el método BIRCH (punto 3.2.1.2).
- Agrupamiento basado en centroides con el algoritmo K-means (punto 3.2.2.2).

Los algoritmos se ejecutarán utilizando la versión 3.11.3 de Python. Primero, se llevará a cabo el análisis para determinar el número óptimo de clusters (punto 3.2.3). Este análisis se realizará mediante el método llamado "del codo" buscando el punto de inflexión en la gráfica (punto 3.2.3.1) y, en caso de ser necesario, el método llamado "silueta" para seleccionar la mejor opción de grupos (punto 3.2.3.2). El algoritmo que se aplicará para este análisis del método del codo se presenta en el Anexo X.

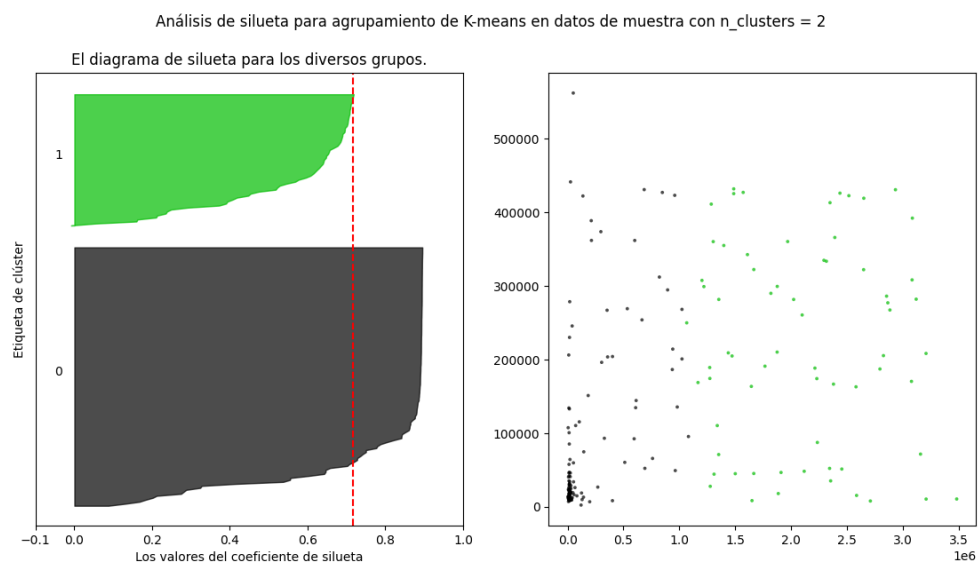
Para el algoritmo K-means, el método arroja un resultado donde dos puntos son similarmente óptimos. Osea no se visualiza una ruptura evidente en la gráfica (punto 3.2.3.1), lo cual hace necesario acudir a la gráfica de silueta para determinar la mejor opción (punto 3.2.3.2).



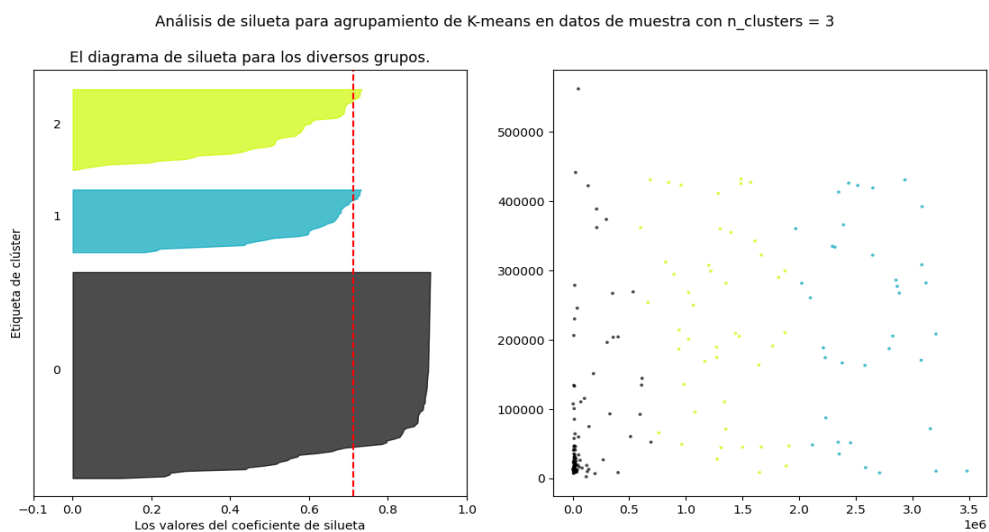
**IMAGEN 7:** Gráfica del método del codo de k-means

Número de Clusters	Índice para K-means
2 (genera el mejor índice)	<b>0.7165424210180604</b>
3 (genera el segundo mejor índice)	<b>0.713154446086432</b>
4	0.669424826670607
5	0.6534131632627467

En este caso, la gráfica de silueta puede aportar la decisión buscando la mayor similitud de las siluetas. Primeramente con dos clusters y luego con tres.



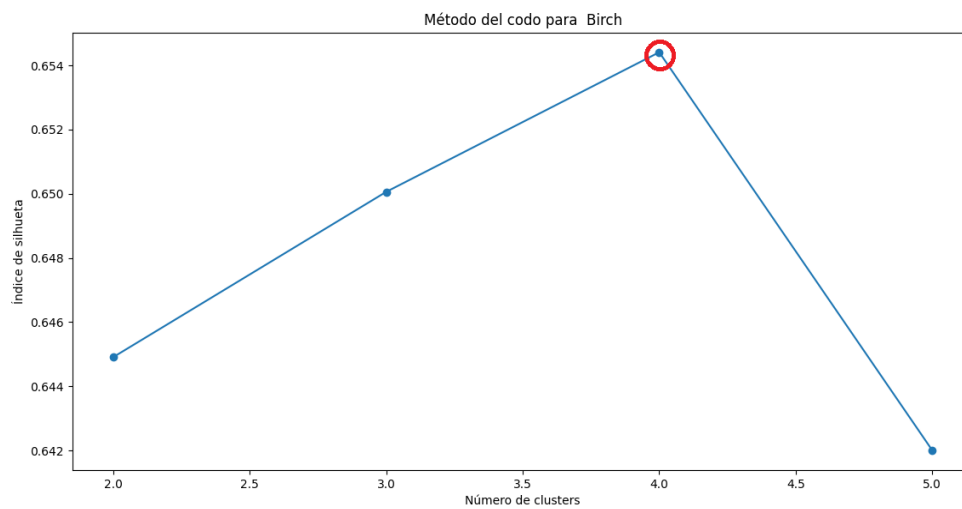
**IMAGEN 8:** Gráfica del método de silueta de k-means con 2 clusters



**IMAGEN 9:** Gráfica del método de silueta de k-means con 3 clusters

Se observa que con dos clusters, el grosor de la silueta presente del lado izquierdo (punto 3.2.3.2) y los coeficientes para cada grupo graficados del lado derecho, son más parecidos que cuando se utilizan tres clusters. Dando como mejor opción la elección de dos clusters.

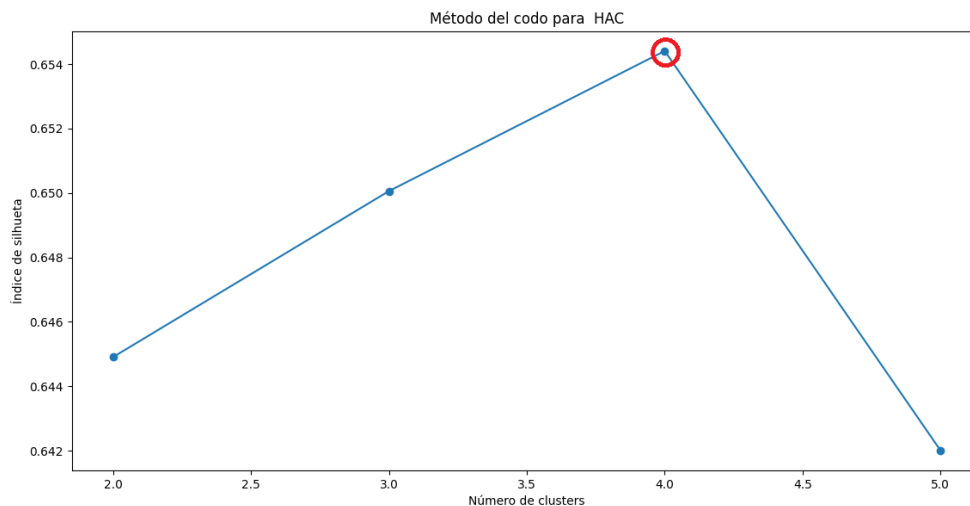
En cuanto al algoritmo BIRCH, el método del codo arroja un resultado diferente pero determinante:



**IMAGEN 10:** Gráfica del método del codo de BIRCH

Número de Clusters	Índice para Birch
2	0.6449112942718348
3	0.6500604915940357
4 (genera el mejor índice)	<b>0.654408585955278</b>
5	0.6420086523330161

De igual manera para el método HAC:



**IMAGEN 11:** Gráfica del método del codo de HAC

Número de Clusters	Índice para HAC
2	0.6449112942718348
3	0.6500604915940357
4 (genera el mejor índice)	<b>0.654408585955278</b>
5	0.6420086523330161

De acuerdo con los resultados de las medidas de silueta, se determinó que K-means requerirá dos clusters, mientras que BIRCH y HAC necesitarán cuatro clusters. En el siguiente subcapítulo, se aplicarán los métodos propuestos a los datos de entrada para generar y analizar los resultados.

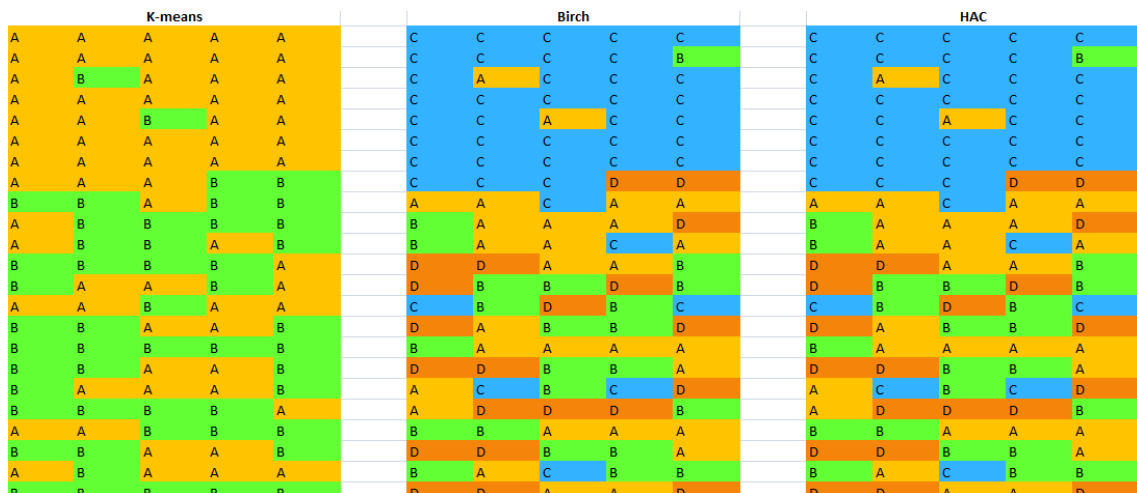
#### 4.7 Visualización de Resultados

Después de aplicar los métodos propuestos a los datos de entrada, se obtuvieron resultados que se dividirán en dos y en cuatro grupos según el resultado de cada algoritmo. Para el método K-means, se codificaron como "A" y "B". En cuanto a los métodos BIRCH y HAC, su representación se dividirá en los grupos "A", "B", "C" y "D". En total, cada método generó los siguientes

resultados a partir de 198 muestras obtenidas de las interacciones al 30 de abril del 2023.

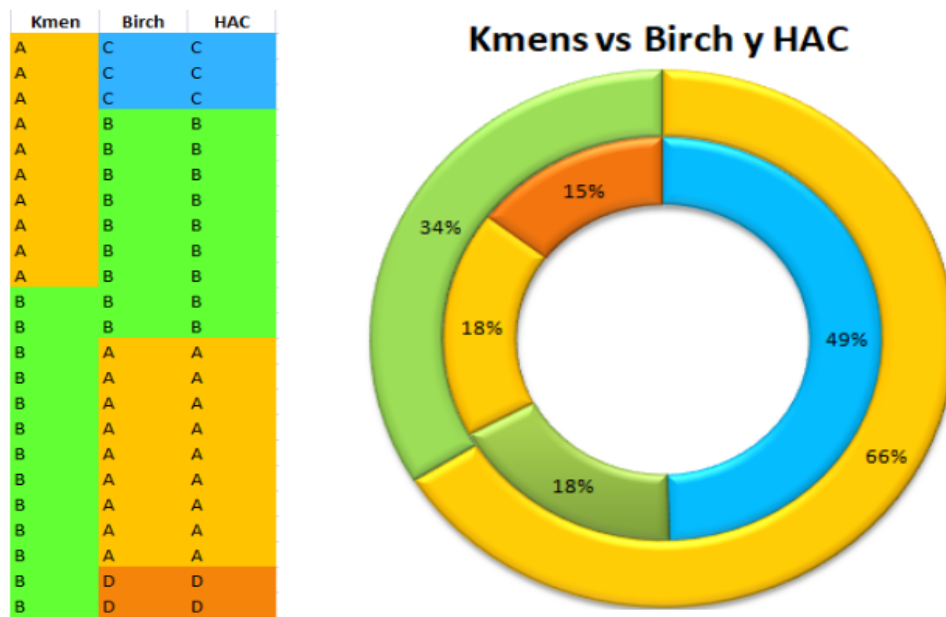
Método	Grupo y cantidad	Porcentaje sobre el total
K-means	A: 131 muestras asignadas	66%
	B: 67 muestras asignadas	34%
BIRCH y HAC	A: 36 muestras asignadas	18%
	B: 35 muestras asignadas	18%
	C: 98 muestras asignadas	49%
	D: 29 muestras asignadas	15%

A modo indicativo se toma una porción del resultado de cada método para graficar donde cada herramienta coloca la muestra respectivamente.



**IMAGEN 12:** Representación gráfica de distribución de muestras

Este resultado indica que la distribución entre BIRCH y HAC es similar, pero no ocurre lo mismo con K-means. Para mostrar en qué medida los grupos de K-means difieren de BIRCH y HAC, se puede ordenar los clusters tomando como referencia los de K-means, en relación con los de BIRCH y los de HAC. El resultado es el siguiente:



**IMAGEN 13:** Comparativa de grupos generados

Como se puede observar, el conjunto “C” de BIRCH y HAC están completamente contenidos en el conjunto “A” de K-means. Así también el conjunto “A” y “D” de estos dos métodos están representados por el conjunto “B” de K-means. En cuanto al conjunto “B” de BIRCH y de HAC, están sólo parcialmente contenidos en el “A” y “B” de K-means.

Muestra	t1	t2	t3	tiempo	tarea	n	usu	r	cv	cq	cpl
<b>72</b>	13767	42151	20309	76227	2	3	4	2	0	0	1
<b>73</b>	3481401	10744	82771	3574916	2	3	4	2	1	0	1

Para la muestra 72 y 73, donde el usuario y la tarea son las mismas, K-means determinó que la muestra 72 pertenece al grupo “A”. En tanto Birch y HAC indicaron que pertenece al grupo “C”. Mientras que la muestra 73, K-means la cataloga en el grupo “B” y Birch y HAC en el grupo “A”.

---

## 4.8 Conclusión sobre los resultados del experimento

Del resultado del experimento propuesto se pueden extraer conclusiones referentes a las técnicas aplicadas y a conclusiones de otros autores citados en esta investigación.

### 4.8.1 Sobre la Aplicación de las Técnicas

Los métodos aplicados, K-means, BIRCH y HAC (punto 4.6), requieren una preparación de los datos de entrada (punto 4.5) y también una determinación de la cantidad óptima de agrupaciones resultantes (punto 4.6). Esto dificulta su integración automática en interfaces ya desarrolladas. Por lo tanto, se requiere una actualización periódica de los datos de entrada. Aunque esto puede resultar beneficioso ya que permitiría obtener nuevas conclusiones y estadística de las interacciones del mismo usuario en periodos distintos.

Los datos recabados tienen que ser números preferentemente para obtener una buena performance de los algoritmos, sobre todo en grandes volúmenes de entrada, lo que representa tener un mapeo de los datos (punto 4.3.1 y 4.3.2).

En relación a los resultados de la aplicación de las técnicas, se observa en la Imagen 13, que cada uno de los dos grupos de interacciones de usuario encontrados por K-means contienen mayormente a dos grupos encontrados por BIRCH y HAC. Esto indica que de los cuatro grupos hay dos subgrupos que tienen a su vez dos comportamientos diferentes. Teniendo en cuenta el contexto de usabilidad esto podría tener dos interpretaciones:

- Por un lado, se concluye que se evidencian cuatro comportamientos de usuario de los cuales algunos guardan mayor similitud entre sí.
- Por otro lado, se interpreta que estos dos subgrupos responderían a perfiles de usabilidad que tienen dos variantes.

Más allá de estas dos interpretaciones, disponer de estos resultados permitirá realizar con posterioridad un monitoreo en el tiempo del comportamiento de los usuarios relativo a los grupos obtenidos con el fin de observar relaciones entre ellos.

#### ***4.8.2 Comparación con Conclusiones de otros Autores***

Los estudios previos sobre la detección y medición de la usabilidad de un sistema en entornos laborales (punto 2.4), a menudo han tenido problemas para reflejar adecuadamente las condiciones del mundo real en experimentos de laboratorio controlados. Por lo tanto, los datos recopilados antes de ser procesados por los métodos de ML proporcionan métricas fidedignas de la interacción en un ambiente sin supervisión y con completa libertad para el usuario. Con esto, se logra un mayor acercamiento a la realidad de la interacción del usuario y su entorno laboral.

La aplicación de métodos de aprendizaje no supervisado arrojó resultados que no son evidentes para un analista de usabilidad. Por ejemplo, un mismo usuario realizando la misma tarea fue agrupado en diferentes categorías por los algoritmos. Esto sugiere que el usuario pudo haber experimentado algún impedimento que afectó su interacción con la interfaz del sistema, lo que condujo a una situación diferente de lo esperado.

---

## Conclusión

A partir de lo expuesto previamente, es posible observar y enunciar algunas conclusiones que resulta relevante abordar y dejar abierta una discusión acerca de las métricas obtenidas en este trabajo en comparación con las que se obtienen en laboratorios de análisis de usabilidad.

El concepto de usabilidad se centra en la terna Tarea-Contexto-Usuario. En esta tesis, se presenta un enfoque paso a paso para analizar el comportamiento del usuario, con el objetivo de identificar perfiles a partir de los datos recopilados. Los datos, están muy relacionados con la tarea y el usuario, aunque también pueden reflejar el efecto del contexto, al medir la performance durante el desarrollo de una tarea.

La caracterización de los comportamientos del usuario en la experiencia de usuario (UX) se ve fuertemente influenciada por el contexto en el que se desarrollan las interacciones. Ya que un usuario se predispone de una u otra manera dependiendo del contexto en el que se encuentra desarrollando una tarea. Por lo tanto, esto implica capturar información del mismo a través de la tecnología web en la que se implementa. Este proceso requiere que, antes de realizar el análisis de clústeres, se dé forma al problema que se pretende abordar. De acuerdo a esto, una vez establecida la formulación concreta de la búsqueda de comportamientos, se aplicaron algoritmos para diferenciar y clasificar dichos comportamientos.

A diferencia de los criterios existentes en el estado del arte, este procedimiento toma en cuenta varios factores y no se basa únicamente en un análisis automático. Se analizaron los datos capturados y se elaboraron conclusiones a través del uso de métodos de clustering. De esta forma, se puede obtener una muestra representativa del comportamiento del usuario y ofrecer una solución práctica al análisis de usuarios. Esto incluso puede ser presentado como un sistema de monitoreo del comportamiento en investigaciones futuras.

Los resultados obtenidos a través de los pasos aplicados (puntos 4.4, 4.5, 4.6 y 4.7), no buscan invalidar el trabajo de los analistas de usabilidad. Por el contrario, se pretende que esta herramienta sea considerada como un aporte objetivo basado en datos para detectar comportamientos inesperados del usuario. Además, puede proporcionar nuevas dimensiones de análisis que complementan el enfoque tradicional de la usabilidad.

En trabajos futuros se pretenden abordar nuevas dimensiones de análisis aplicadas a otros métodos de ML. Incluso trasladadas a otras interfaces de sistemas.

---

## Trabajos Futuros

La culminación de este trabajo plantea un precedente de futuras investigaciones, sentando las bases de las expuesta a continuación:

- En futuros trabajos, se podría explorar la inclusión de otros vectores como entrada para los algoritmos, obtenidos a partir de interacciones específicas. Por ejemplo, se podría generar un vector que contenga las coordenadas obtenidas del puntero del mouse en relación a la ventana actual, la pantalla, la posición del último evento del mouse y la posición del elemento de la ventana o sección que se está viendo en caso de que haya sido utilizado el scroll.
- También sería posible analizar clicks en elementos para determinar en qué parte de un elemento se hace clic (arriba izquierda, arriba medio, arriba derecha, abajo izquierda, abajo medio, abajo derecha).
- Otro vector interesante para observar es aquel que se conforma por la métrica de la acción de hacer scroll. Esto puede revelar los patrones de scroll que los usuarios emplean para acceder a los botones o navegar por la pantalla.
- También se podría considerar la creación de un vector para el manejo de valores en negativo, como inactividades, tiempo transcurrido sin hacer clic en un botón específico, clics fuera de elementos clickeables, entre otros.
- Se podría posteriormente explorar el uso de otros métodos que no fueron propuestos en este estudio. Asimismo, sería interesante aplicar el método utilizado en este caso de estudio en otros ámbitos para corroborar los hallazgos observados.
- Incluso analizar una mayor cantidad de datos obtenidos en años posteriores para contrastarlos con los resultados de esta investigación sería un trabajo a futuro.

---

## Bibliografía

- Abbasi, B., & Goldenholz, D. M. (2019). Machine learning applications in epilepsy. *Epilepsia*, 60, 2037-2047.
- Achcar, F., Camadro, J.-M., & Mestivier, D. (2009). AutoClass@ IJM: a powerful tool for Bayesian classification of heterogeneous data in biology. *Nucleic acids research*, 37, W63-W67.
- Aiplanet (3 de mayo de 2023). Aprendizaje No Supervisado | Cursos de IA en Español. Aiplanet. Recuperado el 3 de mayo del 2023 de <https://aiplanet.com/learn/unsupervised-learning-es/analisis-y-tecnicas-de-clustering/1623/algoritmos-de-clustering-k-medias>
- Alba Vega, D. A., & Calle Jara, J. F. (2020). Aplicación de técnicas de Machine Learning basado en información sísmica para profundizar la probabilidad de terremotos mediante el uso de regresión logística y redes neuronales. Ph.D. dissertation, Universidad de Guayaquil. Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas.
- Albayati, H., Kim, S. K., & Rho, J. J. (2021). A study on the use of cryptocurrency wallets from a user experience perspective. *Human Behavior and Emerging Technologies*, 3, 720-738.
- Ali, T., Asghar, S., & Sajid, N. A. (2010). Critical analysis of DBSCAN variations. 2010 international conference on information and emerging technologies (págs. 1–6). IEEE.
- Alimadadi, S., Sequeira, S., Mesbah, A., & Pattabiraman, K. (2014). Understanding JavaScript event-based interactions. *Proceedings of the 36th International Conference on Software Engineering*, (págs. 367-377).
- Almeida Pacheco, B. de, Guimarães, M., Correa, A. G., & Farinazzo Martins, V. (2018). Usability evaluation of learning objects with augmented reality for smartphones: A reinterpretation of nielsen heuristics. *Iberoamerican Workshop on Human-Computer Interaction*, 214–228. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-05270-6\\_16](https://doi.org/10.1007/978-3-030-05270-6_16)

- 
- Almeida Scheibler, C., & Rodrigues, M. A. (2018). User experience in games with HMD glasses through first and third person viewpoints with emphasis on embodiment. 2018 20th Symposium on Virtual and Augmented Reality (SVR) (págs. 75-81). IEEE.
- Almenara, J. C., Osuna, J. B., & Pérez, S. M. (2020). Estudiantes: ¿nativos digitales o residentes y visitantes digitales? Opción: Revista de Ciencias Humanas y Sociales, (93), 796–820. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7820378>
- Alvarado Garcia, J. R., Hernandez Garcia, J., Villatoro Tello, E., Ramirez de la Rosa, A. G., & Sanchez Sanchez, C. (2015). Sistema de recomendación de música basado en aprendizaje semi-supervisado.
- Alvites-Huamaní, P. A. (2016). Usabilidad: páginas web, entornos y educación virtual. HAMUT'AY, 3(1), 71–79. <https://doi.org/10.21503/hamu.v3i1.1002>
- Anguiano Batanero, E. (2019). Aprendizaje por refuerzo y técnicas profundas aplicadas a un sistema de recomendación de venta al por menor. Ph.D. dissertation.
- Araque Mesa, S. (2018). Metodología de desarrollo de software basada en la 0.5experiencia de usuario (MEDES-UX). Recuperado de <http://hdl.handle.net/20.500.12622/1714>
- Arroyave, J. C., Gamboa, J. A., & Unamuno, E. A. (2021). Análisis de criterios de experiencia de usuario (ux) en el desarrollo de la interfaz gráfica de usuario del módulo framework de la plataforma temonet de la Universidad de Guayaquil. Serie Científica de La Universidad de Las Ciencias Informáticas, 14(9), 95–105. Recuperado de <https://publicaciones.uci.cu/index.php/serie/article/view/938>
- Ávila García, G. (2018). Tipología de los usuarios de las TIC para el caso de España. Recuperado de <https://ddd.uab.cat/record/202578>
- Barrientos Mogollon, D. J. (2020). Técnicas, métodos y herramientas para la medición de Usabilidad en sistemas web y aplicaciones móviles: Una revisión sistemática de la literatura. Recuperado de <https://repositorio.upeu.edu.pe/handle/20.500.12840/3700>

- 
- Bautista Almeza, C. U. (2021). Implementación de un modelo de predicción de contratación de tarjetas de crédito para una entidad financiera española.
- Bergström, N. (2016). Web-sovelluksen toteutus Catalyst-ohjelmistokehyksellä. [https://www.theseus.fi/bitstream/handle/10024/111476/Bergstrom\\_Niklas.pdf?sequence=1](https://www.theseus.fi/bitstream/handle/10024/111476/Bergstrom_Niklas.pdf?sequence=1)
- Berners Lee, T., & Connolly, D. (1995). Hypertext markup language-2.0. <https://www.rfc-editor.org/rfc/rfc1866>
- Berzal, F., Cubero, J. C., & Cortijo, F. J. (2005). Desarrollo profesional de aplicaciones web con Asp. net. [https://books.google.com.ar/books?hl=es&lr=&id=J1d\\_9l6zIAIC&oi=fnd&pg=PA3&dq=Se+denomina+sistema+web+a+aquellas+aplicaciones+de+software+que+puede+utilizarse+accediendo+a+un+servidor+web+a+través+de+Internet+o+de+una+intranet+mediante+un+navegador.&ots=Gst9oIYl8H&sig=HQJOaZH4JTIYE-0WTgXJWdLdUkE&redir\\_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.ar/books?hl=es&lr=&id=J1d_9l6zIAIC&oi=fnd&pg=PA3&dq=Se+denomina+sistema+web+a+aquellas+aplicaciones+de+software+que+puede+utilizarse+accediendo+a+un+servidor+web+a+través+de+Internet+o+de+una+intranet+mediante+un+navegador.&ots=Gst9oIYl8H&sig=HQJOaZH4JTIYE-0WTgXJWdLdUkE&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false)
- Boada, N. (2022). ¿ Por qué es tan importante el User Experience o Experiencia del Usuario. Recuperado de <https://www.cyberclick.es/numerical-blog/por-que-user-experience-o-experiencia-del-usuario>.
- Breje, A.-R., Gyorödi, R., Gyorödi, C., Zmaranda, D., & Pecherle, G. (2018). Comparative study of data sending methods for XML and JSON models. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 9(12), 198–204. [https://www.researchgate.net/profile/Doina-Zmaranda/publication/330078378\\_Comparative\\_study\\_of\\_data\\_sending\\_methods\\_for\\_XML\\_and\\_JSON\\_models/links/5c3c77dba6fdccd6b5ab7855/Comparative-study-of-data-sending-methods-for-XML-and-JSON-models.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Doina-Zmaranda/publication/330078378_Comparative_study_of_data_sending_methods_for_XML_and_JSON_models/links/5c3c77dba6fdccd6b5ab7855/Comparative-study-of-data-sending-methods-for-XML-and-JSON-models.pdf)
- Bru Diaz, M. M. (2021). Modelos de aprendizaje supervisado para predecir la cantidad de pasajeros que saldrán de la Terminal de Transporte Norte de Medellín a otras regiones del País.
- Caballo, E. T. (2020). Aplicaciones de Machine Learning a la bioacústica marina.

- 
- Cabrera Giraldo, D. S. (2022). Técnicas de aprendizaje supervisado en la predicción de producción de un cultivo de caña de azúcar en el Valle del Cauca.
- Caicedo Bravo, E. F., & López Sotelo, J. A. (2017). Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales. 157.
- Caqui Vargas, J. G., & Pareja Limaco, J. P. (2021). Estudio comparativo entre las bases de datos relacional y no relacionales: una revisión de la literatura científica. <https://repositorio.upn.edu.pe/handle/11537/27388>
- Cardona, J. A., & Trujillo, M. L. (2016). Aplicación de una metodología adaptada de minería de datos en información del sector público. *UGCiencia* , 22, 199-212.
- Castells, M. (2001). Internet y la sociedad red. *La Factoría*, 14(15), 1–13. <https://www.alfabetizaciondigital.redem.org/wp-content/uploads/2017/05/Internet-y-la-sociedad-red..pdf>
- Castro, E. G. F. (2018). Implementación de una base de datos heterogénea distribuida entre los SGBDs ORACLE, MySQL y PostgreSQL con replicación, mediante un script bash implementado en el sistema operativo CentOS usando software libre. *INNOVA Research Journal*, 3(2.1), 59–66. <https://revistas.uide.edu.ec/index.php/innova/article/view/668>
- Cazares, C., & Eduardo, C. (2018). Pruebas de usabilidad y diseño Web. Recuperado de [https://uaeh.edu.mx/nuestro\\_alumnado/icbi/articulos/Pruebas\\_de\\_usabilidad\\_y\\_diseno\\_web.pdf](https://uaeh.edu.mx/nuestro_alumnado/icbi/articulos/Pruebas_de_usabilidad_y_diseno_web.pdf)
- Challenger Pérez, I., Díaz Ricardo, Y., & Becerra García, R. A. (2014). El lenguaje de programación Python. *Ciencias Holguín*, 20(2), 1–13. <https://www.redalyc.org/pdf/1815/181531232001.pdf>
- Chanchí, G., Vargas, P. A., & Campo, W. (2020). Automatización de inspecciones de usabilidad en sitios web. *Revista Iberica de Sistemas e Tecnologias de Informação*,(E26),(Aug. 2020), 475–487. Recuperado de [https://www.researchgate.net/profile/Patricia-Acosta-Vargas/publication/340022081\\_Automatizacion\\_de\\_inspecciones\\_de\\_usabilidad\\_en\\_sitios\\_web/links/5e7](https://www.researchgate.net/profile/Patricia-Acosta-Vargas/publication/340022081_Automatizacion_de_inspecciones_de_usabilidad_en_sitios_web/links/5e7)

---

2e6e5299bf1571848bc13/Automatizacion-de-inspecciones-de-usabilidad-en-sitios-web.pdf

- Chavez Cardenas, M. d. (2019). Mejoras en la clasificación de interacciones de proteínas de secuencias de la Arabidopsis Thaliana utilizando técnicas de bases de datos desbalanceadas. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 13, 91-106.
- Cheeseman, P. C., Self, M., Kelly, J., Taylor, W., Freeman, D., & Stutz, J. C. (1988). *Bayesian Classification*. AAAI, 88, págs. 607–611.
- Chiok, C. H., & Gallardo, J. C. (2021). Caracterización de las regiones del Perú según los indicadores de género aplicando métodos de agrupamiento. *Tierra nuestra*, 15, 84–94.
- Climent Serrano, S. (1998). *Internet: la red de redes*. <https://roderic.uv.es/bitstream/handle/10550/39358/Internet++una+red+de+redes.pdf?sequence=1>
- Cloudflare. (s.f.). ¿Qué es DNS? Recuperado el 28 de marzo de 2023, de <https://www.cloudflare.com/es-es/learning/dns/what-is-dns/>
- Constanzo, M. A., & Casas, S. I. (2018). Usabilidad de Framework Web: identificación de problemas y propuesta de evaluación. XXIV Congreso Argentino de Ciencias de La Computación (La Plata, 2018). Recuperado de <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/73289>
- Corona, A. E. (2004). *Protocolos TCP/IP de internet*. [https://www.ru.tic.unam.mx/bitstream/handle/123456789/791/sep\\_art51.pdf?sequence=1](https://www.ru.tic.unam.mx/bitstream/handle/123456789/791/sep_art51.pdf?sequence=1)
- Coronel Altamirano, J. P. (2015). Propuesta metodológica en la evaluación de la usabilidad de sitios web utilizando técnicas de experiencia de usuario (UX) para mejorar la satisfacción de usuarios finales. Recuperado de <https://hdl.handle.net/20.500.12672/8819>
- Correa Henao, M. (2021). Análisis de clúster automático (Doctoral dissertation, Universidad Nacional de Colombia).

- 
- Corredor, J. D. P., Delgado, V. A., & Ordóñez, C. A. C. (2018). Construyendo una guía para la evaluación de la usabilidad en EVAs. *Campus Virtuales*, 7(2), 93–104. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6681861>
- Cybulski, P., & Horbiński, T. (2020). User experience in using graphical user interfaces of web maps. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9, 412.
- Dabrowski, A., Merzdovnik, G., Ullrich, J., Sendera, G., & Weippl, E. (2019). Measuring cookies and web privacy in a post-gdpr world. *International Conference on Passive and Active Network Measurement* (págs. 258-270). Springer.
- Delgado Rodríguez, H. A. (2018). Arquitectura de la información de un Sitio y Usabilidad Web. Recuperado de <https://disenowebakus.net/arquitectura-de-la-informacion.php>
- Domazet, I. S., & Simović, V. M. (2020). The use of Google Analytics for measuring website performance of non-formal education institution. En *Handbook of Research on Social and Organizational Dynamics in the Digital Era* (págs. 483-498). IGI Global.
- El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). What is machine learning? En *machine learning in radiation oncology* (págs. 3-11). Springer.
- Enríquez, J. G., & Casas, S. I. (2016). FUsaM: Framework, con base en una SPL, para la medición de usabilidad en aplicaciones móviles. *Uniciencia*, 30(2), 31–45. <https://doi.org/10.15359/ru.30-2.3>
- Ependi, U., Kurniawan, T. B., & Panjaitan, F. (2019). System usability scale vs heuristic evaluation: a review. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 10(1), 65–74. Recuperado de <https://jurnal.umk.ac.id/index.php/simet/article/view/2725/1654>
- Feng, X., Shen, J., & Fan, Y. (2009). REST: An alternative to RPC for Web services architecture. *2009 First International Conference on Future Information Networks*, 7–10. <https://doi.org/10.1109/ICFIN.2009.5339611>
- Fernández López, J. M. (2017). Implementación de un servidor web para pruebas de seguridad como: autenticación e interceptación de datos en Owncloud así como

---

escaneo de puertos en SurDoc (Universidad Autónoma de la Ciudad de México: Colegio de Ciencia y Tecnología).  
[https://repositorioinstitucionaluacm.mx/jspui/bitstream/123456789/735/3/JHOANA MAGDALENA FERNÁNDEZ LÓPEZ\\_ISET.pdf](https://repositorioinstitucionaluacm.mx/jspui/bitstream/123456789/735/3/JHOANA%20MAGDALENA%20FERNANDEZ%20LOPEZ_ISET.pdf)

Fernández-Ordóñez, J. M., Jiménez, L. E., Torres-Carrión, P., Barba-Guamán, L., & Rodríguez-Morales, G. (2019). Experiencia Afectiva Usuario en ambientes con Inteligencia Artificial, Sensores Biométricos y/o Recursos Digitales Accesibles: Una Revisión Sistemática de Literatura. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, 35-53.

Ferreira, D. (2012). ¿Cómo desarrollar bienes y servicios públicos con datos? In *Gestión municipal y gobierno electrónico: participación, transparencia y datos abiertos*. Buenos aires: BID, 2012 (pp. 35–48).  
<http://eprints.rclis.org/27999/1/02-gm-gob-electronico--diego.pdf>

Fisteus, J. (2013). El protocolo Http.  
<http://www.it.uc3m.es/jaf/aw/transparencias/http.pdf>

Flore, J. (2022). Usabilidad y experiencia de usuario. Recuperado de [https://www.hospitalitaliano.org.ar/?utm\\_source=email\\_marketing&utm\\_admin=110784&utm\\_medium=email&utm\\_campaign=News\\_Departamento\\_de\\_Informtica\\_en\\_Salud#!/home/infomed/noticia/147565](https://www.hospitalitaliano.org.ar/?utm_source=email_marketing&utm_admin=110784&utm_medium=email&utm_campaign=News_Departamento_de_Informtica_en_Salud#!/home/infomed/noticia/147565)

Galarza, P. C. (2016). Usabilidad web y la experiencia de usuario. *Tecnología & Diseño*, (6). Recuperado de <https://revistatd.azc.uam.mx/index.php/rtd/article/view/10>

Gallardo Campos, M. (2009). Aplicación de técnicas de clustering para la mejora del aprendizaje. Ph.D. dissertation.

García, D. V., Chirino, R. R., Infante, R. A., Cabrera, E. F., & Hernández, J. A. (2021). Método de Clustering Jerárquico Aglomerativo para la asignación del financiamiento a Proyectos de Desarrollo Local. *Revista Cubana de Transformación Digital*, 2, 71–83.

Garre, M., Cuadrado, J. J., Sicilia, M. A., Rodríguez, D., & Rejas, R. (2007). Comparación de diferentes algoritmos de clustering en la estimación de coste

- 
- en el desarrollo de software. REICIS. Revista Española de Innovación, Calidad e Ingeniería del Software, 3, 6–22.
- Ghosh, S., & Dubey, S. K. (2013). Comparative analysis of k-means and fuzzy c-means algorithms. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 4.
- Gibbins, N. (2020). Cascading Stylesheets. <http://edshare.soton.ac.uk/20591/5/04a - CSS.pdf>
- Gil González, A. B., & Luis Reboledo, A. de. (2019). Usabilidad Web. Recuperado de <http://hdl.handle.net/10366/139642>
- Giraldi, L. (2020). The Future of User Experience Design in the Interior of Autonomous Car Driven by AI. *International Conference on Intelligent Human Systems Integration*, 46–51. [https://doi.org/DOI: 10.1007/978-3-030-39512-4\\_8](https://doi.org/DOI: 10.1007/978-3-030-39512-4_8)
- Giraldo Escobar, S. A. (2021). Negociación algorítmica de acciones por medio de aprendizaje por refuerzo profundo.
- Godoy Viera, Ángel F. (2017). Técnicas de aprendizaje de máquina utilizadas para la minería de texto. *Investigación Bibliotecológica: Archivonomía, bibliotecología E información*, 31(71), 103–126. <https://doi.org/10.22201/iibi.0187358xp.2017.71.57812>
- Goldenberg, D. (2007). Categorización automática de documentos con mapas auto-organizados de Kohonen.
- Gómez Jaramillo, P. A. (2022). Modelo de clasificación de incidentes tecnológicos para una empresa aseguradora desde un enfoque machine learning.
- González Pellicer, E., & Turmo Borrás, J. (2008). Non-parametric document clustering by ensemble methods. *Procesamiento del lenguaje natural*. N. 40 (abril 2008); pp. 91-98.
- González Valle, Y., Galpert, D., Molina-Ruiz, R., & Aguero-Chapin, G. (2020). Integración de rasgos y aprendizaje semi-supervisado para la clasificación funcional de enzimas utilizando K-medias de Spark. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 14, 134-161.

- 
- Gourley, D., Totty, B., Sayer, M., Aggarwal, A., & Reddy, S. (2002). HTTP: the definitive guide.  
<https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=3EybAgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT4&dq=HTTP&ots=X63UY9IZ-o&sig=DEC0j-3uhAKUDE8jn00wtPu4SJ0>
- Guanin-Fajardo, J., Casillas, J., & Chiriboga-Casanova, W. (2019). Aprendizaje semi-supervisado para descubrir la escala de tiempo promedio de graduación de estudiantes universitarios. *Conrado* , 15, 291-299.
- Guapo, M. A. H., & Falero, M. del R. F. (2015). RECONCILIANDO LAS TIPOLOGÍA DE USUARIOS DE INTERNET. *Razón y Palabra*, (89). Recuperado de <https://www.redalyc.org/pdf/1995/199536848034.pdf>
- Guevara, L. I. (2018). Algoritmo robusto de identificación de cúmulos en bases de datos para la obtención de variables escondidas a través de redes bayesianas. TESIS. Ph.D. dissertation, Universidad Veracruzana.
- Gunawan, R., Rahmatulloh, A., Darmawan, I., & Firdaus, F. (2019). Comparison of web scraping techniques: regular expression, HTML DOM and Xpath. 2018 International Conference on Industrial Enterprise and System Engineering (ICoIESE 2018) (págs. 283-287). Atlantis Press.
- Gutierrez, J. (2014). ¿Qué es un framework web?  
[http://www.lsi.us.es/~javierj/investigacion\\_ficheros/Framework.pdf](http://www.lsi.us.es/~javierj/investigacion_ficheros/Framework.pdf)
- Haaksma, T. R., de Jong, M. D. T., & Karreman, J. (2018). Users' personal conceptions of usability and user experience of electronic and software products. *IEEE Transactions on Professional Communication*, 61(2), 116–132.  
<https://doi.org/10.1109/tpc.2018.2795398>
- Hair Jr, J. F., & Sarstedt, M. (2021). Data, measurement, and causal inferences in machine learning: opportunities and challenges for marketing. *Journal of Marketing Theory and Practice* , 29, 65-77.
- Hassan Montero, Y. (2002). Introducción a la Usabilidad. *No Sólo Usabilidad*, (1). Recuperado de [http://www.nosolousabilidad.com/articulos/introduccion\\_usabilidad.htm](http://www.nosolousabilidad.com/articulos/introduccion_usabilidad.htm)

- 
- Hassenzahl, M. (2008). User experience (UX): towards an experiential perspective on product quality. Proceedings of the 21st Annual Conference of the British HCI Group, 1-4.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction (2nd ed.). Springer.
- Hernández Salazar, P. (2018). Perfil del usuario de información. Recuperado de <http://biblioteca.udgvirtual.udg.mx/jspui/handle/123456789/1970>
- Hernández, J. A. (2016). Métodos de reducción de dimensionalidad: Análisis comparativo de los métodos APC, ACP y ACPK. *Uniciencia*, 30, 115-122.
- Hotimsky, T., Molina, W., Salgado, C. H., Peralta, M., & Sánchez, A. (2019). Cambiando percepciones: UX design. XXI Workshop de Investigadores En Ciencias de La Computación (WICC 2019, Universidad Nacional de San Juan). <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/77089>
- Huerta, E. (2014). Introducción al diseño de Experiencia de Usuario. <https://suriweb.com.ar/wp/dds/wp-content/uploads/sites/4/2019/03/Introducción-al-Diseño-de-Experiencia-de-Usuario-Eduardo-Huerta.pdf>
- ISO 9241-11. (1998). Ergonomic requirements for office work with visual display terminals (VDTs) - Part 11: Guidance on usability. International Organization for Standardization.
- Jang, H., & Han, S. H. (2022). User experience framework for understanding user experience in blockchain services. *International Journal of Human-Computer Studies*, 158, 102733.
- Javier, P. E., Lorena, M. G., & Mario, P. B. (2020). Reconocimiento de rostros mediante inteligencia artificial hacia los dispositivos inteligentes face recognition through artificial intelligence towards intelligent devices.
- Ji, H., Yun, Y., Lee, S., Kim, K., & Lim, H. (2018). An adaptable UI/UX considering user's cognitive and behavior information in distributed environment. *Cluster Computing*, 21(1), 1045–1058. Recuperado de <https://link.springer.com/article/10.1007/s10586-017-0999-9>

- 
- Kashfi, P., Nilsson, A., & Feldt, R. (2017). Integrating User eXperience practices into software development processes: implications of the UX characteristics. *PeerJ Computer Science*, 3, e130. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.130>
- Kasneji, E., Seßler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., ... & Kasneji, G. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274.
- Khan, K., Rehman, S. U., Aziz, K., Fong, S., & Sarasvady, S. (2014). DBSCAN: Past, present and future. *The fifth international conference on the applications of digital information and web technologies (ICADIWT 2014)* (págs. 232–238). IEEE.
- Khazode, C. A., & Sarode, R. D. (2016). Evolution of the world wide web: from web 1.0 to 6.0. *International Journal of Digital Library Services*, 6(2), 1–11. <https://www.ijodls.in/uploads/3/6/0/3/3603729/ijodls121.pdf>
- Krug, S. (2018). *Don't make me think!: Web & Mobile Usability: Das intuitive Web*. [https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=e-VIDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT240&dq=+Don+t+make+me+think&ots=by7ZsVNbDt&sig=\\_flPnHVDRQjZj4YfvKENmaq1dsk](https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=e-VIDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT240&dq=+Don+t+make+me+think&ots=by7ZsVNbDt&sig=_flPnHVDRQjZj4YfvKENmaq1dsk)
- Kučak, D., Juričić, V., & Đambić, G. (2018). MACHINE LEARNING IN EDUCATION-A SURVEY OF CURRENT RESEARCH TRENDS. *Annals of DAAAM & Proceedings*, 29.
- Kujala, S. (2010). User involvement: A review of the benefits and challenges. *Behaviour & Information Technology*, 29(3), 1-23.
- Kumaresh, S., & Ramachandran, B. (2012). Defect prevention based on 5 dimensions of defect origin. *International Journal of Software Engineering & Applications (IJSEA)*, 3(4). [https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=3761559](https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3761559)
- Laparra Hernandez, J. (2015). Evaluación de la usabilidad web mediante el análisis de la mirada y la respuesta fisiológica. Influencia de las características del usuario (Universitat Politècnica de València). <https://doi.org/10.4995/Thesis/10251/51459>

- 
- Laudon, K. C., & Laudon, J. P. (2019). *Sistemas de información gerencial*. Pearson Educación.
- Levlin, M. (2020). DOM benchmark comparison of the front-end JavaScript frameworks React, Angular, Vue, and Svelte. <https://www.doria.fi/handle/10024/177433>
- Lewis, J. R. (2018a). Measuring perceived usability: The CSUQ, SUS, and UMUX. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 34(12), 1148–1156. <https://doi.org/10.1080/10447318.2017.1418805>
- Lewis, J. R. (2018b). The system usability scale: past, present, and future. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 34(7), 577–590. <https://doi.org/10.1080/10447318.2018.1455307>
- Lindvall, M., Molin, J., & Löwgren, J. (2018). From machine learning to machine teaching: the importance of UX. *Interactions*, 25(6), 52–57. <https://doi.org/10.1145/3282860>
- Logroño, D. J. B., Lara, O. O. E., & Rivera, A. D. P. (2020). Implementación del bootstrap como una metodología ágil en la web. *Revista Arbitrada Interdisciplinaria Koinonía*, 5(9), 268–286. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7437979>
- López-Castañeda, A., Alatraste-Martínez, Y., & González-Beltrán, B. A. (2020). Conceptos, elementos y usos del diseño UX. *Academia Journals 2020*. Recuperado de [https://www.researchgate.net/profile/Yadira-Alatraste-Martinez/publication/350190051\\_Conceptos\\_elementos\\_y\\_usos\\_del\\_diseno\\_UX/links/60552fe8a6fdccbfefaf0c6a0/Conceptos-elementos-y-usos-del-diseno-UX.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Yadira-Alatraste-Martinez/publication/350190051_Conceptos_elementos_y_usos_del_diseno_UX/links/60552fe8a6fdccbfefaf0c6a0/Conceptos-elementos-y-usos-del-diseno-UX.pdf)
- Lorés, J., & Granollers, T. (2017). La Ingeniería de la Usabilidad aplicada al diseño y desarrollo de sitios Web. *Tendencias Actuales En La Interacción Persona-Ordenador: Accesibilidad, Adaptabilidad y Nuevos Paradigmas*, 119. Recuperado de <http://www.info-ab.uclm.es/personal/antoniofdez/download/papers/summerschool/summerschool2003.pdf#page=131>

- 
- Lourenço, J. R., Abramova, V., Vieira, M., Cabral, B., & Bernardino, J. (2015). Nosql databases: A software engineering perspective. In *New Contributions in Information Systems and Technologies* (pp. 741–750). [https://doi.org/10.1007/978-3-319-16486-1\\_73](https://doi.org/10.1007/978-3-319-16486-1_73)
- Luján Mora, S. (2001). Programación en Internet: clientes web. Programación En Internet. <http://rua.ua.es/dspace/handle/10045/16994>
- Luna, F. (2019). JavaScript-Aprende a programar en el lenguaje de la web. RedUsers.
- Luther, L., Tiberius, V., & Brem, A. (2020). User Experience (UX) in business, management, and psychology: A bibliometric mapping of the current state of research. *Multimodal Technologies and Interaction*, 4, 18.
- Mack, Z., & Sharples, S. (2009). The importance of usability in product choice: A mobile phone case study. *Ergonomics*, 52(12), 1514–1528. <https://doi.org/10.1080/00140130903197446>
- Madrid, N. (25 de septiembre de 2022). Métricas de usabilidad y experiencia de usuario. Nacho Madrid. <https://www.nachomadrid.com/2020/01/metricas-de-usabilidad-y-experiencia-de-usuario/>
- Martín, A. E., Gaetán, G., Saldaño, V. E., Cardozo, C., Carrizo, A., Sosa, H., ... Villagra, S. (2020). La experiencia de usuario en el contexto de los multi-dispositivos. XXII Workshop de Investigadores En Ciencias de La Computación (WICC 2020, El Calafate, Santa Cruz). <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/104046>
- Mascheroni, M. A., Greiner, C. L., Dapozo, G. N., & Estayno, M. G. (2013). Ingeniería de usabilidad. Una propuesta tecnológica para contribuir a la evaluación de la usabilidad del software. *Revista Latinoamericana de Ingeniería de Software*, 1(4), 125–134. Recuperado de <http://revistas.unla.edu.ar/software/article/view/101>
- Mendoza Vidal, R. A., & Sánchez Rodríguez, S. D. (2021). Experiencia del Usuario: Factores que influyen en la satisfacción hacia los servicios de la banca digital

- 
- en el Perú. Recuperado de <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/18777>
- Mina, M. A. E., & Cedeño, A. Y. S. (2018). Análisis comparativo entre ASP. NETy PHP. *INNOVA Research Journal*, 3(4), 25–43. <https://doi.org/10.33890/innova.v3.n4.2018.474>
- Minge, M., & Thüring, M. (2018). Hedonic and pragmatic halo effects at early stages of user experience. *International Journal of Human-Computer Studies*, 109, 13–25. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2017.07.007>
- Moreno, J. C., Groppo, M. A., & Marciszack, M. M. (2020). La usabilidad temprana en el modelado conceptual de sistemas. Recuperado de <https://ria.utn.edu.ar/handle/20.500.12272/5811>
- Moreno, J. C., Marciszack, M. M., Groppo, M. A., & Fernández Taurant, J. P. (2017). Especificación de métricas de usabilidad mediante el uso de léxico extendido del lenguaje y escenarios.”.
- Moreno, L. (2003). El Modelo OSI. [https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/48988821/01\\_modelo\\_OSI\\_v2-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1654874090&Signature=KttDmizfPRKco6vrwweoKLxak71wA9S5otkchh6nd8rCatUd70Qzc1ZSCViFzkC8uANjTyxaKTY0pz-5gR8UKM1Yj-7zlu4MX7nWnG-f~UTQNbzdpirOXcZgFRdCgUoiCw9xE1b3ws86yksZ7NmwwN5cWgy5PfEngO2g8zDftmUgWL7D9lh-vqU34NczNi5DbM2RWOLcOjf8rwK7I9mXYmc7kaZVNOKxnZx~4Z3631Rrxg-d3uoidM9aPpSXJI0b-KuWopDOtsiWju0thTcuRYeKOZdRjbWQJgJfo2cyERIFNC7wIK9qqutfjgyCFJo16iK096UVMuXXYByl~Ncq1g\\_\\_&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA](https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/48988821/01_modelo_OSI_v2-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1654874090&Signature=KttDmizfPRKco6vrwweoKLxak71wA9S5otkchh6nd8rCatUd70Qzc1ZSCViFzkC8uANjTyxaKTY0pz-5gR8UKM1Yj-7zlu4MX7nWnG-f~UTQNbzdpirOXcZgFRdCgUoiCw9xE1b3ws86yksZ7NmwwN5cWgy5PfEngO2g8zDftmUgWL7D9lh-vqU34NczNi5DbM2RWOLcOjf8rwK7I9mXYmc7kaZVNOKxnZx~4Z3631Rrxg-d3uoidM9aPpSXJI0b-KuWopDOtsiWju0thTcuRYeKOZdRjbWQJgJfo2cyERIFNC7wIK9qqutfjgyCFJo16iK096UVMuXXYByl~Ncq1g__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA)
- Moya Gutiérrez, M. J. (2020). Aprendizaje no supervisado en el perfilamiento de clientes para profit scoring: caso de estudio de una Fintech Latinoamericana.
- Mozilla. (2022). Cookies - Información que los sitios web almacenan en tu equipo. Recuperado el 28 de marzo de 2023, de <https://support.mozilla.org/es/kb/cookies-informacion-que-los-sitios-web-guardan-en->

- 
- Murillo, D. (2017). Navegadores web. *El Tecnológico*, 27(1), 13–14.  
<https://revistas.utp.ac.pa/index.php/el-tecnologico/article/view/1287>
- Naegelin M, Weibel RP, Kerr JI, Schinazi VP, La Marca R, von Wangenheim F, Hoelscher C, Ferrario A: An interpretable machine learning approach to multimodal stress detection in a simulated office environment. *Journal of Biomedical Informatics* 2023, 139: 104299,  
<https://doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104299>
- Navarro-Alamán, J., Gilaberte, R. L., & Bagdasari, E. C. (2021). Una propuesta de caracterización inicial de mayores para el desarrollo de interfaces adaptativas. *Revista de La Asociación Interacción Persona Ordenador (AIPO)*, 2(2), 34–41. Recuperado de <http://revista.aipo.es/index.php/INTERACCION/article/view/42>
- Navarro-Tuch, S. A., Lopez-Aguilar, A. A., Bustamante-Bello, M. R., Molina, A., Izquierdo-Reyes, J., & Curiel Ramirez, L. A. (2019). Emotional domotics: a system and experimental model development for UX implementations. *International Journal on Interactive Design and Manufacturing (IJIDeM)*, 13(4), 1587–1601. Recuperado de <https://link.springer.com/article/10.1007/s12008-019-00598-z>
- Nayak, J., Naik, B., & Behera, H. (2015). Fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm: a decade review from 2000 to 2014. *Computational intelligence in data mining-volume 2*, 133–149.
- Nielsen, J. (1993). *Usability engineering*. Elsevier.
- Nielsen, J. (1994a). *Usability engineering*.  
<https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=95As2OF67f0C&oi=fnd&pg=PR9&dq=Usability+Engineering&ots=3cDDwk9nZx&sig=uy7nVKI0Bc52UvS7KX4pIlsB7AA>
- Nielsen, J. (1994b). Usability inspection methods. *Conference Companion on Human Factors in Computing Systems*, 413–414. Recuperado de <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/259963.260531>
- Nielsen, J. (2012). *Usability 101: Introduction to usability*. Nielsen Norman Group.

- 
- Niño, F. A. P. (2020). Introducción al análisis clúster: una aplicación en la clasificación de campos petroleros. *Ind Univ Santander*.
- Norman, D. (2020). Definición de experiencia de usuario. <https://www.nachomadrid.com/2020/01/definicion-de-experiencia-de-usuario/>
- Ofoeda, J., Boateng, R., & Effah, J. (2019). Application programming interface (API) research: A review of the past to inform the future. *International Journal of Enterprise Information Systems (IJEIS)*, 15(3), 76–95. <https://doi.org/10.4018/IJEIS.2019070105>
- Olivera Cokan, C. A. (2020). Sistema web y aplicativo móvil de soporte a las pruebas de usabilidad y experiencia de usuario basadas en métricas de usabilidad y EMOCARDS. Recuperado de <https://tesis.pucp.edu.pe/repositorio/handle/20.500.12404/16054>
- Park, M., Im, H., & Kim, D. Y. (2018). Feasibility and user experience of virtual reality fashion stores. *Fashion and Textiles*, 5, 1-17.
- Pascual, D., Pla, F., & Sánchez, S. (2007). Algoritmos de agrupamiento. *Método Informáticos Avanzados*, 164–174.
- Peláez Alzáte, H. J. (2017). Metodología híbrida no supervisada basada en algoritmos genéticos y Fuzzy C-Means para la identificación de pérdidas de energía en transformadores de distribución.
- Peláez, R. S. (2002). Análisis de seguridad de la familia de protocolos TCP/IP y sus servicios asociados. [http://ftp.nluug.nl/ftp/pub/os/Linux/doc/LuCaS/Manuales-LuCAS/doc-seguridad-tcpip/Seguridad\\_en\\_TCP-IP\\_Ed1.pdf](http://ftp.nluug.nl/ftp/pub/os/Linux/doc/LuCaS/Manuales-LuCAS/doc-seguridad-tcpip/Seguridad_en_TCP-IP_Ed1.pdf)
- Pérez Ibarra, S. G., Quispe, J. R., Mullicundo, F. F., & Lamas, D. A. (2021). Herramientas y tecnologías para el desarrollo web desde el FrontEnd al BackEnd. XXIII Workshop de Investigadores En Ciencias de La Computación (WICC 2021, Chilecito, La Rioja). <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/120476>

- 
- Pérez, J. E. (2019). Introducción a JavaScript. [http://190.57.147.202:90/jspui/bitstream/123456789/430/1/introduccion\\_javascript %281%29.pdf](http://190.57.147.202:90/jspui/bitstream/123456789/430/1/introduccion_javascript%281%29.pdf)
- Prescott, P. (2015). HTML 5. [https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=BuyNCgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT4&dq=HTML+%&ots=hnmRXgArj0&sig=GllcbttEeCspwh6\\_dICJaRd4M94](https://books.google.com/books?hl=es&lr=&id=BuyNCgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT4&dq=HTML+%&ots=hnmRXgArj0&sig=GllcbttEeCspwh6_dICJaRd4M94)
- Quiroga, E. M. (2019). Responsabilidad de los buscadores en internet. *Revista de Responsabilidad Civil y Seguros: Publicación Mensual de Doctrina, Jurisprudencia y Legislación*, 21(3), 33–45. [http://www.argensig.org/argensig2018/tpl/presentaciones/argensig2018/eduardo\\_molina\\_quiroga.pdf](http://www.argensig.org/argensig2018/tpl/presentaciones/argensig2018/eduardo_molina_quiroga.pdf)
- Quispe Poccohuanca, O. E. (2018). Integración de técnicas de deep learning y algoritmos de aprendizaje multi etiqueta para la clasificación de Textos.
- Ramírez-Acosta, K. (2017). User experience and user interface: important parameters for an effective design. *Revista Tecnología En Marcha*, 30, 49–54. <http://dx.doi.org/10.18845/tm.v30i5.3223>
- Ramírez-Gómez, J. S. (2019). Evaluación de algoritmos de aprendizaje de máquina no supervisados sobre datos climáticos.
- Ramírez, C. A. Y., & Luna, J. E. O. (2016). Medición de la usabilidad en el desarrollo de aplicaciones educativas móviles. *Revista Virtual Universidad Católica Del Norte*, (47), 128–140. Recuperado de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7795677>
- Robles Mendo, I. (2021). Análisis del estado del arte de Machine Learning en emergencias sanitarias.
- Rodas Ulloa, F. R. (2021). Heurísticas interculturales para evaluar la usabilidad de sitios web transaccionales.
- Rodríguez Castilla, L., González Hernández, D. L., & Pérez González, Y. (2017). De la arquitectura de información a la experiencia de usuario: Su interrelación en el desarrollo de software de la Universidad de las Ciencias Informáticas.

---

E-Ciencias de La Información, 7(1), 155–176.  
<https://doi.org/10.15517/eci.v7i1.24317>

- Rodríguez-Burrel, J. (2009). Google analytics: bueno, bonito y gratis. *Profesional de la información*, 18, 67-71.
- Rojas, E. M. (2020). Machine Learning: análisis de lenguajes de programación y herramientas para desarrollo. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, 586-599.
- Ruiz, R. R., Alfonso, D. A., & Rodríguez, L. S. (2019). Usabilidad de páginas web y mensajería de texto. <https://Editorial.Konradlorenz.Edu.Co/2019/11/Prevencion-de-La-Enfermedad-y-La-Muerte-En-El-Embarazo-y-La-Primera-Infancia.Html>. <https://doi.org/10.14349/9789585234420.15>
- Saks, E. (2019). JavaScript Frameworks: Angular vs React vs Vue. <https://www.theseus.fi/bitstream/handle/10024/261970/Thesis-Elar-Saks.pdf?sequence=2>
- Sánchez, C. A. C. (2021). Efectos de la inteligencia artificial en las estrategias de marketing: Revisión de literatura. *ADRResearch: Revista Internacional de Investigación en Comunicación*, (24), 26-41.
- Sánchez, W. O. (2015). La usabilidad en Ingeniería de Software: definición y características. Recuperado de [http://www.redicces.org.sv/jspui/bitstream/10972/1937/1/2.La usabilidad en Ingeniería de Software- definicion y caracteristicas.pdf](http://www.redicces.org.sv/jspui/bitstream/10972/1937/1/2.La%20usabilidad%20en%20Ingenier%C3%ADa%20de%20Software-%20definicion%20y%20caracteristicas.pdf)
- Sandoval Serrano, L. J. (2018). Algoritmos de aprendizaje automático para análisis y predicción de datos. *Revista Tecnológica*; no. 11 .
- Schwarz, D. (2019). A guide to responsive design + breakpoints. <https://uxtricks.design/blogs/ux-design/responsive-design/>
- Segura, A. (1995). La navegación hipertextual en el World Wide Web: implicaciones para el diseño de materiales educativos. [https://www.um.es/innova/OCW/disenio\\_y\\_evaluacion\\_materiales\\_didacticos/m\\_paz/utilidades/pdf/18.pdf](https://www.um.es/innova/OCW/disenio_y_evaluacion_materiales_didacticos/m_paz/utilidades/pdf/18.pdf)

- 
- Segura, C. M. G., & García, M. G. (2014). Nauvo e inmigrantes vs residentes y visitantes digitales. *D Rectorio*, 6–8. Recuperado de <https://www.tizimin.uady.mx/archivos/publicaciones/RevistaInforFMATeNo8.pdf#page=10>
- Shang, S. S., & Chiu, L. (2022). Leveraging Smart Technology for User Experience Personalization—A Comparative Case Study of Innovative Payment Systems. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 14, 6.
- Sharma, N., Bajpai, A., & Litoriya, M. R. (2012). Comparison the various clustering algorithms of weka tools. *facilities*, 4, 78–80.
- Silver, D., Hubert, T., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Lai, M., Sifre, L., ... y Graepel, T. (2018). A general reinforcement learning algorithm that masters chess, shogi, and Go through self-play. *Science*, 362(6419), 1140-1144. doi: 10.1126/science.aar6404
- Sinaga, K. P., & Yang, M.-S. (2020). Unsupervised K-means clustering algorithm. *IEEE access*, 8, 80716–80727.
- Soni, A., & Ranga, V. (2019). API features individualizing of web services: REST and SOAP. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 8(9), 664–671. [https://www.researchgate.net/profile/Virender-Ranga/publication/335419384\\_API\\_Features\\_Individualizing\\_of\\_Web\\_Services\\_REST\\_and\\_SOAP/links/5d64960ea6fdccc32cd31171/API-Features-Individualizing-of-Web-Services-REST-and-SOAP.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Virender-Ranga/publication/335419384_API_Features_Individualizing_of_Web_Services_REST_and_SOAP/links/5d64960ea6fdccc32cd31171/API-Features-Individualizing-of-Web-Services-REST-and-SOAP.pdf)
- Souza, K. E., Seruffo, M. C., De Mello, H. D., Souza, D. d., & Vellasco, M. M. (2019). User experience evaluation using mouse tracking and artificial intelligence. *IEEE Access*, 7, 96506-96515.
- Sumaiya, P. (2018). Enhancing user experience using machine learning. *Int. J. Eng. Res. Technol.(IJERT)*, 7(2), 353–358. <https://doi.org/10.5013/IJSSST.a.20.05.01>
- Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2nd ed.). MIT Press.

- 
- Torres, F. P., Sanches, S. J., & Montañez, L. E. (2016). DISCRIMINACIÓN DE TEXTURAS EN IMÁGENES INALÁMBRICAS, UTILIZANDO EL ALGORITMO K-MEANS. *Revista Clepsidra*, 11, 46–53.
- Ugras, T., Gülseçen, S., Çubukçu, C., İli Erdoğmuş, İ., Gashi, V., & Bedir, M. (2016). Research trends in web site usability: A systematic review. *International Conference of Design, User Experience, and Usability*, 517–528. Recuperado de [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-40409-7\\_49](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-40409-7_49)
- Valenzuela Najar, J. D. (2018). Análisis de comportamiento de consumos de clientes.
- Vásquez Reyes, S. P., & Carmen Quipuzco, V. E. (2018). Metodología de referencia de UI, UX e IxD para el desarrollo de aplicaciones en smartphones y smartwatches. <https://doi.org/10.19083/tesis/625498>
- Vásquez, A. C., & Fernández, C. L. (2016). Aprendizaje de perfiles de usuario web para modelizar interfaces adaptativas. *Theorēma* (Lima, Segunda Época, En Línea), (3), 155–164. Recuperado de <https://revistasinvestigacion.unmsm.edu.pe/index.php/Theo/article/view/11985>
- Vidal, E. (2014). Algoritmo divisivo de clustering con determinación automática de componentes. Ph.D. dissertation, Facultad de Ciencias Exactas, Ingeniería y Agrimensura. Universidad Nacional ....
- Vidal, P., & Martin, A. (2020). Experiencia de Usuario + Web Responsivo: Un Estudio desde la Perspectiva de un Enfoque Integrado. *Informe Científico Técnico UNPA*, 12(1), 49–75. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7587577>
- Vilà Baños, R., Rubio Hurtado, M. J., Berlanga, V., & Torrado Fonseca, M. (2014). Cómo aplicar un cluster jerárquico en SPSS. *REIRE. Revista d'Innovació i Recerca en Educació*, 2014, vol. 7, num. 1, p. 113-127.
- Villamil Paz, S. (2021). Control de navegación de un dron usando aprendizaje por refuerzo.
- w3schools. (29 de septiembre de 2022). Eventos HTML DOM. w3schools. [https://www.w3schools.com/jsref/dom\\_obj\\_event.asp](https://www.w3schools.com/jsref/dom_obj_event.asp)

- 
- Wirfs-Brock, A., & Eich, B. (2020). JavaScript: the first 20 years. *Proceedings of the ACM on Programming Languages*, 4(HOPL), 1–189. <https://doi.org/10.1145/3386327>
- Wohlgethan, E. (2018). Supporting Web Development Decisions by Comparing Three Major JavaScript Frameworks: Angular, React and Vue.js (Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg). [https://reposit.haw-hamburg.de/bitstream/20.500.12738/8417/1/BA\\_Wohlgethan\\_2176410.pdf](https://reposit.haw-hamburg.de/bitstream/20.500.12738/8417/1/BA_Wohlgethan_2176410.pdf)
- Xia, X. (2020). Clustering Analysis of Interactive Learning Activities Based on Improved BIRCH Algorithm. *arXiv preprint arXiv:2010.03821*.
- Yang, Q. (2018). Machine learning as a UX design material: how can we imagine beyond automation, recommenders, and reminders? *AAAI Spring Symposia*. Recuperado de [https://www.researchgate.net/profile/Qian-Yang-19/publication/324077664\\_Machine\\_Learning\\_as\\_a\\_UX\\_Design\\_Material\\_How\\_Can\\_We\\_Imagine\\_Beyond\\_Automation\\_Recommenders\\_and\\_Reminders/links/5b3cfe2ca6fdcc8506f560e1/Machine-Learning-as-a-UX-Design-Material-How-Can-We-Imagine-Beyond-Automation-Recommenders-and-Reminders.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Qian-Yang-19/publication/324077664_Machine_Learning_as_a_UX_Design_Material_How_Can_We_Imagine_Beyond_Automation_Recommenders_and_Reminders/links/5b3cfe2ca6fdcc8506f560e1/Machine-Learning-as-a-UX-Design-Material-How-Can-We-Imagine-Beyond-Automation-Recommenders-and-Reminders.pdf)
- Yumbo Anís, L. J. (2021). Análisis de técnicas para la detección de amenazas de seguridad utilizando machine learning aplicado a servidores windows server 2016. Ph.D. dissertation, Universidad de Guayaquil. Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas
- Zarour, M., & Alharbi, M. (2017). User experience framework that combines aspects, dimensions, and measurement methods. *Cogent Engineering*, 4(1), 1421006. <https://doi.org/10.1080/23311916.2017.1421006>
- Zierau, N., Wambsganss, T., Janson, A., Schöbel, S., & Leimeister, J. M. (2020). The anatomy of user experience with conversational agents: a taxonomy and propositions of service clues. *International Conference on Information Systems (ICIS)*.-Hyderabad, India.

---

## Anexos

Se realizó una entrevista con el Jefe de Desarrollo del área Informática del Ministerio de Salud el día 01/07/2022, para recabar información y documentación que permita elaborar este trabajo de investigación.

### **Anexo I Directivas a cumplir**

Pregunta del tesista: ¿El sistema de stock tuvo directivas acerca de estándares a cumplir?

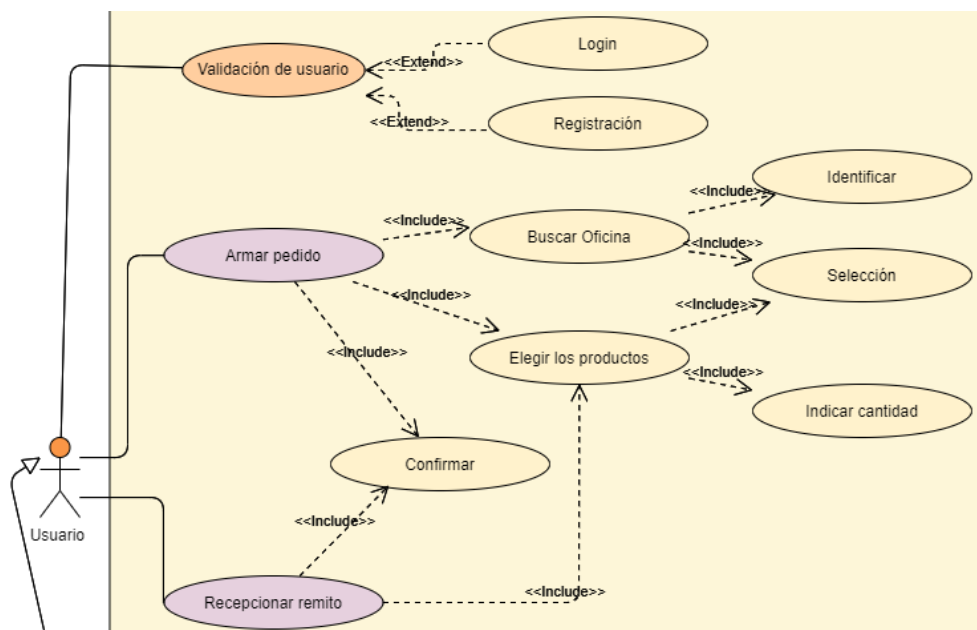
Respuesta del Jefe de Desarrollo: Si las directivas fueron:

- La arquitectura a implementar es la arquitectura REST.
- Se determinó la utilización de frameworks tanto para el Frontend como para el Backend.
- Se utilizaron tecnologías con licencias de libre uso tanto para el resguardo de datos como para el desarrollo e implementación.
- Se buscó cumplir los estándares de usabilidad planteados por expertos en el tema.

### **Anexo II Requisitos funcionales**

Pregunta del tesista: ¿Cuáles son los requisitos funcionales que debe cumplir el sistema?

Respuesta del Jefe de Desarrollo: El sistema cumple los requisitos recabados por el Analista de Sistema del área, el cual confeccionó el siguiente Caso de Uso donde se plantea un desarrollo multiusuario con diferentes roles asignados.



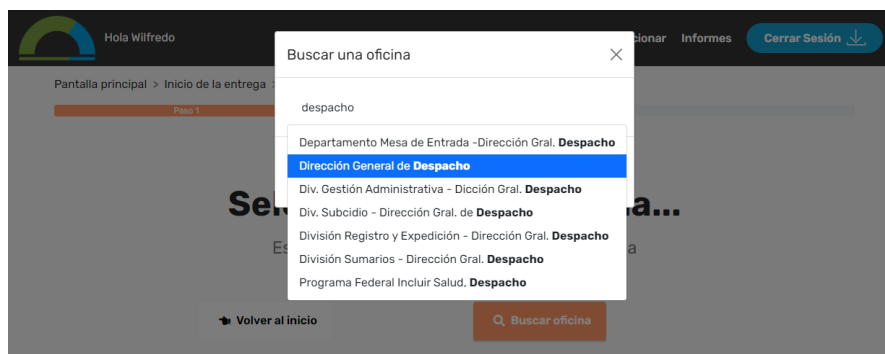
**IMAGEN 14:** Caso de uso del manejo de stock

El software consiste en permitir a los usuarios manipular las cantidades de productos, con la posibilidad de ingresar o entregar mercadería.

### Anexo III Principales Pantallas

Pregunta del tesista: ¿Cuál es el flujo de trabajo del sistema?

Respuesta del Jefe de Desarrollo: En las entregas, se registra la oficina destinataria dentro del Ministerio de Salud. La recepción de productos presenta una interfaz similar.

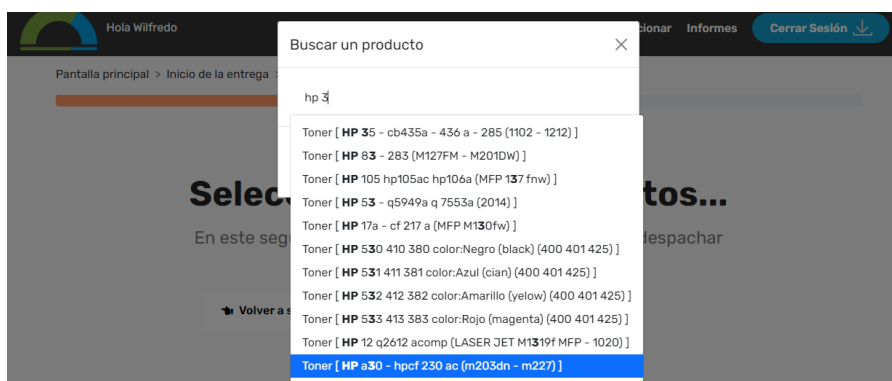


**IMAGEN 15:** Búsqueda de oficina



**IMAGEN 16:** Selección de oficina

Segundo paso, buscar y elegir los productos a entregar



**IMAGEN 17:** Búsqueda de productos



**IMAGEN 18:** Selección de productos

Tercer paso, confirmar la tarea



**IMAGEN 19:** Confirmación del movimiento de stock

## Anexo IV Motivo del Desarrollo del Sistema

Pregunta del tesista: ¿Qué impulsó el desarrollo del sistema?

Respuesta del Jefe de Desarrollo: El sistema se desarrolló para controlar el resguardo de insumos públicos. Estos elementos son adquiridos con fondos provenientes de los contribuyentes, por lo que es responsabilidad de estas oficinas garantizar su resguardo y administración. Además, los procesos de compra suelen ser extensos, desde la licitación hasta la aprobación de las partidas, lo que resalta la importancia de prever el consumo y mantener cantidades adecuadas para evitar quedarse sin existencias y afectar a otros departamentos.

## Anexo V Requisitos de Performance

Pregunta del tesista: ¿Qué requisitos de performance tiene el sistema?

Respuesta del Jefe de Desarrollo: El sistema no presenta necesidad de altos niveles de performance aunque no se descuida la calidad y eficiencia del mismo. Esto se debe a que los clientes de estas oficinas son empleados del

---

mismo Ministerio y no pacientes urgidos por sus afecciones, lo que crea un ambiente cordial y agradable en la interacción entre solicitantes y proveedores. Este trato ameno, beneficia al desarrollo de sistemas porque la resolución de su utilización no tiene altos requisitos de performance. Además, la conexión a la red interna necesaria para trabajar con los sistemas es de alta calidad.

## **Anexo VI Edad de los Usuarios**

Pregunta del tesista: ¿Qué edades tienen los usuarios del sistema?

Respuesta del Jefe de Desarrollo: La edad promedio es de 35 años, pero tenemos usuarios de 22 y otros de más de 60 años.

## **Anexo VII Tecnologías Involucradas**

Pregunta del tesista: ¿Qué tecnologías están involucradas en el desarrollo?

Respuesta del Jefe de Desarrollo: El sistema de stock está desarrollado bajo la arquitectura REST, con una separación clara entre el frontend y el backend. El frontend está compuesto principalmente por HTML, CSS y JavaScript, utilizando frameworks para agilizar y optimizar el desarrollo. En particular, los sistemas de stock se desarrollan en Angular 14 con Bootstrap 5.2.3.

En cuanto al desarrollo del backend, se utiliza PHP como lenguaje de programación, mediante el framework Slim 3 para crear APIs que responden en formato JSON. En términos de almacenamiento de datos, se utiliza una base de datos relacional (SQL), utilizando vistas de para consultas, triggers para tablas de autoría y procedimientos almacenados para su seguridad.



**IMAGEN 20:** Logos de las tecnologías utilizadas en el sistema

El sistemas se encuentran alojados en un servidor propio perteneciente al Ministerio de Salud, específicamente un DELL PowerEdge R430, que opera en modo redundante junto con otros dos servidores de características similares. Además, se realizan copias de seguridad periódicas según las políticas establecidas por el área de ingeniería para garantizar la seguridad de los datos.

### **Anexo VIII Capacitacion de Usuarios**

Pregunta del tesista: ¿Los usuarios reciben capacitación para el uso del sistema?

Respuesta del Jefe de Desarrollo: No, el sistema está pensado para ser intuitivo en su uso. Ya que se utilizaron buenas prácticas de desarrollo e implementación de interfaces. Los usuarios luego de utilizar el sistema las primeras veces se vuelven expertos en su utilización.

### **Anexo IX Algoritmo generador de marcas de tiempo**

Se busca generar un registro de tiempo, en formato timestamp, para determinar cuando ocurrió un determinado evento.

```

obtenerMarcaTiempoInicio() {
  const marcaTiempoInicio = new Date().getTime();
  console.log(`Marca de tiempo del inicio de tarea (MTIT): ${marcaTiempoInicio}`);
  // Marca de tiempo del inicio de tarea (MTIT): 1604898447026
  return marcaTiempoInicio;
}

obtenerMarcaTiempoFin() {
  const marcaTiempoFin = new Date().getTime();
  console.log(`Marca de tiempo fin de la tarea (MTT): ${marcaTiempoFin}`);
  // Marca de tiempo fin de la tarea (MTT): 1604898452240
  return marcaTiempoFin;
}

calcularMarcaTiempoTotal(marcaTiempoInicio, marcaTiempoFin) {
  const marcaTiempoTotal = marcaTiempoFin - marcaTiempoInicio;
  console.log(`Marca de tiempo total de la tarea: ${marcaTiempoTotal}`);
  // Marca de tiempo fin de la tarea (MTT): 5214
  return marcaTiempoTotal;
}

obtenerMarcaTiempo() {
  const marcaTiempoInicio = this.obtenerMarcaTiempoInicio();
  // Realizar la tarea...

  // Obtener marca de tiempo al final de la tarea
  const marcaTiempoFin = this.obtenerMarcaTiempoFin();

  // Calcular la marca de tiempo total de la tarea
  const marcaTiempoTotal = this.calcularMarcaTiempoTotal(marcaTiempoInicio, marcaTiempoFin);
}

```

**IMAGEN 21:** Código para obtener marcas de tiempo

El algoritmo obtiene la marca de tiempo inicial y final de la pantalla, para calcular el tiempo total en milisegundos. Para determinar el tiempo total se suman los tiempos registrados.

## Anexo X Método del codo

```

def silhouette(metodo, X):
    # crear una lista vacía para guardar los valores de índice de silueta
    silhouette_scores = []

    # iterar sobre diferentes números de clusters de 2 a 6 dependiendo del metodo pasado como parámetro
    for n_clusters in range(2, 6):
        if(metodo == 'Kmen'):
            clusterer = KMeans(n_clusters=n_clusters,
                                n_init="auto", random_state=10)
        if(metodo == 'Birch'):
            clusterer = Birch(threshold=0.03, n_clusters=n_clusters)

        if(metodo == 'HAC'):
            clusterer = AgglomerativeClustering(n_clusters=n_clusters)

        clusterer.fit(X)
        label = clusterer.fit_predict(X)
        # genero una salida en consola para indicar los valores recabados de cada índice en un determinado método
        print(f'Índice del método {metodo} con {n_clusters} clusters: {silhouette_score(X, label)}')
        score = silhouette_score(X, clusterer.labels_)
        silhouette_scores.append(score)

    # genero el gráfico para comparar resultados
    plt.plot(range(2, 6), silhouette_scores, marker='o')
    plt.title(f'Método del codo para {metodo}')
    plt.xlabel('Número de clusters')
    plt.ylabel(f'Índice de silhueta')
    plt.show()

```

**IMAGEN 22:** Código de método del codo