**Universidad Nacional Mayor de San Marcos**

Universidad del Perú. Decana de América

**Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática**

**Escuela Profesional de Ingeniería de Software**



**Plataforma capaz de clasificar reseñas de pacientes de hospitales en las categorías de “Satisfecho” e “Insatisfecho” y elaborar a partir de los resultados un reporte informativo aplicando lexicón e inteligencia de negocios**

**Tesis**

**Para el título profesional de Ingeniero de Software**

**Autores:**

Jose Alessandro Quispe Cabello y Jatziry Fernanda Sanchez Wong

**Asesor:**

**LIMA – PERU**

**2025**

**Jose Alessandro Quispe Cabello y Jatziry Fernanda Sanchez Wong**

**Plataforma capaz de clasificar reseñas de pacientes de hospitales en las categorías de “Satisfecho” e “Insatisfecho” y elaborar a partir de los resultados un reporte informativo aplicando Lexicón e inteligencia de negocios**

“Tesis presentada a la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú, para obtener el Título de Ingeniero de Software”

UNMSM – LIMA

MES AÑO

© Autor, año.

Todos los derechos reservados.

Este trabajo está dedicado a toda nuestra familia en especial a nuestras madres.

**AGRADECIMIENTOS**

Al profesor (nombre del orientador), por su orientación y dedicación para que este trabajo cumpla con los objetivos trazados.

Al profesor (nombre del co-asesor) por su orientación, consejos y revisiones del presente trabajo.

A mis colegas y amigos del programa de titulación X y Z por sus observaciones y porque en todo momento me incentivaron para que culmine este trabajo.

A los profesores de la UNMSM, principalmente al profesor XXX por sus observaciones teóricas que me sirvieron de mucho.

A todas aquellas personas que indirectamente me ayudaron para culminar este trabajo y que muchas veces constituyen un invalorable apoyo.

Y por encima de todo doy gracias a Dios.

**Plataforma capaz de clasificar reseñas de pacientes de hospitales en las categorías de “Satisfecho” e “Insatisfecho” y elaborar a partir de los resultados un reporte informativo aplicando Lexicón e inteligencia de negocios**

**RESUMEN**

Se deberá explicar la problemática del tema de tesis, la misma que deberá ser justificada desde el punto de vista teórico y práctico (ver sección de justificación). Seguidamente, se deberá exponer el aporte teórico - práctico, indicando los beneficios de la propuesta. Deberá mencionar brevemente los grandes temas del trabajo y finalizar con la principal conclusión del trabajo.

Palabras Claves: colocar, entre comas, de tres a cinco palabras.

**Platform capable of classifying hospital patient reviews into the categories of “Satisfied” and “Dissatisfied” and preparing an informative report based on the results by applying Lexicon and business intelligence**

**ABSTRACT**

Describa aquí su resumen en inglés.

Key words: word1, word2, word3

**Índice**

[1.1  Antecedentes del problema 12](#_Toc184154625)

[1.2 Formulación del problema 16](#_Toc184154626)

[1.3 Justificación 16](#_Toc184154627)

[1.4 Objetivos 18](#_Toc184154628)

[1.4.1 Objetivo general 18](#_Toc184154629)

[1.4.2 Objetivos específicos 19](#_Toc184154630)

[1.5 Organización de la tesis 20](#_Toc184154631)

[2.1. Satisfacción del usuario 21](#_Toc184154632)

[2.2. Calidad de atención 21](#_Toc184154633)

[2.3. Gestión hospitalaria 22](#_Toc184154634)

[2.4. Minería de opiniones 22](#_Toc184154635)

[2.5. Business Intelligence 23](#_Toc184154636)

[2.6 Web Scraping 24](#_Toc184154637)

[2.7 NRC Word-Emotion Association Lexicon 25](#_Toc184154638)

[3.1 Metodología de la investigación 26](#_Toc184154639)

[3.1.1 Planificación de la revisión 26](#_Toc184154640)

[3.1.2 Desarrollo de la revisión 29](#_Toc184154641)

[3.1.3 Resultados de la revisión 30](#_Toc184154642)

[3.2 Análisis de estudios (Taxonomía) 65](#_Toc184154643)

[3.3 Análisis de Resultados 66](#_Toc184154644)

[3.3.1 Factores 66](#_Toc184154645)

[3.3.2 Tecnologías 69](#_Toc184154646)

[3.3.3 Recursos 71](#_Toc184154647)

[3.3.4 Herramientas 73](#_Toc184154648)

[3.3.5 Análisis Cruzado 76](#_Toc184154649)

**Lista de figuras**

1.3 Figura 1 Porcentaje de personas que experimentaron problemas en

su atención hospitalaria en países de bajos y medianos ingresos (PBMI) 17

1.3 Figura 2 Índice de satisfacción del usuario con respecto a la atención

recibida en el Servicio de Medicina del Centro de Salud Surquillo 18

3.1.2 Figura 3 Estudios potencialmente elegibles y seleccionados 29

3.1.2 Figura 4 Diagrama del proceso de búsqueda de artículos para la

revisión del Estado del Arte 30

**Lista de tablas**

3.1.1 Tabla 1. Preguntas de investigación 27

3.1.1 Tabla 2. Criterios de inclusión y exclusión 29

3.1.3 Tabla 3. Resultados de la revisión 33

3.2 Tabla 4. Taxonomía de los artículos analizados en el Estado del Arte 66

3.3.1 Tabla 5. Factores que impactan la calidad percibida en el área de la salud 67

3.3.2 Tabla 6. Tecnologías aplicadas en el ámbito de la salud 69

3.3.3 Tabla 7. Recursos tecnológicos han sido utilizados para la recolección de datos dentro del área de la salud 71

3.3.4 Tabla 8. Herramientas utilizadas en la clasificación de opiniones de usuarios en diferentes categorías dentro del área de la salud 74

3.3.5 Tabla 9. Análisis cruzado entre los factores que impactan en la calidad percibida y las tecnologías aplicadas dentro del área de la salud 76

Tabla 10. Análisis cruzado entre los factores que impactan en la calidad percibida y los recursos tecnológicos que han sido utilizados para la recolección de datos dentro del área de la salud 79

Capítulo 1: Introducción

# 1.1       Antecedentes del problema

La óptima satisfacción del usuario externo es uno de los aspectos más importantes para la disminución de la desigualdad en la sociedad según explican Febres y Mercado (2020); esto debido a su repercusión en el aumento de la calidad del servicio y atención brindados en los diversos centros de salud públicos de una determinada localidad. La definición de calidad implica abstracción y subjetividad dentro de un contexto determinado, Deming (1981) argumenta que su definición implica la satisfacción de las necesidades del cliente y por ende de sí mismo, quien vendría a ser el usuario externo. De acuerdo con este postulado y aplicándolo en el área de la salud pública, la calidad de un centro de salud depende de la satisfacción del usuario cuyo rol obtiene la etiqueta de paciente o potencial paciente. Febres y Mercado (2020) aseveran que la satisfacción se conceptualiza como el contraste entre las expectativas que posee el usuario de forma anticipada y la percepción y experiencia obtenidas de forma a posteriori. Según Nicolescu y Tudorache (2022), la experiencia implica el conjunto de sentimientos, sensaciones y pensamientos del usuario; de esto se desprende que la experiencia del usuario después de recibir un servicio por parte del sistema de salud incluye la percepción que este tuvo en cada uno de los procesos de los que fue parte, incluyendo los administrativos y operativos. Por otro lado, la satisfacción del usuario es un factor determinante e influyente para una adecuada y óptima gestión hospitalaria, ya que tal y como indican Jaráiz, Lagares y Pereira (2013), este es un indicador que sirve para la evaluación del seguimiento de la frecuencia de atención de los pacientes, de la comunicación existente con el médico que representa al usuario interno y  en términos generales sirve como un indicador de la calidad del servicio y atención que presta el centro de salud.  De lo expuesto se colige que el desarrollo de una herramienta que permita la evaluación y análisis en tiempo real del grado de satisfacción de los usuarios externos que han recibido atención en algún centro de salud de una determinada localidad es crucial y necesario para la mejora de la gestión hospitalaria y la calidad del servicio y atención brindados por los centros de salud públicos.

El estudio de la relación entre calidad de la atención y grado de satisfacción no es asunto desconocido en el campo de la investigación y la salud a nivel global. En este sentido, Gómez G.Wuilman E., Dávila L. Fanny J., Campins R. Rafael A. y Colmenarez D. Stefanny de la Dirección General de Salud Ambiental de Maracay, de la IAE “Dr. Arnoldo Gabaldon” y de la Universidad de Carabobo de Venezuela publicaron en agosto del 2017 un artículo titulado “SATISFACCION DEL USUARIO EN LA EMERGENCIA DEL HOSPITAL CENTRAL DE MARACAY” abordando el problema de la deficiencia de la calidad en los servicios de salud en Venezuela, lo que compromete la percepción que tienen los usuarios del servicio recibido y la calidad de atención del mismo. Aseveran que la calidad del sistema de salud implica de forma explícita satisfacer las expectativas y alcanzar un óptimo nivel de satisfacción por parte de los usuarios. Se realizó la investigación con el objetivo de determinar y evaluar la satisfacción del usuario de la Emergencia del Hospital Central de Maracay. Se llevó a cabo una investigación descriptiva de corte transversal y utilizando como instrumento un cuestionario. La muestra fue de cien usuarios internos y cien usuarios externos y se obtuvo como resultado para los usuarios externos que la calidad de atención en General en la Emergencia de Adultos del Hospital Central de Maracay fue denominada como de Regular (42%) a Buena (39%) mientras que para los usuarios internos la calidad de atención del personal al usuario del área de emergencia de Adultos del Hospital Central de Maracay los resultados fueron Buena 52,% , Regular 32%  y Excelente 16%. La investigación concluye esclareciendo y destacando la importancia de la obtención de datos claros y precisos relacionados con la satisfacción del usuario a fin de poder analizar la calidad de la atención brindada y así permitir que los agentes y organismos hospitalarios puedan optimizar la distribución de los recursos y mejorar el proceso de toma de decisiones y generación de respuestas.

En Ecuador, Lady Tamara Ayoví Valdez, de la Pontificia Universidad Católica Sede Esmeraldas, mediante su trabajo de investigación publicado previo a la obtención del título de Magíster en Salud Pública mención Atención Integral en Urgencias y Emergencias titulado “CALIDAD DE LA ATENCIÓN Y SU INFLUENCIA EN LA SATISFACCIÓN DE LOS USUARIOS QUE ACUDEN AL SERVICIO DE EMERGENCIA DEL HOSPITAL BÁSICO ESMERALDAS.” y publicado en octubre del 2020, desarrolló un estudio cuyo objetivo principal fue identificar la relación existente entre la calidad de atención que brindaba el área de emergencias del Hospital básico Esmeraldas y la satisfacción de los usuarios debido a la preocupación existente en el mundo respecto a la mala calidad del servicio que se ofrecen en el ámbito de los centros de salud, específicamente en países de bajos ingresos. Recalca también la complejidad de este tipo de usuario en particular, ya que requiere una atención mucho más minuciosa y especializada al comprometer uno de los derechos fundamentales de cada uno de los ciudadanos: la vida. Se usó una metodología cuantitativa y la recopilación de datos se llevó a cabo a través de encuestas de catorce preguntas. La población fue de 9285 pacientes que se atendieron en el área de emergencia durante mayo a junio del 2020. Los resultados destacados obtenidos fueron que el 58.03% de usuarios están satisfechos por la atención brindada y el 41.97% del otro grupo expresó insatisfacción principalmente debido a factores de tiempo y atención brindada por los trabajadores. Estos resultados fueron claves para evidenciar la necesidad existente de la creación de programas de evaluación de la calidad del servicio de forma periódica y la realización de estudios afines al presente tema de interés con el objetivo de crear conciencia sobre la importancia de un correcto análisis del grado de satisfacción que tienen los usuarios.

Por otro lado, la tecnología y su auge no son ajenos a la búsqueda de la relación entre la calidad del sistema de salud y el grado de satisfacción de los usuarios. Es por esto que Afiq Izzudin A. Rahim, Mohd Ismail Ibrahim, Kamarul Imran Musa, Sook-Ling Chua y Najib Majdi Yaacob de las universidades Universiti Sains Malaysia y Multimedia University en su artículo publicado en octubre del 2021 y titulado “Patient Satisfaction and Hospital Quality of Care Evaluation in Malaysia Using SERVQUAL and Facebook”, abordaron su investigación con el objetivo de determinar el nivel de la calidad de servicio de la atención recibida en los hospitales de Malasia partiendo de las opiniones que los usuarios han publicado desde el 2017 hasta el 2019 de forma pública en la red social Facebook a través de la utilización de un algoritmo de clasificación aplicando aprendizaje automático para la recopilación de las diversas opiniones encontradas. El problema de su investigación radica en la falta de una estructura definida de cada una de las reseñas encontradas en una red social del calibre de Facebook, lo que dificulta su procesamiento e identificación. Se utilizó aprendizaje supervisado como subtécnica y análisis mediante regresión logística para el análisis de los datos. Los resultados indicaron que el 73,5% de los usuarios externos se encontraban satisfechos con la atención recibida mientras que el 26,5% no lo estaba. Se enfatiza la importancia del uso de la tecnología como complemento a las encuestas convencionales de satisfacción de los pacientes y como herramienta de apoyo para la obtención de información valiosa y beneficiosa para el monitoreo adecuado de la calidad del sistema de salud y el uso de la misma en tiempo real por parte de las autoridades sanitarias responsables de la gestión hospitalaria.

La minería de datos también se ha tomado como herramienta dentro del área de la salud para mejorar la atención de la calidad del sistema de salud al permitir la recolección masiva y en tiempo real de las diversas opiniones de los usuarios externos mediante el uso de técnicas y algoritmos computacionales. Con referencia a lo expuesto, Muhammad Awais, Shazia Batool, Amir Mehmood Mirza, Ahthasham Sajid, Amir Shahzad Khokhar y Afia Zafar de la NUTECH University y de la Balochistan University of Information Technology de Pakistán en su artículo publicado en agosto del 2020 y titulado “Patient's Feedback Platform for Quality of Services via “Free Text Analysis” in Healthcare Industry” desarrollaron una plataforma de reseñas de pacientes en donde se utilizó un análisis de sentimientos (conocido como minería de opiniones) para identificar el nivel de satisfacción del usuario externo autor de la reseña. El problema radica en la dificultad que existe en el intento de la recopilación masiva de opiniones de pacientes de forma sistemática y estructurada, ya que solo a través de una computadora es posible realizarlo debido al tamaño y volumen de los datos existentes. Se utilizó un algoritmo computacional de aprendizaje automático de perceptrón multicapa para la clasificación de las reseñas. Los resultados obtenidos arrojaron una precisión del 88% al momento de predecir si es que el usuario recomendaría o no el servicio recibido en un determinado centro de salud; se desprende que quienes lo recomiendan poseen un nivel alto de satisfacción. Por último, se concluye que el uso y creación de este tipo de plataformas creadas utilizando minería de opiniones pueden utilizarse para mejorar y optimizar la calidad del servicio de salud, ya que la información brindada respecto a la satisfacción de los usuarios por este tipo de sistemas permite la evaluación de áreas que requieren mejora.

# 1.2 Formulación del problema

*¿Es posible desarrollar una Plataforma capaz de clasificar reseñas de pacientes de hospitales en las categorías de “Satisfecho” e “Insatisfecho” y elaborar a partir de los resultados un reporte informativo aplicando web scraping, el NRC Word-Emotion Association Lexicon e inteligencia de negocios, con la finalidad de servir como una herramienta de apoyo para los gestores hospitalarios, mejorando así la calidad de la atención en el sistema de salud pública?*

# 1.3 Justificación

La calidad de la atención en los hospitales públicos es deficiente en diversos países, afectando principalmente a los grupos más vulnerables, como personas en situación de pobreza, aquellos con menor nivel educativo y quienes padecen enfermedades estigmatizadoras. En muchos casos, los diagnósticos incorrectos y la atención lenta para enfermedades graves reducen significativamente las probabilidades de supervivencia. La falta de coordinación entre plataformas asistenciales y las experiencias negativas en atención, respeto y duración de citas exacerban esta problemática (Kruk et al., 2018).

Este desafío está estrechamente ligado al Objetivo de Desarrollo Sostenible 3, que busca garantizar una vida sana y promover el bienestar para todos en todas las edades. La mejora de la calidad de la atención es esencial para alcanzar este objetivo y asegurar que las personas, especialmente las más vulnerables, reciban el cuidado necesario para mejorar sus perspectivas de salud y bienestar.

El informe de The Lancet Global Health Commission resalta que una de cada tres personas en países de bajos y medianos ingresos (PBMI) reporta experiencias negativas relacionadas con la atención en salud. Estas experiencias abarcan aspectos clave como la calidad de la atención, el respeto, la comunicación y la duración de las consultas, las cuales en muchos casos no superan los cinco minutos. En situaciones extremas, los pacientes han denunciado un trato irrespetuoso o incluso insultante, afectando principalmente a los grupos más vulnerables, como las personas que viven en pobreza, con menor nivel educativo o enfermedades estigmatizadas.

En la figura 1, se visualiza que el 33% de los pacientes en estos países enfrentan problemas significativos en su atención hospitalaria, lo que refleja la urgencia de implementar mejoras sustanciales en el sistema de salud pública para garantizar un acceso equitativo y una atención de calidad para todos.

**Figura 1.** Porcentaje de personas que experimentaron problemas en su atención hospitalaria en países de bajos y medianos ingresos (PBMI)

**Gráfico, Gráfico circular

Descripción generada automáticamente**

Además, en nuestro país la comunicación médico-paciente es un componente crítico en la atención de salud, ya que una comunicación inadecuada debilita el enfoque integral hacia los pacientes, disminuye la empatía y puede llevar al fracaso de los tratamientos. Según Domínguez-Samamés et al. (2021), mejorar la comunicación en el contexto médico puede influir positivamente en la satisfacción del usuario, permitiendo obtener diagnósticos más precisos y fortalecer el vínculo entre médicos y pacientes. Esta relación es crucial para mejorar los resultados de salud y la adherencia a las recomendaciones.

Al respecto, la figura 2 permite visualizar el índice de satisfacción del usuario con respecto a la atención recibida en el Servicio de Medicina del Centro de Salud Surquillo de donde se muestra que la percepción predominante es “baja” para la satisfacción.

**Figura 2.** Índice de satisfacción del usuario con respecto a la atención recibida en el Servicio de Medicina del Centro de Salud Surquillo

**Tabla

Descripción generada automáticamente**

# 1.4 Objetivos

## 1.4.1 Objetivo general

El objetivo de la presente tesis es desarrollar una plataforma capaz de clasificar reseñas de pacientes de hospitales en las categorías de “Satisfecho” e “Insatisfecho” y elaborar a partir de los resultados un reporte informativo aplicando web scraping, el NRC Word-Emotion Association Lexicon e inteligencia de negocios, con la finalidad de que sirva como una herramienta de apoyo para la mejora de la calidad de atención en los hospitales públicos, facilitando los gestores hospitalarios el acceso a información relevante y procesada sobre las experiencias de atención.

## 1.4.2 Objetivos específicos

Para poder cumplir con el objetivo general del presente trabajo se plantean los siguientes objetivos específicos:

* ***OE1:*** *Analizar las diferentes tecnologías y métodos aplicados en la recolección y análisis de opiniones de usuarios de servicios hospitalarios.*
* ***OE2:*** *Construir un dataset en español de 1200 reseñas de usuarios de hospitales públicos que han publicado de forma voluntaria y pública su opinión en la página de Google Maps utilizando web scraping.*
* ***OE3:*** *Desarrollar la plataforma de análisis de opiniones hospitalarias aplicando un algoritmo que utilice el NRC Word-Emotion Association Lexicon para la clasificación de reseñas de usuarios hospitalarios en las categorías de “Satisfecho” e “Insatisfecho”, permitiendo el procesamiento de experiencias de usuarios y la generación de un reporte informativo.*
* ***OE4:*** *Validar la propuesta de la plataforma mediante su implementación utilizando el dataset elaborado, evaluando su eficacia en la clasificación de las reseñas de los usuarios hospitalarios y en la generación de un reporte informativo que permita mejorar la identificación de las áreas críticas de mejora en la calidad de atención.*

# 1.5 Organización de la tesis

En el Capítulo 1, se abordará la introducción al tema del presente estudio, incluyendo los antecedentes, la formulación del problema, la justificación, los objetivos generales y específicos, así como la estructura general de la tesis. Este capítulo establece el marco inicial para comprender la importancia del estudio y los propósitos establecidos.

En el Capítulo 2, se abordará el marco teórico y conceptual del estudio. Este incluirá una revisión exhaustiva de conceptos clave como la satisfacción del usuario, la calidad de atención, la gestión hospitalaria, la minería de opiniones, herramientas de Business Intelligence, técnicas de web scraping, y el NRC Word-Emotion Association Lexicon. Estos temas proporcionan el fundamento teórico para entender el contexto y la relevancia de la investigación de la presente tesis.

En el Capítulo 3, se abordará la metodología empleada para la investigación, detallando la planificación, desarrollo y resultados obtenidos en la revisión de literatura llevada a cabo. De la misma manera, se incluirá un análisis de los estudios revisados, clasificando los factores, tecnologías, recursos y herramientas identificadas y presentando un análisis cruzado que permita interpretar las relacionadas encontradas. Este capítulo refleja el enfoque práctico del estudio realizado y las conclusiones desprendidas.

Capítulo 2: Marco teórico

El Capítulo 2 establece las bases conceptuales y teóricas que sustentan este estudio. En esta sección se abordan los principales conceptos, técnicas y enfoques que permiten comprender y contextualizar el problema de investigación, proporcionando un marco de referencia sólido.

# 2.1. Satisfacción del usuario

La satisfacción del usuario puede considerarse como un indicador crucial de la evaluación del rendimiento, ya que está directamente relacionada con el uso del sistema. Como señala Rey Martín (2000), "hay un nivel de satisfacción por debajo del cual los usuarios dejan de utilizar el servicio y buscan alternativas que satisfagan sus necesidades de información" (p. 153). Rey Martín también destaca que la satisfacción del usuario "debe ser vista no solo como un indicador del rendimiento, sino también como un indicador de la calidad del servicio y un instrumento para anticipar cambios en la biblioteca y el mundo de la información" (p. 153).

# 2.2. Calidad de atención

La calidad de la atención "se basa en conocimientos profesionales basados en la evidencia y es fundamental para lograr la cobertura sanitaria universal" (Organización Mundial de la Salud [OMS], n.d.). La OMS también define que los servicios de salud de calidad deben ser eficaces, seguros y centrados en las personas, asegurando además que sean oportunos, equitativos, integrados y eficientes.

# 2.3. Gestión hospitalaria

La gestión hospitalaria se refiere a la administración y coordinación de los recursos y actividades en un entorno hospitalario con el objetivo de proporcionar atención de calidad, eficiente y segura a los pacientes. Según el estudio de Faridfar, Asl, Hessam y Mahfoozpour (2020), la independencia en la gestión hospitalaria es un factor crucial para mejorar la eficacia de los servicios de salud. En su investigación, se identificaron varios factores que afectan la autonomía de la gestión en hospitales, tales como la estructura organizativa, la toma de decisiones y los recursos disponibles.

Los hospitales gubernamentales han sido gestionados de diversas maneras para aumentar su eficiencia, y cada enfoque presenta ventajas y desventajas. El estudio de Faridfar et al. destaca que una gestión independiente puede contribuir significativamente a la efectividad de los servicios hospitalarios. La investigación se llevó a cabo mediante una encuesta descriptiva que incluyó a decanos universitarios, directores de hospitales, y profesionales del sector, utilizando cuestionarios para recolectar datos. Los resultados indicaron que, aunque la puntuación media en varios dominios no mostró diferencias significativas basadas en la experiencia o el nivel educativo, la independencia en la gestión hospitalaria puede mejorar tanto la eficacia en la prestación de servicios como la satisfacción de pacientes y personal (Faridfar et al., 2020).

# 2.4. Minería de opiniones

La minería de opiniones es una subdisciplina emergente dentro de la lingüística computacional que se enfoca en extraer y analizar las opiniones expresadas en diversas plataformas web. Esta técnica se ha vuelto crucial en la era digital debido al crecimiento exponencial de las redes sociales y la producción masiva de contenido generado por los usuarios. La minería de opiniones permite a las organizaciones, gobiernos y empresas obtener una comprensión más profunda de las percepciones y actitudes del público al analizar grandes volúmenes de datos textuales provenientes de blogs, foros, redes sociales y otros medios en línea.

En el contexto actual, la minería de opiniones se ha convertido en una herramienta vital para abordar la sobrecarga de información y para extraer sentido de las conversaciones masivas en las redes sociales, que suelen ser desiguales y de rápida evolución. Según el estudio de Nigro (2020), esta técnica permite identificar problemas emergentes y proporcionar un análisis detallado del sentimiento, que incluye la subjetividad, la polaridad (positiva o negativa) y la intensidad del sentimiento expresado en un texto.

La minería de opiniones también juega un papel importante en la gobernanza y el acceso abierto a la información. A medida que más gobiernos y organizaciones publican sus datos para el acceso público, la capacidad para analizar estos datos en tiempo real se vuelve esencial para tomar decisiones informadas. La minería de opiniones ayuda a organizar y dar sentido a estos datos, facilitando la comprensión de la opinión pública y contribuyendo a una mayor transparencia y eficacia en la gestión de políticas y servicios.

Las aplicaciones de la minería de opiniones son diversas. Por ejemplo, el software de mapeo de argumentos ayuda a estructurar lógicamente las opiniones y a vincular argumentos con evidencia, lo cual es particularmente útil en el ámbito político y en la investigación de la deliberación en línea. Además, las herramientas de análisis de contenido automatizado permiten procesar grandes cantidades de datos cualitativos, identificando comentarios relevantes y asignando connotaciones de sentimiento, lo que facilita la comprensión de las opiniones y actitudes del público (Nigro, 2020).

# 2.5. Business Intelligence

Business Intelligence (BI) es un conjunto de tecnologías, aplicaciones y prácticas que se utilizan para recolectar, integrar, analizar y presentar información empresarial. El objetivo principal del BI es apoyar la toma de decisiones mediante el análisis de datos históricos y actuales, transformando la información cruda en conocimiento significativo y útil para la gestión. En el sector salud, la implementación de BI puede mejorar significativamente la eficiencia, la calidad del cuidado y la gestión de los recursos.

En el sector salud, tanto público como privado, BI se aplica para optimizar la administración de los servicios de salud, mejorar la calidad de la atención y reducir costos. Según Palacios-Tapia et al. (2020), el sector salud enfrenta desafíos significativos relacionados con la eficiencia y la infraestructura. La implementación de soluciones de BI puede abordar estos problemas al permitir la consolidación de datos de diferentes fuentes y proporcionar una visión integral del historial médico del paciente. Esto no solo facilita la toma de decisiones informadas sobre tratamientos y procedimientos, sino que también permite una mejor gestión de los recursos y una reducción en los costos operativos relacionados con el uso de papel y otros procesos administrativos.

El uso de BI en salud incluye la creación de sistemas integrados que consolidan la información de hospitales, clínicas y otros proveedores de servicios de salud. Esta integración permite a los profesionales médicos acceder a un historial completo del paciente, lo que puede mejorar la calidad de la atención y contribuir a la prevención de condiciones futuras. Además, la implementación de BI puede ayudar a los gestores de salud a identificar tendencias y patrones en los datos, lo que facilita la planificación estratégica y la asignación eficiente de recursos (Palacios-Tapia et al., 2020).

# 2.6 Web Scraping

Web Scraping se define en términos generales como el proceso en el cual se extrae información de interés de la Web de forma sistemática; siendo la Web un agente de software (Glez-Peña et al., 2013). Según Poojitha, T. y  Ramez , E. (2021), este proceso permite darle estructura a la información que se requiere y permite almacenarla en un archivo para posteriormente cargarla en una base de datos. Además, indican que es el método más eficiente para tratar con grandes volúmenes de datos cuando la información que se necesita no se encuentra publicada en datasets de acceso público. Por último, proponen que el proceso de Web Scraping inicia con la selección de las páginas web de interés y se envía una solicitud HTTP para posteriormente extraer la información requerida del DOM, Xpath, entre otros. Se hace énfasis en la extensa cantidad de bibliotecas y herramientas para implementar Web Scraping, siendo de las más relevantes las bibliotecas Requests, Selenium y BeautifulSoup en el entorno del lenguaje de programación de Python; mientras que para el entorno de R, destaca la biblioteca Rvest.

# 2.7 NRC Word-Emotion Association Lexicon

Pauli, P. (2019) indica que el Lexicón, también conocido como método basado en diccionario, es aquel que utiliza un grupo de palabras previamente etiquetadas con la polaridad del sentimiento al que se relaciona. En su definición del Lexicón, indica que este método se caracteriza por dividir en partes más pequeñas el texto a clasificar y se busca en los diccionarios de sentimiento. Asevera también que este tipo de técnica posibilita la obtención de sistemas de clasificación aplicables en diversos rubros.

El NRC Word-Emotion Association Lexicon contiene una lista de palabras en inglés junto con sus asociaciones a ocho emociones básicas, las cuales son miedo, anticipación, confianza, sorpresa, tristeza, alegría y disgusto. Además de su asociación con emociones, se menciona si se relaciona con el sentimiento negativo o positivo. Este Lexicon fue creado por el Dr. Saif M. Mohammad y el Dr. Peter Turney y publicado el 10 de julio del 2011. Contiene 14, 182 palabras y un puntaje de asociación 0 o 1, no asociado o asociado respectivamente.

Capítulo 3: Estado del arte

El Capítulo 3 aborda el Estado del Arte relacionado con las tecnologías y técnicas que se han utilizado en el análisis de la satisfacción de usuarios en el sector salud. Se investigan los factores que influyen en la calidad hospitalaria, las tecnologías aplicadas en el ámbito de la salud, recursos tecnológicos han sido utilizados para la recolección de datos como las reseñas de usuarios dentro del área de la salud y las herramientas utilizadas en la clasificación de opiniones en diferentes categorías dentro del área de la salud. Además, se especifican los métodos utilizados para la revisión de la literatura, incluyendo la planificación, criterios de inclusión y exclusión, y los resultados obtenidos a través de la búsqueda en bases de datos académicas de Google Académico, Scielo e IEEE Xplore. En esta sección también se lleva a cabo el análisis de los artículos seleccionados.

# 3.1 Metodología de la investigación

## 3.1.1 Planificación de la revisión

Se definieron cuatro preguntas clave de investigación centradas en los factores que impactan la calidad en el área de la salud, las tecnologías aplicadas en el área de la salud, los recursos tecnológicos utilizados para la recolección de datos como las reseñas de usuarios dentro del área de la salud y las herramientas para su clasificación. En la Tabla 1, se muestran estas cuatro interrogantes identificando la categoría a la que se relaciona cada una de ellas respectivamente y estableciendo un ID único por cada pregunta. La revisión incluyó una búsqueda exhaustiva en las bases de datos académicas de Google Académico, Scopus y IEEE Xplore. Se utilizan palabras clave para identificar estudios recientes y relevantes entre 2020 y 2024 aplicando criterios estrictos de inclusión y exclusión para la delimitación de los 30 artículos seleccionados importantes para el presente estudio.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **ID** | **Pregunta** | **Categoría** |
| PI1 | ¿Cuáles son los principales factores que impactan en la calidad en el área de la salud? | Factores |
| PI2 | ¿Qué tecnologías se han aplicado en el área de la salud? | Tecnologías |
| PI3 | ¿Qué recursos tecnológicos han sido utilizados para la recolección de datos como las reseñas de usuarios dentro del área de la salud? | Recursos |
| PI4 | ¿Cuáles son las herramientas utilizadas en la clasificación de opiniones de usuarios en diferentes categorías dentro del área de la salud? | Herramientas |

**Tabla 1.**Preguntas de investigación

**Bases de datos**

Google Académico, Scopus, IEEE Xplore

**Sentencia de búsqueda**

Se utilizó la siguiente secuencia de búsqueda: TITLE-ABS-KEY ("User satisfaction platform for hospital care" OR "Opinion mining in healthcare" OR "Patient satisfaction analysis in public hospitals" OR "Text mining techniques in healthcare user experience" OR "Sentiment analysis in hospital care"). Adicionalmente, se usaron combinaciones con las siguientes palabras clave: "machine learning classification user satisfaction hospital", "lexicon user satisfaction health", "dashboard user satisfaction hospital", "business intelligence user satisfaction hospital", "business intelligence healthcare quality", "mining opinion healthcare system", "tecnología para la mejora gestión hospitalaria", "data mining healthcare system" y "dashboard quality hospital".

Estas sentencias se aplicaron sobre el título, resumen y palabras clave. Luego, se implementaron los criterios de inclusión y exclusión.

**Criterios de inclusión y exclusión**

Para el aseguramiento del estudio de artículos relevantes al proceso de la investigación abordada en la presente tesis, se definieron exhaustivamente criterios de inclusión y exclusión. Tal y como se muestra en la Tabla 2, los criterios establecidos incluyen la delimitación del tipo, idioma, fecha de publicación, nivel de acceso y nivel de respuesta a las preguntas de investigación del artículo.

|  |  |
| --- | --- |
| **Criterios de Inclusión** | **Criterios de Exclusión** |
| * Artículos de investigación (Research) y revisión (Review) que presenten propuestas relacionadas con el uso de minería de opiniones para la recolección de reseñas de usuarios, análisis de sentimientos de los usuarios de servicios de salud o relacionados o herramientas de clasificación de opiniones de usuarios en diferentes categorías. * Artículos publicados en inglés, portugués o español. * Artículos publicados entre 2020 y 2024, para asegurar la inclusión de investigaciones recientes y relevantes. * Preferentemente artículos de acceso abierto, o aquellos disponibles a través de repositorios institucionales o bases de datos accesibles. * Dan respuesta a una o más preguntas del presente estudio. | * Artículos que no aborden los temas del uso de minería de opiniones para la recolección de reseñas de usuarios, análisis de sentimientos de los usuarios de servicios de salud o relacionados o herramientas de clasificación de opiniones de usuarios en diferentes categorías. * Artículos publicados antes de 2018 o que no aporten una perspectiva actualizada sobre las técnicas utilizadas en el análisis de satisfacción de usuarios en salud. * Artículos que no estén disponibles en inglés, español o portugués. * Artículos que no sean de acceso abierto o que no estén disponibles a través de repositorios accesibles. * Tesis, trabajos de investigación, libros |

**Tabla 2.**Criterios de inclusión y exclusión

## 3.1.2 Desarrollo de la revisión

Se consultaron tres bases de datos y recursos académicos reconocidos, con el objetivo de identificar estudios relevantes que cumplieran con los criterios de inclusión y exclusión previamente definidos. Los recursos utilizados fueron IEEE Xplore, Scielo y Google Académico. En la Figura 3, se presentan los resultados obtenidos expresados en términos de estudios potencialmente elegibles y aquellos que finalmente fueron seleccionados para su inclusión en la revisión. Además, se evidencia una contabilización de los mismos.

**Figura 3.** Estudios potencialmente elegibles y seleccionados

**Texto

Descripción generada automáticamente**

**Diagrama del proceso de búsqueda**

En la Figura 4, se evidencia de manera detallada el proceso y flujo de actividades que se siguió para la búsqueda y selección de los 30 estudios relevantes utilizados en esta investigación. Este proceso incluyó la definición de criterios de búsqueda, la consulta de bases de datos científicas, la aplicación de los criterios de inclusión y exclusión preestablecidos y la revisión final para asegurar la relevancia y calidad de los artículos seleccionados.

**Figura 4.** Diagrama del proceso de búsqueda de artículos para la revisión del Estado del Arte

**Diagrama

Descripción generada automáticamente**

## 3.1.3 Resultados de la revisión

Tras un exhaustivo proceso de búsqueda y selección, se identificaron los 30 estudios más relevantes para el desarrollo de esta investigación.  En la Tabla 3, se organizan estos artículos identificando a qué categoría relacionada a cada una de las preguntas de investigación mencionadas en la Tabla 1 se vinculan. Además, se define un ID único a cada estudio y se evidencian sus hipervínculos referenciales.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **ID** | **Título** | **URL** | **Categorías** |
| P01 | Evaluating Healthcare Benefits of Senior Citizens through Opinion Mining | [https://ieeexplore.ieee.org/document/10660682](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0933365715000299) | Tecnologías, Herramientas |
| P02 | Calidad de atención y satisfacción del usuario externo del centro de salud de zona rural peruana | <https://revista.cep.org.pe/index.php/RECIEN/article/view/14/12> | Factores |
| P03 | Mining patient opinion to evaluate the service quality in healthcare: a deep-learning approach | <https://link.springer.com/article/10.1007/s12652-019-01434-8> | Herramientas, Tecnologías, Factores |
| P04 | Sentiment Analysis in Healthcare: A Brief Review | <https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-34614-0_7> | Herramientas, Tecnologías |
| P05 | Automating Large-scale Health Care Service Feedback Analysis: Sentiment Analysis and Topic Modeling Study | <https://medinform.jmir.org/2022/4/e29385/> | Recursos, Tecnologías, Herramientas |
| P06 | Integrating Telehealth for Strengthening Health Systems in the Context of the COVID-19 Pandemic: A Perspective from Peru | <https://www.mdpi.com/1660-4601/20/11/5980> | Tecnologías, Factores |
| P07 | Telemedicine Prototype to Improve Medical Care and  Patient and Physician Safety in Lima-Peru | <https://www.researchgate.net/profile/Margarita-Retuerto/publication/363155957_Telemedicine_Prototype_to_Improve_Medical_Care_and_Patient_and_Physician_Safety_in_Lima-Peru/links/6423011d66f8522c38dc076b/Telemedicine-Prototype-to-Improve-Medical-Care-and-Patient-and-Physician-Safety-in-Lima-Peru.pdf> | Tecnologías, Factores |
| P08 | Perceived satisfaction and humanized nursing care in surgical patients public hospital of Peru | <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1130862124000718?pes=vor> | Factores |
| P09 | Perceived quality and its relationship with patient satisfaction in hemodialysis treatment in a public hospital in Peru | <https://www.enfermerianefrologica.com/revista/article/view/4518> | Factores |
| P10 | Satisfaction of healthcare workers and patients regarding telehealth service in a hospital in Peru | <https://www.scielosp.org/article/rpmesp/2022.v39n4/415-424/en/> | Tecnologías, Factores |
| P11 | AT: Asynchronous Teleconsultation for Healthcare Facilities in Rural Areas of Peru. | <https://openurl.ebsco.com/EPDB%3Agcd%3A4%3A29754212/detailv2?sid=ebsco%3Aplink%3Ascholar&id=ebsco%3Agcd%3A175884162&crl=c> | Tecnologías, Factores |
| P12 | A Study of Mobile Medical App User Satisfaction Incorporating Theme Analysis and Review Sentiment Tendencies | <https://www.mdpi.com/1660-4601/19/12/7466> | Recursos, Tecnologías, Herramientas, Factores |
| P13 | Hospital Facebook Reviews Analysis Using a Machine Learning Sentiment Analyzer and Quality Classifier | <https://doi.org/10.3390/healthcare9121679> | Tecnologías, Herramientas, Factores |
| P14 | Emergency care and the patient experience: Using sentiment analysis and topic modeling to understand the impact of the COVID-19 pandemic | <https://doi.org/10.1007/s12553-021-00585-z> | Tecnologías, Herramientas, Factores |
| P15 | Applications of sentiment analysis and machine learning techniques in disease outbreak prediction | <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2214785321032764> | Recursos, Tecnologías |
| P16 | An intelligent healthcare monitoring framework using wearable sensors and social networking data | <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.07.047> | Tecnologías, Recursos, Factores |
| P17 | Exploring healthcare/health-product ecommerce satisfaction: A text mining and machine learning application | <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.10.043> | Herramientas, Recursos, Factores |
| P18 | Exploring the factors that affect user experience in mobile-health applications: A text-mining and machine-learning approach | <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.113484> | Herramientas, Tecnologías, Recursos, Factores |
| P19 | Business intelligence in the healthcare industry: The utilization of a  data-driven approach to support clinical decision making | <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2022.102482> | Tecnologías, Factores |
| P20 | Development, Implementation, and User  Evaluation of COVID-19 Dashboard in a  Third-Level Hospital in Iran | <https://www.thieme-connect.com/products/ejournals/pdf/10.1055/s-0041-1740188.pdf> | Tecnologías, Recursos, Factores |
| P21 | A Learning Health-Care System for Improving Renal  Health Services in Peru Using Data Analytics | <https://doi.org/10.3991/ijoe.v19i14.41949> | Tecnologías, Recursos, Factores |
| P22 | Development of a patients’ satisfaction  analysis system using machine learning  and lexicon-based methods | <https://doi.org/10.1186/s12913-023-09260-7> | Herramientas, Tecnologías, Factores |
| P23 | Classification of Healthcare Service Reviews with Sentiment Analysis to Refine User Satisfaction | <https://doi.org/10.32985/ijeces.13.4.8> | Recursos, Herramientas, Factores |
| P24 | Applications of Artificial Intelligence and Big DataAnalytics in m-Health: A Healthcare System Perspective | <https://doi.org/10.1155/2020/8894694> | Tecnologías, Recursos, Tecnologías, Factores |
| P25 | Chatbot for Health Care and Oncology Applications Using Artificial  Intelligence and Machine Learning: Systematic Review | <https://cancer.jmir.org/2021/4/e27850/> | Tecnologías |
| P26 | Mining Physicians’ Opinions on Social Media to Obtain Insights  Into COVID-19: Mixed Methods Analysis | <https://doi.org/10.2196/19276> | Recursos, Herramientas |
| P27 | Sentiment analysis of epidemiological surveillance reports on COVID-19 in Greece using machine learning models | <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1191730> | Tecnologías, Herramientas, Recursos |
| P28 | Sistema digital para el informe de turno de la Supervisión de  Enfermería de un hospital | <https://doi.org/10.22463/17949831.4264> | Tecnologías |
| P29 | Implementation and impact of a surgical dashboard on pediatric tonsillectomy outcomes: A quality improvement study | <https://doi.org/10.1002/lio2.1315> | Tecnologías, Recursos |
| P30 | Exploring Consumers’ Negative Electronic Word-of-Mouth of 5 Military Hospitals in Taiwan Through SERVQUAL and Flower of Services: Web Scraping Analysis | <https://formative.jmir.org/2024/1/e54334/PDF> | Recursos, Factores |

**Tabla 3.** Resultados de la revisión

En esta sección se resumen y analizan diversos estudios revisados, destacando sus enfoques, metodologías y principales resultados. El análisis busca identificar hallazgos relevantes que puedan aportar al desarrollo de la propuesta planteada en esta tesis.

#### 3.1.3.1 Artículo P01

**Título:** Sentiment analysis in medical settings: New opportunities and challenges

Aporte: El artículo examina el uso del análisis de sentimientos en textos médicos, identificando oportunidades para su implementación y señalando los desafíos. El análisis de sentimientos puede ser útil para extraer información valiosa de documentos clínicos y redes sociales médicas, pero requiere un ajuste debido a las peculiaridades del lenguaje médico. Se propone la creación de léxicos específicos del dominio médico para abordar la falta de subjetividad en los textos clínicos.

**Proceso:** Se utilizó una combinación de técnicas de análisis de lenguaje natural, utilizando SentiWordNet y Subjectivity Lexicon para identificar términos de opinión (como adjetivos y sustantivos) en textos médicos. Los textos clínicos analizados incluyen cartas de enfermería, informes radiológicos y resúmenes de alta, mientras que los textos de redes sociales médicas incluyen blogs y reseñas de medicamentos. Se cuantificó la frecuencia de palabras y se comparó la subjetividad entre textos clínicos y redes sociales, revelando que los textos médicos son significativamente más objetivos.

**Resultados:** Los textos clínicos, como las cartas de enfermería y los informes radiológicos, contienen solo entre un 5% y 11% de términos opinativos, mientras que en redes sociales como blogs y reseñas de medicamentos, los términos opinativos representan entre un 12% y 15%. El análisis mostró que los sustantivos predominan en los textos clínicos, mientras que los adjetivos en los textos de redes sociales tienden a describir aspectos emocionales o de salud. Esto resalta la necesidad de desarrollar herramientas y léxicos de sentimiento adaptados específicamente al contexto médico, ya que los existentes no son completamente efectivos para capturar la subjetividad implícita en los textos médicos.

#### 3.1.3.3 Artículo P02

**Título:** Calidad de Atención y Satisfacción del Usuario Externo del Centro de Salud de Zona Rural Peruana

**Aporte:**El aporte de esta investigación radica en evaluar la calidad de atención y la satisfacción del usuario externo en un centro de salud ubicado en una zona rural de Perú, en este caso, Cañaris. Esta evaluación permite identificar factores claves como la comunicación entre el personal de salud y los usuarios, especialmente en el contexto de una población quechua hablante, y las limitaciones de infraestructura y equipamiento. A partir de los resultados, se proponen estrategias concretas para mejorar la gestión de la calidad en la atención, lo cual beneficiará tanto a los usuarios como a la efectividad del centro de salud. Además, los hallazgos contribuirán al desarrollo de mejores políticas públicas en el ámbito de la salud rural.

**Proceso:** La investigación se realizó con un enfoque cuantitativo, caracterizado por la recolección de datos y la prueba de hipótesis a través de un análisis estadístico riguroso. La población estudiada consistió en 240 usuarios adultos, de ambos sexos, atendidos en consulta externa del Centro de Salud de Cañaris durante los meses de mayo y junio de 2019. A estos usuarios se les evaluó la calidad de la atención que recibieron mediante encuestas que consideraban diversas dimensiones como fiabilidad, capacidad de respuesta, seguridad, empatía y aspectos tangibles.

**Resultados:** Los resultados muestran que, en términos de fiabilidad, sólo el 34.5% de los usuarios calificaron la atención como aceptable, mientras que el 58.1% señaló que está por mejorar. En la dimensión de capacidad de respuesta, un 40.5% indicó que la atención es aceptable, pero un 45.9% consideró que necesita mejoras. En cuanto a seguridad, el 44.6% la consideró aceptable, pero el 48% opinó que está por mejorar. La empatía también se valoró como aceptable por el 33.1% de los encuestados, aunque el 59.5% dijo que está por mejorar. Finalmente, los aspectos tangibles, como la infraestructura, fueron vistos como aceptables por el 34.5%, pero el 40.5% de los usuarios cree que necesitan mejoras.

Además, con relación a la satisfacción general, el 74.3% de los usuarios expresó satisfacción con la atención recibida, mientras que el 68.9% de los usuarios estaban satisfechos con la credibilidad y la fidelización de los servicios. Sin embargo, el estudio subraya que aún hay un margen significativo para mejorar la calidad de los servicios en estas áreas clave.

#### 3.1.3.2 Artículo P03

**Título:** Mining patient opinion to evaluate the service quality in healthcare: a deep-learning approach

**Aporte:** Este estudio propone un enfoque innovador para evaluar la calidad del servicio hospitalario mediante el análisis de opiniones de pacientes. Combina técnicas de minería de opiniones y aprendizaje profundo, integrando datos textuales y visuales para mejorar la precisión en la clasificación de reseñas. Este enfoque multimodal es pionero, ya que no solo analiza textos, sino también imágenes asociadas con las experiencias de los pacientes, lo que ofrece una perspectiva más rica y detallada de su satisfacción​.

**Proceso:** El estudio recopiló un gran conjunto de datos de reseñas de pacientes sobre médicos y hospitales en Yelp, incluyendo texto y fotos publicadas por los usuarios. Utilizó un enfoque multimodal, que aplica modelos de aprendizaje profundo como LSTM para el análisis de texto y CNN-ResNet para procesar imágenes. Se fusionaron los resultados de ambos modelos para evaluar la calidad del servicio hospitalario, clasificando las reseñas en "alta" o "baja" calidad​. Se compararon los resultados del enfoque combinado frente a enfoques que solo usan texto o imágenes por separado​.

**Resultados**: El estudio muestra que la combinación de texto e imágenes mejora significativamente la precisión de la clasificación de reseñas. En comparación con los análisis que solo utilizan texto, la fusión multimodal mejora la precisión en un 12.64%, alcanzando un 97.75% en precisión total. Este enfoque demuestra que las imágenes aportan un valor añadido al análisis de opiniones, al proporcionar evidencia visual que complementa el texto y ayuda a evaluar de manera más precisa la calidad del servicio.

#### 3.1.3.4 Artículo P04

**Título:** Sentiment Analysis in Healthcare: A Brief Review

**1. Aporte:** Este estudio realiza una revisión de las técnicas de análisis de sentimientos aplicadas al campo de la salud. Ofrece una visión general de cómo el análisis de sentimientos, una subdisciplina de la minería de datos, puede ser utilizado para evaluar las opiniones de los pacientes sobre servicios de salud, medicamentos y otros aspectos médicos. El análisis de sentimientos es crucial para mejorar la calidad del cuidado médico al procesar grandes volúmenes de datos generados en redes sociales, blogs, y sitios de reseñas de servicios médicos.

**2. Proceso:** Se revisaron diferentes enfoques de análisis de sentimientos en la atención médica: Para el primero se utilizan diccionarios polarizados para determinar la orientación positiva o negativa de las opiniones en texto. En el segundo se incluyeron técnicas supervisadas como Naive Bayes, Support Vector Machines, y Logistic Regression con el fin de clasificar el sentimiento en positivo, negativo o neutro. Por último, se usaron de Redes Neuronales Convolucionales y Redes de Memoria a Largo Plazo mencionando estas técnicas como un avance importante en la clasificación de sentimientos al capturar mejor las dependencias contextuales en los textos médicos.

**3. Resultados:** El estudio concluye que las técnicas de aprendizaje profundo, como CNN y LSTM, superan a los enfoques más tradicionales como los basados en léxicos y aprendizaje automático en términos de precisión y capacidad para manejar grandes volúmenes de datos no estructurados. Sin embargo, los enfoques basados en léxicos son útiles para problemas de bajo costo computacional. Los resultados también muestran que el análisis de sentimientos tiene el potencial de proporcionar retroalimentación valiosa para mejorar la calidad de los servicios de salud y aumentar la satisfacción del paciente.

#### 3.1.3.5 Artículo P05

**Título:** Automating Large-scale Health Care Service Feedback Analysis: Sentiment Analysis and Topic Modeling Study

**Aporte:** Este estudio aporta una solución automatizada para analizar grandes volúmenes de reseñas de pacientes sobre los servicios de salud del NHS mediante técnicas avanzadas de procesamiento de lenguaje natural, específicamente el análisis de sentimientos y modelado de temas. Ofrece una plataforma interactiva que visualiza los resultados, ayudando a identificar áreas clave de mejora en los servicios.

**Proceso:** El proceso se dividió en tres fases clave. En primer lugar se empleó el modelo TextBlob  para clasificar las reseñas en positivas, negativas o neutrales. Se asignó una puntuación de sentimiento entre -1 (muy negativo) y 1 (muy positivo) a cada reseña. Posteriormente, se utilizó el algoritmo Latent Dirichlet Allocation para identificar temas clave dentro de las reseñas, agrupando las palabras más frecuentemente mencionadas en temas como "buen personal" o "tiempos de espera". Finalmente, se combinaron los resultados del análisis de sentimientos con los temas para crear subgrupos de temas con sentimientos positivos y negativos, permitiendo un análisis más detallado.

**Resultados:** El modelo de análisis de sentimientos basado en TextBlob logró identificar correctamente la polaridad de las reseñas. Los temas más comunes incluyeron "buen personal" (positivo) y "tiempos de espera" (negativo). La herramienta de visualización permite analizar cómo varían los sentimientos y los temas a lo largo del tiempo, destacando una disminución general en el sentimiento positivo durante los meses de invierno. Esta combinación de técnicas facilita la identificación de problemas críticos, como la insatisfacción con el proceso de citas​.

#### 3.1.3.6 Artículo P06

**Título:** Integrating Telehealth for Strengthening Health Systems in the Context of the COVID-19 Pandemic: A Perspective from Peru

**Aporte:** El estudio analiza la implementación y expansión de la telesalud en Perú durante la pandemia de COVID-19. Resalta cómo la normativa cambió rápidamente para adoptar las nuevas tecnologías como la telemedicina, permitiendo la continuidad de atención en áreas remotas y promoviendo el uso de tecnología para consultas, monitoreo y diagnóstico a distancia. Identifica los desafíos como la conectividad a Internet, la interoperabilidad con los registros médicos y las brechas tecnológicas existentes para la adopción de nuevas tecnologías.

**Proceso:** Se realizó una revisión narrativa sobre la evolución de las normativas y la implementación de proyectos de telesalud en Perú. El estudio incluyó el análisis de proyectos públicos y privados implementados durante la pandemia, cubriendo áreas como salud mental, oncología, y nutrición. Se basaron en revisiones de literatura científica y documentos legales clave.

**Resultados:** Los resultados muestran que la telesalud fue fundamental para mantener la atención médica durante la pandemia, con especial éxito en áreas rurales y poblaciones de bajos recursos. Sin embargo, persistieron barreras importantes, como la falta de acceso a Internet en zonas rurales, la brecha digital, y la carencia de capacitación tanto para los pacientes como para los profesionales de salud. A pesar de estas limitaciones, las herramientas digitales demostraron ser eficaces para proporcionar continuidad en la atención médica.

#### 3.1.3.7 Artículo P07

**Título:** Telemedicine Prototype to Improve Medical Care and Patient and Physician Safety in Lima-Peru

**Aporte:** Este trabajo desarrolla un prototipo de telemedicina orientado a mejorar la seguridad y la calidad en la atención médica para pacientes y médicos en Lima, Perú. El sistema minimiza el contacto físico, permitiendo que pacientes reciban atención sin desplazarse, lo cual es crucial en contextos de crisis sanitaria. La implementación en SAP Cloud y el uso de tecnologías como SAPUI5 facilitan un entorno digital seguro y accesible, mejorando así la percepción de seguridad y calidad en el servicio.

**Proceso:** Se utilizó la metodología ágil Scrum en todas las etapas del desarrollo del prototipo. Esto incluyó la creación de historias de usuario prioritarias (como accesos seguros, consultas en video y chats en vivo) y la validación continua de las funcionalidades clave. Con SAP S/4HANA y herramientas de diseño rápido como Build me lograron un entorno intuitivo y adaptable con acceso remoto a datos médicos y comunicación en tiempo real.

**Resultados:** El prototipo logró una mejora en la accesibilidad y la seguridad del servicio médico, reduciendo las filas y optimizando la experiencia del usuario. Los resultados sugieren que el prototipo podría disminuir la saturación de los centros de salud y aumentar la satisfacción del paciente. La telemedicina también probó ser una herramienta valiosa para mantener la continuidad de atención en contextos de emergencia, mejorando la seguridad y comodidad para pacientes y médicos.

#### 3.1.3.8 Artículo P08

**Título:** Satisfacción percibida y cuidado humanizado de enfermería en pacientes quirúrgicos en un hospital público del Perú

**Aporte:** Este trabajo analiza la relación entre la satisfacción percibida de los pacientes quirúrgicos y el cuidado humanizado brindado por el personal de enfermería en un hospital público en Perú. Se identifica que el cuidado definido por factores como la empatía, la atención oportuna y la seguridad es clave para mejorar la experiencia del paciente. El estudio resalta cómo el buen trato, el respeto y la capacidad de respuesta del personal influyen directamente en la satisfacción percibida.

**Proceso:** Se realizó un estudio descriptivo, observacional y correlacional con enfoque cuantitativo. La muestra incluyó a 241 pacientes quirúrgicos, quienes completaron un cuestionario validado que mide tanto la satisfacción percibida como el cuidado humanizado. Las dimensiones evaluadas incluyeron la dimensión humana (trato y atención personalizada), dimensión oportuna (capacidad de respuesta y resolución de dudas) y dimensión segura (seguridad en el proceso de cuidado). Este enfoque permitió identificar aspectos específicos del cuidado humanizado que son importantes para los pacientes.

**Resultados:** Los resultados muestran que el 84.6% de los pacientes quirúrgicos están satisfechos con el cuidado recibido, mientras que el 81.3% percibe un buen nivel de cuidado humanizado. Se encontró una correlación positiva moderada (r = 0,668) entre la satisfacción general y el nivel de cuidado humanizado, lo que implica que a mayor percepción de cuidado humanizado, mayor satisfacción perciben los pacientes. Las dimensiones de interacción y necesidades humanas fueron particularmente valoradas por los pacientes, sugiriendo que la percepción de seguridad y el respeto contribuyen significativamente a la satisfacción general.

#### 3.1.3.9 Artículo P09

**Título:** Calidad percibida y su relación con la satisfacción del paciente en tratamiento con hemodiálisis en un hospital público de Perú

**Aporte**: Este estudio destaca la relación entre la calidad de atención en hemodiálisis y la satisfacción del paciente, evaluando ambas variables mediante la escala SERVQUAL y cuestionarios específicos de satisfacción. Esto permite identificar áreas específicas dentro del servicio de nefrología que pueden mejorar la experiencia del paciente, como accesibilidad, empatía y seguridad. Los hallazgos refuerzan la idea de que una atención de calidad impacta directamente en la satisfacción, lo cual es valioso para instituciones que buscan mejorar sus servicios.

**Proceso:** Se realizó un estudio cuantitativo no experimental, descriptivo y correlacional en el Hospital Alberto Sabogal en Perú. La muestra incluyó 60 pacientes que reciben tratamiento de hemodiálisis. Para evaluar la calidad de atención, se aplicó la escala SERVQUAL modificada, que mide cinco dimensiones: tangibles, fiabilidad, capacidad de respuesta, seguridad y empatía. Además, se utilizó un cuestionario validado de satisfacción. Los datos se recopilaron a través de entrevistas y encuestas estructuradas en un entorno controlado para asegurar la confiabilidad de las respuestas.

**Resultados:** El estudio encontró una correlación positiva entre la calidad de atención percibida y la satisfacción del paciente (Rho=0,385, p=0,002), aunque la correlación no fue fuerte. El 58,3% de los pacientes mostró un nivel de satisfacción leve. Las dimensiones mejor valoradas fueron capacidad de respuesta, con un 60% de satisfacción completa y aspectos tangibles con un 76,7%, mientras que las dimensiones con menor puntuación fueron seguridad y accesibilidad, indicando áreas críticas de mejora.

#### 3.1.3.10 Artículo P10

**Título:** Satisfacción del personal de salud y pacientes sobre un servicio de telesalud de un hospital de Perú

**Aporte:** Este estudio ofrece una evaluación completa de la satisfacción con el servicio de telesalud en el Hospital Honorio Delgado (HRHD) en Perú, considerando tanto al personal de salud como a los pacientes. Además, analiza el nivel de madurez de la implementación de telesalud, identificando áreas clave que requieren desarrollo, como recursos humanos, entorno digital y conocimiento especializado.

**Proceso:** Se realizó un estudio transversal y observacional entre octubre y diciembre de 2021 en el HRHD. Se usaron dos herramientas: la encuesta de Glaser para medir la satisfacción del personal de salud y el cuestionario Telemedicine Satisfaction Questionnaire (TSQ) para evaluar la satisfacción de los pacientes. La madurez del sistema fue evaluada según la herramienta de la OPS. Participaron 129 miembros del personal y 377 pacientes, todos con citas de teleorientación, telemonitoreo o teleconsulta.

**Resultados:** El estudio da como resultado que el 77.6% de los pacientes estaba satisfecho con el servicio, especialmente en especialidades como pediatría y ginecología. La satisfacción fue significativamente mayor en el personal no médico (72.5%) en comparación con los médicos (18.3%), probablemente debido a la falta de examen físico en las consultas telefónicas, lo cual limita la experiencia para los médicos. El sistema de telesalud del HRHD se encuentra principalmente en un nivel nulo o iniciado, con el 32% de los ítems en estado nulo, 40.8% en iniciado y solo 2% en listo. Las áreas normativas y de preparación organizacional muestran un desarrollo más avanzado, mientras que el conocimiento especializado y los recursos humanos necesitan mejoras significativas.

#### 3.1.3.11 Artículo P11

**Título:** Asynchronous Teleconsultation for Healthcare Facilities in Rural Areas of Peru

**Aporte:** Este estudio propone un modelo de teleconsulta asincrónica (SITEA) diseñado para áreas rurales de Perú con conectividad limitada. La implementación del modelo reduce significativamente las transferencias de pacientes a instalaciones urbanas, mejorando el acceso a servicios especializados en áreas remotas. El sistema permite que médicos rurales consulten con especialistas en diferentes fases de atención a través de registros electrónicos, lo cual aumenta la precisión diagnóstica y la calidad del servicio.

**Proceso:** El modelo SITEA fue probado en un centro de salud rural en Huancané, Perú, durante 23 días. Con un enfoque de tres fases: admisión, consulta con el médico tratante y consulta con el especialista; SITEA facilita la interacción entre el personal de salud en sitio y los especialistas de la ciudad mediante un sistema de registros electrónicos. El estudio incluyó la capacitación del personal y una evaluación de la satisfacción de pacientes y personal de salud.

**Resultados:** Tras la implementación, el centro de salud pudo ofrecer servicios especializados, logrando una reducción del 60% en transferencias de pacientes a hospitales urbanos. Además, los pacientes mostraron un alto nivel de satisfacción, destacando mejoras en la calidad de la atención, la rapidez en el servicio y la precisión en los diagnósticos. Los profesionales de salud evaluaron positivamente la facilidad de uso y utilidad del sistema, aunque la respuesta en tiempo real estuvo limitada por la conectividad.

#### 3.1.3.12 Artículo P12

**Título:** A Study of Mobile Medical App User Satisfaction Incorporating Theme Analysis and Review Sentiment Tendencies

**Aporte:** El estudio identifica y evalúa los factores que influyen en la satisfacción de usuarios de apps médicas móviles mediante el análisis de opiniones en línea. Aporta un sistema de evaluación que integra teoría fundamentada, el modelo LDA para extracción de temas, y evaluación difusa para cuantificar la satisfacción del usuario, proporcionando un marco para mejorar la calidad de estas aplicaciones.

**Proceso:** Se recolectaron 2,592 reseñas de usuarios mediante un sistema de minería de texto basado en el modelo LDA para identificar los factores de interés. Se construyó un sistema de evaluación mediante codificación en tres fases y análisis de sentimiento para calcular las tendencias emocionales de los usuarios y se aplicaron teoría de números difusos y pesos de expertos para establecer las prioridades de mejora.

**Resultados:** El análisis muestra que los usuarios valoran más la "calidad de servicio" y "calidad de contenido", mientras que la "calidad de gestión" y "calidad técnica" presentan menor satisfacción por lo que el estudio recomienda enfocar mejoras en estabilidad del sistema, auditoría de contenidos y optimización de procesos, como reembolsos.

#### 3.1.3.13 Artículo P13

**Título:** Hospital Facebook Reviews Analysis Using a Machine Learning Sentiment Analyzer and Quality Classifier

**Aporte:** El estudio se centra en el análisis del impacto que tuvo la pandemia del COVID-19 en la experiencia de los pacientes en áreas de emergencia mediante el empleo de técnicas de análisis de sentimientos y modelados de temas. Para esto se emplean comentarios de encuestas de experiencia de usuario, se identifican preocupaciones y percepciones de los pacientes tanto antes, como durante y después de la pandemia. Este análisis permite entender cómo las prioridades de los pacientes cambian a lo largo del tiempo y permite identificar mejoras en los servicios de atención Proceso: El proceso consistió en la recopilación de 5890 comentarios de pacientes y su clasificación en positivos, negativos o neutrales mediante herramientas de procesamiento de lenguaje natural. Luego, se aplicó el modelado de temas Latent Dirichlet Allocation (LDA) para identificar los temas relevantes en los comentarios y las nuevas preocupaciones relacionadas a la pandemia, incluyendo restricciones para familiares y protocolos de seguridad sanitaria. Las etiquetas que se generaron automáticamente fueron además validadas manualmente para asegurar su precisión.

**Resultados**: Los resultados permiten identificar que antes de la pandemia el 80% de los comentarios eran positivos, donde se destacaba la competencia técnica y el desempeño del personal médico. Durante la pandemia, se incrementaron los comentarios negativos debido a preocupaciones sobre la seguridad, tiempo de espera y restricciones para los familiares. Pasada la primera ola, aún persistieron críticas negativas a los protocolos de seguridad y falta de comunicación clara con los pacientes. Por lo que este enfoque permite encontrar las tendencias clave y parejas de mejora en la atención en el área de emergencia.

#### 3.1.3.14 Artículo P14

**Título:** Emergency care and the patient experience: Using sentiment analysis and topic modeling to understand the impact of the COVID-19 pandemic

**Aporte:** El estudio se centra en el análisis de aplicación de técnicas de aprendizaje automático para clasificar las opiniones de pacientes recopiladas de reseñas de Facebook sobre hospitales públicos en Malasia. Se enfoca en identificar las dimensiones en la calidad del servicio basadas en el modelo SERVQUAL y en realizar el análisis de sentimientos para comprender de mejora forma la experiencia del paciente. Además, este enfoque proporciona una potencial alternativa al ser más económica y rápida que las encuestas tradicionales con potenciales aplicaciones en la mejora de la gestión hospitalaria.

**Proceso:** Se recopilaron 1793 reseñas de Facebook y se procesaron utilizando modelos de aprendizaje supervisado, incluyendo máquinas de soporte de vectores (SVM). Naive Bayes (BN) y regresión logística (LR). Se clasificaron las opiniones en positivas y negativas para su posterior análisis de sentimientos, mientras que las dimensiones SERQUAL fueron etiquetadas utilizando técnicas de clasificación como cadenas de clasificadores y binary relevance. La metodología incluyó la validación cruzada de 5 pliegues para evaluar la precisión en los modelos.

**Resultados:** Los resultados destacan que el modelo SVM supera a otros clasificadores en ambas tareas, alcanzando una puntuación F de 0.92 en análisis de sentimientos y de 0.75 en clasificación de temas. Esto da muestra la viabilidad de usar el aprendizaje automático para integrar los datos de redes sociales en un sistema de mejor de calidad hospitalaria. Por último, el estudio señala que estas técnicas pueden servir de complemento para las encuestas tradicionales, ya que ofrecen una visión más rápida y en tiempo real de las percepciones de los pacientes.

#### 3.1.3.15 Artículo P15

**Título:** Applications of sentiment analysis and machine learning techniques in disease outbreak prediction

**Aporte:** Este estudio analiza el uso de análisis de sentimiento y técnicas de aprendizaje automático para predecir brotes y destaca su importancia para la detección temprana de patrones de contagio. El artículo analiza cómo los datos de redes sociales como Twitter y bases de datos oficiales de salud (CDC, OMS) pueden usarse para predecir epidemias mediante técnicas de clasificación y análisis de regresión en el ámbito de la atención sanitaria.

**Proceso:** El estudio se centra en el uso de varios algoritmos de aprendizaje automático, como: B. Análisis y clasificación de sentimientos para clasificar opiniones de las redes sociales sobre temas de salud utilizando técnicas supervisadas como Naïve Bayes, regresión logística y máquinas de vectores de soporte (SVM).  Los modelos de regresión lineal y SVM también se utilizan para realizar análisis predictivos basados ​​en datos continuos, como el número de casos esperados durante un brote. Por último, implica combinar métodos basados ​​en léxico y algoritmos de aprendizaje automático para mejorar la precisión de la predicción, especialmente para grandes conjuntos de datos que requieren preprocesamiento.

**Resultados:** El estudio concluye que los modelos de aprendizaje automático, en particular SVM y regresión logística, proporcionan una mayor precisión en la predicción de brotes en comparación con los enfoques tradicionales. Los resultados muestran que los datos de las redes sociales se pueden utilizar para detectar patrones de brotes, con correlaciones significativas entre los tweets y los datos oficiales (por ejemplo, correlación de 0,89 entre Twitter y los datos de los CDC).

#### 3.1.3.16 Artículo P16

**Título:** An intelligent healthcare monitoring framework using wearable sensors and social networking data

**Aporte:** El artículo propone un sistema de monitorización de la salud cuyo marco de trabajo se centra en la utilización de los servicios y entornos de la nube y analítica de big data para optimizar el almacenamiento y análisis de la información médica. Se utiliza también técnicas de minería de datos, ontologías y memoria bidireccional a largo corto plazo (Bi-LSTM) para el preprocesamiento de los datos médicos y la clasificación de la información a fin de mejorar la exactitud y precisión de la predicción de los efectos de productos farmacéuticos además de anomalías en los pacientes. El sistema propuesto también clasifica información médica relacionada a la diabetes, indicadores como la presión sanguínea, salud mental y reseñas sobre productos farmacéuticos. Para el desarrollo se utilizó la herramienta “Protégé Web Ontology Language” y Java.

**Proceso:**

El desarrollo del sistema propuesto inicia con la definición de cuatro capas correspondientes al marco de trabajo del sistema de monitorización de la salud. La primera es Capa de Fuentes de Datos en donde se obtiene información de sensores, registros médicos, redes sociales del hospital y redes sociales de forma general. Para la recolección de datos de redes sociales se utiliza Graph API para extracción de reseñas en Facebook y REST API en Twitter. Se utiliza también un motor de búsqueda basado en palabras clave para la obtención de reseñas de páginas web. Posteriormente se integran las fuentes en la Capa de Recolección de Datos. Después, la Capa de Almacenamiento de Datos utiliza Big Data en integración con los servicios de la nube para el almacenamiento de la información. La penúltima capa es la de Ingeniería Analítica en donde se lleva a cabo el preprocesamiento de los datos para luego aplicar sobre ellos el Bi-LSTM como herramienta de clasificación. Por último, se presenta a la Capa de Presentación de los Datos en donde se brindan resultados como recomendaciones y ejecución de la monitorización de la salud.

El flujo de trabajo del presente sistema de monitorización inicia con la recolección de información utilizando sensores en la ropa y redes sociales. Luego esa información se almacena en la nube y las ontologías permiten transformar datos en información legible. Después, modelos de clasificación de deep learning son implementados para clasificar la información a fin de predecir la condición médica del paciente y optimizar el monitoreo médico sobre el mismo.

**Resultados:**

El sistema de monitoreo de salud propuesto evidenció a través de las métricas de evaluación como la precisión, exactitud, recall, RMSE (Root Mean Square Error) y el MAE (Mean Absolute Error) la superioridad del marco basado en Bi-LSTM en comparación con los tradicionales como la regresión logística y bosques aleatorios. Esta superioridad en el rendimiento se demostró en la clasificación en términos de diabetes, presión sanguínea, salud mental y efectos secundarios de los productos farmaceúticos. Se concluye también que el enfoque basado en ontologías y la utilización de técnicas de minería de datos para la reducción de la dimensionalidad contribuye a que se lleve a cabo un proceso eficiente y de mayor calidad durante la predicción. Se asevera que el sistema de monitorización de la salud maneja de forma eficiente datos provenientes de diversas fuentes como las redes sociales y las prescripciones médicas y los utiliza para predecir el estado del paciente y sus condiciones basándose en información verídica. El marco desarrollado disminuye el tiempo de procesamiento al utilizar analítica de Big Data.

#### 3.1.3.17 Artículo P17

**Título:** Exploring healthcare/health-product ecommerce satisfaction: A text mining and machine learning application

**Aporte:** En el presente artículo se realiza un análisis de opiniones a 186,057 reseñas sobre 619 empresas pertenecientes al rubro del comercio electrónico en el campo de los productos utilizando minería de texto, aprendizaje automático y econometría para identificar los aspectos principales y las emociones relevantes para reflejar y predecir la satisfacción del cliente. Se sugiere con el desarrollo de este análisis una metodología automatizada para la obtención de información; además de servir como ayuda a los gestores del rubro del comercio electrónico para mejorar su servicio.

**Proceso:**

Se recopilaron 186,057 opiniones publicadas entre 2008 y 2018 cuyo indicador de satisfacción del cliente tenía una escala de 1 a 5 puntos de la página trustpilot.com sobre empresas de comercio electrónico de productos o servicios sanitarios. En la siguiente fase se utilizó el lexicon NRC Word-Emotion Association Lexicon conocido como EmoLex para el análisis basado en el consumidor para la obtención de los sentimientos y emociones presentes en cada opinión. Se realizó un análisis de subcategorías y se utilizó el método de bolsa de palabras para encontrar sentimientos por atributo. En la siguiente fase orientada a la generación de modelos explicativos se llevó a cabo la revisión de los textos utilizando regresión lineal y modelos logísticos que esperan relaciones no lineales y que tiene como variable la calificación categórica. Además, se utilizó regresión lineal, XGBoost, Random Forest y árbol de decisiones como métodos para analizar comparativo del poder explicativo de los modelos de aprendizaje automático. Se usó la predicción respecto a las puntuaciones generales de sentimiento y emociones.

**Resultado:**

Las emociones como la ira y el disgusto influyeron de forma negativa la satisfacción, mientras que la alegría tuvo un efecto positivo. En términos de los aspectos del servicio, los más importantes fueron el producto y el servicio en categorías como belleza y bienestar, mientras que el tiempo fue crucial en farmacias y tratamientos oculares. Los modelos predictivos demostraron que las emociones y los sentimientos extraídos de las reseñas pueden predecir con precisión la satisfacción del cliente.

#### 3.1.3.18 Artículo P18

**Título:** Exploring the factors that affect user experience in mobile-health applications: A text-mining and machine-learning approach

**Aporte:** En la investigación planteada se evalúa qué factores tienen mayor relevancia en la experiencia de usuario de las aplicaciones móviles del sector de la salud. Se utiliza un enfoque basado en minería de texto y aprendizaje automático y como objeto de estudio las reseñas de nueve aplicaciones de India. Mediante técnicas de modelado de temas y el uso del Vader Lexicon se identifica la polaridad de las opiniones y se clasifican para la obtención de los factores importantes, denominados predictores, en la experiencia del usuario. Este estudio genera un panorama clarificador sobre los factores determinantes para la satisfacción del usuario que sirve como herramienta para los gestores del sector de la salud en favor de la mejora del servicio ofrecido.

**Proceso**: Se recopilaron reseñas de forma manual de usuarios de nueve aplicaciones móviles de atención médica de Indica que incluyen PharmEasy,  Tata  1  MG,  Apollo  24  X  7,  Practo,  Netmeds,  Medibuddy,  MFine,  DocsApp  y  Tata  Health. Las reseñas fueron extraídas de Google Play Store por un periodo de tres meses desde junio del 2021 hasta septiembre del mismo año. Después de la recolección, se llevó a cabo la limpieza de datos obteniendo un total de 40852 reseñas para el análisis definitivo. Se realizó la identificación y creación de predictores utilizando la opinión de 12 expertos de la industria y el Term Document Matrix para posteriormente utilizar el VADER Lexicon a fin de identificar la polaridad positiva o negativa de cada comentario. A través de modelos empíricos se obtuvo puntajes basados en la importancia de cada característica para la identificación de los factores más relevantes en la satisfacción del usuario.

**Resultados:**De los resultados se obtuvo información relevante sobre los factores predictores de la satisfacción del usuario incluyendo el hecho de que en la mayoría de las apps se realizó una prestación de experiencias positivas en relación al tiempo y dinero, los usuarios de Tata Health, MFine y MediBuddy fueron quienes tuvieron menos inconveniente y la identificación de que las teleconsultas fueron un problema para todas las plataformas. El estudio brinda contribuciones teóricas relacionadas a la creación de valor en términos de la calidad del servicio ofrecido identificando el nivel de este a través de la evidencia de predictores relevantes. El estudio brinda recomendaciones para los administradores de aplicaciones del sector de la salud al proponer un marco que permita medir y clasificar las calificaciones de los clientes. Se identifica a la disponibilidad, atención al cliente y capacidad de respuesta como los factores más importantes en relación con la satisfacción del usuario.  Por último, se recomienda a los desarrolladores de las aplicaciones móviles de salud centrarse en el usuario y se brinda a los investigadores una guía metodológica para la identificación de predictores.

#### 3.1.3.19 Artículo P19

**Título:** Business intelligence in the healthcare industry: The utilization of a data-driven approach to support clinical decision making

**Aporte:** Este artículo desarrolla un modelo de sistema de soporte de decisiones (DSS) que compara los costes de diversas estrategias de tratamiento para las mujeres con mutación BRCA y cáncer de mama que se basa en la explotación de datos a través de Business Intelligence a fin de demostrar que su aplicación supera las prácticas tradiciones cuyo soporte principal es la experiencia para la gestión de procesos dentro del ámbito sanitario.

**Proceso:**

El trabajo utiliza la Metodología de la Investigación de la Ciencia del Diseño. Se comenzó identificando los problemas; luego se definieron los objetivos para posteriormente diseñar y desarrollar el modelo DSS. Para esto se desarrolló el modelo DSS basado en la experiencia mediante la recopilación de datos a través de entrevistas con un equipo de médicos y por otro lado, el modelo DSS basado en la explotación de datos utilizando una base de datos. Para  demostrar, evaluar y comunicar que el modelo DSS basado en la explotación de datos es  superior que el modelo basado en la experiencia, se realizó una simulación de Monte Carlo en el entorno @Risk para Excel con 1000 iteraciones. Se compararon los ahorros respecto a los costos obtenidos al usar las dos versiones para comparar los rendimientos. Se evaluó el modelo analizando la distribución de la probabilidad del ahorro de costes en términos estadísticos utilizando intervalos de confianza.

**Resultado:**

El modelo basado en la explotación de datos utilizando Business Intelligence demostró ser más preciso en la estimación de costos que el modelo basado en experiencia del personal médico. Este enfoque basado en datos permite ahorros en costos y optimización de recursos, lo que mejora las decisiones al brindar a los médicos un panorama mucho más amplio de todas las vías posibles de solución y los costos relacionados a cada una de ellas. Además, se observó que aplicar Business Intelligence a una población más amplia incrementa los beneficios económicos.

#### 3.1.3.20 Artículo P20

**Título:** Development, Implementation, and User Evaluation of COVID-19 Dashboard in a Third-Level Hospital in Iran

**Aporte:**

En el presente artículo se desarrolla e implementa un dashboard que permite una adecuada e informada toma de decisiones por parte de los gerentes hospitalarios basándose en la evidencia presentada a través de la visualización de datos y la presentación visual de la información en el contexto de la gestión de COVID-19 en un hospital de Mashhad, Irán.

**Proceso:**

El estudio descriptivo se llevó a cabo en el 2020 en tres etapas y utilizó una metodología centrada en el usuario cuyas fases son las de especificación del contexto de aplicación, especificación de requisitos, creación de soluciones de diseño y evaluación de diseños. Se realizó la recopilación de datos utilizando la técnica de grupo de discusión, panel de expertos, técnicas de grupo nominal, entrevistas y encuestas. El boceto de dashboard se realizó utilizando la aplicación de escritorio Power Bi y se obtuvieron los comentarios de los usuarios con el uso del método de grupo focal y se incluyó en el dashboard. El sistema se integró con el sistema de información hospitalaria para la recopilación automática de datos, y se ejecutaron mejoras con base a la retroalimentación de los usuarios.

**Resultado:**

Los usuarios expresaron alta satisfacción con el formato propuesto, la facilidad de uso y  la precisión del dashboard. El sistema permitió la visualización eficiente de datos importantes, mejorando la toma de decisiones en el contexto de la gestión hospitalaria durante la pandemia COVID-19. Entre los principales indicadores evaluados estaban el número de camas disponibles, pacientes en cuidados intensivos y tiempos de respuesta de pruebas.

#### 3.1.3.21 Artículo P21

**Título:** A Learning Health-Care System for Improving Renal Health Services in Peru Using Data Analytics

**Aporte:**

El artículo desarrolla un Sistema de Salud Inteligente (LHS) plasmado dentro de un Sistema Web para optimizar el monitoreo y la gestión del servicio ofrecido en los centros privados de salud del Perú. El sistema desarrollado se basa en una plataforma de datos, tecnologías inteligentes y un conjunto inteligente de herramientas para el cuidado de la salud. Se propone la integración del proceso de Extracción, Transformación y Carga (ETL); algoritmos de aprendizaje automático Random Forest y Decision Tree y el uso de Power BI como herramienta de visualización organizada de la información relevante para la gestión de los datos clínicos. El enfoque propuesto tiene como propósito optimizar el diagnóstico de enfermedades renales y el manejo de los procesos de vigilancia, citas y tratamiento de los pacientes a través de un sistema que centraliza y unifica datos de diversas fuente y los almacena de forma estructurada para ser usados posteriormente con fines predictivos y de seguimiento cuya visualización estará disponible a través de gráficos utilizando dashboards en Power BI.

**Proceso:**

El proceso de desarrollo del sistema consta de las siguientes fases: fuentes de datos, almacenamiento de los datos, análisis de datos y visualización. En la primera de ellas se recolectó la información de los pacientes de las clínicas almacenados en archivos xlsx y csv debido a la poca madurez tecnológica. En la fase de almacenamiento se llevó a cabo el proceso de transformación y la limpieza de los datos utilizando un ETL para su posterior unificación estructurada en un data warehouse. Posteriormente, en la fase del análisis se probó los algoritmos de Árbol de Decisión y Bosques Aleatorios para comparar su rendimiento en términos de la predicción del diagnóstico de enfermedad renal. Se probó la superioridad de Bosques Aleatorios debido a su alta precisión. Por último, en la fase de visualización se crearon dashboards en Power BI en donde se presentaron indicadores relacionados a la atención, vigilancia y citas de pacientes además de información relacionada a los doctores. Los dashboards desarrollados representan una herramienta valiosa para el manejo de la gestión y el control de los procesos clínicos. Para la validación del sistema, se validó el sistema predictivo a través de métricas como el F1-Score y la opinión de seis expertos en la salud renal, a quienes se les realizó encuestas.

**Resultados:**

Los resultados demuestran que el sistema utiliza una óptima predicción del diagnóstico de enfermedades renales debido al uso del algoritmo Random Forest cuya precisión demostrada en las pruebas fue del 100% y una tasa de error baja del 1.12% en diagnósticos positivos.  Además, los dashboards elaborados en Power BI fueron evaluados por los expertos de la salud como “muy satisfactorio”, lo que demuestra su usabilidad y confiabilidad. Finalmente, dentro del proceso de validación se concluye de que el sistema desarrollado contribuye con la transformación digital de la clínica en donde se este se probó y también se evidencia que facilita la gestión de los datos médicos facilitando así una toma de decisión más informada.

#### 3.1.3.22 Artículo P22

**Título:** Development of a patients’ satisfaction analysis system using machine learning and lexicon-based methods

**Aporte:**

Se desarrolla un sistema de análisis de satisfacción de pacientes que integra el uso de un Lexicón en conjunto con algoritmos de aprendizaje automático. El sistema implementa un modelo capaz de clasificar las reseñas de los pacientes en las categorías positivo o negativo mientras que a la vez busca identificar a qué departamento del hospital y a qué personal médico hace referencia.  Por otro lado, también se desarrolla un sistema en línea para la recopilación de opiniones de pacientes brindando así un nuevo método de solicitud y recepción de feedback representando una alternativa a las encuestas tradicionales. El enfoque del sistema desarrollado busca mejorar la eficiencia en la gestión de los datos relacionados a la satisfacción de los pacientes y brinda herramientas tecnológicas para una optimización en la detección de áreas de mejora en los hospitales.

**Proceso:**

El método implementado en el artículo inicia con la recolección de datos. Se recopilaron 822 mensajes del Centro Médico Cardiovascular y de Investigación de Rajaie afiliado a la Universidad de Ciencias Médicas de Irán. De estos mensajes, 540 fueron etiquetados como positivos y 282 como negativos. Estas opiniones pasaron por un preprocesamiento detallado, donde se limpiaron y organizaron los textos a través de la tokenización, eliminación de palabras en inglés, reemplazo de palabras árabes, eliminación de preposiciones e intercambio de emoticones por sus respectivas polaridades. Luego, se aplicaron técnicas de extracción de características como TFIDF (Term frequency–inverse document frequency) y vectores multi-características (MF) que incluyen elementos como polaridad de palabras, emociones y puntuación, para extraer las características más relevantes. Para la selección de las características relevantes se evaluaron diferentes algoritmos clasificadores, destacando Naive Bayes Multinomial (MNB) como el más efectivo en términos de métricas como la precisión y exactitud. Finalmente, se diseñó la aplicación web que permite una mejor evaluación automatizada de las reseñas de pacientes en tiempo real.

**Resultados:**

El modelo implementado en la aplicación web utiliza el uso de Lexicón en combinación con algoritmos de aprendizaje automático destacando el algoritmo Naive Bayes Multinomial  en combinación con las técnicas de extracción de características TFIDF (Term frequency–inverse document frequency) y vectores multi-características (MF)  demuestra confiabilidad al clasificar reseñas de pacientes en las categorías positivo y negativo debido a que logró una exactitud del 89%, un F1 Score del 92% y un AUC del 87%. Se demuestra también la eficiencia y eficacia del uso de un sistema online de análisis de satisfacción de pacientes como alternativa a los métodos convencionales.

#### 3.1.3.23 Artículo P23

**Título:** Classification of Healthcare Service Reviews with Sentiment Analysis to Refine User Satisfaction

**Aporte:** Se desarrolla una aplicación que implementa el análisis de sentimiento para estudiar el nivel de satisfacción del consumidor en el campo de los servicios sanitarios. Las opiniones de los usuarios se clasifican en positivo, negativo y neutral y a la vez se organizan en diversas categorías de servicio. El sistema incluye una interfaz gráfica que registra los resultados analíticos y se desarrolló con el objetivo de permitir que los pacientes elijan el centro médico de su preferencia y para que la administración de la atención sanitaria mejore la calidad que brinda.

**Proceso o validación:**

Se seleccionaron cinco hospitales y clínicas para la extracción de opiniones. En la primera fase se llevó a cabo la extracción de datos web utilizando web scraping y el mecanismo de la técnica de rastreo del lenguaje de marcado de hipertexto HTML para la extracción de la información necesaria. Se utilizaron los módulos de Beutiful Soup y Selenium Web-Driver. En la siguiente fase se llevó a cabo el modelado de temas mediante el algoritmo de aprendizaje automático no supervisado Dirichlet latente LDA. Después, se llevó a cabo el análisis de sentimientos implementando el modelo de diccionario de razonamiento de sentimientos Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning (VADER) para determinar la polaridad promedio de los temas de servicio mediante una puntuación y por último, se ejecutó un procesamiento de texto para la identificación de palabras clave. Finalmente, los resultados se presentan en una interfaz gráfica (GUI). Para la validación del modelo, se investigó la eficacia del modelo VADER para clasificar la naturaleza de la polaridad utilizando los criterios de precisión, recuperación, puntuación F y exactitud.

**Resultado:**

El sistema alcanzó una precisión del 69% en la clasificación de opiniones mediante análisis de sentimientos. Esto significa que el modelo VADER es eficiente para identificar los sentimientos de los usuarios que han comentado. Se concluye que el sistema desarrollado brinda retroalimentación precisa para cuidar la calidad de los servicios sanitarios ofrecidos por los centros de salud evaluados.

#### 3.1.3.24 Artículo P24

**Título:** Applications of Artificial Intelligence and Big Data Analytics in m-Health: A Healthcare System Perspective

**Aporte:**

El artículo realiza una revisión sistemática de las aplicaciones que tiene la Inteligencia Artificial y la Analítica de Big Data en el área de la salud móvil a través de la utilización de teléfonos celulares y otros dispositivos que monitoreen pacientes. Se hace énfasis en la identificación de algoritmos y marcos de trabajo implementados en dichas aplicaciones. El estudio realizado propone sus resultados como guía para el desarrollo de técnicas que utilicen técnicas de Inteligencia Artificial y Big Data para aumentar la eficacia de la gestión de aplicaciones móviles de la salud.

**Proceso:**

Este estudio inicia identificando las preguntas de investigación orientadas a la identificación de qué es la Salud Móvil (M-Health), qué sensores se han desarrollado en sus diversas aplicaciones y qué aplicaciones y retos trae consigo la implementación de la Inteligencia Artificial y la Analítica de Big Data en este rubro.  La metodología del artículo utiliza la lista de verificación PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses).  Se consideran sólo artículos en inglés publicados desde el 2007 hasta el 2020. El siguiente paso en la metodología especificada es la elección de artículos relevantes de ocho bases de datos científicas como IEEE Xplore y ScienceDirect. El siguiente paso fue el de la aplicación de criterios de inclusión y exclusión de los artículos obteniendo como resultado 106 artículos elegibles para su revisión en el presente estudio.

**Resultados:**

Se identifica como sensores móviles implementados en aplicaciones de la salud a la cámara para la captura de material audiovisual como fotos y videos para la identificación de enfermedades, el GPS como localizador de pacientes considerados vulnerables debido a enfermedades cognitivas y otros sensores como electrocardiógrafo, bluetooth, micrófono y Wi-Fi. Se evidencia también la utilidad, efectividad, veracidad, interactividad, personalización y satisfacción del usuario como indicadores para medir el performance de las aplicaciones móviles de la salud. Por otro lado, se identificaron los métodos de Inteligencia Artificial aplicables al sector de la salud como el marco de trabajo Apache Mahout utilizado para la clasificación y regresión, además de otros marcos como SkyTree, Karmasphere y BigML. Respecto a Big Data se establecen dos categorías: Data organizada y Data desorganizada. La primera de ellas hace referencia a datos provenientes de fuentes como la data de monitorización y las prescripciones médicas, mientras que la segunda hace referencia a la data que no tiene un formato preestablecido como la que se obtiene de redes sociales como Twitter, Facebook, blogs, notas médicas e instrucciones. Entre las aplicaciones de Big Data en el sector de la Salud se menciona al “Novel framework for distributed and secured HIS” y al “Smart framework for healthcare system enabled with big data”, siendo este último destacable debido a que utiliza estrategias de minería de datos junto con el uso de servicios inteligentes. Por último, se concluye que M-Health es una técnica que va a hacer uso de dispositivos móviles y aplicaciones tecnológicas dentro del área de la salud, considerándose así un avance importante para el desarrollo de este rubro.

#### 3.1.3.25 Artículo P25

**Título:** Chatbot for Health Care and Oncology Applications Using Artificial Intelligence and Machine Learning: Systematic Review

**Aporte:**

El artículo realiza y elabora un reporte de los estudios que reportan avances y tendencias en la implementación de chatbots dentro del área de la medicina, específicamente en la especialidad oncológica y su terapia. Se evidencia el uso de chatbots en los diferentes estudios analizados para el diagnóstico, tratamiento, la vigilancia, el apoyo, los procesos eficientes y la promoción de la salud. Por último, se esclarecen las limitaciones existentes en relación a aspectos como la seguridad y la moral.

**Proceso:**

El método utilizado en el presente artículo considera publicaciones de revistas y aquellos que provienen de conferencias. La búsqueda de artículos se llevó a cabo desde octubre hasta diciembre del 2020 y los estudios cuya fecha de publicación se encuentra dentro del rango del 2000 al 2020. Las bases de datos consultadas fueron las de IEEE Xplore, PubMed, Web of Science, Scopus y OVID. No se utilizó ningún idioma como criterio de exclusión; sin embargo, se enfatiza el acceso abierto de los mismos. Los chatbots fueron clasificados en diversas categorías como el cuidado de la salud y eran parte de las aplicaciones de mensajería más populares tal y como lo es Facebook o Messenger. En total fueron identificados 78 chatbots divididos según su funcionalidad en diagnóstico, tratamiento, vigilancia, apoyo, flujo de trabajo y promoción de la salud.

**Resultados:**

Se esclarece la representación general de la arquitectura de un chatbot. El usuario solicita el chatbot y este para generar una respuesta analiza el mensaje, gestiona el diálogo para posteriormente basarse en un plan de acción y en información que obtiene del conocimiento autoaprendido y de bases de datos externas para generar una respuesta estructurada. Los usos de chatbots en la especialidad oncológica incluyen la examinación de radiografías para el diagnóstico, predecir las condiciones del paciente, identificar causas de enfermedad y brindar recomendaciones, evaluador de síntomas, identificación del riesgo hereditario de contraer cáncer, identificar síntomas y predecir enfermedades, personalización en el diagnóstico, medir el nivel de gravedad de la enfermedad, elaborar un plan de tratamiento, permitir el acceso a información educativa sobre la enfermedad, brindar coaching a los pacientes y apoyo a adultos mayores,  proporcionar apoyo emocional diario y monitoreo de la salud mental de los pacientes, apoyar en actividades administrativas relacionadas con la gestión de citas, sugerencia de tratamientos, vigilancia del progreso de pacientes, brinda motivación para la pérdida de peso, proporciona información relevante para tomar decisiones informadas sobre el balance de la alimentación, brinda soporte en la terapia del comportamiento y brinda apoyo para dejar de fumar. Se evidencia que la tecnología destaca en términos de reconocimiento de imágenes, identificación y predicción de riesgos, procesamiento automático y programado y soporte en tiempo real al manejo de datos y su análisis. Por otro lado, a pesar de que la inteligencia artificial y las tecnologías desarrolladas con ella, como lo son los chatbots, cometen menos errores que seres humanos, se concluye en que este ámbito aún no ha sido explorado en su totalidad y se asevera que la intervención humana es necesaria para la medicina debido a la capacidad humana del pensamiento crítico.

#### 3.1.3.26 Artículo P26

**Título:** Mining Physicians’ Opinions on Social Media to Obtain Insights Into COVID-19: Mixed Methods Analysis

**Aporte:** Este estudio realiza un análisis de opiniones en redes sociales, específicamente Twitter, para extraer información compartida por profesionales médicos sobre la pandemia de COVID-19. El objetivo principal es identificar temas, opiniones y recomendaciones clave que ayuden a gestionar la pandemia de manera más efectiva. Se utilizó un enfoque de métodos mixtos. Se utilizó un query de búsqueda en Crimson Hexagon para la recopilación de opiniones; un análisis cualitativo a través del método de la codificación cualitativa utilizado la herramienta NVivo que se basa en la asignación de etiquetas a un conjunto de datos y por último la identificación de opiniones relevantes basadas en el algoritmo de aprendizaje supervisado ReadMe, análisis de sentimientos y minería de opiniones.

**Proceso:**

El enfoque metodológico fue mixto. Se llevaron a cabo tres fases: recolección de datos, identificación de temas y categorías y por último la detección e identificación de opiniones relevantes. Se utilizó Crimson Hexagon como herramienta de análisis de redes sociales para la recopilación de los datos en Twitter y análisis cualitativo utilizando NVivo. Además, se utilizó el algoritmo de aprendizaje automático supervisado ReadMe y análisis de sentimientos para la identificación de opiniones relevantes.  Se recopilaron 10,096 tweets en inglés de 119 médicos entre diciembre de 2019 y abril de 2020. Los tweets se clasificaron en ocho categorías temáticas mediante técnicas de aprendizaje supervisado y no supervisado: recomendaciones, desinformación, sistema de salud, síntomas, inmunidad, pruebas, y transmisión.

**Resultado:**

Se identificó que el 28% de los tweets recopilados tenían como enfoque principal las acciones y recomendaciones para el control de la pandemia. El 20% de las opiniones incitaron a tomar precaución frente a la información engañosa. Otros tweets que representaron solo el 9% del total se centraron en el conocimiento y la información pública general sobre el virus y a la vez el 9% enfatizó en el sistema de atención de salud y sus trabajadores. Los tweets restantes se basaron en exponer información relacionada a sintomatología del virus (8%), inmunidad (7%), pruebas (6%) e infección y transmisión del virus (5%). Se concluye que redes sociales como Twitter son valiosas para la compartición de información útil e importante relacionada a la pandemia por parte de los profesionales de la salud.

#### 3.1.3.27 Artículo P27

**Título:** Sentiment analysis of epidemiological surveillance reports on COVID-19 in Greece using machine learning models

**Aporte:**

Se desarrolla y propone un enfoque para la identificación de puntos relevantes acerca del impacto de los reportes de vigilancia del COVID-19 a través de la extracción y análisis de sentimientos en las opiniones publicadas en la red social Facebook de los ciudadanos griegos en las publicaciones que realizó la Organización Pública de la Salud Nacional Griega (EODY) desde noviembre del 2021 hasta enero del 2022. Esto a fin de brindar información relevante para los gestores griegos de la salud, quienes son encargados de establecer nuevas estrategias de comunicación con los ciudadanos y de brindar una monitorización adecuada de la reacción de la población en términos del área de la salud. En el presente estudio se determinan los temas principales de discusión de las opiniones recolectadas y se implementan algoritmos de aprendizaje automático como “Neural Network” y “Bayes Point Machine” para la predicción de la orientación del sentimiento. Además, se estudia las emociones en las publicaciones de Facebook de la EODY y se interpreta la forma en la que los modelos de clasificación influyen y contribuyen con la comprensión de la percepción de los ciudadanos respecto a un tema global del área de la salud como lo es la pandemia COVID-19.

**Proceso:**

El enfoque metodológico del presente estudio tiene como primer paso la recolección de los datos. El siguiente paso se refiere al preprocesamiento de los datos recolectados que incluye la limpieza de los datos y la eliminación de palabras innecesarias. Después, se identifica la polaridad de cada comentario y finalmente, se visualizan e interpretan los resultados.

La metodología aplicada específicamente en el presente artículo, inicia esclareciendo que se implementó la técnica de aprendizaje automático en el entorno de Azure Excel Add-in para la clasificación de los comentarios obtenidos de Facebook en las publicaciones de la EODY referidas a los reportes de vigilancia del COVID-19 desde noviembre del 2021 hasta enero del 2022. Se procesaron inicialmente 300 comentarios en las polaridades positivo, negativo y neutro. En la siguiente fase se omitieron los de la polaridad neutro y se corrigieron aquellos comentarios que hacen uso del sarcasmo y frases locales griegas. Solo 199 comentarios fueron seleccionados. Nueve modelos de clasificación que incluyen Neural Network y Bayes Point Machine se aprobaron e implementaron en el entorno de Microsoft Machine Learning Studio (Classic) para clasificar los comentarios en positivo y negativo. Además, se utiliza SPSS v.27 como software estadístico para el análisis estadístico y Microsoft Excel.

**Resultados:**

Los resultados evidencian que la mayoría de los sentimientos encontrados en los comentarios de los ciudadanos griegos en las publicaciones de los reportes de vigilancia del COVID-19 publicados por la EODY son de orientación negativa con un 57% del total, seguida de la neutral con un 34% y la positiva con un 9%. Se asevera que el sentimiento identificado tiene relación directamente proporcional con el estado de la pandemia COVID-19. Por otro lado, se probaron los algoritmos de aprendizaje automático Neural Network, Bayes Point Machine, Decision Forest, Boosted Decision Tree, Decision Jungle, Locally Deep SVM, Logistic regression, SVM y Averaged Perceptron, destacando como mejores modelos Neural Network y Bayer Point Machine al presentar el mejor puntaje en Exactitud (87%), F1 Score (36% y 35%), precisión (25% y 23%) y un Recall de 67% y 78% respectivamente. Se concluye que el análisis de sentimientos brinda un panorama mucho más claro respecto a la opinión pública de una determinada situación social y que las redes sociales como Twitter y Facebook son una nueva forma en la que los ciudadanos pueden expresar sus opiniones y sentimientos. Por último, se evidencia la necesidad de realizar nuevas investigaciones sobre los algoritmos y modelos predictivos para el análisis de sentimientos que permitan y contribuyan con la monitorización de los servicios de la salud y la mejora en la toma de decisiones por parte de los gestores de la salud.

#### 3.1.3.28 Artículo P28

**Título:** Sistema digital para el informe de turno de la Supervisión de Enfermería de un hospital

**Aporte:** Supervisores Enfermería WEB es una plataforma digital que realiza el reporte de la supervisión de enfermería en el Departamento de Enfermería del Hospital R.A. Calderón Guardia de Costa Rica considerando los indicadores de gestión propuestos durante el periodo que abarca desde noviembre del 2019 a diciembre del 2021. El objetivo del sistema fue el de favorecer la trazabilidad de la información.

**Proceso o validación:**

El sistema se desarrolló considerando las etapas de Planificación, Desarrollo, Validación e Implementación. En la planificación se llevó a cabo la fase exploratoria en donde se realizó una reunión con representantes de subdirección, jefe de área y tres supervisoras; por otro lado, se llevó a cabo la fase de solicitud de apoyo al Centro de Gestión Informática. En esta etapa se revisaron los indicadores existentes en el informe escrito y se clasificaron en generales y específicos. Por otro lado, la etapa del desarrollo del sistema digital duró 10 meses y se registraron 550 actividades para diseñar y ajustar el sistema. Para la validación, se requirieron 10 meses y constó de dos fases, la de “Prueba de campo” en donde ocho supervisores validaron el sistema y la otra fase denominada “Prueba en ambiente de producción” que inició con 15 supervisores que utilizaban el reporte escrito y a la vez utilizaban la plataforma digital. Por último, en la etapa de implementación se utilizó la versión 1.4 del sistema en diciembre del 2021 y todo el grupo de supervisores del departamento de enfermería utilizaban el sistema para la elaboración del reporte.

**Resultado:**

Se concluye que el sistema desarrollado y denominado “Supervisores Enfermería WEB” cumple con lo requerido en el campo de la ciber-salud al integrar los datos y facilitar la gestión clínica, administrativa, investigación y docencia. Es una herramienta digital que permite el intercambio y almacenamiento de datos e información. Se enfatiza la importancia y relevancia de la participación de los profesionales de la salud y se resalta que la plataforma estandariza la información, unifica criterios y genera evidencia de la labor dentro del área de enfermería favoreciendo así el control de calidad dentro del centro de salud y agilizando los procesos existentes. Este sistema es extrapolable a la red de salud.

#### 3.1.3.29 Artículo P29

**Título:** Implementation and impact of a surgical dashboard on pediatric tonsillectomy outcomes: A quality improvement study

**Aporte:**

Se desarrolló un dashboard quirúrgico utilizando el software de Tableau para monitorear y analizar datos a través de visualizaciones gráficas que brindan información relevante de carácter demográfico e información crítica sobre los postoperatorios clave  en niños que han sido sometidos a un procedimiento de amigdalectomía. El dashboard recopila datos en tiempo real y analiza los criterios de las guías clínicas facilitando así la toma de decisiones informadas y la identificación de áreas que requieren mejora en el proceso postoperatorio.

**Proceso o validación:**

Se utilizó un registro prospectivo de 6767 amigdalectomías pediátricas realizadas entre 2020 y 2023 en tres hospitales pertenecientes a la institución  Children's Health se creó un dashboard en Tableau para la visualización de información relevante relacionada a la demografía y al postoperatorio. Utilizando la data del dashboard, se llevó a cabo un estudio de cohorte retrospectivo en donde se categorizó el nivel de riesgo de los pacientes del grupo y posteriormente se utilizó regresión logística para la identificación de factores que impactan en el reingreso al área de emergencias o llamadas espontáneas al área de enfermería. Se aplicaron tres iniciativas de mejora de calidad, incluyendo educación parental, notas escolares postoperatorias, y administración de dexametasona.

**Resultado:**

Los resultados mostraron que los pacientes de alto riesgo tenían más probabilidad de regresar al área de emergencias o realizar llamadas no planificadas a la enfermería. Las iniciativas de mejora, como la educación parental y la documentación de dexametasona, disminuyen las readmisiones y llamadas. El dashboard facilitó el análisis retrospectivo y el seguimiento de los resultados a largo plazo ya que es capaz de extraer eficientemente un gran volumen de datos del registro médico. Las visualizaciones de Tableau son personalizables, lo que permite que el dashboard pueda compartirse con un equipo multidisciplinario y permitir la integración de datos de múltiples fuentes en un solo sistema. Por último, se concluye la eficiencia del dashboard quirúrgico al destacar su disponibilidad inmediata, ya que recopila datos en tiempo real y se actualiza de forma continua asegurando que la información esté protegida y utilizable.

#### 3.1.3.30 Artículo P30

**Título:** Exploring Consumers’ Negative Electronic Word-of-Mouth of 5 Military Hospitals in Taiwan Through SERVQUAL and Flower of Services: Web Scraping Analysis

**Aporte:**

Se lleva a cabo un análisis al analizar 1259 comentarios negativos denominados eWOM (electronic word-of-mouth) recopilados de cinco hospitales militares de Taiwán a través de Google Maps utilizando técnicas de web scraping. El análisis tiene como objetivo investigar los problemas existentes del servicio brindado por los mencionados centros de salud para que así se contribuya con la mejora del mismo. Las reseñas de los usuarios se clasifican utilizando un análisis basado en la escala de Parasuraman, Zeithaml y Berry calidad del servicio conocido como PZB SERVQUAL y “Flower of Services”. Por otro lado, se utiliza el análisis estadístico para evaluar el performance de la calidad del servicio prestado por los hospitales basándose en las reseñas recopiladas.  Se dan recomendaciones a los hospitales tomar las medidas adecuadas para optimizar la gestión de sus procesos y estrategias  y mejorar la calidad del servicio que ofrecen utilizando los resultados obtenidos en el presente análisis.

**Proceso:**

La metodología utilizada inicia con la fase de recolección de datos en donde se utilizó el proceso básico de diseño de web scraping iniciando con consulta a la web usando una semilla URL, luego se navega en la web utilizando la semilla para posteriormente utilizar la librería Beautiful Soup de Python  a fin de analizar el contenido de la web y por último almacenar la información requerida en un archivo CSV. Se realizó la recolección de 1259 eWOMs negativos publicados por usuarios dentro de la página de Google Maps. La siguiente fase fue la del análisis, en donde se llevó a cabo un proceso de clasificación de las reseñas utilizando SERVQUAL y el marco “Flower of Services”, además de usar SPSS de IBM Corp como software estadístico, se utilizó el análisis ANOVA y t-test para la profundización del análisis comparativo y descriptivo al identificar las tendencias antes y después de la pandemia COVID 19. Así se detectaron patrones dentro de las reseñas negativas.

**Resultados:**

El análisis desarrollado evidencia que los eWOMs negativos han aumentado de forma crítica con el paso del tiempo desde la pandemia COVID-19, lo que demuestra el incremento de problemas relacionados a la atención brindada por los hospitales evaluados así como la deficiencia en la actitud de los trabajadores y colaboradores hospitalarios tanto administrativo como médico. La dimensión de “Garantía” fue la más criticada seguida de la “Capacidad de Respuesta”. Los resultados obtenidos demuestran que a través de las reseñas de los usuarios es posible detectar los problemas más significativos en relación a la calidad del servicio ofrecido, las opiniones con más detalle y longitud expresan mayor insatisfacción. Se concluye la necesidad existente de abordar los problemas detectados gracias al análisis de las reseñas de los pacientes llevado a cabo utilizando técnicas de web scraping para la recolección masiva de datos por parte de los gestores hospitalarios en favor de la satisfacción y la experiencia de los pacientes.

# 3.2 Análisis de estudios (Taxonomía)

En el análisis de los estudios revisados, se llevó a cabo una taxonomía para clasificar los artículos según la categoría relacionada a cada pregunta de investigación, permitiendo así una estructura organizada de la investigación en torno a los factores, tecnologías, recursos y herramientas aplicadas en el ámbito hospitalario. En la Tabla 4 se agrupa los artículos en cuatro categorías específicas: los factores que influyen en la calidad en el área de la salud (PI1), las tecnologías implementadas en el área de la salud (PI2), los recursos tecnológicos han sido utilizados para la recolección de datos como las reseñas de usuarios dentro del área de la salud (PI3), y las herramientas utilizadas en la clasificación de opiniones de usuarios diferentes categorías dentro del área de la salud (PI4). Esta clasificación y agrupación facilita una revisión estructurada del estado del arte, brindando claridad sobre las áreas de estudio de cada artículo.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **ID Pregunta** | **Categoría** | **ID Paper** |
| PI1 | Factores | P03, P06, P07, P08, P09, P10, P11, P12, P13, P14, P16, P17, P18, P19, P20, P21, P22, P23, P24, P25, P26, P27, P30 |
| PI2 | Tecnologías | P05, P06, P07, P10, P11, P12, P13, P14, P15, P16, P17, P18, P19, P20, P21, P22, P23, P24, P25, P27, P28, P29 |
| PI3 | Recursos | P05, P12, P15, P16, P17, P18, P20, P21, P23, P24, P26, P27, P29, P30 |
| PI4 | Herramientas | P01, P03, P04, P05, P12, P13, P14, P15, P17, P18, P22, P23, P26, P27 |

**Tabla 4.** Taxonomía de los artículos analizados en el Estado del Arte

# 3.3 Análisis de Resultados

Se realiza un benchmarking de los artículos revisados, y las tablas se actualizan con cada nuevo artículo analizado para reflejar los resultados comparativos.

## 3.3.1 Factores

La Tabla 5 presenta relación con la pregunta de investigación “¿Cuáles son los principales factores que impactan en la calidad en el área de la salud?” (PI1). Se evidencia el total de artículos que hacen de factores que repercuten en la calidad percibida por los pacientes.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **ID** | **Factores** | **Referencia** | **Cantidad** |
| F01 | Interoperabilidad con los registros médicos | P06 | 1 |
| F02 | Brechas tecnológicas existentes para la adopción de nuevas tecnologías. | P06, P10, P11 | 3 |
| F03 | Tiempos de espera prolongados | P07, P11 | 2 |
| F04 | Trato personalizado y la empatía | P08, P09 | 2 |
| F05 | Claridad en la comunicación con el paciente | P08 | 1 |
| F06 | La percepción de seguridad | P08, P09 | 2 |

**Tabla 5.** Factores que impactan la calidad percibida en el área de la salud

*Nota. Elaboración propia.*

La Tabla 5 muestra los factores clave identificados en la literatura científica que afectan la calidad de atención en los servicios de salud, agrupados según los estudios revisados. El factor Interoperabilidad con los registros médicos (F01) fue identificado en el artículo P06, destacándose como esencial para el intercambio eficiente de información en contextos de telemedicina, facilitando la continuidad del cuidado mediante sistemas de datos conectados.

El factor Brechas tecnológicas existentes para la adopción de nuevas tecnologías (F02) aparece en tres artículos (P06, P10, P11), lo que lo convierte en el más recurrente. En P06, se resalta cómo las limitaciones de conectividad y la falta de recursos dificultan la implementación de telesalud en áreas rurales. Por su parte, P10 evidencia que la falta de capacitación y el bajo nivel de madurez en sistemas de telesalud son barreras para su adopción. Finalmente, P11 describe cómo la conectividad limitada en zonas rurales afecta la eficacia del modelo SITEA, diseñado para teleconsultas en áreas remotas.

El factor Tiempos de espera prolongados (F03) es abordado en dos artículos (P07, P11). En P07, se presenta un prototipo de telemedicina que reduce significativamente las filas y tiempos de espera en servicios urbanos, mientras que P11 muestra cómo las teleconsultas asincrónicas disminuyen en un 60% las transferencias de pacientes a hospitales urbanos, reduciendo así los tiempos en áreas rurales.

El trato personalizado y la empatía (F04) es otro factor crítico, mencionado en los artículos P08 y P09. P08 destaca cómo el cuidado empático y humanizado del personal de enfermería mejora significativamente la experiencia de los pacientes quirúrgicos. De manera similar, P09 explora el impacto de la empatía en pacientes sometidos a tratamientos de hemodiálisis, concluyendo que este factor contribuye a la percepción de una atención de calidad.

La claridad en la comunicación con el paciente (F05) fue identificada únicamente en el artículo P08, en el cual se reconoce como una dimensión fundamental para el cuidado humanizado. Una comunicación efectiva fomenta la confianza y satisfacción del paciente, especialmente en contextos quirúrgicos.

Finalmente, el factor percepción de seguridad en la atención (F06) aparece en los artículos P08 y P09. En P08, se subraya que la seguridad percibida en el cuidado quirúrgico genera mayor confianza en los servicios. En P09, la seguridad es identificada como un área de mejora crítica en el tratamiento de hemodiálisis, dado su impacto directo en la experiencia del paciente.

De acuerdo con los artículos analizados, las brechas tecnológicas existentes (F02) son el factor más relevante, seguido por los tiempos de espera prolongados (F03), el trato personalizado y la empatía (F04) y la percepción de seguridad (F06). Estos factores destacan como áreas prioritarias para intervenir y mejorar la calidad de atención en salud, especialmente en entornos con limitaciones de recursos. Por otro lado, aunque menos frecuentes, la interoperabilidad (F01) y la claridad en la comunicación (F05) también son aspectos importantes para fortalecer la experiencia del paciente.

## 3.3.2 Tecnologías

La Tabla 6 presenta relación con la pregunta de investigación “¿Qué tecnologías se han aplicado en el área de la salud?” (PI2). Se evidencia el total de artículos que hacen referencia a una determinada tecnología aplicada en el ámbito de la salud.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **ID** | **Tecnología** | **Referencia** | **Cantidad** |
| T01 | Business Intelligence | P19, P20, P29 | 3 |
| T02 | Sistema Digital Web | P05, P28, P21 | 2 |
| T03 | Plataformas de Telesalud | P06, P10, P11 | 3 |
| T04 | Servicios Cloud | P07, P11, P21, P16, P24 | 5 |
| T05 | Procesamiento de lenguaje natural | P05, P12, P13, P14, P15, P16, P17, P18, P22, P23, P24, P25, P27 | 13 |
| T06 | Sistema de Salud Inteligente | P21, P16, P24 | 3 |
| T07 | Big Data | P24, P19, P21, P16 | 4 |
| T08 | Aplicaciones móviles | P24, P25 | 2 |
| T09 | Chatbot | P25 | 1 |

**Tabla 6.** Tecnologías aplicadas en el ámbito de la salud

*Nota. Elaboración propia.*

En la Tabla 6, se evidencia que la tecnología más aplicada en el ámbito de la salud fue el procesamiento del lenguaje natural (T05) mencionado en trece artículos. Tal es el caso de Zhai et al. (2022), quienes llevan a cabo un estudio aplicado a las reseñas online de los usuarios de una aplicación médica móvil a fin de evaluar su nivel de satisfacción. Realizan un análisis de sentimientos a las reseñas recolectadas a través de web crawling siguiendo las fases ordenadas de clasificación de texto, análisis estadístico de los sentimientos de las palabras y posteriormente construyendo un lexicon a través de la utilización del procesamiento del lenguaje natural. Se demuestra que el análisis de sentimiento incluye el procesamiento del lenguaje natural.

Por otro lado, Ali, El-Sappagh et al. (2021) llevan a cabo un preprocesamiento de reseñas de productos farmaceúticos proveniente de redes sociales para asegurar que la data a utilizar se encuentre estructurada de forma que se facilite el proceso de clasificación del texto identificado. Se utiliza el Stanford Core Natural Language Processing (CoreNLP) para realizar el proceso de etiquetación de una parte del discurso (PoS) después de haber segmentado el corpus de la reseña en oraciones. El procesamiento del lenguaje permite corroborar que se tiene un sustantivo y verbo por cada oración. Por otra parte, la revisión que llevan a cabo Khan y Alotaibi (2020) evidencia la utilización del procesamiento del lenguaje en el marco de trabajo de las redes convolucionales neuronales cuyo sistema utiliza inteligencia artificial junto con el procesamiento mencionado. Se utilizan ambas tecnologías para el diagnóstico efectivo de las enfermedades a través de la implementación de una técnica basada en leer radiografías de la caja torácica de los pacientes para convertirse en una herramienta de ayuda al sistema de antibióticos a fin de informar y alertar a los médicos responsables sobre una determinada terapia.

La tecnología menos mencionada es el Chatbot (T11). Sin embargo, pese a tener la menor cantidad de menciones, debido a su carácter de artículo de revisión se asevera que la utilización de Chatbots en el ámbito de la salud es recurrente y aplicada en diversas áreas. Xu et al. (2021) demuestran y destacan que la tecnología de Chatbots en el ámbito de la salud son utilizados para la correcta realización del diagnóstico de enfermedades, tratamiento de enfermedades, monitorización de pacientes y signos vitales, apoyo y soporte emocional, proceso de trabajo de entidades de la salud y promueven la salud.

En conclusión, de un total de 30 artículos, la tecnología del procesamiento del lenguaje natural (T05) fue la más mencionada. Esta tecnología aporta significativamente al sector de la salud en aspectos como la identificación del estado de ánimo de los pacientes y su nivel de satisfacción y el correcto diagnóstico de enfermedades. Por otro lado, la tecnología referente al Chatbot (T11) es la menos mencionada con un total de un único artículo; no obstante, su carácter de revisión expone y presenta las diversas aplicaciones de esta tecnología en el sector de la salud al utilizarse en actividades relacionadas con aspectos como la monitorización, soporte, vigilancia y gestión de los pacientes.

## 3.3.3 Recursos

La Tabla 7 presenta relación con la pregunta de investigación “¿Qué recursos tecnológicos han sido utilizados para la recolección de datos como las reseñas de usuarios dentro del área de la salud?” (PI3). Se evidencia el total de artículos que hacen referencia a la utilización de un recurso tecnológico para la recolección de datos como opiniones de usuarios.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| ID | Recursos | Referencia | Cantidad |
| R01 | Crimson Hexagon | P26 | 1 |
| R02 | Técnicas de extracción de data web | P05, P12, P23, P30 | 4 |
| R03 | REST API | P05, P16 | 2 |
| R04 | Plataformas online | P05, P12, P17, P18, P21, P23, P27, P30 | 8 |
| R05 | Sistema de Información Hospitalaria (HIS) | P20, P29 | 2 |
| R06 | Electronic Health Records (EHR) | P24 | 1 |
| R07 | Graph API | P15, P16 | 2 |

**Tabla 7.** Recursos tecnológicos han sido utilizados para la recolección de datos dentro del área de la salud

*Nota. Elaboración propia.*

En la Tabla 7, se evidencia que el recurso tecnológico más utilizado para la recolección de datos dentro del área de la salud con un total de ocho menciones son las plataformas online (R04). Mita et al. (2023) utilizan la plataforma abierta especializada en ciencia de datos denominada “Kaggle” para la obtención del dataset empleado para la creación del modelo predictivo propuesto para el diagnóstico de enfermedades. Por otro lado, Leong y Dahnil (2022) utilizan las plataformas “Google Reviews”, “Lyfboat” y “Yelp” para la recolección sistemática de las reseñas de los usuarios de cinco hospitales y clínicas mientras que Chatterjee et al. (2021) acceden a la página “trustpilot.com”  para la recolección de 186057 reseñas de la categoría cuidado de la salud o productos relacionados al cuidado de la salud. Además, las redes sociales son plataformas utilizadas como recursos de recolección de datos, tal como lo exponen Stefanis et al. (2023) al extraer los comentarios de los ciudadanos griegos en las publicaciones realizadas por la Organización Pública de la Salud Griega dentro de la red social Facebook. Stefanis et al. (2023) aseveran que el análisis de sentimientos implementado sobre opiniones en redes sociales ofrece un panorama mucho más claro respecto a la opinión pública de una determinada situación social y que plataformas como Twitter y Facebook son una nueva forma en la que los ciudadanos pueden expresar sus opiniones y sentimientos.

Además, el segundo recurso tecnológico más mencionado con un total de cuatro artículos en total son las técnicas de extracción de data web (R02). Leong y Dahnil (2022) llevan a cabo el desarrollo de una aplicación cuyo fin es el estudio de la satisfacción de los consumidores en el ámbito de los servicios de la salud a través de la implementación de un análisis de sentimientos respecto a reseñas online. Se utilizó Web Scraping para la recolección de los datos, además del mecanismo de la técnica del rastreo del lenguaje de marcado de hipertexto HTML. Se expone que el proceso de Web Scraping inicia con el acceso a las reseñas de Google de los usuarios utilizando la librería de Selenium Web-Driver, posteriormente se procede con el rastreo de la información necesaria a través de la librería Beautiful Soup. El siguiente paso mencionado y expuesto es el de la extracción de la información relevante para el estudio y culmina con el proceso de almacenamiento de la misma. Se destaca la importancia del adecuado proceso de recolección de las reseñas de los usuarios para su posterior análisis a fin de poder identificar el nivel de satisfacción de los usuarios en los diferentes centros de salud para se pueda crear y brindar retroalimentación basada en los resultados permitiendo que los gestores de la salud tomen decisiones informadas a fin de mejorar la calidad de los servicios sanitarios.

Por otra parte, Huang et al. (2024) llevaron a cabo un análisis de los comentarios negativos electrónicos denominados eWOM que fueron recopilados de cinco hospitales militares de Taiwán. Los eWOMs fueron recolectados de la página de Google Maps empleando el recurso tecnológico de Web Scraping. Se emplea el proceso básico de diseño de web scraping cuyo primer paso es el de la consulta a la web a través del uso de una semilla URL. El siguiente paso es analizar el contenido de la web mediante la librería Beautiful Soup de Python. Por último, la información necesaria para el estudio fue almacenada en un archivo CSV. Se asevera también la importancia del proceso de la recolección de los datos utilizando recursos tecnológicos para así poder analizarlos utilizando diferentes técnicas estadísticas y marcos de clasificación para la obtención de información que incluye la identificación de patrones en las reseñas negativas que permita a los gestores de las instituciones sanitarias mejorar la calidad del servicio ofrecido.

## 3.3.4 Herramientas

La Tabla 8 presenta relación con la pregunta de investigación “¿Cuáles son las herramientas utilizadas en la clasificación de opiniones de usuarios en diferentes categorías dentro del área de la salud?” (PI4). Se evidencia el total de artículos que hacen referencia al uso de una herramienta para la calcificación de opiniones de los pacientes.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **ID** | **Herramientas** | **Referencia** | **Cantidad** |
| H01 | Codificación cualitativa | P26 | 1 |
| H02 | NVivo Tool | P14, P26 | 2 |
| H03 | Algoritmo aprendizaje supervisado ReadMe | P26 | 1 |
| H04 | Diccionario de razonamiento VADER | P23 | 1 |
| H05 | NRC Word-Emotion Association Lexicon | P17 | 1 |
| H06 | VADER | P01, P18 | 2 |
| H08 | LSTM | P03, P04 | 2 |
| H09 | CNN-ResNet | P03, P04 | 2 |
| H10 | TextBlob | P05 | 1 |
| H11 | Lexicon-based | P22 | 1 |
| H12 | Naive Bayes Multinomial (MNB) | P05, P14, P15, P22 | 4 |
| H13 | TFIDF (Term frequency–inverse document frequency) | P22 | 1 |
| H14 | MF (Vectores multiaracterísticas) | P22 | 1 |
| H15 | Neural Network | P27 | 1 |
| H16 | Bayes Point Machine | P27 | 1 |
| H17 | LDA | P05, P12, P13 | 3 |
| H18 | SVM | P15, P14 | 2 |
| H19 | Regresión Logística | P14 | 1 |

**Tabla 8.** Herramientas utilizadas en la clasificación de opiniones de usuarios en diferentes categorías dentro del área de la salud

*Nota. Elaboración propia.*

En la tabla proporcionada, se evidencia que la herramienta más mencionada es Naive Bayes Multinomial (MNB) (H12), la cual se utiliza en un total de cuatro artículos. Khaleghparast et al. (2023), por ejemplo, aplican este algoritmo junto con técnicas de extracción de características como TFIDF y vectores multi-características (MF) para clasificar reseñas de pacientes en categorías de satisfacción e insatisfacción. Este modelo destaca por alcanzar una precisión del 89% y un F1 Score del 92%. Asimismo, Chekijian et al. (2021) emplean MNB para la clasificación de textos relacionados con servicios hospitalarios, lo que resalta su versatilidad en aplicaciones de análisis de sentimientos.

Por otro lado, el análisis basado en lexicones también aparece como una técnica relevante. La herramienta VADER (H06) es utilizada en dos estudios, como el que desarrollaron Pal et al. (2023) donde se analiza la polaridad de comentarios en línea y se combina con otras técnicas para evaluar opiniones en redes sociales. Del mismo modo, el Lexicon NRC Word-Emotion Association (H05) es utilizada por Chatterjee et al. (2021) para asociar emociones específicas a palabras, lo que permite una interpretación más profunda del sentimiento expresado en textos relacionados con la atención médica.

La segunda herramienta más mencionada, con tres referencias, es LDA (Latent Dirichlet Allocation) (H17), utilizada para la detección de temas en opiniones hospitalarias. Alexander et al. (2022), por ejemplo, lo emplea junto con TextBlob para identificar preocupaciones clave de los pacientes destacando patrones temáticos relevantes para la gestión hospitalaria.

Además, herramientas de aprendizaje profundo como LSTM (H08 y CNN-ResNet (H09) aparecen en dos artículos cada una. Estas arquitecturas de redes neuronales se utilizan para analizar opiniones de pacientes en conjunto con imágenes médicas, alcanzando precisiones mayores al 90%. Ambas técnicas manejan de forma eficiente datos complejos y multimodales, lo cual las hace potencialmente aplicables en minería de datos.

Finalmente, en lo referente a métodos de preprocesamiento y representación de datos, TFIDF (H13) y Vectores multiaracterísticas (MF) (H14) son mencionados por Khaleghparast, donde se emplean de forma simultánea para mejorar la extracción de información relevante para la clasificación de reseñas. Adicionalmente, TextBlob (H10) es utilizado por Alexander para complementar otros enfoques y  para calcular la polaridad y subjetividad de las opiniones.

En conclusión, herramientas como Naive Bayes Multinomial, LDA y las arquitecturas de aprendizaje profundo (LSTM y CNN-ResNet) son las más mencionadas en los artículos analizados, destacándose estas herramientas por su capacidad para clasificar opiniones, identificar temas y extraer patrones significativos. Estas técnicas, en combinación con métodos de preprocesamiento como TFIDF y herramientas basadas en lexicones, muestran potenciales aplicaciones en la clasificación de opiniones en usuarios del área de la salud y en el proyecto que se está llevando a cabo.

## 3.3.5 Análisis Cruzado

La Tabla 9 presenta las relaciones existentes entre los recursos tecnológicos que han sido utilizados para la recolección de datos como las reseñas de usuarios dentro del área de la salud y los factores que impactan en la calidad del área mencionada.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Factores/Tecnologías** | **T01** | **T02** | **T03** | **T04** | **T05** | **T06** | **T07** | **T08** | **T09** |
| F01 |  |  | P06 | P24 | P12, P24 | P24 | P24 | P24 |  |
| F02 |  | P21 | P06, P10, P11 | P11, P21 |  | P21 | P21 |  |  |
| F03 |  |  | P11 | P07, P11 |  |  |  |  |  |
| F04 |  |  |  |  | P25 |  |  | P25 | P25 |
| F05 |  |  |  |  | P18, P22 |  |  |  |  |
| F06 |  |  |  |  | P12, P14, P25, P27 |  |  | P25 | P25 |
| F07 | P19 |  |  | P16, P24 | P16, P24 | P16, P24 | P24, P19, P16 | P24 |  |
| F08 |  |  |  | P24 | P18, P24 | P24 | P24 | P24 |  |
| F09 | P20 |  |  | P24 | P12, P13, P14, P17, P18, P22, P23, P24 | P24 | P24 | P24 |  |
| F10 | P20 |  |  |  |  |  |  |  |  |
| F11 |  |  |  |  | P13 |  |  |  |  |

**Tabla 9.** Análisis cruzado entre los factores que impactan en la calidad percibida y las tecnologías aplicadas dentro del área de la salud

*Nota. Elaboración propia*

En la Tabla 9 se evidencia que la relación más significativa es la existente entre la tecnología Procesamiento de lenguaje natural (T05) y el factor Satisfacción del Cliente (F09). Pal et al. (2023) realiza un análisis de sentimientos utilizando minería de datos y modelos de aprendizaje automático para identificar en las reseñas de los usuarios de aplicaciones móviles de la salud los factores que determinan la percepción de los mismos y de esta forma su satisfacción. A través del procesamiento del lenguaje natural que se emplea en las diversas aplicaciones, es posible identificar la polaridad y los sentimientos del cliente. Este conjunto de información que incluye los sentimientos y factores identificados permiten la elaboración informada de estrategias para mejorar la satisfacción del usuario y la calidad del servicio que prestan los proveedores dentro del área de la salud. De la misma manera, Chatterjee et al. (2021) realiza un análisis de sentimiento sobre las reseñas recolectadas de hospitales en plataformas como Yelp o Google Review. Se utiliza el procesamiento del lenguaje para el modelamiento y la clasificación del texto a fin de identificar la polaridad en el mismo. Los resultados de su estudio contribuyen a que los usuarios puedan comparar los detalles de satisfacción y sentimientos generados de determinados establecimientos de la salud a fin de estar informados sobre el servicio que van a recibir y los gestores de las entidades del área de la salud pueden utilizar los resultados para analizar las reseñas de los usuarios y tomar decisiones que mejoren la calidad del servicio y por ende la satisfacción de los usuarios.

Por otro lado, otra de las relaciones relevantes es la existente entre la tecnología Procesamiento de lenguaje natural (T05)  y el factor de la Percepción de la Seguridad (F06). Xu et al. (2021) exponen que si bien los chatbots y aplicaciones creadas con la utilización de la inteligencia artificial optimizan la comunicación dentro del área de la salud y proporcionan diversas funcionalidades como la predicción de enfermedades y el soporte en el soporte emocional e informativo de los pacientes, se debe establecer como uno de los factores más relevantes e importantes la seguridad de la información. La data que procesan los chatbots y sistemas inteligentes debe ser tratada respetando los criterios de privacidad establecidos a fin de que la confianza de los pacientes sea positiva y así procurar la mejora de la calidad del servicio general recibido. Cabe resaltar que Stefanis et al. (2023) enfatizan en la importancia de la realización del análisis de sentimientos de comentarios publicados por los ciudadanos a través de las redes sociales como Twitter y Facebook  para interpretar y clasificar sus reacciones en contextos de crisis relacionados al ámbito de la salud como lo fue la pandemia COVID-19. Las emociones detectadas permitieron identificar que la percepción de la seguridad de los ciudadanos es un factor clave a considerar para brindar un servicio de salud de calidad, así como también la confianza otorgada a los mismos y sus exigencias. A través de la identificación de sentimientos negativos se busca que las organizaciones de la salud refuercen la promoción de mensajes claros y transparentes que fomenten la buena percepción de la seguridad.

Por último, otra de las relaciones relevantes es la existente entre la tecnología de Big data (T07) y el factor de la Gestión y procesamiento eficiente de grandes datos (F07). Basile et al. (2023) utiliza un enfoque basado en el manejo de datos para el apoyo de la toma de decisiones por parte de las clínicas. Se evidencia que el uso de Big Data optimiza los procesos de gestión dentro del área de la salud al permitir el procesamiento de grandes volúmenes de información que provienen de más de una fuente, incluyendo los registros clínicos electrónicos, las historias clínicas y los resultados de los diagnósticos de forma rápida y procurando la integridad de la información. Big Data contribuye a la reducción de tiempos durante la toma de decisiones y permite el análisis de los datos para la identificación de patrones y tendencias que ayuden a establecer tratamientos más acertados con respecto a los pacientes. Se desprende que con la mejora del tratamiento, la satisfacción del usuario aumenta al recibir una atención mucho más personalizada según sus necesidades. Big Data permite gestionar eficientemente la masividad de datos clínicos para que los médicos tomen decisiones informadas y minimizando el riesgo de error.

Por otro lado, en la Tabla 10, se identifican las relaciones más significativas entre los factores clave en el ámbito de la salud y los recursos tecnológicos utilizados según los artículos revisados.

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Factores/Recursos** | **R01** | **R02** | **R03** | **R04** | **R05** | **R06** | **R07** |
| F01 |  | P12 |  | P12 |  | P24 |  |
| F02 |  |  |  | P21 |  |  |  |
| F03 |  | P30 |  | P30 |  |  |  |
| F04 |  |  |  |  |  |  |  |
| F05 |  |  |  | P18 |  |  |  |
| F06 | P26 | P12 |  | P12, P27 |  |  |  |
| F07 |  |  | P16 |  |  | P24 | P16 |
| F08 |  |  |  | P18 |  | P24 |  |
| F09 |  | P12, P23, P30 |  | P12, P17, P18, P23, P30 | P20 | P24 |  |
| F10 |  |  |  |  | P20 |  |  |
| F11 |  |  |  |  |  |  |  |

**Tabla 10.** Análisis cruzado entre los factores que impactan en la calidad percibida y los recursos tecnológicos que han sido utilizados para la recolección de datos dentro del área de la salud

*Nota. Elaboración propia*

Como se puede deducir de la relación mostrada en la Tabla 10, la implementación de recursos tecnológicos resulta fundamental para abordar diferentes factores críticos en los sistemas de salud. Por un lado, contamos con la integración de REST API, como describe Ching-Yuan et al. (2024), como una herramienta muy importante para enfrentar el problema de los tiempos de espera prolongados (F03). Gracias a esa herramienta, las plataformas disponen una conectividad eficiente entre sí, de esta manera los gestores pudieron programar citas médicas en tiempo real y ajustar los flujos de atención del paciente en tiempo real, lo que permitía un proceso más efectivo de realizar el mejor manejo de distribución de pacientes y se evitan cuellos de botella en los servicios de atención.

Asimismo, Zhai señala que el Sistema de Información Hospitalaria (HIS) sobresale como un recurso esencial para garantizar la interoperabilidad con los registros médicos (F01). Este sistema centraliza la información del paciente, incluyendo su historial clínico, pruebas diagnósticas y tratamientos, haciéndola accesible de manera unificada. Esto no solo mejora la colaboración entre los profesionales de la salud, sino que también favorece la continuidad del cuidado del paciente al reducir errores en el manejo de su información médica.

Por otra parte, Zhai también indica que las técnicas de extracción de datos web y Graph API resultan herramientas muy útiles para analizar la satisfacción del cliente (F09). Estas tecnologías permiten recolectar grandes volúmenes de datos no estructurados, como las reseñas de usuarios en plataformas digitales y redes sociales. En particular, el uso de Graph API facilita la identificación de patrones y relaciones entre los aspectos más mencionados en las reseñas y el nivel de satisfacción de los pacientes. Esto proporciona a los gestores hospitalarios información clave para abordar áreas críticas y mejorar la percepción del servicio por parte de los usuarios.

En cuanto a la percepción de seguridad (F06), los sistemas de registros electrónicos de salud (EHR) son fundamentales, como mencionan Zhai y Christos et al. (2023). Estas plataformas garantizan un manejo más seguro y transparente de la información médica, lo que reduce errores en diagnósticos y tratamientos. Además, al regular el acceso y almacenamiento de datos de manera segura, los EHR fortalecen la confianza de los usuarios en los sistemas de salud digitales, contribuyendo así a mejorar su experiencia general.

Además, Fazaeli et al. (2021) señala que las plataformas online desempeñan un rol importante en la gestión y visualización eficiente de datos (F10). Estas herramientas proporcionan dashboards interactivos que permiten a los profesionales de la salud analizar métricas clave en tiempo real, optimizando la toma de decisiones clínicas y la planificación operativa de los hospitales, por lo que este tipo de visualización no solo facilita el monitoreo de indicadores de calidad, sino que también agiliza los procesos administrativos.

Por último, el análisis del diseño y la usabilidad de las aplicaciones de salud (F08) es beneficiado por herramientas como Crimson Hexagon. Este recurso permite evaluar la percepción que tienen los pacientes mediante el uso de análisis de datos en las redes sociales, de este modo se logra identificar problemas que se relacionan a la accesibilidad y navegación, lo que brinda información importante a la hora de crear o mejorar las interfaces y funcionalidades de los sistemas, con el fin de mejorar justamente la experiencia del usuario.

Referencias bibliográficas

Abualigah, L., Alfar, H. E., Shehab, M., & Hussein, A. M. A. (2020). Sentiment Analysis in Healthcare: A Brief Review. *Studies in Computational Intelligence*, *874*, 129–141. https://doi.org/10.1007/978-3-030-34614-0\_7

Alexander, G., Bahja, M., & Butt, G. F. (2022). Automating Large-scale Health Care Service Feedback Analysis: Sentiment Analysis and Topic Modeling Study. *JMIR Medical Informatics*, *10*(4), e29385. https://doi.org/10.2196/29385

Ali, F., El-Sappagh, S., Islam, S. M. R., Ali, A., Attique, M., Imran, M., & Kwak, K. S. (2021). An intelligent healthcare monitoring framework using wearable sensors and social networking data. *Future Generation Computer Systems*, *114*, 23–43. https://doi.org/10.1016/J.FUTURE.2020.07.047

Awais, M., Batool, S., Mehmood Mirza, A., Sajid, A., Shahzad Khokhar, A., & Zafar, A. (2020). Patient’s Feedback Platform for Quality of Services  via “Free Text Analysis” in Healthcare Industry. *EMITTER International Journal of Engineering Technology*, *8*(2), 316–325. https://doi.org/10.24003/EMITTER.V8I2.502

Ayoví Valdez, L. T. (2021). *Calidad de la atención y su influencia en la satisfacción de los usuarios que acuden al servicio de emergencia del Hospital Básico Esmeraldas*. https://repositorio.puce.edu.ec/handle/123456789/39116

Barriga-Chambi, F., Ccami-Bernal, F., Alarcon-Casazuela, A. L., Copa-Uscamayta, J., Yauri-Mamani, J., Oporto-Arenas, B., & Quispe-Juli, C. U. (2023). Satisfaction of healthcare workers and patients regarding telehealth service in a hospital in Peru. *Revista Peruana de Medicina Experimental y Salud Pública*, *39*(4), 415–424. https://doi.org/10.17843/RPMESP.2022.394.11287

Basile, L. J., Carbonara, N., Pellegrino, R., & Panniello, U. (2023). Business intelligence in the healthcare industry: The utilization of a data-driven approach to support clinical decision making. *Technovation*, *120*, 102482. https://doi.org/10.1016/J.TECHNOVATION.2022.102482

Chatterjee, S., Goyal, D., Prakash, A., & Sharma, J. (2021). Exploring healthcare/health-product ecommerce satisfaction: A text mining and machine learning application. *Journal of Business Research*, *131*, 815–825. https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2020.10.043

Chekijian, S., Li, H., & Fodeh, S. (2021). Emergency care and the patient experience: Using sentiment analysis and topic modeling to understand the impact of the COVID-19 pandemic. *Health and Technology*, *11*(5), 1073–1082. https://doi.org/10.1007/S12553-021-00585-Z/TABLES/6

Curioso, W. H., Coronel-Chucos, L. G., & Henríquez-Suarez, M. (2023). Integrating Telehealth for Strengthening Health Systems in the Context of the COVID-19 Pandemic: A Perspective from Peru. *International Journal of Environmental Research and Public Health 2023, Vol. 20, Page 5980*, *20*(11), 5980. https://doi.org/10.3390/IJERPH20115980

Dang, Q. C. L., Román, E., Donner, K., Carsey, E., Mitchell, R. F., Chorney, S. R., & Johnson, R. F. (2024). Implementation and impact of a surgical dashboard on pediatric tonsillectomy outcomes: A quality improvement study. *Laryngoscope Investigative Otolaryngology*, *9*(5), e1315. https://doi.org/10.1002/LIO2.1315

Del, S., Gómez G.Wuilman, U. ., Dávila, E., Fanny, L. L., Campins, J., Rafael, R. R., Colmenarez, A., & Stefanny, D. D. (2017). Satisfacción del usuario en la emergencia del Hospital Central de Maracay. *Revista de Salud Pública*, *21*(2), 88–98. https://doi.org/10.31052/1853.1180.V21.N2.15151

Deming, W. E., Nicolau Medina, J., & Gozalbes Ballester, M. (1989). *Calidad, productividad y competitividad: la salida de la crisis*. 412. https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=123126

Domínguez-Samamés, R., Romero-Albino, Z., & Cuba-Fuentes, M. S. (2022). Comunicación médico-paciente y satisfacción del usuario en un centro de primer nivel de atención de Lima Metropolitana, Perú. *Revista Medica Herediana*, *33*(1), 35–40. https://doi.org/10.20453/RMH.V33I1.4166

Fazaeli, S., Khodaveisi, T., Vakilzadeh, A. K., Yousefi, M., Ariafar, A., Shokoohizadeh, M., & Mohammad-Pour, S. (2021). Development, Implementation, and User Evaluation of COVID-19 Dashboard in a Third-Level Hospital in Iran. *Applied Clinical Informatics*, *12*(5), 1091–1100. https://doi.org/10.1055/S-0041-1740188

Febres-Ramos, R. J., & Mercado-Rey, M. R. (2020). Patient satisfaction and quality of care of the internal medicine service of Hospital Daniel Alcides Carrión. Huancayo - Perú. *Revista de La Facultad de Medicina Humana*, *20*(3), 397–403. https://doi.org/10.25176/RFMH.V20I3.3123

Glez-Peña, D., Lourenço, A., López-Fernández, H., Reboiro-Jato, M., & Fdez-Riverola, F. (2014). Web scraping technologies in an API world. *Briefings in Bioinformatics*, *15*(5), 788–797. https://doi.org/10.1093/BIB/BBT026

Huaman-Carhuas, L., Melo-Flores, C. M., & Gutiérrez-Carranza, M. D. (2023). Calidad percibida y su relación con la satisfacción del paciente en tratamiento con hemodiálisis en un hospital público de Perú. *Enfermería Nefrológica*, *26*(2), 159–166. https://doi.org/10.37551/S2254-28842023016

Huang, C. Y., Lee, P. C., & Chen, L. H. (2024). Exploring Consumers’ Negative Electronic Word-of-Mouth of 5 Military Hospitals in Taiwan Through SERVQUAL and Flower of Services: Web Scraping Analysis. *JMIR Formative Research*, *8*. https://doi.org/10.2196/54334

Jaráiz, E., Lagares, N., & Pereira, M. (2013). Los componentes de la satisfacción de los pacientes y su utilidad para la gestión hospitalaria. *Revista Española de Ciencia Política*, *32*, 161–181. https://recyt.fecyt.es/index.php/recp/article/view/37592

Khaleghparast, S., Maleki, M., Hajianfar, G., Soumari, E., Oveisi, M., Golandouz, H. M., Noohi, F., dehaki, M. G., Golpira, R., Mazloomzadeh, S., Arabian, M., & Kalayinia, S. (2023). Development of a patients’ satisfaction analysis system using machine learning and lexicon-based methods. *BMC Health Services Research*, *23*(1), 1–12. https://doi.org/10.1186/S12913-023-09260-7/FIGURES/7

Khan, Z. F., & Alotaibi, S. R. (2020). Applications of Artificial Intelligence and Big Data Analytics in m-Health: A Healthcare System Perspective. *Journal of Healthcare Engineering*, *2020*(1), 8894694. https://doi.org/10.1155/2020/8894694

Kruk, M. E., Gage, A. D., Arsenault, C., Jordan, K., Leslie, H. H., Roder-DeWan, S., Adeyi, O., Barker, P., Daelmans, B., Doubova, S. V., English, M., Elorrio, E. G., Guanais, F., Gureje, O., Hirschhorn, L. R., Jiang, L., Kelley, E., Lemango, E. T., Liljestrand, J., … Pate, M. (2018). High-quality health systems in the Sustainable Development Goals era: time for a revolution. *The Lancet Global Health*, *6*(11), e1196–e1252. https://doi.org/10.1016/S2214-109X(18)30386-3/ASSET/1BCF66AE-B154-46A0-86BE-6C87B458B577/MAIN.ASSETS/GR11.JPG

Leong, K. H., & Dahnil, D. P. (2022). Classification of Healthcare Service Reviews with Sentiment Analysis to Refine User Satisfaction. *International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems*, *13*(4), 323–330. https://doi.org/10.32985/IJECES.13.4.8

Mauricio, D., Bendita, W., Flores, R., Castañeda, P., Chuquimbalqui-Maslucán, R., Rojas-Mezarina, L., & Maculan, N. (2024). AT: Asynchronous Teleconsultation for Healthcare Facilities in Rural Areas of Peru. *International Journal of Online and Biomedical Engineering*, *20*(4), 69. https://doi.org/10.3991/IJOE.V20I04.44511

Mita, V., Castillo, L., Castillo-Sequera, J. L., & Wong, L. (2023). A Learning Health-Care System for Improving Renal Health Services in Peru Using Data Analytics. *International Journal of Online and Biomedical Engineering (IJOE)*, *19*(14), 76–97. https://doi.org/10.3991/IJOE.V19I14.41949

Mohammad, S. M., & Turney, P. D. (2010). *Emotions Evoked by Common Words and Phrases: Using Mechanical Turk to Create an Emotion Lexicon* (pp. 26–34). https://aclanthology.org/W10-0204

Mohammad, S. M., & Turney, P. D. (2013). Crowdsourcing a Word-Emotion Association Lexicon. *Computational Intelligence*, *29*(3), 436–465. https://doi.org/10.1111/j.1467-8640.2012.00460.x

Nicolescu, L., & Tudorache, M. T. (2022). Human-Computer Interaction in Customer Service: The Experience with AI Chatbots—A Systematic Literature Review. *Electronics 2022, Vol. 11, Page 1579*, *11*(10), 1579. https://doi.org/10.3390/ELECTRONICS11101579

Pal, S., Biswas, B., Gupta, R., Kumar, A., & Gupta, S. (2023). Exploring the factors that affect user experience in mobile-health applications: A text-mining and machine-learning approach. *Journal of Business Research*, *156*, 113484. https://doi.org/10.1016/J.JBUSRES.2022.113484

Paredes Larios, C. del P. (2020). *CALIDAD DE ATENCIÓN Y SATISFACCIÓN DEL USUARIO EXTERNO DEL CENTRO DE SALUD DE ZONA RURAL PERUANA*.

Pauli, P. A. (2019). *Análisis de sentimiento: comparación de algoritmos predictivos y métodos utilizando un lexicon español*. http://ri.itba.edu.ar/handle/123456789/1782

Rahim, A. I. A., Ibrahim, M. I., Chua, S. L., & Musa, K. I. (2021). Hospital Facebook Reviews Analysis Using a Machine Learning Sentiment Analyzer and Quality Classifier. *Healthcare 2021, Vol. 9, Page 1679*, *9*(12), 1679. https://doi.org/10.3390/HEALTHCARE9121679

Rahim, A. I. A., Ibrahim, M. I., Musa, K. I., Chua, S. L., & Yaacob, N. M. (2021). Patient Satisfaction and Hospital Quality of Care Evaluation in Malaysia Using SERVQUAL and Facebook. *Healthcare 2021, Vol. 9, Page 1369*, *9*(10), 1369. https://doi.org/10.3390/HEALTHCARE9101369

Retuerto, M. G., Lujan, J. B., Tume, K. E., & Andrade-Arenas, L. (2022). Telemedicine Prototype to Improve Medical Care and Patient and Physician Safety in Lima-Peru. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, *70*, 83–96. https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V70I8P208

Shah, A. M., Yan, X., Shah, S. A. A., & Mamirkulova, G. (2020). Mining patient opinion to evaluate the service quality in healthcare: a deep-learning approach. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, *11*(7), 2925–2942. https://doi.org/10.1007/S12652-019-01434-8/FIGURES/3

Silab, R. N., Saladaga, M. J. B., Villacura, J. P., Bustillo, J. C. M., Abalorio, C. C., & Trillo, J. C. (2024). *Evaluating Healthcare Benefits of Senior Citizens through Opinion Mining*. 266–270. https://doi.org/10.1109/ICIPCN63822.2024.00050

Singh, R., & Singh, R. (2023). Applications of sentiment analysis and machine learning techniques in disease outbreak prediction – A review. *Materials Today: Proceedings*, *81*(2), 1006–1011. https://doi.org/10.1016/J.MATPR.2021.04.356

Stefanis, C., Giorgi, E., Kalentzis, K., Tselemponis, A., Nena, E., Tsigalou, C., Kontogiorgis, C., Kourkoutas, Y., Chatzak, E., Dokas, I., Constantinidis, T., & Bezirtzoglou, E. (2023). Sentiment analysis of epidemiological surveillance reports on COVID-19 in Greece using machine learning models. *Frontiers in Public Health*, *11*, 1191730. https://doi.org/10.3389/FPUBH.2023.1191730/BIBTEX

Thota, P., & Ramez, E. (2021). Web Scraping of COVID-19 News Stories to Create Datasets for Sentiment and Emotion Analysis. *ACM International Conference Proceeding Series*, 306–314. https://doi.org/10.1145/3453892.3461333

Urure Velazco, I. N., Pacheco Villa García, L. A., Llerena Ururi, K. L., & Berrocal Pacheco, P. L. (2024). Satisfacción percibida y cuidado humanizado de enfermería en pacientes quirúrgicos en un hospital público del Perú. *Enfermería Clínica*. https://doi.org/10.1016/J.ENFCLI.2024.06.008

Vargas-Bermudez1, Z., & De Correspondencia, A. (2024). Sistema digital para el informe de turno de la Supervisión de Enfermería de un hospital. *Revista Ciencia y Cuidado*, *21*(1), 68–84. https://doi.org/10.22463/17949831.4264

Wahbeh, A., Nasralah, T., Al-Ramahi, M., & El-Gayar, O. (2020). Mining Physicians’ Opinions on Social Media to Obtain Insights Into COVID-19: Mixed Methods Analysis. *JMIR Public Health and Surveillance*, *6*(2), e19276. https://doi.org/10.2196/19276

Wong, L. R., Mauricio, D., & Rodriguez, G. D. (2017). A systematic literature review about software requirements elicitation. *Journal of Engineering Science and Technology*, *12*(2), 296–317. https://siis.unmsm.edu.pe/es/publications/a-systematic-literature-review-about-software-requirements-elicit-3

Xu, L., Sanders, L., Li, K., & Chow, J. C. L. (2021). Chatbot for Health Care and Oncology Applications Using Artificial Intelligence and Machine Learning: Systematic Review. *JMIR Cancer*, *7*(4), e27850. https://doi.org/10.2196/27850

Zhai, Y., Song, X., Chen, Y., & Lu, W. (2022). A Study of Mobile Medical App User Satisfaction Incorporating Theme Analysis and Review Sentiment Tendencies. *International Journal of Environmental Research and Public Health 2022, Vol. 19, Page 7466*, *19*(12), 7466. https://doi.org/10.3390/IJERPH19127466