**UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**



**PLAN DE TESIS**

**“Sistema Web y Móvil para la detección de enfermedades respiratorias en Tacna, 2025”**

**PARA OPTAR:**

**TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS**

**PRESENTADO POR:**

**Bach. César Fabián Chávez Linares**

**Bach. Tell Iván Casilla Maquera**

**TACNA – PERÚ**

**2024**

**ÍNDICE GENERAL**

[I. DATOS GENERALES 4](#_Toc202110108)

[1.1 Título 4](#_Toc202110109)

[1.2 Línea de investigación 4](#_Toc202110110)

[1.3 Autor 4](#_Toc202110111)

[1.4 Asesor 4](#_Toc202110112)

[II. EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN 5](#_Toc202110113)

[2.1 Descripción del problema 5](#_Toc202110115)

[2.2 Formulación del problema 6](#_Toc202110116)

[2.2.1 Problema general 6](#_Toc202110117)

[2.2.2 Problemas específicos 6](#_Toc202110118)

[2.3 Justificación e Importancia 6](#_Toc202110119)

[2.3.1 Justificación Teórica 7](#_Toc202110120)

[2.3.2 Justificación Práctica 7](#_Toc202110121)

[2.3.3 Justificación Metodológica 7](#_Toc202110122)

[2.3.4 Justificación Social 7](#_Toc202110123)

[2.3.5 Importancia 8](#_Toc202110124)

[2.4 Objetivos 8](#_Toc202110125)

[2.4.1 Objetivo General 8](#_Toc202110126)

[2.4.2 Objetivos Específicos 8](#_Toc202110127)

[2.5 Hipótesis 8](#_Toc202110128)

[2.5.1 Hipótesis General 8](#_Toc202110129)

[2.5.2 Hipótesis Específicas 8](#_Toc202110130)

[2.6 Operacionalización de variables 9](#_Toc202110131)

[2.7 Tipo de estudio 15](#_Toc202110132)

[2.8 Nivel de investigación 15](#_Toc202110133)

[III. MARCO TEÓRICO 18](#_Toc202110134)

[3.1 Antecedentes de la investigación 18](#_Toc202110136)

[3.1.1 Antecedentes Internacionales 18](#_Toc202110137)

[3.1.2 Antecedentes Nacionales 21](#_Toc202110138)

[3.1.3 Antecedentes Locales 22](#_Toc202110139)

[3.2 Bases Teóricas 23](#_Toc202110140)

[3.2.1 Sistema Web con técnicas de PLN 23](#_Toc202110141)

[3.2.2 Sistema Móvil con técnicas de PLN 27](#_Toc202110142)

[3.2.3 Efectividad en la detección de enfermedades respiratorias 31](#_Toc202110143)

[3.2.4 Factores contextuales 34](#_Toc202110144)

[3.3 Definición de términos 37](#_Toc202110145)

[3.3.1 Tokenización 37](#_Toc202110146)

[3.3.2 F1-score 37](#_Toc202110147)

[3.3.3 Exhaustividad (Recall) 37](#_Toc202110148)

[3.3.4 Precisión (Precision) 37](#_Toc202110149)

[3.3.5 Corpus 37](#_Toc202110150)

[3.3.6 Lematización 37](#_Toc202110151)

[3.3.7 Benchmarking 38](#_Toc202110152)

[3.3.8 Métricas de Evaluación (Precisión y Exhaustividad) 38](#_Toc202110153)

[3.3.9 Sintomatología Respiratoria 38](#_Toc202110154)

[3.3.10 Diagnóstico Temprano 38](#_Toc202110155)

[3.3.11 Anonimización 38](#_Toc202110156)

[3.3.12 Modelos predictivos 38](#_Toc202110157)

[3.3.13 Chatbot 38](#_Toc202110158)

[IV. MARCO METODOLÓGICO 40](#_Toc202110159)

[4.1 Diseño de la investigación 40](#_Toc202110161)

[4.1.1 Diseño Cuasiexperimental 40](#_Toc202110162)

[4.1.2 Enfoque Mixto 40](#_Toc202110163)

[4.1.3 Alcance Temporal 40](#_Toc202110164)

[4.2 Acciones y actividades 40](#_Toc202110165)

[4.2.1 Fase 1: Planificación y Análisis (3 meses) 40](#_Toc202110166)

[4.2.2 Fase 2: Desarrollo e Implementación (5 meses) 41](#_Toc202110167)

[4.2.3 Fase 3: Validación y Pruebas (2 meses) 41](#_Toc202110168)

[4.2.4 Fase 4: Evaluación y Análisis (2 meses) 41](#_Toc202110169)

[4.3 Materiales y/o instrumentos 41](#_Toc202110170)

[4.3.1 Herramientas de Desarrollo 42](#_Toc202110171)

[4.3.2 Instrumentos de Recolección de Datos 42](#_Toc202110172)

[4.4 Población y/o muestra de estudio 42](#_Toc202110173)

[4.4.1 Población 42](#_Toc202110174)

[4.4.2 Muestra 42](#_Toc202110175)

[4.4.3 Criterios de Inclusión 43](#_Toc202110176)

[4.4.4 Criterios de Exclusión 43](#_Toc202110177)

[4.5 Técnicas de procesamiento y análisis estadístico 43](#_Toc202110178)

[4.5.1 Análisis Cuantitativo 43](#_Toc202110179)

[4.5.2 Métricas de Evaluación del Sistema 44](#_Toc202110180)

[V. ASPECTOS ADMINISTRATIVOS 45](#_Toc202110181)

[5.1 Cronograma de actividades 45](#_Toc202110183)

[5.1.1 Fase 1: Planificación y Análisis 45](#_Toc202110184)

[5.1.2 Fase 2: Desarrollo e Implementación 45](#_Toc202110185)

[5.1.3 Fase 3: Validación y Pruebas 45](#_Toc202110186)

[5.1.4 Fase 4: Evaluación y Análisis 45](#_Toc202110187)

[5.2 Recursos humanos 45](#_Toc202110188)

[5.2.1 Equipo Principal 45](#_Toc202110189)

[5.2.2 Personal de Apoyo 46](#_Toc202110190)

[5.3 Fuentes de financiamiento y presupuesto 46](#_Toc202110191)

[5.3.1 Presupuesto 46](#_Toc202110192)

[5.3.2 Fuentes de Financiamiento 46](#_Toc202110193)

[REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 48](#_Toc202110194)

[ANEXOS 56](#_Toc202110195)

[Anexo 1. Matriz de consistencia 57](#_Toc202110196)

# DATOS GENERALES

## Título

Sistema Web y Móvil para la detección de enfermedades respiratorias en Tacna.

## Línea de investigación

Ingeniería de Software, ODS 3: Salud y Bienestar

## Autor

* César Fabián Chávez Linares
* Tell Iván Casilla Maquera

## Asesor

Dr. Renzo Alberto Taco Coayla

# EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN



## Descripción del problema

Según la Organización Mundial de la Salud (OMS, 2023), las enfermedades respiratorias agudas representan uno de los mayores desafíos para la salud pública global, afectando a más de 2.4 mil millones de personas anualmente. La gravedad de esta situación se refleja en que constituyen la cuarta causa principal de mortalidad a nivel mundial, causando aproximadamente 3.9 millones de muertes al año. La falta de acceso a diagnóstico temprano y tratamiento oportuno contribuye significativamente a estas estadísticas, especialmente en poblaciones vulnerables y regiones con recursos limitados.

En el contexto internacional, países como España, Brasil y México enfrentan desafíos significativos en el manejo de enfermedades respiratorias. En España, estas enfermedades representan la tercera causa de hospitalización, con más de 900,000 casos anuales y un costo promedio de 2,300 euros por paciente. En Brasil, la tasa de mortalidad por enfermedades respiratorias alcanza 65.9 por cada 100,000 habitantes, siendo particularmente alta en las regiones norte y nordeste. México reporta anualmente 27.5 millones de casos de consultas médicas por enfermedades respiratorias, lo que representa la primera causa de atención en servicios de salud.

En el Perú, según el Ministerio de Salud (2023), las enfermedades respiratorias afectan al 40% de la población, con mayor incidencia en Lima, Arequipa y Cusco. En Lima, el Hospital Nacional arzobispo Loayza reporta que el 40% de sus consultas externas están relacionadas con problemas respiratorios. En Arequipa, el Hospital Honorio Delgado registra más de 15,000 casos anuales de infecciones respiratorias agudas, mientras que, en Cusco, el Hospital Regional atiende aproximadamente 8,000 casos anuales. Esta situación se agrava por la limitada capacidad de respuesta del sistema de salud y las barreras geográficas que dificultan el acceso a servicios médicos especializados.

En Tacna, la situación es particularmente preocupante debido a sus características geográficas y climáticas específicas. Según la Dirección Regional de Salud de Tacna (2023), se registra una incidencia del 35% de enfermedades respiratorias en la población general, con tasas más elevadas en niños menores de 5 años y adultos mayores de 65 años. Los centros de salud locales reportan que aproximadamente el 45% de las consultas médicas están relacionadas con problemas respiratorios, y la tasa de hospitalización por estas causas ha aumentado un 25% en los últimos dos años. Factores como la desnutrición, el acceso limitado a atención médica especializada y la falta de información sobre prevención y síntomas tempranos contribuyen significativamente a esta problemática.

A nivel local, en la ciudad de Tacna, según datos del Hospital Daniel Alcides Carrión (2023), se registra una preocupante concentración de casos de enfermedades respiratorias en zonas urbano-marginales, donde el 55% de las familias reportan al menos un miembro afectado por problemas respiratorios crónicos o recurrentes. El Centro de Salud La Esperanza, ubicado en el distrito Gregorio Albarracín, documenta que el 60% de sus atenciones diarias están relacionadas con afecciones respiratorias, mientras que el Centro de Salud Ciudad Nueva reporta un incremento del 40% en consultas por problemas respiratorios en el último año. Esta situación se ve agravada por factores locales específicos como la alta exposición a cambios bruscos de temperatura, característicos del clima tacneño, la contaminación ambiental en zonas de alto tráfico vehicular y la limitada infraestructura sanitaria en áreas periféricas de la ciudad. Adicionalmente, las encuestas realizadas por la Municipalidad Provincial de Tacna (2023) indican que el 70% de las familias afectadas carecen del conocimiento necesario para identificar señales tempranas de enfermedades respiratorias graves, lo que resulta en retrasos significativos en la búsqueda de atención médica.

## Formulación del problema

### Problema general

¿De qué manera la implementación de un sistema web y móvil con técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) mejora la detección temprana de enfermedades respiratorias agudas y reduce la morbilidad y mortalidad en la población de Tacna, considerando factores contextuales locales?

### Problemas específicos

1. ¿Qué barreras tecnológicas y sociodemográficas limitan el acceso al sistema de detección temprana en zonas urbano-marginales de Tacna?
2. ¿Cómo la precisión del modelo de PLN impacta en la reducción de complicaciones graves por enfermedades respiratorias?
3. ¿De qué manera la segmentación por grupos etarios en el sistema optimiza la prevención de complicaciones?

## Justificación e Importancia

### Justificación Teórica

La investigación contribuye al conocimiento existente sobre la detección temprana de enfermedades respiratorias, generando un modelo que integra tecnologías de procesamiento de lenguaje natural con prácticas médicas establecidas. Los resultados permitirán validar la efectividad de estas tecnologías en el contexto específico de la salud pública en Tacna, sirviendo como referencia para futuras investigaciones en el campo de la salud digital.

### Justificación Práctica

Este estudio aborda un problema crítico de salud pública en Tacna, donde las enfermedades respiratorias representan una causa significativa de morbilidad y mortalidad. La implementación de mecanismos efectivos de detección temprana permitirá reducir complicaciones graves, disminuir costos de tratamiento y optimizar recursos del sistema de salud. Los resultados proporcionarán herramientas concretas para mejorar la toma de decisiones clínicas y la gestión de pacientes con síntomas respiratorios.

### Justificación Metodológica

La investigación propone un nuevo enfoque para la detección temprana de enfermedades respiratorias, combinando métodos tradicionales de evaluación clínica con tecnologías avanzadas de procesamiento de datos. Esta metodología innovadora puede ser adaptada y replicada en otros contextos similares, contribuyendo al desarrollo de nuevos protocolos de atención en salud.

### Justificación Social

El proyecto tiene un impacto directo en la calidad de vida de la población de Tacna, especialmente en grupos vulnerables como niños y adultos mayores. Al mejorar la detección temprana de enfermedades respiratorias, se reduce la carga de enfermedad en las familias, disminuyen los costos asociados al tratamiento y se fortalece la capacidad de respuesta del sistema de salud local. Además, contribuye a la equidad en el acceso a servicios de salud, beneficiando particularmente a comunidades con recursos limitados.

### Importancia

La relevancia de esta investigación radica en su potencial para:

* Reducir la morbimortalidad asociada a enfermedades respiratorias en Tacna
* Optimizar recursos del sistema de salud mediante la prevención y detección temprana
* Empoderar a la población con herramientas y conocimientos para el cuidado de su salud respiratoria
* Generar un modelo replicable que pueda ser adaptado a otras regiones con problemáticas similares
* Contribuir al desarrollo de políticas públicas basadas en evidencia para el manejo de enfermedades respiratorias

## Objetivos

### Objetivo General

Implementar un sistema web y móvil para reducir en un 25% la mortalidad por enfermedades respiratorias agudas en Tacna.

### Objetivos Específicos

1. Incrementar al 80% el acceso a información preventiva en zonas prioritarias.
2. Mejorar al 90% la precisión diagnóstica del PLN para derivaciones oportunas.
3. Reducir en 40% las complicaciones en grupos críticos.

## Hipótesis

### Hipótesis General

La implementación del sistema web-móvil con técnicas de PLN mejorará la detección temprana de enfermedades respiratorias agudas, reduciendo la mortalidad en un 25% y la morbilidad en un 30% en Tacna durante el primer año de operación.

### Hipótesis Específicas

1. La usabilidad del sistema móvil incrementará el acceso a información preventiva en zonas marginales, reduciendo en 50% el tiempo de búsqueda de atención médica.
2. La precisión del modelo de PLN (>90%) disminuirá las complicaciones graves mediante derivaciones oportunas.
3. La vigilancia por grupos reducirá las complicaciones mediante alertas personalizadas, disminuyendo la progresión a neumonía grave en 40%.

## Operacionalización de variables

Variable Independiente:

Sistema Web con técnicas de PLN

Dimensiones:

1. Funcionalidad del Sistema Web
2. Capacidad de Procesamiento de PLN
3. Seguridad y Privacidad

Indicadores:

1. Funcionalidad del Sistema Web

* Tasa de adopción y uso recurrente
* Porcentaje de sesiones completadas / cribados de síntomas completados exitosamente
* Tiempo de respuesta del sistema
* Tasa de errores técnicos críticos

1. Capacidad de Procesamiento de PLN

* Precisión de extracción de síntomas
* Precisión del modelo de clasificación
* Concordancia diagnóstica sugerida
* Tiempo promedio de procesamiento y emisión de alerta/recomendación
* Número de alertas o recomendaciones generadas por el sistema que resultaron en una acción sanitaria temprana

1. Seguridad y Privacidad

* Nivel de encriptación implementado
* Control de acceso por roles
* Cumplimiento de protocolos de privacidad

Variable Independiente:

Sistema Móvil con técnicas de PLN

Dimensiones:

1. Funcionalidad del Sistema Móvil
2. Capacidad de Procesamiento de PLN
3. Seguridad y Privacidad

Indicadores:

1. Funcionalidad del Sistema Móvil

* Tasa de descarga y uso activo de la aplicación móvil
* Porcentaje de usuarios que acceden a información de salud relevante a través de la aplicación móvil
* Tiempo de respuesta en dispositivos móviles
* Tasa de errores en plataforma móvil que afectan la usabilidad
* Compatibilidad con diferentes dispositivos

1. Capacidad de Procesamiento de PLN

* Precisión de extracción de síntomas
* Precisión del modelo clasificación
* Efectividad en la identificación de casos de riesgo
* Tiempo de procesamiento en móvil
* Adaptabilidad a input de voz/texto

1. Seguridad y Privacidad

* Nivel de encriptación en móvil
* Control de acceso seguro
* Protección de datos en tránsito

Variable Dependiente:

Efectividad en la detección temprana de enfermedades respiratorias.

Dimensiones:

1. Capacidad Diagnóstica
2. Impacto en Salud Pública
3. Efectividad Clínica

Indicadores:

1. Capacidad Diagnóstica

* Tasa de detección temprana
* Sensibilidad diagnóstica
* Efectividad diagnóstica
* Valor predictivo positivo
* Tiempo promedio hasta diagnóstico

1. Impacto en Salud Pública

* Reducción en morbilidad
* Reducción en mortalidad
* Mejora en oportunidad de atención
* Número de casos derivados oportunamente

1. Efectividad Clínica

* Concordancia con diagnóstico médico especializado
* Reducción de hospitalizaciones
* Satisfacción médica con herramienta diagnóstica
* Utilidad clínica percibida

Variables Intervinientes:

Factores contextuales

Dimensiones:

1. Factores Tecnológicos
2. Factores Sociodemográficos
3. Factores Clínicos

Indicadores:

1. Factores Tecnológicos

* Disponibilidad de conectividad a internet
* Acceso a dispositivos tecnológicos
* Familiaridad con tecnología digital

1. Factores Sociodemográficos

* Nivel educativo de la población
* Nivel socioeconómico
* Edad de los usuarios
* Ubicación geográfica (urbana/rural)

1. Factores Clínicos

* Calidad de historias clínicas disponibles
* Prevalencia de enfermedades respiratorias en Tacna
* Acceso previo a servicios de salud
* Tiempo de evolución de síntomas al momento de consulta

Esta operacionalización define la variable independiente como Sistema Web y Móvil con técnicas de procesamiento de lenguaje natural (PLN) con dimensiones como, interfaz web y móvil, técnicas de preprocesamiento de texto, modelos de PLN (aprendizaje profundo, modelos pre-entrenados, etc.), enfoques de extracción de información, técnicas de anonimización y privacidad de datos. La variable dependiente es la efectividad en la detección de enfermedades respiratorias en Tacna, medida por indicadores como precisión, exhaustividad, F1-score, tiempo de procesamiento, evaluación de expertos clínicos y tasa de detección temprana de enfermedades respiratorias. También se consideran variables intervinientes como la calidad y consistencia de las historias clínicas, presencia de abreviaturas y jerga médica, variaciones dialectales del español en Tacna, cumplimiento de regulaciones de privacidad de datos, acceso a dispositivos móviles e internet en la población de Tacna. Los indicadores de la variable dependiente ahora miden directamente el impacto en detección temprana y resultados de salud.

**Tabla 01**

*Operacionalización de variables de investigación*

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Definición conceptual** | **Dimensiones** | **Indicador** | **Escala** | **Técnicas o métodos** |
| Variable Independiente1: 3.2.1. Sistema Web con técnicas de PLN | Plataforma web que integra técnicas de procesamiento de lenguaje natural para analizar datos de salud y facilitar la detección temprana de enfermedades respiratorias. | 3.2.1.1. Funcionalidad del Sistema Web | Tasa de adopción y uso recurrente | Razón | Registro automático del sistema |
| Porcentaje de sesiones completadas | Razón | Registro automático del sistema |
| Tiempo de respuesta del sistema | Razón | Monitoreo de rendimiento del sistema |
| Tasa de errores técnicos críticos | Razón | Registro automático de errores |
| 3.2.1.2. Capacidad de Procesamiento de PLN | Precisión de extracción de síntomas | Razón | Evaluación por expertos (médicos) |
| Precisión del modelo de clasificación | Razón | Evaluación por expertos de un conjunto de datos de prueba |
| Concordancia diagnóstica sugerida | Razón | Evaluación por expertos (médicos) |
| Tiempo promedio de procesamiento y emisión de alerta/ recomendación | Razón | Registro automático del sistema |
| Número de alertas o recomendaciones generadas por el sistema que resultaron en una acción sanitaria temprana | Razón | Registro de recomendaciones emitidas por el sistema |
| 3.2.1.3. Seguridad y Privacidad | Nivel de encriptación implementado | Nominal | Auditoría de código |
| Control de acceso por roles | Nominal | Auditoría de seguridad |
| Cumplimiento de protocolos de privacidad | Nominal | Auditoría de cumplimiento normativo |
| Variable Independiente2: 3.2.2. Sistema Móvil con técnicas de PLN | Aplicación móvil que implementa técnicas de PLN optimizadas para dispositivos móviles, permitiendo la detección y seguimiento de enfermedades respiratorias. | 3.2.2.1. Funcionalidad del Sistema Móvil | Tasa de descarga y uso activo de la aplicación móvil | Razón | Estadísticas de tiendas de aplicaciones |
| Porcentaje de usuarios que acceden a información de salud relevante a través de la aplicación móvil | Razón | Registro automático de la aplicación |
| Tiempo de respuesta en dispositivos móviles | Razón | Herramientas de monitoreo de rendimiento en móvil |
| Tasa de errores en plataforma móvil que afectan la usabilidad | Razón | Registro automático de errores en la aplicación |
| Compatibilidad con diferentes dispositivos móviles | Razón | Pruebas de compatibilidad en un rango de dispositivos y versiones de OS |
| 3.2.2.2. Capacidad de Procesamiento de PLN | Precisión de extracción de síntomas | Razón | Evaluación por expertos (médicos) |
| Precisión del modelo de clasificación | Razón | Evaluación por expertos de un conjunto de datos de prueba |
| Efectividad en la identificación de casos de riesgo | Razón | Comparación de las identificaciones de la app con registros médicos |
| Tiempo de procesamiento en móvil | Razón | Registro automático de la aplicación |
| Adaptabilidad a input de voz/texto | Razón | Pruebas de usabilidad  Encuestas de usuario |
| 3.2.2.3. Seguridad y Privacidad | Nivel de encriptación en móvil | Nominal | Auditoría de código de la aplicación móvil |
| Control de acceso seguro | Nominal | Auditoría de seguridad de la aplicación |
| Protección de datos en tránsito | Nominal | Análisis de tráfico de red |
| Variable Dependiente: 3.2.3. Efectividad en la detección de enfermedades respiratorias | Capacidad del sistema para identificar correctamente y de manera oportuna la presencia de enfermedades respiratorias en la población de Tacna. | 3.2.3.1. Capacidad Diagnóstica | Tasa de detección temprana (% casos detectados en fase inicial) | Razón | Registros médicos |
| Sensibilidad diagnóstica (% verdaderos positivos) | Razón | Validación médica |
| Especificidad diagnóstica (% verdaderos negativos) | Razón | Validación médica |
| Valor predictivo positivo | Razón | Análisis estadístico |
| Tiempo promedio hasta diagnóstico (días) | Razón | Historia clínica |
| 3.2.3.2. Impacto en Salud Pública | Reducción en morbilidad (% disminución complicaciones) | Razón | Registros epidemiológicos |
| Reducción en mortalidad (% disminución muertes) | Razón | Registros epidemiológicos |
| 3.2.3.3. Efectividad Clínica | Concordancia con diagnóstico médico especializado (índice Kappa) | Razón | Análisis de concordancia |
| Reducción de hospitalizaciones (%) | Razón | Registros hospitalarios |
| Satisfacción médica con herramienta diagnóstica | Ordinal | Encuesta Likert |
| Utilidad clínica percibida (escala 1-5) | Ordinal | Cuestionario |
| Variables Intervinientes: 3.2.4. Factores contextuales | Son aquellos elementos del entorno que pueden influir en la relación entre el sistema implementado y su efectividad en la detección de enfermedades respiratorias. | 3.2.4.1. Factores Tecnológicos | Disponibilidad de conectividad a internet | Nominal | Encuesta |
| Acceso a dispositivos tecnológicos | Nominal | Encuesta |
| Familiaridad con tecnología digital | Ordinal | Cuestionario |
| 3.2.4.2. Factores Sociodemográficos | Nivel educativo de la población | Ordinal | Ficha demográfica |
| Nivel socioeconómico | Ordinal | Encuesta socioeconómica |
| Edad de los usuarios | Razón | Ficha demográfica |
| Ubicación geográfica (urbana/rural) | Nominal | Registro geográfico |
| 3.2.4.3. Factores Clínicos | Calidad de historias clínicas disponibles | Ordinal | Auditoría de registros |
| Prevalencia de enfermedades respiratorias en Tacna | Razón | Registros epidemiológicos |
| Acceso previo a servicios de salud | Nominal | Encuesta |
| Tiempo de evolución de síntomas al momento de consulta | Razón | Historia clínica |

## Tipo de estudio

Según Lozada (2014), la investigación aplicada "busca la generación de conocimiento con aplicación directa a los problemas de la sociedad o el sector productivo". En este caso, el objetivo es aplicar técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) en un sistema web y móvil para mejorar la detección temprana de enfermedades respiratorias en Tacna, lo cual tiene una aplicación directa en el sector salud local.

De acuerdo con Vargas Cordero (2009), la investigación aplicada "se caracteriza porque busca la aplicación o utilización de los conocimientos adquiridos, a la vez que se adquieren otros, después de implementar y sistematizar la práctica basada en investigación". En este proyecto, se busca aplicar los conocimientos existentes sobre PLN al dominio específico del diagnóstico de enfermedades respiratorias, permitiendo que los usuarios ingresen síntomas y antecedentes médicos a través de una plataforma accesible.

Según Murillo (2008), la investigación aplicada "se caracteriza por su interés en la aplicación, utilización y consecuencias prácticas de los conocimientos. La investigación aplicada busca el conocer para hacer, para actuar, para construir, para modificar". En este caso, el objetivo es utilizar las técnicas de PLN para mejorar los procesos de detección y diagnóstico temprano de enfermedades respiratorias, contribuyendo así a una atención más efectiva y oportuna para los pacientes en Tacna.

## Nivel de investigación

Según Hernández-Sampieri et al. (2014), el nivel de investigación del proyecto de tesis "Sistema Web y Móvil para la detección de enfermedades respiratorias en Tacna" se define como aplicada, con un enfoque correlacional y un diseño cuasiexperimental. Esto significa que el proyecto busca resolver un problema práctico específico, la detección temprana de enfermedades respiratorias, mediante la aplicación del conocimiento y la tecnología.

La investigación aplicada, como la define Lozada (2014), "busca la generación de conocimiento con aplicación directa a los problemas de la sociedad o el sector productivo". En este caso, se utilizarán técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) en un sistema web y móvil para mejorar la detección temprana de enfermedades respiratorias en Tacna. El objetivo principal es crear una herramienta práctica que pueda ser utilizada por la población y los profesionales de la salud para abordar un problema de salud pública en Tacna.

Vargas Cordero (2009) menciona que la investigación aplicada "se caracteriza porque busca la aplicación o utilización de los conocimientos adquiridos, a la vez que se adquieren otros, después de implementar y sistematizar la práctica basada en investigación". En este proyecto, se busca aplicar los conocimientos existentes sobre PLN al diagnóstico de enfermedades respiratorias.

Murillo (2008) señala que la investigación aplicada "se caracteriza por su interés en la aplicación, utilización y consecuencias prácticas de los conocimientos. La investigación aplicada busca el conocer para hacer, para actuar, para construir, para modificar". El objetivo es utilizar las técnicas de PLN para mejorar los procesos de detección y diagnóstico temprano de enfermedades respiratorias, contribuyendo así a una atención más efectiva y oportuna para los pacientes en Tacna.

La investigación correlacional, según Hernández-Sampieri et al. (2014), "tiene como finalidad conocer la relación o grado de asociación que existe entre dos o más conceptos, categorías o variables en un contexto en particular". En este caso, se busca determinar si existe una relación entre el uso del sistema web y móvil para la detección de enfermedades respiratorias y una mejora en la atención médica, lo que incluye un diagnóstico más oportuno, en pacientes de Tacna.

La hipótesis principal del proyecto plantea que la implementación del sistema web y móvil, al facilitar el acceso a información relevante sobre síntomas y antecedentes médicos, optimizará el proceso de detección temprana. Si la investigación confirma esta hipótesis, se podrá afirmar que existe una correlación positiva entre el uso del sistema y la mejora en la atención médica.

El diseño cuasiexperimental se utiliza cuando no es posible asignar aleatoriamente a los participantes a los grupos de estudio. En este proyecto, es probable que se compare la efectividad del sistema en grupos que ya lo utilizan con grupos que no lo utilizan. La elección de este diseño se justifica por la naturaleza del proyecto, que se basa en la implementación de un sistema en un contexto real.

# MARCO TEÓRICO



## Antecedentes de la investigación

### Antecedentes Internacionales

Según Fernández M., Alemany A. y Castellón M. (2024), en su artículo “Un corpus de historias clínicas españolas anotadas para la identificación de abreviaturas”, se presenta un corpus que contiene historias clínicas en español, el cual ha sido cuidadosamente anotado para facilitar la identificación y análisis de abreviaturas utilizadas en el contexto clínico. Este trabajo es fundamental para mejorar la comprensión y procesamiento de textos médicos, ya que las abreviaturas son comunes en la documentación clínica y pueden dificultar la interpretación adecuada de la información. La creación de este corpus no sólo proporciona una herramienta valiosa para investigadores y profesionales del área de la salud, sino que también sienta las bases para futuras investigaciones en el ámbito del procesamiento del lenguaje natural aplicado a textos clínicos en español.

Según Báez, P., Arancibia, A. P., Chaparro, M. I., Bucarey, T., Núñez, F., & Dunstan, J. (2022) en su investigación “Natural language processing for clinical text in Spanish: The case of waiting lists in Chile”. Se desarrolló un modelo de PLN capaz de extraer información relevante de los registros clínicos, como diagnósticos, tiempos de espera y prioridad de los pacientes. El modelo demostró una precisión superior al 80% en la extracción de datos clave de los textos clínicos en español. El análisis de las listas de espera reveló disparidades en los tiempos de atención entre diferentes regiones y grupos de pacientes. Los resultados de este estudio pueden informar políticas y estrategias para mejorar la gestión de las listas de espera en el sistema de salud chileno. En conclusión, esta investigación utilizó técnicas de procesamiento de lenguaje natural para analizar registros clínicos en español y generar insights sobre las listas de espera en el sistema de salud de Chile, con el objetivo de contribuir a la mejora de la atención médica.

Según González A. et al. (2022), en su artículo “MarIA: Modelos del Lenguaje en español”, se presenta una familia de modelos del lenguaje en español, conocida como MarIA, que incluye los modelos RoBERTa y GPT-2. Estos modelos han sido entrenados utilizando un corpus masivo de 570 GB de textos limpios y de duplicados, que comprenden un total de 135 mil millones de palabras extraídas del Archivo Web del Español de la Biblioteca Nacional de España entre 2009 y 2019. La evaluación del rendimiento de estos modelos muestra que superan, en la mayoría de los casos, a los modelos existentes en español en diversas tareas de procesamiento del lenguaje natural (PLN) y configuraciones presentadas. Este avance representa un hito significativo en el desarrollo de herramientas para el PLN en español, facilitando aplicaciones como la clasificación de documentos, la corrección automática y la traducción.

Según Ramos y Ramírez (2022), en su artículo “Procesamiento del lenguaje natural para texto clínico en español”, se explora la aplicación del procesamiento de lenguaje natural (PLN) en el contexto clínico, destacando su relevancia para mejorar la gestión y análisis de datos médicos en español. Los autores discuten diversas técnicas de PLN que permiten la extracción automática de información de registros clínicos, lo que facilita la toma de decisiones y optimiza los procesos en el ámbito de la salud. Este estudio resalta cómo el PLN puede abordar desafíos específicos del sistema de salud al proporcionar herramientas que mejoren la eficiencia y calidad de la atención médica. Además, se enfatiza la necesidad de desarrollar recursos y modelos adaptados al idioma español para maximizar el impacto del PLN en el sector sanitario.

Según González, B., Andres, S. (2021) en su investigación “Desarrollo de un algoritmo mediante técnicas de machine learning de procesamiento del lenguaje natural que permita la generación de textos resumen del estado de los pacientes de la IPS Neumomed S.A.S”. Desarrollar un modelo de PLN capaz de procesar indicaciones médicas y generar resúmenes del estado de los pacientes. Implementar técnicas de aprendizaje automático para mejorar la calidad y precisión de los resúmenes generados. Integrar el algoritmo desarrollado como un servicio dentro de la historia clínica electrónica de la IPS Neumomed S.A.S. Los resultados muestran que el algoritmo desarrollado logró generar resúmenes coherentes y precisos del estado de los pacientes, con una precisión superior al 90% en comparación con resúmenes elaborados manualmente por médicos. En conclusión, esta tesis de maestría demostró la viabilidad de utilizar técnicas de PLN y aprendizaje automático para automatizar la generación de resúmenes clínicos, con el potencial de mejorar la eficiencia y calidad de la documentación médica en la práctica clínica.

Según Ruiz, M. y Rodríguez, M. (2021), en su artículo “Procesamiento del lenguaje natural para la detección de síntomas de COVID-19 en textos clínicos en español”, se investiga la aplicación del procesamiento de lenguaje natural (PLN) para identificar síntomas relacionados con COVID-19 en registros clínicos. Los autores desarrollan un enfoque que permite analizar textos médicos en español, facilitando la detección temprana de casos sospechosos mediante la extracción automática de información relevante. Este estudio subraya la importancia del PLN en el contexto de la pandemia, ya que proporciona herramientas que pueden mejorar la respuesta del sistema de salud ante emergencias sanitarias. Además, los resultados indican que el uso de técnicas de PLN puede optimizar el manejo de datos clínicos, permitiendo una mejor identificación y priorización de pacientes con síntomas de COVID-19.

Según Tapia G., J. (2021) en su investigación “Propuesta de modelos predictivos en salud mental para la personalización de terapias de rehabilitación en pacientes con adicciones”. Se concluye que esta investigación doctoral se enfocó en el desarrollo de herramientas de aprendizaje automático para mejorar la atención y los resultados en salud mental de pacientes con adicciones, con el objetivo de contribuir a la personalización de las terapias de rehabilitación.

Según García-Caballero y Fernández-Caballero (2021), en su artículo “Procesamiento del lenguaje natural para la extracción de información clínica en español”, se aborda el uso de técnicas de procesamiento de lenguaje natural (PLN) para mejorar la extracción de información de registros clínicos en español. Los autores presentan metodologías que permiten identificar y extraer datos relevantes, lo que facilita el análisis y la gestión de la información médica. Este enfoque es crucial para optimizar la atención al paciente, ya que permite a los profesionales de la salud acceder rápidamente a información crítica para la toma de decisiones. La investigación destaca la importancia de adaptar las herramientas de PLN al contexto del idioma español, lo que puede contribuir significativamente a la eficiencia en el manejo de datos clínicos y a la mejora en la calidad de atención sanitaria.

Según Romero G., A. F. (2021) en su investigación “Procesamiento del Lenguaje Natural para el Apoyo en el Diagnóstico de Tuberculosis”**.** Se concluye que el procesamiento de lenguaje natural ha demostrado ser una herramienta efectiva para apoyar el diagnóstico de tuberculosis a través del análisis automatizado de reportes radiológicos, con el potencial de impactar positivamente en los programas de control de la enfermedad.

Según Pastor et al. (2019), en su trabajo sobre “Procesamiento de lenguaje natural (PLN) supervisado con codificación automática para una mejor atención clínica”, se discute la implementación de técnicas de PLN supervisadas que permiten mejorar la atención clínica mediante la extracción automática de información relevante de los registros médicos. Este enfoque no solo optimiza el manejo de datos clínicos, sino que también facilita la identificación de patrones y tendencias en la atención al paciente. La investigación destaca cómo la codificación automática puede ser utilizada para clasificar y priorizar casos, lo que contribuye a una atención más eficiente y efectiva en el ámbito sanitario. Los resultados sugieren que la integración de estas tecnologías puede transformar significativamente los procesos clínicos, mejorando tanto la calidad del servicio como la satisfacción del paciente.

### Antecedentes Nacionales

Según López V., A., & Villanueva V., R. A. (2022) en su investigación” Sistema para la automatización de procesos hospitalarios de control para pacientes para Covid-19 usando Machine Learning para el Centro de Salud San Fernando “. Desarrollaron un sistema para la automatización de procesos hospitalarios utilizando machine learning. Su trabajo destaca la integración de soluciones tecnológicas para mejorar la gestión hospitalaria, un aspecto esencial de mi tesis.

Según Tapullima, M., & Montalván, G. P. (2021) en su investigación “Propuesta de Machine Learning sobre datos de historias clínicas para informar el estado de salud de pacientes COVID-19, ESSALUD”. Se desarrolló un modelo de machine learning capaz de procesar la información de las historias clínicas y generar predicciones sobre el estado de salud de los pacientes con COVID-19. El modelo demostró una precisión del 85% en la identificación de pacientes con riesgo de complicaciones o desenlaces adversos. El análisis de los datos reveló que los principales factores de riesgo fueron la edad avanzada, la presencia de comorbilidades y la severidad de los síntomas al momento del ingreso. Los resultados de este estudio pueden informar la toma de decisiones clínicas y la asignación de recursos para el manejo de pacientes con COVID-19 en la región de Tarapoto. En conclusión, el uso de técnicas de machine learning aplicadas a los datos de historias clínicas permitió generar predicciones confiables sobre el estado de salud de pacientes con COVID-19, con el potencial de mejorar la atención y el manejo de esta enfermedad.

Según Morales, J.A. y Sánchez, J. (2021), en su artículo “Procesamiento del lenguaje natural para el análisis de historias clínicas en español”, se analiza la aplicación del procesamiento de lenguaje natural (PLN) en la gestión y evaluación de historias clínicas. Los autores destacan que el PLN permite extraer y analizar información valiosa de los registros clínicos, facilitando así la toma de decisiones médicas y mejorando la calidad de atención al paciente. Este estudio enfatiza la importancia de desarrollar herramientas específicas para el análisis de textos clínicos en español, lo que puede contribuir a optimizar los procesos en el ámbito sanitario. Además, se discuten los desafíos y oportunidades que presenta la implementación del PLN en contextos clínicos, subrayando su potencial para transformar la forma en que se gestionan y utilizan los datos médicos.

Según Huapaya-Huertas, O., Palomino-Rojas, J., Calle-Texeira, C., Alvarez-Huiman, G., Montesinos-Segura, R., & Taype-Rondan, A. (2021). "Experiencia del Complejo Hospitalario San Pablo (Perú) en la implementación de un sistema de historias clínicas electrónicas". Esta investigación regional nos habla sobre la migración del sistema de información de las historias clínicas electrónicas.

Según Aira, F., Casa, L., Romero, P. (2021). "Aplicación y casos de uso de técnicas de inteligencia artificial contra el COVID-19". Esta investigación a nivel nacional podría ofrecer información valiosa sobre cómo las técnicas de machine learning con las redes neuronales convulsiónales han sido utilizadas para una buena precisión al momento de predecir si una persona tiene COVID-19 o no, lo cual podría proporcionar un panorama más amplio y diverso para tu estudio en Tacna.

### Antecedentes Locales

En el contexto local, según Fernández y López (2023) en su estudio investiga el “Desarrollo de Plataformas Digitales para la Atención de Enfermedades Respiratorias en Perú”. El objetivo es analizar cómo estas plataformas pueden facilitar la recolección de datos y mejorar la interacción entre pacientes y médicos. Los resultados sugieren que la implementación de un sistema digital podría optimizar el diagnóstico y tratamiento de enfermedades respiratorias en la región.

Según Mamani (2022), en su tesis realizada en la Universidad Privada de Tacna, analiza la percepción de la calidad de vida en pacientes post-COVID del Hospital III Daniel Alcides Carrión Essalud en Tacna durante el 2021. Si bien se centra en la calidad de vida, este estudio podría proporcionar información valiosa sobre el impacto de las enfermedades respiratorias en la población de Tacna y las necesidades de atención médica en la región.

Según La Organización Panamericana de la Salud (2021) subraya la importancia de las historias clínicas electrónicas y su correcta documentación, lo que es crucial para la implementación de sistemas de salud digital en Tacna.

Silva Cornejo, Quispe Prieto y Salas Cornejo (2019), en un estudio publicado en 2019 pero basado en datos del 2006, investigaron la incidencia de enfermedades respiratorias bajas y su relación con algunos factores de riesgo en el servicio de Pediatría del Hospital Hipólito Unanue de Tacna. Este estudio, aunque basado en datos anteriores a 2019, podría ser útil para comprender la evolución histórica de la problemática en la región.

## Bases Teóricas

### Sistema Web con técnicas de PLN

#### Funcionalidad del Sistema Web

Según los autores Bartuen y Olivera (2023), en su tesis "Sistema web para el control de historias clínicas del centro de salud San Juan de La Libertad, Bagua Grande", plantearon como objetivo desarrollar un sistema web que permita gestionar historias clínicas electrónicas. Los resultados mostraron que este sistema mejora la eficiencia en el manejo de datos médicos, facilitando el acceso a información crítica para el diagnóstico. Las conclusiones resaltan que un sistema web bien diseñado puede ser fundamental para optimizar la atención médica en contextos donde los recursos son limitados.

Por otro lado, López y Villanueva (2022), en su investigación "Sistema para la automatización de procesos hospitalarios de control para pacientes para Covid-19 usando Machine Learning", se enfocaron en desarrollar un sistema que automatiza procesos hospitalarios mediante machine learning. Los objetivos incluyen mejorar la gestión del flujo de pacientes y optimizar los tiempos de respuesta ante emergencias médicas. Los resultados indicaron una mejora notable en la eficiencia operativa del centro médico. En las conclusiones, se afirma que las aplicaciones móviles pueden ser herramientas clave para mejorar el control y seguimiento de pacientes con enfermedades respiratorias.

#### Capacidad de Procesamiento de PLN

De acuerdo con Névéol et al. (2018), el reconocimiento de entidades nombradas es otra técnica crucial en el procesamiento de historias clínicas, facilitando la identificación automática de términos médicos, diagnósticos, medicamentos y otros conceptos relevantes. El objetivo de este trabajo fue analizar las oportunidades y desafíos del PLN en el procesamiento de datos clínicos en idiomas diferentes al inglés. Estos resultados se relacionan con el proyecto propuesto, ya que la identificación precisa de conceptos médicos será fundamental para el análisis de las historias clínicas en español.

Por su parte, Alsentzer et al. (2019) destacan la importancia del análisis de relaciones semánticas en el contexto clínico, permitiendo establecer conexiones entre diferentes conceptos médicos y facilitando la comprensión del contexto clínico del paciente. El objetivo de este estudio fue desarrollar técnicas de PLN para mejorar la comprensión de los registros médicos. Estos hallazgos son relevantes para el proyecto propuesto, ya que el análisis de las relaciones entre los elementos de las historias clínicas contribuirá a una interpretación más completa de la información de los pacientes con COVID-19.

#### Seguridad y Privacidad

De acuerdo con Bernal-Delgado et al. (2022), la seguridad de datos en sistemas de salud que emplean PLN es un pilar crítico, especialmente al procesar historias clínicas con información sensible. Estos autores destacan que el incumplimiento de protocolos de privacidad (como cifrado de extremo a extremo y anonimización de metadatos) incrementa riesgos de reidentificación de pacientes y violaciones éticas. Su estudio en hospitales europeos demostró que sistemas con encriptación AES-256 y controles de acceso basados en roles (RBAC) redujeron incidentes de fuga de datos en un 92%. Estos hallazgos son fundamentales para el proyecto en Tacna, donde el manejo de información epidemiológica requiere alinearse con la Ley Peruana de Protección de Datos Personales (Ley 29733).

Según Shaip (2022), la anonimización contextual mediante tokenización diferencial y sustitución de entidades nombradas (NER) es esencial en corpus clínicos para entrenar modelos de PLN sin comprometer confidencialidad. Su investigación validó que técnicas como la generalización de intervalos temporales y la perturbación de atributos sensibles mantienen la utilidad diagnóstica de los datos mientras cumplen estándares HIPAA. Estos mecanismos son relevantes para el sistema propuesto, ya que el procesamiento de síntomas respiratorios en Tacna exigirá transformar descriptores como ubicaciones geográficas o fechas de contagio en entidades genéricas para evitar vinculaciones identificables.

#### Aprendizaje automático en PLN médico

De acuerdo con Spasic y Nenadic (2020), la aplicación de técnicas de aprendizaje automático en el procesamiento de historias clínicas en español presenta desafíos particulares, como la menor disponibilidad de recursos lingüísticos y conjuntos de datos etiquetados en comparación con el inglés. Sin embargo, estos autores señalan que el uso de técnicas de transferencia de aprendizaje y modelos pre-entrenados multilingües está permitiendo superar estas limitaciones. El objetivo de este estudio fue analizar los retos y oportunidades del PLN en el procesamiento de datos clínicos en idiomas diferentes al inglés. Estos resultados se relacionan con el proyecto propuesto, ya que la adaptación de modelos de aprendizaje automático al español será crucial para el procesamiento de las historias clínicas de pacientes con COVID-19 en Perú.

Según Shickel et al. (2018), los modelos de aprendizaje profundo, como las redes neuronales recurrentes y los transformers, han demostrado un rendimiento superior en tareas como la clasificación de diagnósticos y la predicción de resultados clínicos a partir de texto no estructurado en el ámbito médico. El objetivo de este estudio fue evaluar el impacto del aprendizaje automático en el Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) aplicado a datos clínicos. Estos hallazgos son relevantes para el proyecto propuesto, ya que el uso de técnicas de aprendizaje profundo será fundamental para el procesamiento eficiente de las historias clínicas de pacientes con COVID-19.

#### Evaluación de modelos de PLN en el contexto médico

Según Shaip (2022), el procesamiento del lenguaje natural (PLN) es crucial en el ámbito de la salud, ya que permite extraer información valiosa de datos clínicos no estructurados. Este estudio destaca que la implementación efectiva de sistemas de PLN puede mejorar significativamente la atención médica al automatizar la documentación clínica y facilitar el acceso a datos relevantes en tiempo real. Estos hallazgos son relevantes para el proyecto propuesto, ya que la integración de PLN en los sistemas de información clínica puede optimizar el manejo de pacientes.

De acuerdo con un artículo publicado en NCBI (2022), se ha desarrollado un corpus anotado para entrenar modelos de reconocimiento de entidades nombradas (NER) que identifican automáticamente enfermedades y medicamentos en textos clínicos. El objetivo del estudio fue analizar cómo estas herramientas pueden mejorar la gestión del texto clínico en español. Estos resultados son significativos para el proyecto propuesto, ya que la capacidad de identificar términos médicos específicos es fundamental para el procesamiento efectivo de historias clínicas.

Por su parte, el IIC (n.d.) enfatiza que el PLN enfrenta desafíos únicos en el ámbito biomédico debido a la complejidad del lenguaje médico. El artículo discute cómo la creación de un corpus representativo y la anotación cuidadosa son esenciales para entrenar modelos efectivos. Estos hallazgos son pertinentes para el proyecto propuesto, ya que un corpus bien diseñado puede mejorar significativamente el rendimiento de los modelos de PLN aplicados a datos clínicos.

#### Privacidad y seguridad de datos en PLN médico

Según Bernal-Delgado et al. (2022) destacan la importancia de considerar las regulaciones específicas de cada país en materia de protección de datos de salud, como el Reglamento General de Protección de Datos (GDPR) en Europa o la Ley de Protección de Datos Personales en Perú. El objetivo de este trabajo fue analizar el marco normativo para el uso de datos médicos en investigación. Estos hallazgos son relevantes para el proyecto propuesto, ya que la implementación de soluciones de PLN deberá cumplir con los requisitos legales y éticos vigentes en Perú para el manejo de información clínica confidencial.

#### Desafíos lingüísticos en el procesamiento de historias clínicas en español

Según Castro et al. (2021), el procesamiento de historias clínicas en español presenta desafíos lingüísticos particulares, como la variabilidad en la redacción médica, el uso de abreviaturas específicas y la jerga médica local, que pueden dificultar la aplicación directa de modelos de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) desarrollados para otros idiomas. El objetivo de este estudio fue analizar los retos lingüísticos en el procesamiento de datos clínicos en español. Estos hallazgos son relevantes para el proyecto propuesto, ya que la adaptación de los modelos de PLN al contexto del español peruano será crucial para el procesamiento eficiente de las historias clínicas de pacientes con COVID-19.

De acuerdo con Oronoz et al. (2019), la adaptación de modelos de PLN al español médico requiere no sólo la traducción de recursos lingüísticos, sino también la consideración de aspectos culturales y prácticas médicas específicas de los países hispanohablantes. El objetivo de este trabajo fue desarrollar técnicas de PLN para el procesamiento de registros médicos en español. Estos resultados se relacionan con el proyecto propuesto, ya que la implementación de soluciones de PLN deberá tener en cuenta las particularidades del español utilizado en el contexto médico peruano.

#### Relación entre el PLN y la Detección Temprana de Enfermedades Respiratorias

Según Becerra Yoma et al. (2021), en su investigación "Aplicación puede detectar enfermedades respiratorias con una llamada" de la Universidad de Chile, establecen una relación significativa entre el Procesamiento de Lenguaje Natural y la detección temprana de enfermedades respiratorias. El objetivo de su estudio fue evaluar la efectividad de una aplicación basada en PLN para detectar patrones de enfermedades respiratorias a través de llamadas telefónicas. Los resultados demostraron que la implementación de tecnologías de PLN puede mejorar significativamente la detección temprana de condiciones respiratorias, permitiendo un análisis automático y preciso de los síntomas reportados por los pacientes. Las conclusiones señalan que esta tecnología representa un avance significativo en la capacidad de detección temprana y seguimiento de enfermedades respiratorias.

En otro estudio, Farga (2021), en su estudio "Inteligencia artificial aplicada a la medicina respiratoria" publicado en SciELO Chile, examina la integración del PLN en el diagnóstico y tratamiento de enfermedades respiratorias. El objetivo de la investigación fue explorar las aplicaciones potenciales de la inteligencia artificial en el campo de la medicina respiratoria. Los resultados identificaron múltiples beneficios en el uso de PLN, incluyendo la capacidad de analizar grandes volúmenes de datos clínicos, identificar patrones de síntomas y predecir posibles complicaciones. Las conclusiones destacan que la implementación de estas tecnologías puede mejorar significativamente la precisión diagnóstica y la eficiencia en el tratamiento de enfermedades respiratorias.

Por otro lado, Sáenz (2021), en su investigación "Sistema Experto para el Diagnóstico de Enfermedades Respiratorias" publicada en CORE, desarrolló un enfoque sistemático para la integración del PLN en el diagnóstico de enfermedades respiratorias. El objetivo del estudio fue desarrollar y evaluar un sistema experto que asistiera en el diagnóstico de enfermedades respiratorias en un entorno hospitalario. Los resultados mostraron una mejora significativa en la precisión y rapidez del diagnóstico cuando se implementaron herramientas de PLN. Las conclusiones enfatizan que la combinación de experiencia médica con tecnologías de PLN puede optimizar significativamente el proceso de diagnóstico y seguimiento de pacientes con enfermedades respiratorias.

Además, González B. (2021), en su investigación "Desarrollo de un algoritmo mediante técnicas de machine learning" de la Universidad de Antioquia, exploró la aplicación específica del PLN en el contexto de las enfermedades respiratorias. El objetivo fue desarrollar un algoritmo que pudiera generar resúmenes automáticos del estado de salud de los pacientes a partir de historias clínicas. Los resultados demostraron una implementación exitosa del sistema, con una alta precisión en la generación de resúmenes clínicos. Las conclusiones sugieren que la integración de PLN en la práctica clínica puede mejorar significativamente la eficiencia en el manejo de información médica y la toma de decisiones clínicas.

### Sistema Móvil con técnicas de PLN

#### Funcionalidad del Sistema Móvil

Según Aira et al. (2021), en su artículo "Aplicación y casos de uso de técnicas de inteligencia artificial contra el COVID-19", el objetivo fue explorar cómo las técnicas de inteligencia artificial pueden ser aplicadas para mejorar la detección y gestión de enfermedades respiratorias durante la pandemia. Los resultados indicaron que la implementación de estas tecnologías puede optimizar el diagnóstico y tratamiento, facilitando un manejo más efectivo de los pacientes. En las conclusiones, se destacó que la integración de aplicaciones web y móviles puede mejorar significativamente la atención médica al permitir un monitoreo continuo y acceso a información relevante para los profesionales de salud.

Según el artículo "Salud Digital: Aplicaciones móviles de salud" (2021), publicado por Salud Conectada, se destaca que las aplicaciones móviles han transformado el acceso a información y servicios de salud. El objetivo del artículo es analizar el impacto de estas tecnologías en la atención sanitaria. Los resultados indican que más de 165,000 aplicaciones móviles dedicadas a la salud están disponibles, muchas enfocadas en el manejo de enfermedades crónicas. Las conclusiones resaltan que las aplicaciones móviles no solo facilitan el acceso a información médica, sino que también promueven una mayor participación del paciente en su propio cuidado.

Según el artículo "Salud Digital: Aplicaciones móviles de salud" (2021), publicado por Salud Conectada, se destaca que las aplicaciones móviles han transformado el acceso a información y servicios de salud. El objetivo del artículo es analizar el impacto de estas tecnologías en la atención sanitaria. Los resultados indican que más de 165,000 aplicaciones móviles dedicadas a la salud están disponibles, muchas enfocadas en el manejo de enfermedades crónicas. Las conclusiones resaltan que las aplicaciones móviles no solo facilitan el acceso a información médica, sino que también promueven una mayor participación del paciente en su propio cuidado.

#### Capacidad de Procesamiento de PLN

De acuerdo con González et al. (2022), el procesamiento de lenguaje natural en dispositivos móviles enfrenta desafíos únicos de optimización computacional, donde modelos complejos como BERT deben adaptarse a recursos limitados (CPU, memoria y batería). Su investigación demostró que técnicas de cuantización de modelos (reducción de precisión de 32 a 8 bits) y pruning selectivo (eliminación del 40% de neuronas redundantes) permiten ejecutar algoritmos de PLN en móviles de gama baja con latencias inferiores a 2 segundos, manteniendo >90% de precisión en reconocimiento de síntomas respiratorios. Estos hallazgos son críticos para Tacna, donde el 68% de usuarios en zonas urbano-marginales utiliza dispositivos Android con menos de 3GB de RAM (DIRESA, 2023).

Según Chin et al. (2021), el procesamiento offline es esencial para aplicaciones móviles de salud en áreas con conectividad intermitente. Su framework MobileMedNLP implementa:

* Embeddings locales: Vectores de palabras médicas pre-cargadas (ej: "disnea", "taquipnea").
* Modelos ligeros: DistilBERT optimizado para español médico (12MB vs. 440MB original).
* Sincronización diferida: Envío batch de datos cuando se detecta red 4G.

Esta arquitectura logró 95.3% de disponibilidad en comunidades rurales de Colombia, relevante para distritos tacneños como Ilabaya con cobertura irregular.

El estudio de Ruiz y Rodríguez (2021) sobre detección de síntomas COVID-19 en móviles evidenció que la variación dialectal afecta la precisión del PLN. Por ello, el sistema propuesto incorporará:

* Corpus de español peruano: Inclusión de términos locales como "chirrido" (sibilancia) o "jalar aire" (disnea).
* Modelo híbrido voz-texto: Para usuarios con baja alfabetización digital (35% en adultos >60 años, INEI Tacna).
* Validación contextual: Georreferenciación para correlacionar síntomas con contaminación atmosférica (ej: minería en Toquepala).

#### Seguridad y Privacidad

De acuerdo con Almeida et al. (2023), las aplicaciones móviles de salud enfrentan riesgos únicos de seguridad debido a la naturaleza distribuida de los dispositivos. Su estudio en Brasil reveló que el 63% de apps médicas tenían vulnerabilidades críticas como almacenamiento local inseguro de historias clínicas o transmisión sin cifrado de síntomas respiratorios. Estos hallazgos son alarmantes para Tacna, donde el 40% de usuarios comparte dispositivos móviles en hogares multigeneracionales (INEI, 2023), requiriendo estrategias como:

* Cifrado perimetral: Uso de enclaves seguros (TrustZone en Android) para aislar datos clínicos.
* Biometría contextual: Autenticación con huella + reconocimiento de patrones de uso para detectar acceso no autorizado.
* Auto-borrado remoto: Eliminación de datos ante 3 intentos fallidos de acceso.

Según el estándar NIST SP 1800-26 (2022), la privacidad diferencial es crucial en móviles para evitar reidentificación mediante metadatos. En el proyecto de Tacna se implementará:

* Adición de ruido laplaciano: A síntomas georreferenciados (ej: "tos en Gregorio Albarracín" → "tos en Zona Sur").
* Limitación de granularidad: Precisión GPS reducida a 500m en áreas urbanas-marginales.
* Tokens efímeros: Para intercambio de datos entre app móvil y servidores hospitalarios (validez <2 minutos).

Vulnerabilidades específicas en entornos móviles:

**Tabla 02**

*Seguridad de dispositivos móviles*

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Riesgo** | **Solución Propuesta** | **Evidencia (Tacna)** |
| Intercepción GSM | Cifrado PQ-CRYS (resistente a quantum) | 32% áreas con red 2G (OSIPTEL) |
| Jailbreak/Root | Detección de dispositivos comprometidos | 18% móviles con root (DIRESA) |
| Screen logging | Modo “Privacidad” que desactiva teclado | 61% comparte dispositivos (Minsa) |

Fuente: Elaboración Propia

#### Historia Clínica Digital

Según el Instituto de Investigación en Inteligencia Artificial (2024), en su artículo "Historia Clínica Digital - Inteligencia Artificial en salud", se define la historia clínica digital como un sistema que recoge información sobre el paciente y sus tratamientos. El objetivo es garantizar un acceso óptimo a esta información, teniendo en cuenta valores éticos como la privacidad del paciente. Los resultados muestran que la digitalización permite un mejor manejo y aprovechamiento de los datos clínicos, facilitando procesos analíticos en el sector salud. Las conclusiones destacan que la historia clínica digital es esencial para mejorar los procesos médicos y asegurar un tratamiento adecuado.

Un informe publicado por la Organización Panamericana de la Salud (2021) titulado "Historias clínicas electrónicas y la importancia de cómo documentar" enfatiza que el uso adecuado de las historias clínicas electrónicas es crucial para el manejo del cuidado de los pacientes. El objetivo del informe es analizar cómo se documenta la información clínica y su impacto en el cuidado del paciente. Los resultados indican que una documentación adecuada puede mejorar significativamente los flujos de trabajo en el sector salud. Las conclusiones sugieren que se debe prestar atención a las herramientas tecnológicas utilizadas para garantizar una documentación precisa y eficiente.

#### Historia Clínica Electrónica en Perú

En un estudio realizado por Meditech (2023), titulado "Historia Clínica Electrónica Perú", se plantea que la historia clínica electrónica facilita el acceso rápido y completo a la información médica del paciente, lo que permite a los profesionales tomar decisiones más informadas. El objetivo es promover un enfoque integral en el tratamiento, minimizando errores de medicación y optimizando el tiempo de consulta. Las conclusiones del estudio indican que la adopción de esta tecnología es fundamental para mejorar la calidad de atención médica en Perú.

Según el Ministerio de Salud (2015), en su nota informativa "Minsa evalúa implementar sistema de historias clínicas electrónicas", el objetivo es mejorar la eficacia en los servicios de salud y ofrecer un mejor acceso a la atención mediante la implementación de un sistema de historias clínicas electrónicas en hospitales y establecimientos de salud. Los resultados de esta evaluación indican que la implementación de este sistema permitirá una mejor coordinación entre los profesionales de la salud y una atención más integral al paciente. Las conclusiones resaltan que la historia clínica electrónica no solo mejora la calidad del cuidado médico, sino que también garantiza la privacidad y confidencialidad de los datos del paciente.

#### Aplicaciones específicas del PLN en el manejo de enfermedades respiratorias

Según un estudio realizado por Luis N. Sáenz (2021), se desarrolló un sistema experto para el diagnóstico de enfermedades respiratorias en el Hospital Central de la Policía Nacional del Perú. Este sistema utiliza técnicas de PLN para optimizar el tiempo de respuesta en el diagnóstico médico, permitiendo a los especialistas ofrecer respuestas más rápidas y precisas al ingresar síntomas como dolor de cabeza, fiebre y otros. Los hallazgos indican que este enfoque puede mejorar significativamente la calidad del diagnóstico y la atención al paciente.

De acuerdo con Becerra et al. (2021), se ha desarrollado una aplicación que utiliza inteligencia artificial y técnicas de PLN para evaluar la disnea a través de llamadas telefónicas. Este sistema permite detectar y hacer seguimiento automático de pacientes con enfermedades respiratorias, especialmente aquellos en riesgo debido a comorbilidades relacionadas con COVID-19. La tecnología ha sido validada en ensayos clínicos y promete maximizar la capacidad de atención en hospitales al facilitar el monitoreo remoto.

En un artículo sobre inteligencia artificial aplicada a la medicina respiratoria, se menciona que el PLN puede ser utilizado para analizar datos clínicos y mejorar la identificación de síntomas como la disnea, lo que es crucial para el manejo de enfermedades como la EPOC y el asma (Farga, 2021). Este enfoque no solo ayuda en el diagnóstico, sino que también permite un seguimiento continuo de los pacientes, mejorando así la calidad de atención médica.

#### Desafíos éticos en el uso de PLN en historias clínicas

Además, un estudio realizado por la Universidad de Córdoba (2020) destaca que los sistemas de información en salud han sido utilizados principalmente como herramientas de almacenamiento. Sin embargo, convertir estos almacenes de información en fuentes útiles para la toma de decisiones clínicas implica desafíos éticos relacionados con el uso y la interpretación adecuada de los datos. La ambigüedad del lenguaje médico y la complejidad terminológica pueden dificultar la extracción precisa de información sin comprometer la ética profesional.

En un artículo sobre el manejo ético de la historia clínica, se señala que la recopilación y el almacenamiento de información médica deben cumplir con parámetros éticos rigurosos. La protección de la privacidad del paciente es fundamental, y cualquier uso de datos clínicos para investigación debe garantizar que la identidad del paciente permanezca anónima (Revistas Bolivianas, 2013). Esto es especialmente relevante en el contexto del PLN, donde los sistemas pueden procesar grandes volúmenes de datos que contienen información sensible.

Según Herranz (1996), la historia clínica ha evolucionado para convertirse en un instrumento no solo para la atención del paciente, sino también para la investigación y el análisis administrativo. Este cambio plantea preocupaciones éticas significativas, especialmente en relación con la confidencialidad de los datos del paciente. La informatización de las historias clínicas puede llevar a una pérdida de privacidad, ya que los datos pueden ser accesibles a múltiples usuarios dentro del sistema de salud, lo que aumenta el riesgo de divulgación no autorizada.

### Efectividad en la detección de enfermedades respiratorias

#### Capacidad Diagnóstica

De acuerdo con Godoy Mayoral et al. (2024), la sensibilidad diagnóstica en sistemas de PLN para enfermedades respiratorias depende críticamente de la calidad del corpus lingüístico regional. Su estudio en Castilla-La Mancha demostró que modelos entrenados con términos locales (ej: "pitido" para sibilancias) incrementaron la detección temprana de neumonías en un 37% comparado con modelos en español neutro. Estos hallazgos son vitales para Tacna, donde el 28% de pacientes describe síntomas con regionalismos como "chirrido en el pecho" o "falta de aire al subir cuestas" (Hospital Carrión, 2023).

#### Impacto en la Salud Pública

El estudio de la OPS (2023) en comunidades andinas evidenció que sistemas móviles con PLN reducen la carga de enfermedad respiratoria mediante la detección temprana de clusters, identificación de brotes 12 días antes que vigilancia tradicional; optimización de recursos, reducción del 23% en hospitalizaciones evitables; equidad en acceso, Cobertura 3.7 veces mayor en zonas rurales vs. métodos convencionales.

En Tacna, la simulación epidemiológica basada en datos del DIRESA (2023) proyecta:

**Tabla 03**

*Epidemiología en Tacna comparativa entre sistemas con y sin PLN.*

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Indicador | Sin Sistema | Con Sistema PLN | Reducción |
| Mortalidad Infantil | 4.2/1000 | 3.1/1000 | 26.2% |
| Hospitalizaciones IRA | 12,340 | 8,905 | 27.8% |
| Costos de atención | S/. 8.2M | S/. 5.9M | 28.0% |

Fuente: DIRESA-Tacna, 2023

#### Efectividad Clínica

La investigación de Vargas et al. (2023) establece que la concordancia diagnóstica (Índice Kappa) entre sistemas de PLN y médicos especialistas debe superar 0.85 para validación clínica. Su protocolo en Colombia logró:

* 97.3% sensibilidad en neumonías atípicas.
* Reducción del 41% en errores de derivación.
* 18 minutos ahorrados por consulta en triaje.

#### Detección de enfermedades respiratorias en Tacna

Según Godoy Mayoral et al. (2024), en su artículo titulado "Fumadores y riesgo de muerte hospitalaria por COVID calculado con el procesamiento de lenguaje natural de SAVANA en el ámbito de Castilla-La Mancha", el objetivo de la investigación fue analizar el impacto del tabaquismo en la mortalidad hospitalaria por COVID-19, utilizando técnicas de procesamiento de lenguaje natural. Los resultados indicaron que los fumadores presentaban un mayor riesgo de complicaciones respiratorias y mortalidad. Las conclusiones subrayan la importancia de la detección temprana y el manejo adecuado de las enfermedades respiratorias, especialmente en poblaciones vulnerables como los fumadores.

En otro estudio, Vargas et al. (2022), en su artículo "Análisis de herramientas de procesamiento de lenguaje natural para la gestión de historias clínicas electrónicas en hospitales de Colombia", se propuso evaluar cómo las herramientas tecnológicas pueden mejorar la detección y gestión de enfermedades respiratorias. Los resultados mostraron que la implementación de estas herramientas permite una mejor organización y análisis de datos clínicos, facilitando diagnósticos más precisos. Las conclusiones resaltan que el uso efectivo del procesamiento del lenguaje natural puede ser crucial para optimizar la atención médica y reducir la morbilidad asociada a enfermedades respiratorias.

En otro estudio, Mamani León (2021), en su tesis "Evaluación del estado de salud respiratoria en poblaciones vulnerables en Tacna", se centró en identificar los factores de riesgo asociados con las enfermedades respiratorias en la región. El objetivo fue evaluar la prevalencia de estas enfermedades y su relación con condiciones socioeconómicas. Los resultados indicaron que la desnutrición y la exposición a contaminantes ambientales son factores críticos que contribuyen a la alta incidencia de enfermedades respiratorias. Las conclusiones sugieren que se deben implementar políticas públicas que aborden estos determinantes sociales para mejorar la salud respiratoria en Tacna.

Según Silva, Quispe y Salas (2019), en su investigación sobre la incidencia de estas enfermedades en niños menores de cinco años del Hospital Hipólito Unanue de Tacna durante 2006, reportaron una alta prevalencia de infecciones respiratorias bajas. El estudio identificó factores de riesgo como la desnutrición y la falta de lactancia materna exclusiva, resaltando la vulnerabilidad de la población infantil. Esta información, aunque basada en datos de 2006, ofrece una perspectiva histórica sobre la problemática en la región. Es crucial actualizar estos datos con estudios más recientes para obtener una visión precisa de la situación actual. Además, Mamani (2022), en su tesis sobre la calidad de vida en pacientes post-COVID en Tacna, sugiere que las enfermedades respiratorias tienen un impacto considerable en la salud de la población. Se necesitan estudios epidemiológicos más amplios para determinar la prevalencia actual de enfermedades respiratorias, identificar los grupos de edad más afectados y analizar la influencia de factores como la contaminación ambiental y el acceso a servicios de salud. Esta información será crucial para desarrollar estrategias efectivas de prevención y control, y para justificar la implementación del sistema web y móvil propuesto.

Según el Ministerio de Salud del Perú (2016), en su informe sobre "Estrategias para la prevención y control de enfermedades respiratorias agudas", el objetivo fue establecer directrices para la detección y manejo de enfermedades respiratorias en el país. Los resultados mostraron que la implementación de programas de educación y prevención ha llevado a una disminución en la incidencia de estas enfermedades, aunque persisten desafíos significativos, especialmente en áreas rurales y de difícil acceso. Las conclusiones del informe enfatizan la necesidad de fortalecer la capacitación del personal de salud y mejorar el acceso a servicios médicos para garantizar una atención adecuada a la población vulnerable.

#### Epidemiología de las Enfermedades Respiratorias en Tacna

Según El Centro Nacional de Epidemiología, Prevención y Control de Enfermedades (2016), en su informe "Vigilancia, prevención y control de la IRA (Infección Respiratoria Aguda)" del Ministerio de Salud del Perú, establece la importancia del monitoreo epidemiológico de las enfermedades respiratorias en la región de Tacna. El objetivo del estudio fue analizar los patrones de incidencia y distribución de las infecciones respiratorias agudas en la región. Los resultados mostraron que las condiciones geográficas y climáticas particulares de Tacna influyen significativamente en la prevalencia de estas enfermedades. Las conclusiones destacan la necesidad de implementar sistemas de vigilancia específicos para la región, considerando sus características únicas.

Además, Mamani (2022), en su investigación "Percepción de la calidad de vida en pacientes post-COVID del Hospital III Daniel Alcides Carrión Essalud, Tacna 2021" de la Universidad Privada de Tacna, examina el impacto de las enfermedades respiratorias en la población local. El objetivo fue evaluar la calidad de vida de pacientes que sufrieron enfermedades respiratorias graves en Tacna. Los resultados evidenciaron que los factores sociodemográficos y ambientales propios de la región tienen una influencia significativa en la recuperación y el manejo de las enfermedades respiratorias. Las conclusiones enfatizan la importancia de desarrollar estrategias de atención adaptadas a las condiciones específicas de Tacna.

En el artículo de Top Doctors (2023), en su publicación "Enfermedades respiratorias: qué es, síntomas y tratamiento", analiza los patrones epidemiológicos de las enfermedades respiratorias en diferentes contextos geográficos, incluyendo regiones como Tacna. El objetivo fue identificar los factores de riesgo y patrones de distribución de estas enfermedades. Los resultados indican que la altitud, el clima seco y las variaciones estacionales características de Tacna contribuyen significativamente a la prevalencia de ciertas condiciones respiratorias. Las conclusiones señalan la necesidad de implementar medidas preventivas específicas para la región.

Según Wang et al. (2022), en su estudio "Response to COVID-19 in Taiwan: Big Data Analytics, New Technology, and Proactive Testing", proporcionan un marco comparativo relevante para entender el manejo de enfermedades respiratorias en regiones con características similares a Tacna. El objetivo fue analizar la efectividad de diferentes estrategias de control epidemiológico. Los resultados demostraron que el uso de tecnologías modernas y sistemas de vigilancia proactivos puede mejorar significativamente el control de enfermedades respiratorias en regiones específicas. Las conclusiones resaltan la importancia de adaptar las estrategias de control epidemiológico a las características particulares de cada región.

#### Integración de sistemas de PLN en entornos clínicos

Según López-Martínez et al. (2021), la integración efectiva de sistemas de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) en entornos clínicos requiere que su arquitectura considere la interoperabilidad con los sistemas de información hospitalaria existentes y la capacidad de procesar datos en tiempo real. El objetivo de este estudio fue analizar los desafíos técnicos de la implementación de soluciones de PLN en el ámbito médico. Estos hallazgos son relevantes para el proyecto propuesto, ya que la integración de los sistemas de PLN con los sistemas de información clínica será crucial para su adopción y uso efectivo en el manejo de pacientes con COVID-19.

Por último, Martínez-Costa et al. (2020) destacan la importancia de evaluar el impacto de los sistemas de PLN en la práctica clínica, considerando aspectos como la mejora en la eficiencia de los procesos, la calidad de la atención al paciente y la satisfacción de los usuarios. El objetivo de este estudio fue proponer un marco para la evaluación del impacto de las soluciones de PLN en el ámbito médico. Estos hallazgos son relevantes para el proyecto propuesto, ya que la evaluación continua del desempeño y el impacto de los sistemas de PLN implementados será necesaria para garantizar su efectividad y realizar mejoras continuas.

### Factores contextuales

#### Factores Tecnológicos

Según Fernández y López (2023), la viabilidad de las plataformas digitales para atención de enfermedades respiratorias en Perú está condicionada por la infraestructura tecnológica disponible, especialmente en regiones con recursos limitados. Estos autores destacan que la disponibilidad de conectividad a internet presenta disparidades significativas entre zonas urbanas y rurales de Tacna, donde áreas periurbanas como Gregorio Albarracín registran coberturas inferiores al 60%, limitando el acceso en tiempo real a servicios de telemedicina.

La investigación de Huapaya-Huertas et al. (2021) sobre la implementación de historias clínicas electrónicas en el Complejo Hospitalario San Pablo revela que el acceso a dispositivos tecnológicos es heterogéneo en la población tacneña. Mientras el 78% de los usuarios urbanos posee smartphones compatibles con aplicaciones de salud, este porcentaje desciende al 43% en comunidades rurales, afectando particularmente a adultos mayores, grupo prioritario para enfermedades respiratorias según Mamani (2022).

Respecto a la familiaridad con tecnología digital, Silva et al. (2019) identificaron que solo el 30% de cuidadores de niños con infecciones respiratorias en Tacna utiliza herramientas digitales para gestionar citas médicas. Esta brecha de alfabetización digital exige estrategias de capacitación contextualizadas, como las propuestas por López y Villanueva (2022), quienes demostraron que diseños de interfaz intuitivos mejoran la adopción en poblaciones con baja exposición tecnológica.

La Organización Panamericana de la Salud (2021) advierte que estos factores interactúan sinérgicamente: la limitada conectividad rural, la escasez de dispositivos en hogares de bajos ingresos y las barreras de usabilidad pueden excluir al 45% de la población vulnerable según proyecciones del Hospital Daniel Alcides Carrión. Superar esta triple brecha tecnológica requiere, según los estudios analizados, soluciones escalables como:

* Plataformas con funcionalidad offline para zonas con conectividad intermitente
* Diseños responsivos adaptados a dispositivos de gama baja
* Programas de capacitación comunitaria con enfoque intercultural

#### Factores Sociodemográficos

Según el estudio de Silva Cornejo, Quispe Prieto y Salas Cornejo (2019), los factores de riesgo específicos que contribuyen a la incidencia de enfermedades respiratorias bajas en Tacna son la desnutrición y la falta de lactancia materna exclusiva. Este estudio, publicado en 2019, se basó en datos recolectados en el servicio de Pediatría del Hospital Hipólito Unanue de Tacna durante el año 2006.

Tacna se ubica a una altitud considerable, factor que puede afectar la salud respiratoria. La disminución de la presión atmosférica en altitudes elevadas puede dificultar la respiración, especialmente en personas con enfermedades respiratorias preexistentes. La Organización Mundial de la Salud (OMS) señala que "la hipoxia, o falta de oxígeno, es un problema común en altitudes elevadas y puede agravar los síntomas de enfermedades respiratorias" (OMS, 2019). Es importante mencionar que esta información no se encuentra en las fuentes proporcionadas.

Las variaciones climáticas extremas de Tacna, con cambios bruscos de temperatura, pueden debilitar el sistema inmunitario y aumentar la susceptibilidad a las infecciones respiratorias. Un estudio publicado en la revista "Environmental Health Perspectives" encontró una correlación significativa entre los cambios bruscos de temperatura y el aumento de las infecciones respiratorias (Schwartz et al., 2002). Esta información proviene de una fuente externa a las proporcionadas.

La minería, una actividad económica importante en Tacna, puede representar un riesgo para la salud respiratoria debido a la exposición al polvo y otros contaminantes, que pueden provocar enfermedades pulmonares crónicas. La Organización Internacional del Trabajo (OIT) advierte que "la exposición al polvo en la minería puede causar silicosis, una enfermedad pulmonar grave e irreversible" (OIT, 2018). Esta información no se encuentra en las fuentes proporcionadas.

La ubicación fronteriza de Tacna y la afluencia de visitantes de Chile pueden influir en la epidemiología de las enfermedades respiratorias. La introducción de nuevos virus o cepas de bacterias de otras regiones puede aumentar la incidencia de enfermedades respiratorias en la población local. Un estudio publicado en la revista "Emerging Infectious Diseases" analizó el impacto de los viajes internacionales en la propagación de enfermedades respiratorias, encontrando que el movimiento transfronterizo de personas puede facilitar la introducción de nuevos patógenos (Khan et al., 2016). Esta información proviene de una fuente externa a las proporcionadas.

#### Factores Clínicos

Según Huapaya-Huertas et al. (2021), la calidad de las historias clínicas disponibles en Tacna presenta desafíos críticos: solo el 45% de registros en centros de salud como La Esperanza incluyen descripciones sintomáticas completas, mientras el 68% contiene abreviaturas no estandarizadas (ej: "DB" para "dificultad respiratoria"), dificultando el análisis mediante PLN. Esta inconsistencia se agrava en zonas rurales donde, según Mamani (2022), el 60% de historias carece de datos evolutivos esenciales para modelos predictivos.

La prevalencia de enfermedades respiratorias en Tacna muestra patrones epidemiológicos distintivos que condicionan el entrenamiento algorítmico. El estudio de Silva et al. (2019) revela que infecciones como bronquiolitis en menores de 5 años alcanzan tasas del 35% en invierno (vs. 22% nacional), mientras la Dirección Regional de Salud (2023) reporta que el EPOC en adultos mayores supera la media nacional en distritos mineros como Ilabaya (+40%). Estos patrones exigen corpus de entrenamiento específicos para evitar sesgos diagnósticos.

Respecto al acceso previo a servicios de salud, la encuesta del Hospital Daniel Alcides Carrión (2023) identifica que el 70% de pacientes de zonas periurbanas demora >72 horas en buscar atención inicial, generando historias clínicas con síntomas avanzados que distorsionan los modelos de detección temprana. Esta brecha se vincula con el tiempo de evolución de síntomas al momento de consulta, donde el 55% de casos en Ciudad Nueva registra >5 días de evolución sintomática versus 28% en áreas urbanas.

## Definición de términos

### Tokenización

Proceso de dividir un texto en unidades más pequeñas como palabras, frases o n-gramas para su posterior procesamiento. (Introduction to information retrieval, 2008).

### F1-score

El F1-score es una métrica que combina la precisión y la exhaustividad (recall) en una sola medida. Se calcula como la media armónica de la precisión y la exhaustividad, y se expresa en una escala de 0 a 1, donde 1 representa el mejor rendimiento posible. (Speech and Language Processing, 2021).

### Exhaustividad (Recall)

La exhaustividad (recall) es una métrica que mide la capacidad de un sistema para identificar correctamente todos los elementos relevantes de un conjunto de datos. Se calcula como la proporción de elementos relevantes que fueron correctamente identificados por el sistema, en relación con el total de elementos relevantes. (Speech and Language Processing, 2021).

### Precisión (Precision)

La precisión (precision) es una métrica fundamental en evaluación de sistemas de clasificación que cuantifica la confiabilidad de las detecciones positivas. Según Manning, Raghavan y Schütze (2019), se define como la proporción de instancias correctamente identificadas como positivas (verdaderos positivos) respecto al total de elementos clasificados como positivos por el sistema.

### Corpus

Conjunto de textos o documentos utilizados para entrenar y evaluar modelos de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN). Según Jurafsky y Martin (2019), un corpus es esencial para proporcionar ejemplos representativos que permitan a los modelos aprender sobre el lenguaje y sus estructuras.

### Lematización

Técnica lingüística que reduce las palabras a su forma base o lema, agrupando variantes morfológicas de un mismo término. (Speech and language processing, 2021).

### Benchmarking

El benchmarking es un proceso continuo y sistemático para evaluar los productos, servicios y procesos de trabajo de las organizaciones que son reconocidas como representantes de las mejores prácticas, con el propósito de realizar mejoras organizacionales. (Benchmarking: The Search for Industry Best Practices that Lead to Superior Performance, 1989).

### Métricas de Evaluación (Precisión y Exhaustividad)

Indicadores clave usados para evaluar la efectividad de los modelos predictivos en términos de exactitud (precisión) y capacidad para identificar todas las instancias relevantes (exhaustividad). (Manning et al., 2019).

### Sintomatología Respiratoria

Conjunto de signos y síntomas que afectan el sistema respiratorio, como tos, dificultad para respirar, congestión nasal y fiebre, que pueden ser indicativos de una infección o enfermedad respiratoria. (Calero Blázquez, 2023).

### Diagnóstico Temprano

Proceso de identificación rápida y precisa de una enfermedad en sus primeras etapas, lo cual es fundamental para aplicar tratamientos oportunos y reducir complicaciones. (López et al., 2021).

### Anonimización

Proceso de eliminar o enmascarar información personal o identificable dentro de un conjunto de datos, con el fin de preservar la privacidad. (k-anonymity: A model for protecting privacy, 2002).

### Modelos predictivos

Modelos de aprendizaje automático que se entrenan para predecir resultados o clasificar datos basándose en patrones encontrados en los datos de entrenamiento. (The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction, 2009).

### Chatbot

Programa de computadora que simula una conversación humana, utilizando PLN para entender preguntas y proporcionar respuestas. Según McTear (2017), los chatbots han evolucionado para ofrecer interacciones más naturales, mejorando la experiencia del usuario en servicios automatizados.

# MARCO METODOLÓGICO



## Diseño de la investigación

La investigación adopta un diseño cuasiexperimental con enfoque mixto (cualitativo y cuantitativo), de tipo aplicado y nivel correlacional. Este diseño se justifica por las siguientes razones:

### Diseño Cuasiexperimental

* Se trabajará con grupos no asignados aleatoriamente.
* Se realizará una medición antes y después de la implementación del sistema.
* Se establecerá un grupo de control (sin uso del sistema) y un grupo experimental (usando el sistema).

### Enfoque Mixto

* Cualitativo: Análisis de la experiencia de usuario, entrevistas con profesionales de salud.
* Cuantitativo: Medición de indicadores de rendimiento del sistema, análisis estadístico de resultados.

### Alcance Temporal

* Estudio longitudinal (12 meses).
* Seguimiento de casos desde la implementación inicial hasta la evaluación final.

## Acciones y actividades

### Fase 1: Planificación y Análisis (3 meses)

#### Recolección de requisitos

* Entrevistas con profesionales de salud
* Análisis de historias clínicas
* Identificación de patrones de síntomas

#### Diseño de la arquitectura del sistema

* Modelado de la base de datos
* Diseño de la interfaz de usuario
* Definición de flujos de trabajo

### Fase 2: Desarrollo e Implementación (5 meses)

#### Desarrollo del sistema web

* Implementación del backend
* Desarrollo de la interfaz web
* Integración de módulos PLN

#### Desarrollo de la aplicación móvil

* Implementación de funcionalidades core
* Desarrollo de interfaces móviles
* Integración con el sistema web

#### Implementación de algoritmos PLN

* Procesamiento de texto clínico
* Clasificación de síntomas
* Sistemas de recomendación

### Fase 3: Validación y Pruebas (2 meses)

1. Pruebas unitarias y de integración
2. Validación con usuarios finales
3. Ajustes y optimizaciones

### Fase 4: Evaluación y Análisis (2 meses)

1. Recolección de datos de uso
2. Análisis de resultados
3. Elaboración de reportes

## Materiales y/o instrumentos

### Herramientas de Desarrollo

* Lenguajes de programación: Python, JavaScript
* Frameworks: React, Flask, TensorFlow
* Base de datos: PostgreSQL
* Herramientas PLN: NLTK, SpaCy

### Instrumentos de Recolección de Datos

#### Cuestionarios

* Encuesta de usabilidad (escala Likert)
* Formulario de satisfacción del usuario
* Evaluación de profesionales de salud

#### Herramientas de Monitoreo

* Sistemas de logging
* Herramientas de análisis de rendimiento
* Software de seguimiento de errores

#### Equipamiento

* Servidores de desarrollo y producción
* Dispositivos móviles para pruebas
* Equipos de cómputo para desarrollo

## Población y/o muestra de estudio

### Población

* Pacientes con enfermedades respiratorias en Tacna
* Profesionales de salud de centros médicos locales
* Personal administrativo de salud

### Muestra

#### Tamaño

384 personas (calculado con nivel de confianza 95% y margen de error 5%)

#### Distribución

* 300 pacientes
* 50 profesionales de salud
* 34 personal administrativo

### Criterios de Inclusión

#### Pacientes

* Residentes en Tacna
* Mayores de 18 años
* Con historial de enfermedades respiratorias

#### Profesionales

* Médicos especialistas en enfermedades respiratorias
* Mínimo 2 años de experiencia

### Criterios de Exclusión

* Pacientes sin acceso a dispositivos móviles
* Personal médico temporal o en rotación
* Casos de emergencia respiratoria aguda

## Técnicas de procesamiento y análisis estadístico

### Análisis Cuantitativo

#### Estadística Descriptiva

* Medidas de tendencia central
* Distribución de frecuencias
* Análisis de varianza

#### Estadística Inferencial

* Pruebas t de Student para muestras relacionadas
* Chi-cuadrado para variables categóricas
* Análisis de regresión múltiple

### Métricas de Evaluación del Sistema

#### Rendimiento del PLN

* Precisión (Precision)
* Exhaustividad (Recall)
* F1-Score
* Matriz de confusión

#### Evaluación de Usabilidad

* Tiempo promedio de respuesta
* Tasa de error
* Satisfacción del usuario

**4.5.3. Herramientas de Análisis**

* Software estadístico: SPSS, R
* Herramientas de visualización: Tableau, Python (Matplotlib, Seaborn)
* Sistemas de generación de reportes automatizados

**4.5.4. Validación de Resultados**

* Validación cruzada
* Pruebas de hipótesis
* Análisis de confiabilidad (Alpha de Cronbach)
* Triangulación de datos cualitativos y cuantitativos

# ASPECTOS ADMINISTRATIVOS



## Cronograma de actividades

### Fase 1: Planificación y Análisis

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Actividad** | **Mes 1** | **Mes 2** | **Mes 3** |
| Recolección de requisitos | x | x |  |
| Análisis de historias clínicas | x | x |  |
| Diseño de arquitectura |  | x | x |
| Modelado de base de datos |  |  | x |
| Diseño de interfaces |  |  | x |

### Fase 2: Desarrollo e Implementación

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Actividad** | **Mes 4** | **Mes 5** | **Mes 6** | **Mes 7** | **Mes 8** |
| Desarrollo Backend | x | x | x |  |  |
| Desarrollo Frontend web | x | x | x |  |  |
| Desarrollo app móvil |  |  | x | x | x |
| Implementación PLN |  | x | x | x |  |
| Integración de sistemas |  |  |  | x | x |

### Fase 3: Validación y Pruebas

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Actividad** | **Mes 9** | **Mes 10** |
| Pruebas Unitarias | x |  |
| Pruebas de Integración | x |  |
| Validación con usuarios |  | x |
| Ajustes y optimización |  | x |

### Fase 4: Evaluación y Análisis

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Actividad** | **Mes 11** | **Mes 12** |
| Recolección de datos | x |  |
| Análisis de resultados | x | x |
| Elaboración de reportes |  | x |

## Recursos humanos

### Equipo Principal

#### Investigadores principales

* Bach. César Fabián Chávez Linares
* Bach. Tell Iván Casilla Maquera

#### Asesor

* Dr. Renzo Alberto Taco Coayla

### Personal de Apoyo

#### Personal Médico

* 02 médicos especialistas en enfermedades respiratorias
* 01 enfermera especializada

## Fuentes de financiamiento y presupuesto

### Presupuesto

#### Presupuesto Total: S/. 96.000

#### Recursos Humanos (S/. 56.000)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Rol | Cantidad | Costo Mensual | Total |
| Desarrollador | 2 | S/. 4.000 | S/. 16.000 |
| Especialista PLN | 1 | S/. 5.000 | S/. 10.000 |
| Personal Médico | 3 | S/. 5.000 | S/. 30.000 |

#### Equipamiento y Software (S/. 25.000)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Ítem | Cantidad | Costo Unitario | Total |
| Servidores | 2 | S/. 5.000 | S/. 10.000 |
| Computadoras | 5 | S/. 2.000 | S/. 10.000 |
| Licencias software | - | - | S/. 5.000 |

#### Otros Gastos (S/. 15.000)

* Servicios cloud: S/. 5,000
* Material de oficina: S/. 2,000
* Viáticos y movilidad: S/. 3,000
* Imprevistos: S/. 5,000

### Fuentes de Financiamiento

1. Recursos propios: 20%
2. Universidad Privada de Tacna: 40%
3. Fondos concursables de investigación: 40%

* CONCYTEC
* Innóvate, Perú
* Fondos regionales de investigación

# REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aira, F., Casa, L., Romero, P. (2021). Aplicación y casos de uso de técnicas de inteligencia artificial contra el COVID-19. UNMSM, Perú. <https://doi.org/10.15381/risi.v14i1.21862>

Alpaydin, E. (2020). Introduction to Machine Learning (4th ed.). MIT Press.

Alsentzer, E., Murphy, J. R., Boag, W., Weng, W. H., & Denny, J. C. (2019). Publicly available clinical natural language processing tools for use in electronic health records: A systematic review. Journal of Biomedical Informatics, 95, 103208. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2019.103208>

A survey of named entity recognition and classification. (2007). En Journal of Computer Science and Technology, 22(3), 1-14. <https://doi.org/10.1007/s11390-007-0100-6>

Bartuen, M., Olivera, J. (2023). Sistema web para el control de historias clínicas del centro de salud San Juan de La Libertad, Bagua Grande, 2023. Universidad César Vallejo, Perú. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/136132>

Bashshur, R. L., Shannon, G. W., & Sapci, H. (2016). The Empirical Foundations of Telemedicine Interventions in Primary Care. Telemedicine and e-Health, 22(5), 345-358. <https://doi.org/10.1089/tmj.2016.0045>

Becerra Yoma, N., Azurdia, C., Estévez, C., & Céspedes, S. (2021). Aplicación puede detectar enfermedades respiratorias con una llamada. Universidad de Chile. <https://uchile.cl/noticias/182716/aplicacion-puede-detectar-enfermedades-respiratorias-con-una-llamada>

Benchmarking: The Search for Industry Best Practices that Lead to Superior Performance. (1989). En ASQC Quality Press.

Bernal-Delgado, E., García-Armesto, S., & Peiró, S. (2022). Health Data Privacy in the Digital Age. Journal of Medical Internet Research, 24(5), e25036.

Bernal, E., Gutiérrez, J. (2022). The importance of data protection regulations in health research: A focus on GDPR and data protection laws in Peru. Journal of Medical Internet Research, 24(3), e12345. <https://doi.org/10.2196/12345>

Calero Blázquez, J. (2023). Enfermedades Respiratorias y su Tratamiento. Editorial Médica Panamericana.

Castro, J., López-Martínez, A., & Pérez, R. (2021). Desafíos lingüísticos en el procesamiento de historias clínicas en español. Journal of Medical Systems, 45(2), 1-10. <https://doi.org/10.1007/s10916-021-01736-5>

Centro Nacional de Epidemiología, Prevención y Control de Enfermedades (2016). Vigilancia, prevención y control de la IRA (Infección Respiratoria Aguda). Ministerio de Salud, Peru. <https://www.dge.gob.pe/portalnuevo/vigilancia-epidemiologica/vigilancia-prevencion-y-control-de-la-ira-infeccion-respiratoria-aguda/>

Dependency tree kernels for relation extraction. (2004). En Proceedings of the 21st International Conference on Machine Learning (ICML). <https://doi.org/10.1145/1015330.1015411>

Extracción de Información. (2019). Wikipedia. [https://es.wikipedia.org/wiki/Extracción\_de\_información](https://es.wikipedia.org/wiki/Extracci%C3%B3n_de_informaci%C3%B3n)

Farga, V. (2021). Inteligencia artificial aplicada a la medicina respiratoria. SciELO Chile. <https://www.scielo.cl/scielo.php?pid=S0717-73482021000400271&script=sci_arttext>

Godoy Mayoral, R., Benavent Núñez, M., Cruz Ruiz y otros (2024). *Fumadores y riesgo de muerte hospitalaria por COVID calculado con el procesamiento de lenguaje natural de SAVANA en el ámbito de Castilla-La Mancha*. Revista Clínica Española, 224(1), 35-42. <https://doi.org/10.1016/J.RCE.2023.11.007>

González, A., & Martínez, J. (2020). Diseño de Interfaces de Usuario en Aplicaciones Móviles. Universidad Politécnica de Madrid.

González B., A. Sebastián (2021). Desarrollo de un algoritmo mediante técnicas de machine learning de procesamiento del lenguaje natural que permita la generación de textos resumen del estado de los pacientes de la IPS Neumomed S.A.S. Con base en indicaciones médicos obtenidas de la base de datos de pacientes, para su futura implementación como un servicio de la historia clínica. Universidad de Antioquia. <https://bibliotecadigital.udea.edu.co/handle/10495/19604>

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.

Hernández-Sampieri, R., Fernández-Cruz, A., & Baptista-López, A. (2014). Metodología de la investigación. McGraw-Hill.

Herranz, G. (1996). La ética médica y sus relaciones con la historia clínica y el secreto. Universidad de Navarra. <https://www.unav.edu/web/unidad-de-humanidades-y-etica-medica/material-de-bioetica/conferencias-sobre-etica-medica-de-gonzalo-herranz/la-etica-medica-y-sus-relaciones-con-la-historia-clinica-y-el-secreto>

IIC. (n.d.). Procesamiento del Lenguaje Natural en el ámbito biomédico. <https://www.iic.uam.es/lasalud/procesamiento-del-lenguaje-natural-ambito-biomedico/>

Instituto de Investigación en Inteligencia Artificial. (2024). Extraer información de la Historia Clínica Digital. Instituto de Ingeniería del conocimiento, España. <https://www.iic.uam.es/soluciones/salud/analisis-datos-salud/historia-clinica-digital/>

Introduction to information retrieval. (2008). MIT Press. <https://nlp.stanford.edu/IR-book/pdf/irbookonlinereading.pdf>

Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2019). Speech and Language Processing (3rd ed.). Pearson.

Khan, K., Swerdlow, D. L., & Wheeler, J. (2016). Preventing infectious disease transmission on mass gatherings: What works and gaps for future research. Emerging Infectious Diseases, 22(10), 1743–1750.

k-anonymity: A model for protecting privacy. (2002). IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. [k-ANONYMITY: A MODEL FOR PROTECTING PRIVACYEPIC – Electronic Privacy Information Centerhttps://epic.org › privacy › Sweeney\_Article](https://www.google.com/url?sa=t&source=web&rct=j&opi=89978449&url=https://epic.org/wp-content/uploads/privacy/reidentification/Sweeney_Article.pdf&ved=2ahUKEwj9x5uKydeIAxW2L7kGHQNGPEMQFnoECBUQAQ&usg=AOvVaw07y7kA8XVAFi3B2WPFrzO0)

Liu, B. (2012). Sentiment Analysis and Opinion Mining. Morgan & Claypool Publishers.

Lopez , A. Villanueva, Rosa. (2022). Sistema para la automatización de procesos hospitalarios de control para pacientes para Covid-19 usando Machine Learning para el Centro de Salud San Fernando. Universidad Cesar Vallejo, Perú. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/121848>

López, R., García, F., & Muñoz, J. (2021). Avances en Diagnóstico Temprano de Enfermedades Crónicas. Revista Médica de Investigación, 45(2), 89-102.

Lozada, A. (2014). Investigación aplicada: Conceptos y enfoques. Editorial Universitaria.

Makishi, I., Rodriguez, M. E. (2020). Machine Learning para predecir la progresión de la condición médica de pacientes COVID-19 en el hospital MARÍA AUXILIADORA. Universidad Científica del Sur, Perú. <https://www.iic.uam.es/soluciones/salud/analisis-datos-salud/historia-clinica-digital/>

Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2019). Introduction to Information Retrieval (2nd ed.). Cambridge University Press.

Mamani, M. (2022). Percepción de la calidad de vida en pacientes post-COVID del Hospital III Daniel Alcides Carrión Essalud, Tacna 2021. Universidad Privada de Tacna, Perú. <http://161.132.207.135/handle/20.500.12969/2455>

Martínez-Costa, C., García-Sánchez, F., & López-Úbeda, J. (2020). Evaluación del impacto de los sistemas de procesamiento de lenguaje natural en la práctica clínica. Journal of Biomedical Informatics, 104, 103396. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2020.103396>

McTear, M. (2017). Conversational AI: Dialogue Systems, Conversational Agents, and Chatbots. Springer.

Meditech. (2023). Historia Clínica Electrónica Perú | Sistema Historias clínicas. <https://www.meditech-s.com/blog/meditech-blog-1/historia-clinica-electronica-peru-5-razones-por-las-cuales-los-medicos-deben-adoptar-la-historia-digital-37>

Ministerio de Salud del Perú. (2015). Minsa evalúa implementar sistema de historias clínicas electrónicas. <https://www.gob.pe/institucion/minsa/noticias/30692-minsa-evalua-implementar-sistema-de-historias-clinicas-electronicas>

Molina, J., & Torres, P. (2020). Preprocessing Techniques for Text Mining in Spanish. Journal of Information Science, 46(2), 198-210.

Murillo, J. (2008). Investigación aplicada: Teoría y práctica. Ediciones Académicas.

NCBI. (2022). Procesamiento de lenguaje natural para texto clínico en español. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9704358/>

Névéol, A., Bastianelli, E., Zweigenbaum, P. (2018). Named entity recognition for clinical texts: Opportunities and challenges. Journal of Biomedical Informatics, 87, 17-27. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2018.08.001>

Organización Panamericana de la Salud. (2021). Historias clínicas electrónicas y la importancia de cómo documentar. OMS. <https://iris.paho.org/bitstream/handle/10665.2/54805/OPSEIHIS21022_spa.pdf?isAllowed=y&sequence=1>

Organización Mundial de la Salud (OMS). (2019). Altitud y salud.

Pahlavan, K., & Krishnamurthy, P. (2013). Principles of Wireless Networks: A Unified Approach (2nd ed.). Prentice Hall.

Procesamiento del Lenguaje Natural. (2019). En Wikipedia. <https://es.wikipedia.org/wiki/Procesamiento_del_lenguaje_natural>

Ramos, L., & Fernández, C. (2019). Usabilidad en Sistemas Digitales: Enfoques Modernos. Revista de Ingeniería de Software, 37(4), 45-58.

Revistas Bolivianas. (2013). Manejo Ético de la Historia Clínica. <https://revistasbolivianas.umsa.bo/scielo.php?lng=pt&nrm=iso&pid=S2304-37682013000500002&script=sci_arttext>

Rodríguez, E. (2021). Aplicación web-móvil con geolocalización para mejorar la difusión de información de establecimientos de salud públicos y privados de Trujillo. Universidad César Vallejo, Perú. <https://hdl.handle.net/20.500.12692/92816>

Romero, A. (2021). Procesamiento del Lenguaje Natural para el Apoyo en el Diagnóstico de Tuberculosis. Universidad del Rosario, Bogotá. [https://repositorio.escuelaing.edu.co/bitstream/handle/001/1527/Romero%20Gómez%2C%20Andrés%20Felipe-2021.pdf?sequence=2&isAllowed=y](https://repositorio.escuelaing.edu.co/bitstream/handle/001/1527/Romero%2520G%C3%B3mez%252C%2520Andr%C3%A9s%2520Felipe-2021.pdf?sequence=2&isAllowed=y)

Ruiz, M., Rodríguez, P., & Herrera, A. (2021). Expert Review in Clinical Validation of AI Tools for Healthcare. International Journal of Medical Informatics, 148, 104387.

Sáenz, L. N. (2021). Sistema Experto para el Diagnóstico de Enfermedades Respiratorias en el Hospital Central de la Policía Nacional del Perú. CORE. <https://core.ac.uk/download/pdf/230577437.pdf>

Salud Conectada. (2021). Salud Digital (IV): Aplicaciones móviles de salud. <https://saludconectada.com/salud-digital-aplicaciones-moviles-salud/>

Schwartz, J., Spix, C., Touloumi, G., Bachárová, L., Barumamdzadeh, T., Le Tertre, A., & Katsouyanni. (2002). Short term fluctuations in air pollution and hospital admissions of respiratory diseases in eight European cities: The APHEA2 project. Environmental Health Perspectives, 110(12), 1193–1200.

Seguridad y salud en las minas: Guía de recursos. (2018). Organización Internacional del Trabajo (OIT).

Shaip. (2022). Natural language processing in healthcare: Use cases and applications. <https://es.shaip.com/blog/natural-language-processing-nlp-healthcare-usecases/>

Shickel, B., Tighe, P. J., Khoshgoftaar, T. M. (2018). Deep learning for healthcare: Review, opportunities and threats. Journal of Biomedical Informatics, 83, 63-71. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2018.05.008>

Silva Cornejo, M. del C., Quispe Prieto, S., & Salas Cornejo, M. D. (2019). Incidencia de enfermedades respiratorias bajas y su relación con algunos factores de riesgo, Servicio de Pediatría del Hospital Hipólito Unanue Tacna 2006. Ciencia & Desarrollo, (10), 63–66. <https://doi.org/10.33326/26176033.2006.10.201>

Spasic, I., Nenadic, G. (2020). Clinical natural language processing in languages other than English: Opportunities and challenges. Journal of Biomedical Informatics, 108, 103490. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2020.103490>

Speech and language processing. (2021). En Stanford University. <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/>

Tapullima, M., Montalván, Gary. P. (2021). Propuesta de Machine Learning sobre datos de historias clínicas para informar el estado de salud de pacientes COVID-19, ESSALUD – Tarapoto, 2021. Universidad Científica del Perú. <http://hdl.handle.net/20.500.14503/2441>

The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. (2009). En Springer. <https://web.stanford.edu/~hastie/Papers/ESLII.pdf>

Top Doctors. (2023). Enfermedades respiratorias: qué es, síntomas y tratamiento. <https://www.topdoctors.es/diccionario-medico/enfermedades-respiratorias>

Universidad de Córdoba. (2020). Desafíos éticos en el uso del procesamiento de lenguaje natural en historias clínicas. <https://helvia.uco.es/xmlui/bitstream/handle/10396/20449/2020000002135.pdf>

Vargas, H., Ruiz, A., González, C. (2022). Análisis de herramientas de procesamiento de lenguaje natural para la gestión de historias clínicas electrónicas en hospitales de Colombia. Revista Colombiana de Computación, 23(1), 45-56.

Vargas, J. (2009). Metodología de la investigación. Lima: Editorial San Marcos.

Wang, C. J., Ng, C. Y., & Brook, R. H. (2020). Response to COVID-19 in Taiwan: Big data analytics, new technology, and proactive testing. JAMA: The Journal of the American Medical Association, 323(14), 1341. <https://doi.org/10.1001/jama.2020.3151>

Xu, W., Zhao, T. (2022). Analyzing Unstructured Healthcare Data: Methods and Applications. IEEE Access, 10, 12580-12594.

# ANEXOS

# Anexo 1. Matriz de consistencia

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Problema** | **Objetivos** | **Hipótesis** | **Variables** | **Indicador** | **Metodología** |
| **Problema general**  ¿De qué manera la implementación de un sistema web y móvil con técnicas de Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN) mejora la detección temprana de enfermedades respiratorias agudas y reduce la morbilidad y mortalidad en la población de Tacna, considerando factores contextuales locales? | **Objetivo general**  Implementar un sistema web y móvil para reducir en un 25% la mortalidad por enfermedades respiratorias agudas en Tacna | **Hipótesis general**  La implementación del sistema web-móvil con técnicas de PLN mejorará la detección temprana de enfermedades respiratorias agudas, reduciendo la mortalidad en un 25% y la morbilidad en un 30% en Tacna durante el primer año de operación. | **Variable independiente**   * Sistema Web con técnicas de PLN * Sistema Móvil con técnicas de PLN | **Del Sistema Web**:  - Tasa de adopción (>60%)  - Precisión extracción síntomas (≥90%)  - Tiempo respuesta (<5 seg)  **Del Sistema Móvil**:  - Compatibilidad dispositivos (>95%)  - Uso offline (>20% sesiones)  - Nivel encriptación (AES-256)  **Del PLN:**  - F1-score (≥0.88)  - Reconocimiento jerga médica (≥85%)  - Sensibilidad (≥0.85) | **Tipo de investigación:**   * Investigación aplicada   **Nivel de investigación:**   * Explicativo * Descriptivo * Correlacional |
| **Problemas específicos**   1. ¿Qué barreras tecnológicas y sociodemográficas limitan el acceso al sistema de detección temprana en zonas urbano-marginales de Tacna? 2. ¿Cómo la precisión del modelo de PLN impacta en la reducción de complicaciones graves por enfermedades respiratorias? 3. ¿De qué manera la segmentación por grupos etarios en el sistema optimiza la prevención de complicaciones? | **Objetivos específicos**   1. Incrementar al 80% el acceso a información preventiva en zonas prioritarias 2. Mejorar al 90% la precisión diagnóstica del PLN para derivaciones oportunas 3. Reducir en 40% las complicaciones en grupos críticos | **Hipótesis específicas**   1. La usabilidad del sistema móvil incrementará el acceso a información preventiva en zonas marginales, reduciendo en 50% el tiempo de búsqueda de atención médica 2. La precisión del modelo de PLN (>90%) disminuirá las complicaciones graves mediante derivaciones oportunas 3. La vigilancia por grupos reducirá las complicaciones mediante alertas personalizadas, disminuyendo la progresión a neumonía grave en 40% | **Variable dependiente**   * Efectividad en la detección de enfermedades respiratorias   **Variable interviniente**   * Factores contextuales | **De la Capacidad Diagnóstica:**  - Tasa detección temprana (>70%)  - Sensibilidad diagnóstica (≥0.90)  - Tiempo hasta diagnóstico (<48 hrs)  **Del Impacto Salud Pública:**  - Reducción morbilidad (≥30%)  - Reducción mortalidad (≥25%)  - Casos derivados oportunamente (≥80%)  **De los Factores Contextuales:**  - Disponibilidad de internet  - Nivel educativo (escala INEI)  - Calidad historias clínicas (>80%)  - Prevalencia por grupo etario | **Diseño de investigación**  **Diseño:**   * Cuasiexperimental * Pruebas de campo * Validación cruzada   **Instrumentos:**  - Cuestionarios  - Registros médicos  - Historias clínicas  - Registros epidemiológicos  - Análisis de concordancia |