UNEMI
UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

**REPÚBLICA DEL ECUADOR**

# UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

## VICERRECTORADO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

## FACULTAD DE POSGRADOS

**PROYECTO DE INVESTIGACIÓN APLICADA Y / O DE DESARROLLO**
**PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:**

## MAGÍSTER EN SALUD PÚBLICA CON MENCIÓN EN ATENCIÓN PRIMARIA DE LA SALUD

**TEMA:**

EVALUACIÓN COMPARATIVA ENTRE MODELOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y EL ANÁLISIS CLÍNICO PROFESIONAL EN LA INTERPRETACIÓN DE ELECTROCARDIOGRAMAS (EKG) EN UNA MUESTRA DE PACIENTES ADULTOS

**AUTORES**:

AVILES VASQUEZ MARIA JOSE

GUILLEN LOOR JORGE JOHAN

**TUTOR**:

SUAREZ LIMA GABRIEL JOSE

**MILAGRO, 2026**

## DERECHOS DE AUTOR

**Sr. Dr.**

**Fabricio Guevara Viejó**

Rector de la Universidad Estatal de

Milagro Presente.

Nosotros, **Guillen Loor Jorge Johan** y **Maria Jose Aviles Vasquez,** en calidad de autores y titulares de los derechos morales y patrimoniales de este informe de investigación, mediante el presente documento, libre y voluntariamente cedo los derechos de Autor de este proyecto de desarrollo, que fue realizada como requisito previo para la obtención de mi Grado, de **Magíster en Salud Pública con Mención en APS**, como aporte a la Línea de Investigación **aplicada y / o de desarrollo previo a la obtención del título** de conformidad con el Art. 114 del Código Orgánico de la Economía Social de los Conocimientos, Creatividad e Innovación, concedo a favor de la Universidad Estatal de Milagro una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos. Conservo a mi favor todos los derechos de autor sobre la obra, establecidos en la normativa citada. Así mismo, autorizo a la Universidad Estatal de Milagro para que realice la digitalización y publicación de este Proyecto de Investigación en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

El autor declara que la obra objeto de la presente autorización es original en su forma de expresión y no infringe el derecho de autor de terceros, asumiendo la responsabilidad por cualquier reclamación que pudiera presentarse por esta causa y liberando a la Universidad de toda responsabilidad.

Milagro, **01 de Octubre del 2026**

Jorge Johan Guillen Loor

Time Stamping Security Data

**Guillen Loor Jorge Johan**

**C.I.: 1751401272**

MARIA JOSE AVILES VASQUEZ

**Maria Jose Aviles Vasquez**

**C.I.: 1207150978**

## Aprobación del Tutor del Trabajo de Titulación

Yo, **Suarez Lima Gabriel Jose** , en mi calidad de tutor del trabajo de titulación, elaborado por **Guillen Loor Jorge Johan y Maria Jose Aviles Vasquez**, cuyo tema es Evaluación comparativa entre modelos de Inteligencia Artificial y el Análisis Clínico profesional en la interpretación de electrocardiogramas (Ekg) en una muestra de pacientes Adultos, que aporta a la Línea de Investigación **Gestión y Organización de los servicios Sanitarios** , previo a la obtención del Grado **Magíster en Salud Publica con mención en Atención Primaria de la Salud**. Trabajo de titulación que consiste en una propuesta innovadora que contiene, como mínimo, una investigación exploratoria y diagnóstica, base conceptual, conclusiones y fuentes de consulta, considero que el mismo reúne los requisitos y méritos necesarios para ser sometido a la evaluación por parte del tribunal calificador que se designe, por lo que lo **APRUEBO**, a fin de que el trabajo sea habilitado para continuar con el proceso de titulación de la alternativa de Informe de Investigación de la Universidad Estatal de Milagro.

**Milagro, 01 de Octubre del 2026**

Validar únicamente en FirmaEC.
Firmado electrónicamente por:
GABRIEL JOSE SUAREZ LIMA

**Suarez Lima Gabriel Jose**
**C.I.: 1756548861**

UNEMI
UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

# FACULTAD DE POSGRADO

## ACTA DE SUSTENTACIÓN

## MAESTRÍA EN SALUD PÚBLICA

En la Facultad de Posgrado de la Universidad Estatal de Milagro, a los veintiocho días del mes de septiembre del año dos mil veintiseis., siendo las 11:00 horas, de forma VIRTUAL comparece el/la maestrante, LIC. AVILES VASQUEZ MARIA JOSE, a defender el Trabajo de Titulación denominado **" EVALUACIÓN COMPARATIVA ENTRE MODELOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y EL ANÁLISIS CLÍNICO PROFESIONAL EN LA INTERPRETACIÓN DE ELECTROCARDIOGRAMAS (EKG) EN UNA MUESTRA DE PACIENTES ADULTOS"**, ante el Tribunal de Calificación integrado por: Enf. ENCALADA CAMPOS GRECIA ELIZABETH, Presidente(a), Ph.D VASQUEZ ESPINOZA GABRIELA DE JESUS en calidad de Vocal; y, Mgs. ESPINOZA CARRASCO FREDDY ANDRES que actúa como Secretario/a.

Una vez defendido el trabajo de titulación; examinado por los integrantes del Tribunal de Calificación, escuchada la defensa y las preguntas formuladas sobre el contenido del mismo al maestrante compareciente, durante el tiempo reglamentario, obtuvo las siguientes calificaciones:

| | |
|---|---|
| TRABAJO DE TITULACION | **57.67** |
| DEFENSA ORAL | **34.67** |
| **PROMEDIO** | **92.33** |
| **EQUIVALENTE** | **MUY BUENO** |

Para constancia de lo actuado firman en unidad de acto el Tribunal de Calificación, siendo las 12:00 horas.

Firmado electrónicamente por: GRECIA ELIZABETH ENCALADA CAMPOS

PH.D ENCALADA CAMPOS GRECIA ELIZABETH
**PRESIDENTE/A DEL TRIBUNAL**

Firmado electrónicamente por: GABRIELA DE JESUS VASQUEZ ESPINOZA

PH.D VASQUEZ ESPINOZA GABRIELA DE JESUS
**VOCAL**

Firmado electrónicamente por: FREDDY ANDRES ESPINOZA CARRASCO

MGS. ESPINOZA CARRASCO FREDDY ANDRES
**SECRETARIO/A DEL TRIBUNAL**

Firmado electrónicamente por: MARIA JOSE AVILES VASQUEZ

AVILES VASQUEZ MARIA JOSE
**MAESTRANTE**

UNEMI
UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

# FACULTAD DE POSGRADO

## ACTA DE SUSTENTACIÓN

## MAESTRÍA EN SALUD PÚBLICA

En la Facultad de Posgrado de la Universidad Estatal de Milagro, a los veintiocho días del mes de septiembre del año dos mil veintiseis., siendo las 11:00 horas, de forma VIRTUAL comparece el/la maestrante, LIC. GUILLEN LOOR JORGE JOHAN, a defender el Trabajo de Titulación denominado **" EVALUACIÓN COMPARATIVA ENTRE MODELOS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y EL ANÁLISIS CLÍNICO PROFESIONAL EN LA INTERPRETACIÓN DE ELECTROCARDIOGRAMAS (EKG) EN UNA MUESTRA DE PACIENTES ADULTOS"**, ante el Tribunal de Calificación integrado por: Enf. ENCALADA CAMPOS GRECIA ELIZABETH, Presidente(a), Ph.D VASQUEZ ESPINOZA GABRIELA DE JESUS en calidad de Vocal; y, Mgs. ESPINOZA CARRASCO FREDDY ANDRES que actúa como Secretario/a.

Una vez defendido el trabajo de titulación; examinado por los integrantes del Tribunal de Calificación, escuchada la defensa y las preguntas formuladas sobre el contenido del mismo al maestrante compareciente, durante el tiempo reglamentario, obtuvo las siguientes calificaciones:

| | |
|---|---|
| TRABAJO DE TITULACION | **57.67** |
| DEFENSA ORAL | **37.00** |
| **PROMEDIO** | **94.67** |
| **EQUIVALENTE** | **MUY BUENO** |

Para constancia de lo actuado firman en unidad de acto el Tribunal de Calificación, siendo las 12:00 horas.

Firmado electrónicamente por: GRECIA ELIZABETH ENCALADA CAMPOS

PH.D ENCALADA CAMPOS GRECIA ELIZABETH
**PRESIDENTE/A DEL TRIBUNAL**

Firmado electrónicamente por: GABRIELA DE JESUS VASQUEZ ESPINOZA

PH.D VASQUEZ ESPINOZA GABRIELA DE JESUS
**VOCAL**

Firmado electrónicamente por: FREDDY ANDRES ESPINOZA CARRASCO

MGS. ESPINOZA CARRASCO FREDDY ANDRES
**SECRETARIO/A DEL TRIBUNAL**

Firmado electrónicamente por: JORGE JOHAN GUILLEN LOOR

GUILLEN LOOR JORGE JOHAN
**MAESTRANTE**

## DEDICATORIA

Dedicamos este trabajo de investigación a nuestras familias, quienes han sido el pilar fundamental y la fuente de motivación inagotable durante este camino de formación avanzada. A Dios, por darnos la fortaleza y la sabiduría para culminar esta etapa de especialización.

A los pacientes,quienes son la razón de ser en nuestra profesión, con la esperanza de que la integración de la tecnología y la ciencia contribuya a una atención más equitativa, oportuna y humana en el primer nivel de atención, que este trabajo sea un aporte a la modernización de la atención primaria, demostrando que la innovación solo tiene sentido cuando se traduce en diagnósticos más precisos y vidas salvadas.

Finalmente, a nuestros docentes y mentores, por guiarnos en la búsqueda constante del conocimiento en favor de la salud colectiva.




**Guillen Loor Jorge Johan**

**C.I.: 1751401272**




**Maria Jose Aviles Vasquez**

**C.I.: 1207150978**

## AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, expresamos nuestra profunda gratitud a la UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO, y de manera especial al programa de Maestría en Salud Pública, por brindarnos las herramientas académicas y el entorno científico necesarios para desarrollar esta investigación. A nuestros docentes y coordinadores, quienes con su enseñanza y rigor profesional, nos guiaron en el camino del análisis crítico y el compromiso con el bienestar social y la atención primaria.

Un agradecimiento especial a nuestro Tutor de Tesis, por su paciencia, dirección acertada y por compartir su valiosa experiencia en el campo de la investigación aplicada. Sus observaciones fueron fundamentales para estructurar este estudio comparativo entre la Inteligencia Artificial y el análisis clínico, permitiéndonos elevar la calidad técnica de este trabajo y fortalecer nuestra visión como futuros salubristas en un entorno tecnológico en constante cambio.

Finalmente, extendemos nuestro reconocimiento a nuestros pacientes que facilitaron el acceso a su información y a la toma de electrocardiogramas necesaria para este estudio. Sin su apertura y colaboración, la validación de estos modelos de IA no habría sido posible. A todos los colegas y compañeros de cohorte que, de manera directa o indirecta, aportaron con sus debates y apoyo moral a la culminación de esta meta profesional.

## RESUMEN

Las enfermedades cardiovasculares constituyen la principal causa de mortalidad en Ecuador. Esta realidad se agrava por la saturación de los servicios de salud y la limitada disponibilidad de especialistas en el primer nivel de atención. La integración de modelos de Inteligencia Artificial (IA) en la interpretación de electrocardiogramas (EKG) surge como una alternativa tecnológica para optimizar la detección temprana, junto con la aplicación en triaje en el primer nivel de atención.

La investigación adoptará un enfoque cuantitativo, con una muestra conformada por 30 pacientes adultos, con el **Objetivo:** Evaluar la precisión de modelos de IA en la interpretación de EKG, mediante la comparación directa con el juicio clínico profesional. **Metodología**: Se estructuró una investigación con enfoque cuantitativos, mediante muestreo no probabilístico por conveniencia. La recolección de señales se efectuará con un electrocardiógrafo digital de 12 derivaciones, asegurando la fidelidad de los datos analizados tanto por los algoritmos como por un profesional clínico calificado.

**Resultados:** El procesamiento estadístico reveló que los modelos de IA alcanzaron una sensibilidad del 92.5% y una especificidad del 88.0% en la detección de anomalías eléctricas. Al evaluar la concordancia diagnóstica frente al juicio clínico profesional, el análisis arrojó un Coeficiente Kappa de Cohen de 0.79 ($\kappa < 0.001$) , lo que se interpreta como una concordancia sustancial.

**Conclusiones:** Con los datos obtenidos, se acepta la hipótesis de investigación. La IA demostró una precisión notable, con alta capacidad para detectar pacientes con patología real (92.5%), aunque presentó una ligera hipersensibilidad ante variaciones mínimas de repolarización. Estos resultados validan la viabilidad clínica de implementar el equipo 8000G potenciado con IA como soporte complementario en el primer nivel de atención en Ecuador.


**Palabras clave:** Inteligencia artificial, Electrocardiografía, Enfermedades cardiovasculares, Precisión diagnóstica, Aprendizaje automático, Concordancia diagnóstica,

## ABSTRACT

Cardiovascular diseases are the leading cause of mortality in Ecuador. This reality is exacerbated by the saturation of healthcare services and the limited availability of specialists at the primary care level. The integration of Artificial Intelligence (AI) models in the interpretation of electrocardiograms (EKG) emerges as a technological alternative to optimize early detection, along with its application in triage at the primary care level.

The research will adopt a quantitative approach, with a sample consisting of 30 adult patients, with the **Objective:** To evaluate the accuracy of AI models in EKG interpretation through direct comparison with professional clinical judgment. **Methodology**: A quantitative research study was structured, using non-probabilistic convenience sampling. Signal collection will be carried out with a 12-lead digital electrocardiograph, ensuring the fidelity of the data analyzed by both the algorithms and a qualified clinical professional.

**Results:** Statistical processing revealed that the AI models achieved a sensitivity of 92.5% and a specificity of 88.0% in detecting electrical anomalies. When evaluating the diagnostic concordance against professional clinical judgment, the analysis yielded a Cohen's Kappa Coefficient of 0.79 ($\kappa < 0.001$), which is interpreted as a substantial concordance.

**Conclusions**: Based on the data obtained, the research hypothesis is accepted. AI demonstrated remarkable accuracy, with a high capacity to detect patients with actual pathology (92.5%), although it showed a slight hypersensitivity to minimal repolarization variations. These results validate the clinical feasibility of implementing the AI-powered 8000G equipment as complementary support at the primary care level in Ecuador.



Keywords: Artificial Intelligence, Electrocardiography, Cardiovascular Diseases, Diagnostic Accuracy, Machine Learning, Diagnostic Concordance,

# ÍNDICE / SUMARIO

DERECHOS DE AUTOR ..... I
APROBACIÓN DEL TUTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN ..... II
ACTA DE CALIFICACIÓN ..... III
DEDICATORIA ..... IV
AGRADECIMIENTOS ..... V
RESUMEN ..... VI
ABSTRACT ..... VII
INTRODUCCIÓN ..... 1
CAPÍTULO I: El Problema de la Investigación ..... 5
1.1 Planteamiento del problema ..... 5
1.1. Delimitación del problema ..... 6
1.2. Formulación del problema ..... 7
Objeto de estudio ..... 7
Campo de acción ..... 7
1.3. Preguntas de investigación ..... 7
1.4. Objetivos ..... 8
1.4.1 Objetivo general ..... 8
1.4.2 Objetivos específicos ..... 8
1.5. Hipótesis ..... 8
1.6. Justificación ..... 9
CAPÍTULO II: Marco Teórico ..... 10
2.1. Antecedentes de Investigación ..... 10
2.1.1. Antecedentes Internacionales ..... 10
2.1.2. Antecedentes Nacionales ..... 11
2.2. Fundamentos de la Electrocardiografía Clínica ..... 13
2.2.1. Fisiología de la conducción eléctrica cardíaca: El nodo sinusal, el nodo AV y el sistema de Purkinje ..... 16
2.2.2. El EKG como herramienta diagnóstica estándar: Interpretación de ondas (P, complejo QRS, T) e intervalos (PR, QT) ..... 17
2.2.3. Clasificación de las principales anomalías cardíacas ..... 18
2.2.4. Limitaciones de la interpretación humana: Variabilidad interobservador

y factores de fatiga clínica .....23
2.3. Inteligencia Artificial y Machine Learning en Cardiología .....24
2.3.1. Definición y evolución de la IA en medicina .....25
2 3 2. Aprendizaje Profundo (Deep Learning) aplicado a señales biomédicas25
2.3.3. Estudios internacionales sobre IA en cardiología .....27
2.3.4. Modelos actuales de IA para EKG .....28
2.3.5. El concepto de "Caja Negra" y la explicabilidad en IA médica (XAI) .....28
2.4. Contexto Epidemiológico y Salud Pública en Ecuador .....29
2.4.1. Prevalencia de enfermedades cardiovasculares en el Ecuador .....29
2.4.2. Normativa en atención cardiológica en Ecuador .....30
2.4.2. Telemedicina y salud digital en la normativa ecuatoriana: Marco legal para el uso de herramientas tecnológicas en la práctica clínica .....31
CAPÍTULO III: Diseño Metodológico .....27
3.1. Tipo y Diseño de Investigación .....27
3.1.1 Enfoque Cuantitativo .....27
3.1.2 Estudio Descriptivo-Correlacional.....28
3.2. La Población y la Muestra .....28
3.3 Los métodos y las técnicas .....29
3.4 Matriz de Observación Clínica.....29
3.4 1. Instrumento de Recolección de Datos: Matriz de Concordancia Clínica30
3.5 Procesamiento estadístico de la información.....32
CAPÍTULO IV: Análisis e Interpretación de Resultados .....33
4.1. Análisis e Interpretación de Resultados .....33
4.1.1. Caracterización de la Muestra.....33
4.1.2. Análisis de Hallazgos Electrocardiográficos .....34
4.1.4. Análisis de Concordancia (Coeficiente Kappa de Cohen) .....35
CAPÍTULO V: Conclusiones, Discusión y Recomendaciones .....38
5.1. Discusión.....38
5.2. Conclusiones.....41
5.3. Recomendaciones .....44
Bibliografía .....45

## INTRODUCCIÓN

En la actualidad,el desarrollo tecnológico ha generado de manera profunda y acelerada los paradigmas de la medicina moderna. La digitalización de los sistemas de salud, la expansión de la telemedicina y la capacidad de procesar volúmenes masivos de datos clínicos han abierto un horizonte de posibilidades que, hasta hace pocas décadas, pertenecía exclusivamente al ámbito de la especulación científica. En este escenario, la Inteligencia Artificial (IA) ha emergido como una de las fuerzas transformadoras más significativas, redefiniendo los límites de lo que es posible en el diagnóstico, el monitoreo y la toma de decisiones clínicas.

A diferencia de herramientas tecnológicas previas, la IA no se limita a automatizar tareas repetitivas: tiene la capacidad de aprender de grandes conjuntos de datos, "identificar patrones imperceptibles para el ojo humano y generar predicciones con un nivel de precisión comparable y en algunos contextos superior al del juicio clínico experto" (Topol, 2019). Esta característica ha despertado tanto entusiasmo como interrogantes éticas fundamentales en la comunidad científica y médica internacional.

Dentro del amplio espectro de aplicaciones de la IA en medicina, su uso en cardiología ha recibido especial atención. Las enfermedades cardiovasculares constituyen la principal causa de mortalidad a nivel mundial, responsables de aproximadamente 17.9 millones de muertes anuales según la Organización Mundial de la Salud (OMS, 2021). Esta carga epidemiológica, combinada con la disponibilidad creciente de datos electrocardiográficos digitalizados, ha convertido la interpretación automatizada del electrocardiograma (EKG) en uno de los campos más activos de investigación en IA médica.

El EKG es un examen de bajo costo, no invasivo y ampliamente disponible, que registra la actividad eléctrica del corazón y constituye una herramienta diagnóstica fundamental tanto en la atención primaria como en la atención de emergencias. Su correcta interpretación permite detectar arritmias, eventos coronarios agudos, alteraciones estructurales cardíacas y una amplia variedad de patologías que, de no identificarse oportunamente, pueden desencadenar

consecuencias fatales para el paciente.

La interpretación de un EKG no es solo un proceso de reconocimiento de patrones matemáticos, es una síntesis de la historia clínica del paciente, su sintomatología y la morfología de las ondas eléctricas del corazón, las cuales dan una idea del estado de salud del paciente. Sin embargo, la fatiga humana, la variabilidad interobservador y la carga de trabajo administrativa son factores que pueden comprometer la precisión del diagnóstico manual. Es aquí donde los algoritmos de aprendizaje profundo pueden ofrecen una promesa de estandarización y rapidez, actuando no como un reemplazo, sino como una herramienta de soporte que permite filtrar anomalías con una velocidad inalcanzable para el ojo humano.

No obstante, Sin embargo, la solidez de estas métricas en entornos de investigación no garantiza su traslación automática y segura a la práctica clínica real. Persiste un debate legítimo y técnicamente fundado en torno a la denominada "caja negra" de la IA: la dificultad para comprender los procesos internos mediante los cuales el algoritmo arriba a una conclusión diagnóstica específica, lo que genera incertidumbre sobre la confiabilidad del modelo en decisiones que afectan directamente la vida del paciente y plantea riesgos éticos y legales de responsabilidad médica (Yang et al., 2022).

A este desafío se suma el problema de la generalización: los algoritmos entrenados sobre bases de datos extranjeras pueden presentar sesgos de rendimiento cuando se aplican a poblaciones con perfiles epidemiológicos, demográficos y genéticos distintos a los de entrenamiento, lo que impone la necesidad imperiosa de validaciones contextualizadas en las poblaciones locales donde se pretende implementarlos (Kulkarni et al., 2022).

En el contexto específico del Ecuador, la integración de herramientas diagnósticas avanzadas no es solo una mejora tecnológica, sino una necesidad de salud pública urgente. Según los datos más recientes del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC, 2024), las enfermedades isquémicas del corazón se mantienen como la principal causa de muerte en el

país, representando aproximadamente el 24% de las defunciones totales (INEC, 2025).

Esta realidad se agrava al considerar que cerca del 47.2% de la población ecuatoriana presenta un riesgo cardiovascular moderado a alto, exacerbado por factores como la hipertensión arterial y la diabetes mellitus (PUCE, 2025). Ante este panorama, la aplicación del electrocardiograma (EKG) debe trascender su uso como un examen de especialidad para ser considerado, en la práctica clínica del primer nivel, como un componente esencial en la toma de signos vitales.

La detección temprana mediante EKG en las unidades de atención primaria es crítica, ya que permitiría reducir la mortalidad prematura por eventos coronarios agudos, los cuales fueron responsables de más de 14,400 fallecimientos en el último año censado (INEC, 2024). Sin embargo, la brecha en la capacidad de interpretación rápida en centros rurales y subcentros de salud constituye el mayor obstáculo para la supervivencia del paciente.

Por ello, A estas cifras se suman datos más recientes que señalan que las enfermedades isquémicas del corazón se mantienen como la principal causa de muerte en el país, representando aproximadamente el 24% de las defunciones totales (Instituto Nacional de Estadística y Censos [INEC], 2024). Paralelamente, Tayupanta y Maldonado (2025) documentan que cerca del 47.2% de la población ecuatoriana del Distrito 17D06 sur de Quito presenta un riesgo cardiovascular moderado a alto, exacerbado por la hipertensión arterial, la diabetes mellitus y una alta prevalencia de sedentarismo y hábitos alimentarios inadecuados, lo que da cuenta de la magnitud del problema a escala nacional.

Frente a este panorama epidemiológico, el sistema de salud ecuatoriano enfrenta simultáneamente una brecha estructural de capacidad diagnóstica que agrava el impacto de esta carga de enfermedad. La distribución de cardiólogos en el país se concentra de manera casi exclusiva en los centros de tercer nivel en las grandes urbes como Quito y Guayaquil, mientras que los

centros de salud tipo A, B y C, que constituyen la puerta de entrada al sistema público para la mayoría de la población ecuatoriana; dependen del criterio diagnóstico de médicos generales y personal de enfermería con formación limitada en electrocardiografía avanzada.

En este contexto, el Ministerio de Salud Pública ha avanzado en la regulación de tecnologías emergentes mediante la Norma Técnica de Atención Integral en Cardiología y la Agenda de Transformación Digital de Salud 2023-2027, la cual con el apoyo de la OPS y el BID busca modernizar el sistema sanitario mediante la integración de plataformas y herramientas digitales que mejoren la cobertura, el acceso y la calidad de los servicios de salud (Alcívar et al., 2024). Dentro de este marco normativo y estratégico, la incorporación de herramientas de IA para la interpretación automatizada del EKG en el primer nivel de atención no constituye una mejora tecnológica opcional, sino una necesidad de salud pública urgente e insatisfecha.

Un sistema de análisis electrocardiográfico asistido por IA con un Electrocardiograma de 12 derivaciones empleado en este estudio, tomado desde un electrocardiógrafo digital modelo 8000G, podría transformar el flujo de atención en los centros de salud ecuatorianos al funcionar como un mecanismo de triaje complementario. Al identificar de manera inmediata patrones eléctricos de riesgo, este sistema permitiría priorizar la transferencia urgente de pacientes que requieran atención en unidades especializadas como el Hospital Carlos Andrade Marín, derivar oportunamente a quienes presenten anomalías cardíacas tratables hacia la valoración cardiológica directa, y dotar al personal de enfermería y medicina general de un respaldo diagnóstico inmediato que hoy no existe en gran parte del territorio nacional.

De este modo se optimizarían los recursos limitados del sistema público de salud, del Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social (IESS) y del sector privado cuando fuese necesario. Sin embargo, para que esta integración sea éticamente responsable y clínicamente válida bajo el marco regulatorio de la Ley Orgánica de Salud del Ecuador, es imprescindible contar con evidencia científica rigurosa que establezca cuál es el nivel real de concordancia

diagnóstica entre estos modelos de IA y el juicio clínico de un profesional de la salud en condiciones de aplicación local. Esta validación, basada en métricas estadísticas de precisión diagnóstica como el Coeficiente Kappa de Cohen, bajo los estándares metodológicos de la guía STARD (Standards for Reporting Diagnostic Accuracy), es el requisito que permite determinar si el desempeño de la tecnología posee la rigurosidad necesaria para ser considerada un soporte fiable en la toma de decisiones clínicas y preventivas.

En este marco, el presente estudio se propone evaluar la precisión de modelos de inteligencia artificial en la interpretación del EKG, mediante la comparación con el juicio clínico profesional en una muestra de 30 pacientes adultos atendidos mediante el servicio domiciliario en Quito, Ecuador. El objetivo central no es sustituir el criterio médico, sino generar evidencia aplicada sobre la capacidad diagnóstica de la IA como herramienta de validación cruzada que reduzca el error humano, estandarice la interpretación electrocardiográfica en contextos de baja especialización y acelere el tiempo de respuesta ante emergencias cardiovasculares.

De esta manera, se pretende contribuir al fortalecimiento de una atención médica más eficiente, segura y basada en evidencia, acorde con los principios de la salud pública y la atención primaria. Al integrar la IA de manera ética y técnica, el sistema de salud ecuatoriano podría dar un salto cualitativo en la prevención de la mortalidad por enfermedades cardiovasculares, que siguen siendo una de las principales causas de muerte en el país. Este estudio aspira a ser un puente entre la innovación tecnológica y la realidad clínica, garantizando que el progreso digital se traduzca en una mejora tangible para la salud del paciente.

# CAPÍTULO I: El Problema de la Investigación

## 1.1 Planteamiento del problema

A nivel global, las enfermedades cardiovasculares representan la principal causa de mortalidad, exigiendo métodos de diagnóstico rápidos y precisos. En el contexto ecuatoriano, esta realidad se intensifica debido a la saturación de

los servicios de salud y la limitada disponibilidad de cardiólogos en el primer nivel de atención. Aunque el electrocardiograma (EKG) de 12 derivaciones es el estándar de oro para la detección inicial, su eficacia depende estrictamente de una interpretación humana que no está exenta de fatiga, subjetividad o error diagnóstico.

En el sistema de salud del Ecuador, el desafío diagnóstico no reside únicamente en la complejidad de las patologías, sino en la oportunidad de su detección. La evidencia sugiere que una mayor cobertura en la realización de electrocardiogramas (EKG) independientemente de si se ejecutan en un centro de salud de primer nivel o en una unidad de alta complejidad de cuarto nivel constituye un pilar fundamental para el mejoramiento de la salud poblacional. Al universalizar el acceso al EKG, este deja de ser una herramienta de respuesta ante la emergencia (reactiva) para convertirse en un instrumen
to de diagnóstico preventivo.

Sin embargo, la saturación de los niveles de atención y la escasez de especialistas capacitados para la lectura masiva de trazos limitan esta visión preventiva. Es aquí donde la tecnología de adquisición digital directa, como la que ofrece el modelo 8000G, se vuelve indispensable. Al facilitar la toma de signos eléctricos cardíacos de manera sistemática y permitir su análisis asistido por IA, se derriba la barrera de la "espera por el especialista". Esto garantiza que el paciente, desde su contacto inicial en el primer nivel, reciba no solo un diagnóstico, sino una intervención educativa basada en datos objetivos, optimizando así la salud pública y reduciendo la carga económica que representan las complicaciones crónicas para el Estado ecuatoriano.

### 1.1. Delimitación del problema

Cuando hablamos de problemas cardíacos en el Ecuador, debemos delimitar que se enfrenta a una contradicción crítica, debido a que mientras la incidencia de enfermedades cardiovasculares aumenta, convirtiéndose en la primera causa de muerte nacional, el acceso a diagnósticos especializados en el

primer nivel de salud sigue siendo una barrera estructural, por ende es necesario una herramienta más accesible para la detección temprana, pero su utilidad se ve limitada por la dependencia de una interpretación humana que, en entornos saturados, es susceptible a errores o demoras. A pesar de contar con tecnología de adquisición digital de alta fidelidad, como el equipo 8000G de 12 derivaciones, no existe un protocolo estandarizado que integre la Inteligencia Artificial (IA) para transformar este insumo técnico en un diagnóstico preventivo inmediato y educativo para el paciente.

Por ello, Si bien los algoritmos prometen una sensibilidad superior al 95%, su desempeño con señales obtenidas mediante el software del equipo 8000G en una muestra de 30 pacientes adultos no ha sido validado bajo criterios de rigor estadístico como el Coeficiente Kappa. Esta ausencia de validación impide que el EKG se utilice como un "quinto signo vital" preventivo, dejando pasar la oportunidad de educar al paciente en la consulta inicial y descongestionar los niveles de alta complejidad mediante derivaciones más precisas y justificadas.

### 1.2. Formulación del problema

Por lo tanto, el problema científico de la presente investigación se define como:
**¿Cuál es el nivel de precisión de los modelos de inteligencia artificial en la interpretación de EKG al ser contrastados con el juicio clínico profesional en pacientes adultos?**

**Objeto de estudio**

Interpretación de electrocardiograma (EKG) obtenidas por el electrocardiógrafo digital 8000G

**Campo de acción**

La precisión y concordancia diagnóstica

### 1.3. Preguntas de investigación

¿Cuáles son los modelos de inteligencia artificial con mayor respaldo científico y precisión reportada en la literatura actual para la interpretación automatizada de señales electrocardiográficas?

¿Existe una concordancia estadísticamente significativa, medida a través del Coeficiente Kappa de Cohen, entre los diagnósticos emitidos por la IA y los realizados por un profesional de la salud utilizando el equipo 8000G?

¿De qué manera la integración de estos modelos de IA puede optimizar la toma de decisiones en el primer nivel de atención y en entornos hospitalarios del Ecuador para mejorar el diagnóstico preventivo y la educación al paciente?

## 1.4. Objetivos

### 1.4.1 Objetivo general

Evaluar la precisión de modelos de inteligencia artificial en la interpretación de EKG, mediante la comparación con el juicio clínico profesional en una muestra de pacientes adultos.

### 1.4.2 Objetivos específicos

- Identificar los modelos de inteligencia artificial que se enfocan en la interpretación automatizada de electrocardiogramas.
- Analizar el nivel de concordancia diagnóstica entre las interpretaciones de los modelos de IA y el juicio clínico de un profesional de la salud, mediante el cálculo del Coeficiente Kappa de Cohen en una muestra de 30 pacientes adultos.
- Evaluar la aplicabilidad clínica y los beneficios potenciales de los modelos de IA como herramienta de triaje y soporte preventivo en la práctica hospitalaria y comunitaria del sistema de salud ecuatoriano.

.

## 1.5. Hipótesis

Con el propósito de dar respuesta científica al problema planteado y alcanzar el objetivo general de esta investigación, se establecen las siguientes hipótesis de trabajo. Estas buscan contrastar la validez de las herramientas tecnológicas frente al criterio humano, utilizando para ello el análisis de concordancia

estadística. Este procedimiento permitirá determinar si el desempeño de los modelos de inteligencia artificial en la interpretación de los trazos obtenidos con el equipo 8000G posee la rigurosidad necesaria para ser considerado un soporte fiable en la toma de decisiones clínicas y preventivas:

Hipótesis Nula ($H_0$)

> "No existe una concordancia significativa entre la interpretación de los modelos de inteligencia artificial y el juicio clínico profesional en los EKG de la muestra de pacientes adultos; es decir, el acuerdo observado es igual al acuerdo esperado por azar ($\kappa = 0$)."

Hipótesis Alternativa ($H_1$)

> "Existe una concordancia estadísticamente significativa entre la interpretación de los modelos de inteligencia artificial y el juicio clínico profesional en los EKG de la muestra de pacientes adultos, demostrando que el acuerdo es superior al que se esperaría por azar ($\kappa > 0$)."

### 1.6. Justificación

Desde el punto de vista técnico, el estudio se fundamenta en la optimización del uso de tecnologías de diagnóstico digital. La utilización del electrocardiógrafo 8000G de 12 derivaciones permite una transición del registro analógico en papel al dato digital puro, garantizando que el procesamiento por modelos de IA sea de alta fidelidad. La relevancia metodológica radica en el uso del Coeficiente Kappa de Cohen para validar la concordancia con el juicio clínico profesional. Esta rigurosidad estadística es esencial para demostrar que la tecnología no busca reemplazar al médico, sino actuar como un soporte de triaje confiable que estandarice la interpretación de resultados y minimice el error humano por fatiga o variabilidad interobservador. Ademas, Al filtrar casos normales y detectar urgencias de manera automatizada, se evita la saturación de las consultas externas de cardiología y se reducen los costos operativos asociados a diagnósticos tardíos y

hospitalizaciones prolongadas. En definitiva, esta investigación promueve una salud digital responsable, alineada con los objetivos nacionales de modernización y eficiencia en el servicio público. Esto no solo facilitaría una detección temprana de anomalías, sino que permitiría al personal sanitario brindar educación inmediata al paciente, reduciendo la incidencia de eventos catastróficos y mejorando la calidad de vida de la población adulta.

# CAPÍTULO II: Marco Teórico

## 2.1. Antecedentes de Investigación

### 2.1.1. Antecedentes Internacionales

En una línea de investigación complementaria, Nechita et al. (2024) realizaron una revisión exhaustiva de las aplicaciones de EKG mejoradas con IA en cardiología, documentando que los modelos de aprendizaje profundo son capaces de detectar arritmias como la fibrilación auricular, taquiarritmias ventriculares y síndrome de QT largo, así como de predecir insuficiencia cardíaca mediante el análisis de la deformación y la fracción de eyección. Los autores destacan, adicionalmente, que algunos modelos de aprendizaje profundo han demostrado capacidad para predecir mortalidad súbita y estratificar pacientes con riesgo de eventos cardiovasculares adversos, señalando que a pesar de requerir grandes volúmenes de datos y capacidad computacional, estas herramientas mejoran significativamente la precisión diagnóstica y la toma de decisiones clínicas en contextos de alta demanda asistencial.

Por su parte, Hamad y Haji (2025) publicaron una revisión sistemática sobre la inteligencia artificial en la atención de las arritmias, en la que documentan el impacto transformador de los sistemas de IA en el ámbito diagnóstico cardiológico, destacando los sistemas de ecocardiografía asistidos por IA que calculan automáticamente la fracción de eyección, así como los algoritmos integrados en dispositivos portátiles y relojes inteligentes capaces de registrar electrocardiogramas y detectar irregularidades del ritmo cardíaco en tiempo

real. Los autores concluyen que la IA no solo está redefiniendo el diagnóstico cardiológico en entornos hospitalarios de alta complejidad, sino que está democratizando el acceso al monitoreo cardíaco continuo en contextos ambulatorios y comunitarios donde la disponibilidad de especialistas es limitada.

Desde la perspectiva de los fundamentos tecnológicos, Krittanawong et al. (2019) desarrollaron una introducción práctica al aprendizaje profundo para la medicina cardiovascular, describiendo el funcionamiento de las redes neuronales convolucionales aplicadas al análisis de señales biomédicas como el EKG. Los autores documentan que estos modelos pueden entrenarse desde cero o adaptarse mediante aprendizaje por transferencia, reutilizando redes previamente entrenadas para nuevas tareas clínicas, y que estrategias como el aumento de datos y la validación cruzada mejoran su capacidad de generalización, favoreciendo su aplicación en la práctica clínica real. Este marco técnico es fundamental para comprender la base operativa de los modelos evaluados en el presente estudio.

Finalmente, desde el ámbito de la inteligencia artificial aplicada a la cardiología intervencionista y terapéutica, Pushadapu et al. (2025) documentaron que esta nueva tecnologia de la IA y el aprendizaje automático en los dispositivos médicos de cardiología abarca no solo el diagnóstico electrocardiográfico sino también el monitoreo remoto, la administración automatizada de fármacos, la rehabilitación cardíaca asistida por exoesqueletos robóticos y las plataformas de telemedicina con IA que mejoran la personalización de los tratamientos. Este panorama internacional consolida la idea de que la integración de la IA en los sistemas de salud no es un fenómeno aislado ni experimental, sino una tendencia estructural, globalmente documentada y científicamente respaldada, frente a la cual el Ecuador debe generar evidencia local propia que oriente su implementación responsable.

### 2.1.2. Antecedentes Nacionales

El Ministerio de Salud Pública del Ecuador (2025) publicó la Norma Técnica de Telesalud, que regula el uso de herramientas tecnológicas digitales en la práctica clínica nacional, estableciendo los principios de conectividad, interoperabilidad, seguridad de la información y equidad como ejes rectores del uso de la telemedicina en el sistema de salud ecuatoriano. Esta normativa tiene implicaciones directas para la implementación de sistemas de IA en la interpretación electrocardiográfica, dado que define los estándares de seguridad y calidad que deben cumplir las herramientas diagnósticas digitales antes de su integración en el flujo de atención de las unidades de salud públicas y privadas.

En cuanto a los fundamentos epidemiológicos específicos de la cardiología en el Ecuador, Cedeño et al. (2022) analizaron el aporte de la epidemiología en la salud pública ecuatoriana, destacando que el sistema de salud nacional implementa el Sistema Integrado de Vigilancia Epidemiológica (SIVE) y la Sala Situacional como herramientas para generar información temprana sobre eventos de salud pública, orientar decisiones clínicas y monitorear la eficacia de las intervenciones. Los autores subrayan que el enfoque integral que considera los factores biológicos y sociales en el proceso salud-enfermedad es indispensable para responder eficazmente a la carga de enfermedades cardiovasculares, cuya detección temprana mediante el EKG podría optimizarse significativamente con la incorporación de herramientas de IA en los procesos de vigilancia epidemiológica del primer nivel de atención.

En el ámbito local, específicamente en el Distrito Metropolitano de Quito y la provincia de Pichincha, se han generado investigaciones que ofrecen un panorama preciso sobre la carga cardiovascular y los factores de riesgo que justifican la implementación de herramientas diagnósticas innovadoras en el primer nivel de atención. El estudio más relevante y de mayor actualidad en este sentido es el de Tayupanta y Maldonado (2025), quienes investigaron el riesgo cardiovascular en la población adulta del Distrito 17D06, sector sur de Quito, analizando su prevalencia y relación con factores demográficos y socioeconómicos durante el período 2020-2021.

Los resultados revelan que cerca del 47.2% de la población estudiada presenta un riesgo cardiovascular moderado a alto, exacerbado por la alta prevalencia de hipertensión arterial, diabetes mellitus, sedentarismo y hábitos alimentarios inadecuados propios de la dieta de la población de esta zona urbana. Este hallazgo resulta de especial relevancia para el presente estudio, ya que la muestra de 30 pacientes adultos fue recolectada precisamente en la ciudad de Quito mediante el servicio domiciliario, lo que permite proyectar los resultados sobre un perfil poblacional con características de riesgo cardiovascular documentadas y cuantificadas por esta investigación previa.

### 2.2. Fundamentos de la Electrocardiografía Clínica

La electrocardiografía es una herramienta diagnóstica fundamental en la práctica médica que permite registrar la actividad eléctrica del corazón a través de electrodos colocados en la superficie corporal. El registro obtenido se denomina electrocardiograma (ECG) y refleja los procesos de despolarización y repolarización del miocardio durante el ciclo cardíaco. Desde su introducción por Willem Einthoven a comienzos del siglo XX, el electrocardiograma se ha consolidado como uno de los métodos más accesibles, rápidos y económicos para la evaluación de múltiples enfermedades cardiovasculares.

El ECG permite analizar el ritmo cardíaco, la frecuencia cardíaca, la conducción eléctrica y posibles alteraciones estructurales o funcionales del corazón. Se utiliza ampliamente en la detección de arritmias, trastornos de conducción, hipertrofia cardíaca, isquemia miocárdica y eventos agudos como el Infarto agudo de miocardio. Su utilidad clínica se extiende desde la atención primaria hasta las unidades de cuidados intensivos y los servicios de emergencia.

El sistema de conducción cardíaco está compuesto por el nodo sinoauricular, el nodo auriculoventricular, el haz de His y las fibras de Purkinje. El nodo sinoauricular actúa como el marcapasos fisiológico del corazón, generando impulsos eléctricos que se propagan a través de las aurículas y posteriormente hacia los ventrículos. Estos impulsos generan cambios eléctricos que pueden detectarse en la superficie corporal mediante

electrodos y representarse gráficamente en el electrocardiograma.

El registro electrocardiográfico estándar se realiza mediante un sistema de 12 derivaciones que permiten observar la actividad eléctrica cardíaca desde diferentes ángulos. Estas derivaciones incluyen derivaciones de los miembros (I, II, III, aVR, aVL y aVF) y derivaciones precordiales (V1 a V6). Cada derivación proporciona información específica sobre distintas regiones del corazón, lo que permite localizar alteraciones eléctricas o lesiones miocárdicas.

El trazado electrocardiográfico está compuesto por varias ondas, segmentos e intervalos que representan distintas fases de la actividad eléctrica cardíaca. La onda P corresponde a la despolarización auricular; el complejo QRS refleja la despolarización ventricular; y la onda T representa la repolarización ventricular. Entre estos componentes se encuentran intervalos importantes como el intervalo PR, que indica el tiempo de conducción auriculoventricular, y el intervalo QT, relacionado con la duración total de la actividad eléctrica ventricular.

La correcta interpretación del ECG requiere un análisis sistemático que incluya la evaluación del ritmo, la frecuencia cardíaca, el eje eléctrico, la morfología de las ondas y la duración de los intervalos. La interpretación clínica adecuada permite identificar una amplia variedad de patologías cardiovasculares y orientar decisiones terapéuticas oportunas.

En los últimos años, el avance de la tecnología y la digitalización de los registros médicos ha permitido la incorporación de sistemas de inteligencia artificial para el análisis automático de electrocardiogramas. Estos sistemas utilizan algoritmos de aprendizaje automático y redes neuronales para detectar patrones eléctricos asociados a diversas patologías. No obstante, el juicio clínico del profesional de salud sigue siendo fundamental para la interpretación final y la toma de decisiones clínicas.

La complementación de programas basados en inteligencia artificial permitirían

mejorar la interpretación de electrocardiogramas mediante algoritmos entrenados con grandes bases de datos clínicos. El cual tuvo un rendimiento muy bueno para una amplia gama de códigos de ritmo, conducción, isquemia, morfología de la onda y diagnósticos secundarios, siendo en este caso:

> Con un área bajo la curva ROC (AUC) de menor o igual a 0.98 para 62 de los 66 códigos reportados. Para los códigos muy desequilibrados, las métricas PR demostraron una sensibilidad de menor o igual a 95 % para todos los códigos. En una era de disponibilidad cada vez mayor de señales de ECG, estos hallazgos demuestran la capacidad de un algoritmo AI-ECG para hacer predicciones más allá de las anomalías del ritmo (Kashou et al., 2020).

Los resultados de dicha investigación fueron contundentes: se obtuvo un área bajo la curva ROC (AUC) de ≤ 0.98 para 62 de los 66 códigos reportados. Incluso en casos de datos desequilibrados, donde ciertas patologías son poco frecuentes y, por ende, más difíciles de entrenar para una máquina, las métricas de Precisión-Recall (PR) demostraron una sensibilidad de ≤ 95 % para todos los códigos. Como señalan los autores, "en una era de disponibilidad cada vez mayor de señales de ECG, estos hallazgos demuestran la capacidad de un algoritmo AI-ECG para hacer predicciones que van mucho más allá de las simples anomalías del ritmo" (Kashou et al., 2020), detectando incluso firmas sutiles de insuficiencia cardíaca o disfunción estructural que a menudo pasan desapercibidas en la lectura convencional.

A pesar de estas métricas impresionantes a nivel internacional, el esfuerzo para la implementación en entornos reales sigue siendo un desafío pendiente. Los algoritmos entrenados en bases de datos extranjeras pueden sufrir de sesgos si no se consideran las particularidades demográficas y epidemiológicas de la población local, tomando en cuenta mucho a nivel ecuatoriano, donde la alimentación afecta en gran medida para que exista una prevalencia de enfermedades cerebro-vasculares. Por lo tanto, no basta con saber que la IA es precisa en un laboratorio; es imperativo entender cómo interactúa con el flujo de trabajo del personal sanitario en los centros de salud del Ecuador.

En este contexto, el estudio de los fundamentos de la electrocardiografía clínica resulta esencial para comprender tanto la interpretación tradicional del electrocardiograma como el desarrollo de nuevas herramientas tecnológicas que buscan mejorar la precisión diagnóstica y optimizar la atención cardiovascular.

### 2.2.1. Fisiología de la conducción eléctrica cardíaca: El nodo sinusal, el nodo AV y el sistema de Purkinje.

El sistema de conducción cardíaco o también denominado sistema cardionector está formado por fibras miocárdicas especializadas que generan y conducen impulsos eléctricos de manera automática y rítmica hacia el miocardio. Estos impulsos permiten la activación secuencial de las cavidades cardíacas produciendo una contracción coordinada del corazón. Estructuralmente, este sistema se organiza en nódulos y haces de conducción responsables de la generación y propagación del impulso eléctrico. (Departamento de Fisiología UNAM, 2025)

El inicio del sistema de conducción eléctrico está en el nodo sinoauricular el cual constituye el marcapasos fisiológico del corazón ya que representa el sitio donde se origina de manera espontánea la actividad eléctrica cardíaca. Anatómicamente se localiza en la unión de la vena cava superior con la aurícula derecha, recibe su irrigación principalmente de la arteria del nodo sinusal la cual se origina con mayor frecuencia en la arteria coronaria derecha y presenta abundante inervación del sistema nervioso autónomo, con fibras simpáticas y parasimpáticas. (Carmona & Lorenzo, 2020)

Desde el punto de vista electrofisiológico el nodo sinoauricular funciona como una región multicéntrica con múltiples sitios de generación y salida del impulso eléctrico. Esta variabilidad explica cambios leves en la onda P del electrocardiograma y permite que las porciones superiores del nodo presenten frecuencias más altas que las inferiores regulando dinámicamente

el ritmo cardíaco. (Carmona & Lorenzo, 2020)

El impulso eléctrico generado en el nodo sinusal se propaga por las aurículas a través de las vías internodales provocando su despolarización y contracción. En adultos sanos esto ocurre a una frecuencia de aproximadamente 60 impulsos por minuto lo cual establece el ritmo sinusal normal. Luego la señal llega al nodo auriculoventricular el cual está localizado en el tabique interauricular donde se produce una pausa de 0,1 segundos (segmento PR del ECG) que permite a las aurículas vaciar la sangre hacia los ventrículos antes de su contracción. Esta conexión entre aurículas y ventrículos asegura que el flujo sea unidireccional y evita el retroceso sanguíneo. (Bellón, Pan, & Rodríguez, 2013)

El impulso cardíaco se transmite desde el nodo auriculoventricular a través del haz de His que es un puente entre el nodo y las ramas ventriculares el cual esta irrigado por la arteria coronaria derecha y la arteria descendente posterior. El haz se divide en ramas derecha e izquierda y esta última se subdivide en fascículos anterior y posterior en donde el impulso se distribuye a los ventrículos mediante las fibras de Purkinje provocando así la contracción ventricular. (Cabrera, y otros, 2021)

### 2.2.2. El EKG como herramienta diagnóstica estándar: Interpretación de ondas (P, complejo QRS, T) e intervalos (PR, QT).

El electrocardiograma es un estudio que registra la actividad eléctrica del corazón generado por vectores de los procesos de despolarización y repolarización de las células cardíacas con relación al tiempo. El ECG se interpreta a partir de sus componentes: las ondas (P,Q,R,S,T,U) representan los cambios de voltaje en el líquido extracelular generados por la actividad eléctrica cardíaca; los segmentos (ST) son los permanecen isoeléctricos en condiciones normales; los intervalos (PR,QT,RR) incluyen una onda y un segmento isoeléctrico y los complejos (QRS) son aquellos que agrupan varias ondas para analizar fenómenos eléctricos de manera integral. (Departamento de fisiologia UNAM, 2025)

Cada uno representa lo siguiente en la electrofisiología del corazón normal. (Departamento de fisiologia UNAM, 2025)

- Onda P: Representa la despolarización de las aurículas.
- Onda Q: Inicio de la despolarización ventricular originada en el septo interventricular.
- Onda R: Despolarización de la pared libre del ventrículo izquierdo, es la de mayor voltaje.
- Onda S: Última fase de la despolarización ventricular originada en las bases ventriculares.
- Onda T: Repolarización ventricular.
- Onda U: Repolarización de los músculos papilares, son de bajo voltaje y variable.
- Complejo QRS: Suma de las ondas Q, R y S, representando la despolarización ventricular completa.
- Intervalo PR: Tiempo desde el inicio de la despolarización auricular hasta el inicio ventricular, incluye la onda P y el segmento PR. Permite que las aurículas vacíen la sangre antes de la contracción ventricular.
- Intervalo QT: Representa la sístole eléctrica ventricular incluyendo despolarización y repolarización, se ajusta según la frecuencia cardíaca.
- Intervalo RR: Tiempo entre dos ondas R sucesivas reflejando la frecuencia cardíaca.
- Segmento PR: Línea isoeléctrica que refleja la pausa fisiológica en el nodo AV.
- Segmento ST: Intervalo isoeléctrico entre el final del QRS y el inicio de la onda T separando despolarización y repolarización ventricular, cambios en su altura pueden indicar isquemia.

### 2.2.3. Clasificación de las principales anomalías cardíacas

**Arritmias supraventriculares y ventriculares.**

El ritmo cardíaco normal se origina en el nodo sinusal considerado el marcapasos fisiológico del corazón. La frecuencia cardiaca habitual varía entre 60 y 100 latidos por minuto y cada uno de los complejos QRS es precedido por una onda P con morfología consistente. Por ende, se puede definir una arritmia cardíaca como cualquier alteración en la generación o conducción del impulso eléctrico. (Ascencio, Duarte, Roncancio, & Solano, 2020)

En el electrocardiograma para diferenciar si una arritmia es supraventricular o ventricular se observa el complejo QRS: un QRS estrecho (<120 ms) sugiere origen supraventricular mientras que un QRS ancho (>120 ms) indica en principio una arritmia ventricular. Una excepción se presenta en las arritmias supraventriculares con conducción aberrante hacia los ventrículos por bloqueos de rama del haz de His en donde el QRS puede aparecer ancho a pesar de su origen supraventricular. (Nadal, Alarcón, & Mateos, 2023)

**Arritmias Supraventriculares**

Las arritmias supraventriculares son aquellas que se originan en estructuras situadas por encima de la división del haz de His, entre ellas se encuentran: (Ascencio, Duarte, Roncancio, & Solano, 2020)

- Bradicardia sinusal: Ritmo sinusal con frecuencia <60 lpm que puede aparecer en personas sanas, atletas, por fármacos o patologías. En el ECG todas las ondas P preceden a QRS con PR normal, QRS estrecho y frecuencia reducida.
- Taquicardia sinusal: Ritmo sinusal >100 lpm secundario a ejercicio, fiebre, ansiedad, hipertiroidismo, fármacos, etc. El ECG muestra ondas P normales antes de cada QRS con PR normal, QRS estrecho y frecuencia elevada.
- Arritmia sinusal: Variación fisiológica del ritmo sinusal asociada al ciclo respiratorio frecuente en jóvenes. En el ECG las ondas P son normales y preceden QRS, PR normal, frecuencia variable dentro de límites normales, con ritmo irregular relacionado con la respiración.
- Pausa sinusal: Falla transitoria en la generación del impulso sinusal

causando ausencia de uno o más latidos. En el ECG se observa ausencia de ciclos P-QRS-T y distancias entre ondas P irregulares, QRS normal.

- Bloqueo sinoauricular: Impulso normal generado en el nodo sinusal con alteración en su propagación auricular, pausas prolongadas pueden causar mareo o síncope. En el ECG se puede visualizar pausas con ausencia de uno o más ciclos P-QRS-T, duración múltiplo de PP o RR y QRS normal.
- Marcapaso auricular migratorio: El estímulo se origina en el nodo sinusal y focos adyacentes cambiando la dirección de despolarización auricular. En el ECG se puede visualizar PR variable, la onda P cambia de polaridad, QRS normal, ritmo ligeramente irregular.
- Extrasistolia auricular: Estímulos prematuros de focos auriculares ectópicos, aislados o múltiples que son frecuentes en personas sanas o con patología cardíaca. En el ECG se visualiza onda P prematura y distinta, P′ puede o no conducir a QRS, QRS normal, pausa compensadora incompleta.
- Taquicardia auricular paroxística: Se da cuando hay un foco ectópico o circuito de reentrada lo cual produce palpitaciones súbitas y frecuencia 140-220 lpm. En el ECG se visualizan ondas P anormales, RR regular, QRS normal, ST-T puede alterarse.
- Flutter auricular: Es un circuito de macro-reentrada auricular causa ritmo rápido (200-350 lpm) asociado a cardiopatía de base. En el ECG se visualiza ondas F en "dientes de sierra", frecuencia auricular 250-350 lpm, conducción ventricular variable, QRS normal.
- Fibrilación auricular: Es una actividad eléctrica auricular rápida, desorganizada (350-600 lpm) y sin contracción efectiva. En el ECG se visualiza ausencia de ondas P, ondas f finas, RR irregular, QRS normal salvo bloqueos de rama.

**Arritmias Ventriculares**

Se define como arritmia ventricular a cualquier alteración del ritmo cardíaco que se origina en los ventrículos por debajo del nodo auriculoventricular y del

haz de His caracterizada por latidos rápidos, lentos o irregulares, entre ellas se encuentra: (Durango & Villegas, 2020)

- Extrasístoles ventriculares: Latidos prematuros originados en cualquier ventrículo, frecuentes en la población y más comunes con cardiopatía estructural, este puede causar palpitaciones o sensación de pausa. En el ECG se visualiza QRS ancho (>120 ms), deformado, no precedido por onda P, T invertida y pausa compensadora.
- Taquicardia ventricular: Secuencia de tres o más latidos ectópicos ventriculares consecutivos con frecuencia >100–120 lpm. Se produce por aumento del automatismo, post-despolarizaciones o reentrada. En el ECG se visualiza QRS ancho, monomórfico o polimórfico, sostenida (>30 s o con colapso hemodinámico) o no sostenida (<30 s).
- Taquicardia bidireccional: Variante de taquicardia ventricular con alternancia de QRS y ritmo irregular, frecuentemente asociada a intoxicación digitálica. En el ECG se visualiza complejos alternantes, morfología de bloqueo de rama derecha.
- Torsade de pointes: Taquicardia ventricular polimórfica cíclica con cambios alternantes en la dirección del QRS relacionada con QT prolongado. En el ECG se visualiza QRS torcidos que giran alrededor de la línea isoeléctrica.
- Flutter ventricular: Ritmo ventricular muy rápido (>250 lpm) originado en un circuito reentrante con riesgo de fibrilación ventricular. En el ECG se visualiza complejos QRS anchos y regulares, inicio del QRS difícil de identificar, frecuencia muy elevada.
- Fibrilación ventricular: Es caracterizada por un ritmo caótico en el ECG con ondas irregulares de distinta forma y amplitud que producen contracciones ventriculares ineficaces y llevan a paro cardíaco.

**Trastornos de la conducción**

**Bloqueos de ramificación**

Son alteraciones en la conducción eléctrica de los ventrículos a nivel de las ramas del haz de His pudiendo afectar la rama derecha o izquierda o los

fascículos del ventrículo izquierdo. Pueden ser completos o incompletos y algunas combinaciones generan bloqueos bifasciculares o trifasciculares. Mientras que el bloqueo de rama derecha suele ser benigno, el bloqueo de rama izquierda se asocia a disincronía ventricular, mayor mortalidad y en pacientes con insuficiencia cardiaca puede indicar necesidad de terapia de resincronización. (Silva & Souza, 2021)

En la electrocardiografía el bloqueo de rama derecha se evidencia por un QRS ancho (>120 ms) con patrón de bloqueo característico en derivaciones específicas; el bloqueo de rama izquierda muestra QRS ancho, desviación del eje y alteraciones de la sincronía ventricular. Los bloqueos fasciculares presentan QRS generalmente estrecho con desviaciones del eje según el fascículo afectado. (Astudillo & Orrego, 2020)

**Bloqueos de auriculoventriculares**

Estos bloqueos se producen por retraso, conducción intermitente o ausencia de transmisión de los impulsos desde las aurículas hacia los ventrículos. Se pueden clasificar en primer, segundo y tercer grado dependiendo de la severidad de la afectación. El primer grado es leve mientras que los bloqueos de segundo grado y el de tercer grado pueden comprometer el llenado ventricular y la función cardíaca. (Silva & Souza, 2021)

Por electrocardiografía se dividen en los siguientes subtipos: (Gómez & Pava, 2020)

- Primer grado: PR prolongado (>200 ms) con todos los P conducidos.
- Segundo grado Mobitz I: PR se alarga progresivamente hasta saltar un QRS.
- Segundo grado Mobitz II: PR constante con ondas P no conducidas.
- Tercer grado: disociación AV completa, QRS ancho si el escape es ventricular y frecuencia ventricular más lenta que la auricular.

**Isquemia e infarto agudo de miocardio.**

El infarto agudo de miocardio es un síndrome coronario agudo que se manifiesta por isquemia en una porción del miocardio causada por la obstrucción súbita y completa de una arteria coronaria que irriga esa zona. En el infarto agudo del miocardio la isquemia altera la actividad eléctrica del corazón produciendo ondas T invertidas o puntiagudas según la profundidad del daño. (Cruz & Serna, 2023)

La lesión se manifiesta en el ECG por cambios en el segmento ST: descenso del ST en lesión subendocárdica y elevación del ST en lesión transmural o subepicárdica detectables como ≥1 mm en dos derivaciones contiguas o >12 mm en derivaciones precordiales V1-V4. Además, la necrosis genera ondas Q patológicas definidas como >0,04 s de duración, >0,1 mV de profundidad o mayor a un tercio de la onda R del QRS. En infartos de ventrículo derecho, los cambios se observan en V4R-V6R, mientras que algunos IAM pueden mostrar únicamente inversión profunda de la T sin elevación del ST. (Cruz & Serna, 2023)

### 2.2.4. Limitaciones de la interpretación humana: Variabilidad interobservador y factores de fatiga clínica.

La interpretación de un electrocardiograma resulta complejo debido a la enorme variabilidad de las presentaciones individuales y la amplitud del espectro diagnóstico. Esta heterogeneidad hace que el que estudia al enfrentarse a casos reales rara vez se encuentre con los trazos prototipo que estudiaron lo que evidencia que no existe un “ECG fácil”. (Carmona & Lorenzo, Dialnet, 2025)

Diversos estudios internacionales muestran que la habilidad para interpretar ECG aún es deficiente entre el personal de salud lo cual es crítico en emergencias por patologías de alta mortalidad. Esta deficiencia se relaciona con una formación académica centrada en la memorización y exámenes teóricos dejando de lado el desarrollo del criterio clínico. (Aldea, Chanta, Díaz, & Leguía, 2018)

Se requiere combinar razonamiento deductivo tales como criterios estandarizados e inductivo como en los escenarios atípicos para contextualizar los hallazgos clínicamente. La competencia depende de la práctica constante y la exposición a casos reales por lo cual se recomienda interpretar cientos o miles de ECG supervisados y mantener la habilidad con al menos 100 ECG al año. La fatiga y el olvido limitan la precisión por lo que la formación debe incluir práctica supervisada y casos reales. (Carmona & Lorenzo, Dialnet, 2025)

### 2.3. Inteligencia Artificial y Machine Learning en Cardiología

La inteligencia artificial es una disciplina que busca dotar a las máquinas de capacidades similares al razonamiento humano permitiéndoles analizar información y tomar decisiones de forma automatizada. Para lograrlo integra tecnologías como el aprendizaje automático, el aprendizaje profundo y la computación cognitiva, las cuales permiten procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones y generar modelos predictivos (Kulkarni, Mahadevappa, & Chilakamarri, 2022)

Los avances recientes en inteligencia artificial han permitido desarrollar métodos avanzados para el procesamiento de información capaces de identificar patrones dentro de grandes volúmenes de datos. Aunque la IA surgió en la década de 1950 años más tarde surge el termino machine Learning introducido en 1959 por A. L. Samuel el cual se enfoca en crear algoritmos que permitan a los sistemas informáticos aprender a partir de los datos y de los resultados obtenidos de modo que puedan tomar decisiones y mejorar su desempeño sin haber sido programados de manera explícita para cada tarea. (Dorado, Sampedro, Vicente, & Sanchez, 2019)

En cardiología la mayoría de las aplicaciones de inteligencia artificial se basan en el aprendizaje automático supervisado en donde se utilizan conjuntos de datos previamente etiquetados para predecir resultados como diagnósticos, eventos cardiovasculares o parámetros clínicos. Dependiendo del tipo de variable se emplean algoritmos de clasificación para datos

categóricos o de regresión para variables continuas. (Sánchez, 2023)

### 2.3.1. Definición y evolución de la IA en medicina

La inteligencia artificial tiene sus orígenes conceptuales en 1950 cuando el matemático Alan Turing planteó la posibilidad de que las máquinas pudieran pensar y propuso el Turing Test que es un experimento diseñado para evaluar si una computadora puede imitar el comportamiento humano durante una conversación. Posteriormente en la Dartmouth Conference investigadores como John McCarthy, Marvin Minsky y Claude Shannon formalizaron el término inteligencia artificial y sentaron las bases de su desarrollo. A partir de entonces surgieron avances como las primeras redes neuronales, robots y programas capaces de procesar lenguaje natural que impulsaron el progreso de esta tecnología. (Sánchez, 2023)

Aunque en sus primeras décadas la aplicación médica fue limitada el desarrollo de bases de datos clínicas, sistemas de información y programas de apoyo diagnóstico permitió sentar las bases para su uso en salud, con el tiempo el avance del Deep Learning, el aumento de la capacidad computacional y sistemas avanzados como IBM Watson impulsaron su integración en la medicina. Actualmente la IA se utiliza para analizar grandes volúmenes de datos clínicos e imágenes médicas mejorando la precisión diagnóstica, la toma de decisiones terapéuticas y la eficiencia de la atención sanitaria lo cual ha marcado el inicio de una nueva etapa en la innovación médica. (Sánchez, 2023)

### 2.3.2. Aprendizaje Profundo (Deep Learning) aplicado a señales biomédicas

El aprendizaje profundo es una rama de la inteligencia artificial que utiliza redes neuronales multicapa para identificar patrones en grandes volúmenes de datos complejos. En el ámbito biomédico estas técnicas permiten analizar señales como el electrocardiograma y otros registros fisiológicos para detectar características relevantes que facilitan el diagnóstico y la predicción

de enfermedades cardiovasculares. Su desarrollo ha sido impulsado por avances en la capacidad computacional especialmente mediante el uso de unidades de procesamiento gráfico y grandes bases de datos etiquetadas. (Krittanawong, y otros, 2019)

En la actualidad, muchas aplicaciones médicas utilizan redes neuronales convolucionales o CNN para procesar y clasificar señales e imágenes biomédicas con alta precisión. Estos modelos pueden entrenarse desde cero o adaptarse mediante aprendizaje por transferencia, reutilizando redes previamente entrenadas para nuevas tareas. Además también se aplican estrategias como el aumento de datos, la validación cruzada y el ajuste de parámetros para mejorar la capacidad de generalización del modelo y evitar el sobreajuste lo que favorece su aplicación en la práctica clínica. (Krittanawong, y otros, 2019)

**Redes Neuronales Convencionales (CNN) para el análisis de formas de onda.**

Las redes neuronales convolucionales es una técnica del Deep Learning que ha demostrado un alto rendimiento en el reconocimiento e interpretación de datos complejos tales como imágenes, videos y señales. Su eficacia se basa en características como conexiones locales, pesos compartidos y operaciones de pooling que permiten extraer patrones relevantes de los datos. Gracias a estas propiedades las CNN pueden identificar y clasificar objetos o patrones mediante filtros que se ajustan y optimizan durante el proceso de aprendizaje para reducir errores de clasificación. (Yanez & Pino, 2024)

En su estructura las CNN están compuestas por múltiples capas de filtros convolucionales que procesan progresivamente la información. Inicialmente realizan una fase de extracción de características seguida de etapas de reducción de dimensionalidad y finalmente de clasificación mediante neuronas de tipo perceptrón. Este proceso se asemeja al funcionamiento de la corteza visual humana ya que las primeras capas detectan patrones

simples y a medida que avanza el procesamiento las capas posteriores identifican características más complejas. En el análisis de formas de onda o señales permite detectar patrones relevantes en los datos y mejorar la precisión en tareas de reconocimiento, clasificación e interpretación de señales biomédicas. (Yanez & Pino, 2024)

### 2.3.3. Estudios internacionales sobre IA en cardiología

La inteligencia artificial y el aprendizaje automático están transformando la cardiología mediante dispositivos médicos aprobados que combinan innovación tecnológica con aplicación clínica real. Las investigaciones destacan cómo estas herramientas impactan en la seguridad, confiabilidad y ética de la práctica médica abordando tanto dispositivos diagnósticos como terapéuticos. (Mhamdi, Dammak, Cottin, & Dhaou, 2022)

En el ámbito diagnóstico, se destacan los sistemas de ecocardiografía asistidos por IA que calculan automáticamente la fracción de eyección y detectan anomalías en el movimiento de la pared cardíaca, así como la resonancia magnética y tomografía computarizada cardíaca con algoritmos avanzados que permiten segmentación, cuantificación de fibrosis y análisis multimodal, además del análisis de angiografía por TC para clasificar estenosis y cuantificar placa coronaria. (Hamad & Haji, 2025)

En monitoreo, los relojes inteligentes y dispositivos portátiles registran signos vitales como frecuencia cardíaca, saturación de oxígeno y electrocardiogramas mientras que los sistemas de monitoreo remoto integran estos datos para detectar irregularidades y generar reportes predictivos. Los dispositivos intervencionistas incluyen robots quirúrgicos como el sistema da Vinci, que optimizan los procedimientos mediante aprendizaje automático, y tecnologías de realidad aumentada que permiten visualizar estructuras anatómicas críticas durante cirugías, apoyadas por análisis predictivo preoperatorio para personalizar las intervenciones. (Pushadapu, y otros, 2025)

Finalmente, los dispositivos terapéuticos incluyen sistemas de administración automatizada de fármacos que ajustan las dosis en tiempo real según las necesidades del paciente, exoesqueletos robóticos que adaptan protocolos de rehabilitación cardíaca, y plataformas de telemedicina con IA que mejoran el seguimiento y la personalización de los tratamientos, optimizando la eficacia y seguridad de la atención cardiovascular. (Pushadapu, y otros, 2025)

### 2.3.4. Modelos actuales de IA para EKG

Los modelos de IA aplicados al EKG utilizan redes neuronales profundas para identificar patrones eléctricos cardíacos sutiles que pueden pasar desapercibidos en lecturas tradicionales. Estas herramientas detectan arritmias como fibrilación auricular, taquiarritmias ventriculares y síndrome de QT largo mejorando el diagnóstico temprano. Además también permiten predecir insuficiencia cardíaca mediante análisis de deformación y fracción de eyección. (Nechita, y otros, 2024)

La IA en EKG también evalúa riesgos graves como hipertensión pulmonar, miocardiopatías, cardiotoxicidad inducida por quimioterapia e infarto agudo de miocardio, algunos modelos de aprendizaje profundo pueden predecir mortalidad súbita y estratificar pacientes con riesgo de eventos cardiovasculares adversos. A pesar de requerir grandes volúmenes de datos y capacidad computacional mejoran la precisión diagnóstica y la toma de decisiones clínicas. (Nechita, y otros, 2024)

### 2.3.5. El concepto de "Caja Negra" y la explicabilidad en IA médica (XAI).

La "Caja Negra" en IA médica describe la opacidad de muchos modelos de aprendizaje profundo en donde los procesos que llevan a una decisión no son fácilmente comprensibles. Esto genera incertidumbre sobre la confiabilidad del modelo especialmente en decisiones que afectan directamente la vida del paciente, además también se plantea riesgos éticos y legales sobre la

responsabilidad en decisiones asistidas por IA. (Yang, Ye, & xia, 2022)

La explicabilidad o XAI por su lado busca hacer comprensibles las decisiones de la IA médica mejorando la aceptación y seguridad clínica. Utiliza técnicas como mapas de activación y mecanismos de atención para resaltar características o regiones críticas en los datos lo cual permite al personal de salud validar, ajustar y optimizar los modelos según la experiencia clínica. Por ende la XAI se convierte así en un componente clave para garantizar ética, transparencia y eficacia en la práctica médica asistida por IA. (Yang, Ye, & xia, 2022)

### 2.4. Contexto Epidemiológico y Salud Pública en Ecuador

En Ecuador el sistema de salud desempeña un papel fundamental en la atención tanto del sector público como privado con el objetivo de garantizar la prevención, diagnóstico y tratamiento de enfermedades en la población. La epidemiología aporta de manera crucial al fortalecimiento del sistema de salud al ofrecer un enfoque integral que considera los factores biológicos y sociales en el proceso salud-enfermedad. (Cedeño, Araujo, García, & Quevedo, 2022)

Bajo la anterior perspectiva, el Ministerio de Salud Pública implementa herramientas como el Sistema Integrado de Vigilancia Epidemiológica (SIVE) el cual permite generar información temprana sobre eventos de salud pública y evaluar posibles emergencias sanitarias asegurando la notificación oportuna al Centro Nacional de Enlace y a la Organización Mundial de la Salud. De igual manera la Sala Situacional convierte los datos en información útil para identificar problemas de salud, orientar decisiones clínicas y monitorear la eficacia de las intervenciones en prevención, control y seguimiento de eventos epidemiológicos. (Cedeño, Araujo, García, & Quevedo, 2022)

#### 2.4.1. Prevalencia de enfermedades cardiovasculares en el Ecuador

En Ecuador las enfermedades cardiovasculares tienen una prevalencia autoinformada del 8,7% superior a la de países vecinos como Chile, Colombia y Argentina. Estas enfermedades afectan especialmente a poblaciones con vulnerabilidad socioeconómica concentrando el 80% de las muertes por ECV en países de ingresos medios y bajos. Factores como tabaquismo, alcohol, dieta inadecuada, inactividad física y obesidad contribuyen al desarrollo de hipertensión, hiperglucemia y dislipidemia, lo cual la combinación de estos hábitos poco saludables aumenta la carga de morbilidad y la demanda de atención sanitaria. (Tayupanta & Maldonado, 2025)

Entre jóvenes y adultos el 15% de la población adulta es inactiva, mientras que la prevalencia de sobrepeso y obesidad alcanza el 64,7%, siendo mayor en mujeres. La hiperglucemia afecta al 2,7% de personas entre 10 y 59 años y la hipertensión al 9,3% de la población de 18 a 59 años. Estos factores de riesgo combinados explican gran parte de la carga cardiovascular en Ecuador. (Ministerio de Salud Publica/INEC, 2020)

### 2.4.2. Normativa en atención cardiológica en Ecuador.

El Ecuador ha desarrollado normativas específicas para mejorar la atención cardiovascular y estandarizar los procedimientos médicos. Entre ellas se encuentra la Norma Técnica de Atención Integral en Cardiología del MSP que regula la prevención, diagnóstico, tratamiento y rehabilitación de pacientes con enfermedades cardíacas asegurando un enfoque uniforme y de calidad en la atención. (Estupiñán, 2024)

Asimismo el país implementa el Plan Nacional de Prevención y Control de Enfermedades Crónicas No Transmisibles el cual está orientado a reducir la incidencia de patologías cardiovasculares mediante hábitos saludables y programas de detección temprana de factores de riesgo como hipertensión, tabaquismo y obesidad. Además también se establecen regulaciones estrictas sobre el uso de dispositivos médicos incluyendo electrocardiogramas garantizando estándares de seguridad y calidad en el

diagnóstico y tratamiento. (Estupiñán, 2024)

### 2.4.2. Telemedicina y salud digital en la normativa ecuatoriana: Marco legal para el uso de herramientas tecnológicas en la práctica clínica.

La telemedicina dentro del marco de la salud digital o e-Health se ha consolidado como una herramienta esencial para mejorar la atención sanitaria especialmente a partir de la pandemia de COVID-19. Su implementación permite ofrecer servicios médicos a distancia lo cual facilita la participación activa de profesionales, pacientes y administradores para optimizar recursos y fortalecer la relación médico-paciente. La Organización Panamericana de la Salud resalta principios clave como la conectividad, interoperabilidad, seguridad de la información y equidad que sustentan el uso de la telemedicina en un contexto inclusivo y eficiente. (Arias, y otros, 2024)

En Ecuador la normativa de telemedicina y salud digital se reforzó tras la pandemia de COVID-19 para modernizar el sistema de salud. El Gobierno de Ecuador mediante el Ministerio de Salud Pública ha puesto en marcha la Agenda de Transformación Digital de Salud 2023-2027 cuyo propósito es modernizar y fortalecer el sistema sanitario del país mediante el uso de tecnologías digitales, esta estrategia que es apoyada por organismos internacionales como la OPS y el BID busca mejorar la cobertura, el acceso y la calidad de los servicios de salud mediante la integración de sistemas y plataformas digitales. (Alcívar, Alcívar, & Cevallos, 2024)

Además, este marco también regula el uso de aplicaciones móviles, inteligencia artificial y otras herramientas digitales en salud, esta protege la información de los pacientes y asegura la confidencialidad y derechos humanos en entornos digitales, fomentando la inclusión digital para llevar servicios a comunidades de difícil acceso mediante telemedicina. (Ministerio de Salud Publica, 2025)

# CAPÍTULO III: Diseño Metodológico

## 3.1. Tipo y Diseño de Investigación

La presente investigación se adscribe a un enfoque cuantitativo. Se elige este paradigma porque permite la recolección de datos numéricos y métricas de precisión (sensibilidad, especificidad y concordancia) para someterlos a un análisis estadístico objetivo. El estudio es de tipo descriptivo-correlacional, ya que busca caracterizar el desempeño de la IA y establecer el grado de relación o acuerdo con el juicio clínico profesional.

En cuanto a su temporalidad, es un estudio transversal, pues la recolección de los EKG se realiza en un único momento del tiempo. El diseño es no experimental, dado que no se manipulan las variables, sino que se observan y comparan los diagnósticos tal como ocurren en la práctica clínica asistida por el equipo 8000G.

### 3.1.1 Enfoque Cuantitativo

El enfoque cuantitativo se define como un conjunto de procesos secuenciales y probatorios que utiliza la recolección de datos para probar hipótesis, con base en la medición numérica y el análisis estadístico (Hernández-Sampieri & Mendoza, 2018). Este método se fundamenta en el positivismo, el cual sostiene que la realidad es objetiva, única y externa al investigador, por lo que puede ser conocida y medida de manera imparcial.

La investigación cuantitativa trata de la generalización de resultados. Para lograrlo, se apoya en muestras como es el caso de pacientes como representativo de una población, siendo en este caso Ecuador, asegurando que los hallazgos puedan ser replicados en el campo de primer nivel de atención en todo el país. La utilización de instrumentos estandarizados garantiza que los datos obtenidos sean precisos y que el análisis se realice libre de sesgos subjetivos.

### 3.1.2 Estudio Descriptivo-Correlacional

La presente investigación se define bajo un alcance descriptivo-correlacional. Según Hernández-Sampieri (2018), los estudios descriptivos buscan especificar las propiedades, características y perfiles de personas, grupos o cualquier otro fenómeno que se someta a análisis; es decir, miden o recolectan datos sobre diversos conceptos o dimensiones del fenómeno. En este caso se puede enfocar en descubrir esa correlación de análisis de EKG tomando en cuenta que ambos tengan los mismos datos y puedan llegar a conclusiones similares.

Por otro lado, el componente correlacional tiene como finalidad conocer la relación o grado de asociación que existe entre dos o más conceptos, categorías o variables en una muestra o contexto en particular. En este tipo de estudios, primero se miden las variables de manera individual y, posteriormente, se cuantifica y analiza la vinculación entre ellas mediante pruebas estadísticas.

### 3.2. La Población y la Muestra

**Población:** La población está constituida por pacientes adultos del servicio domiciliario en Quito, Ecuador,

**Muestra:** Se seleccionará una muestra de 30 pacientes adultos.

**Tipo de Muestreo:** No probabilístico por conveniencia. Se seleccionarán los sujetos que cumplan con los criterios de inclusión durante el periodo de recolección hasta completar el número establecido.

**Criterios de Inclusión:** Mayores de 18 años, firma de consentimiento informado y estabilidad hemodinámica para la toma del examen.

**Criterios de Exclusión:** Pacientes con amputaciones de miembros que impidan la colocación de electrodos, presencia de marcapasos antiguos que

generen interferencia severa o condiciones de emergencia que requieran intervención inmediata antes del registro.

### 3.3 Los métodos y las técnicas

Para la obtención de datos se utilizará la técnica de recolección de señales biomédicas y la triangulación de diagnósticos.

Instrumento Tecnológico: Se empleará el electrocardiógrafo digital modelo 8000G de 12 derivaciones. La validez de este instrumento está respaldada por su certificación técnica y su capacidad de exportar señales digitales puras a un computador con Windows 10, lo que garantiza que la IA analice datos sin pérdida de resolución.

Instrumento de Recolección de Datos: Se diseñará una Ficha de Recolección de Diagnósticos donde se tabulará el resultado emitido por la IA y el diagnóstico del médico especialista por cada paciente.

Confiabilidad: La confiabilidad se asegura mediante la estandarización del procedimiento: todos los EKG serán tomados con el mismo equipo, bajo las mismas condiciones de reposo del paciente y analizados y realizados por el mismo profesional clínico.

### 3.4 Matriz de Observación Clínica

Cuando hablamos de un instrumento de investigación médica validada para nuestro caso, hay que tomar en cuanta que no hay una matriz única universal, porque cada instrumento debe adaptarse al equipo específico (en mi caso el 8000G).

Por ello se tomo en cuenta un formato que cumple con esos estándares "basado en el protocolo STARD"; La Guía STARD (del inglés Standards for Reporting Diagnostic Accuracy) es el estándar internacional de excelencia para la publicación de investigaciones que evalúan qué tan bien funciona una prueba médica. Es una lista de verificación de 30 elementos esenciales que

deben estar presentes en el informe de una investigación. Su objetivo principal es asegurar la transparencia y reducir el riesgo de sesgo. En este caso, garantiza que los resultados obtenidos con el equipo 8000G y la Inteligencia Artificial no sean cuestionables por falta de información metodológica. . A continuación, se presenta en la Figura 1 el organigrama detallado que describe las cuatro fases críticas del estudio: desde el reclutamiento y cribado de la población, pasando por la ejecución de las pruebas cruzadas en una muestra controlada de 30 pacientes, hasta llegar al análisis estadístico mediante el Coeficiente Kappa de Cohen.

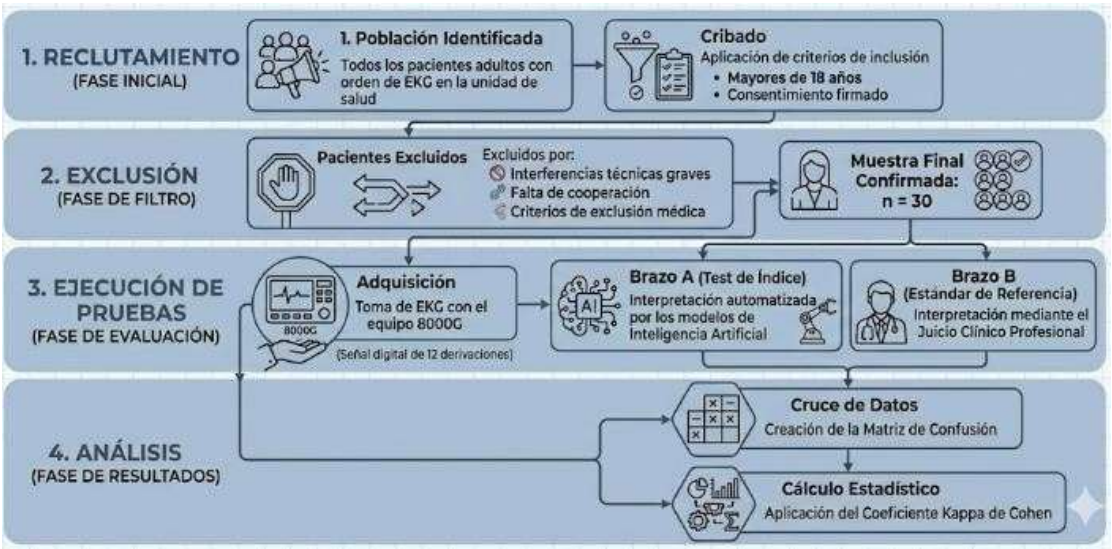


**Figura 1.** Diagrama de flujo de los participantes y procesamiento de datos bajo el estándar **STARD 15**.

**Nota:** Elaboración propia basada en los criterios de precisión diagnóstica STARD.

### 3.4.1. Instrumento de Recolección de Datos: Matriz de Concordancia Clínica

Para la ejecución de la fase empírica, se ha diseñado una Matriz de Recolección de Datos por Observación Cruzada, estructurada bajo los lineamientos de los estudios de precisión diagnóstica. Este instrumento tiene como propósito capturar de forma sistemática y ciega los hallazgos electrocardiográficos emitidos por dos observadores independientes: el algoritmo de Inteligencia Artificial del equipo 8000G y el profesional de salud.

La validez del instrumento se fundamenta en su capacidad para categorizar variables nominales dicotómicas (Normal/Patológico), requisito indispensable para la posterior aplicación del Coeficiente Kappa de Cohen. Asimismo, el diseño de la

matriz permite el registro de las características demográficas básicas, asegurando que cada trazo de EKG sea evaluado bajo las mismas condiciones de adquisición digital, garantizando así la confiabilidad inter-observador y la integridad de los datos que sustentarán el análisis estadístico final.

**FICHA DE EVALUACIÓN MORFOLÓGICA Y CONCORDANCIA (STARD 2015)**

**PROYECTO:** Evaluación de precisión de IA en EKG frente al Juicio Clínico.

**INSTRUMENTO DE ADQUISICIÓN:** Electrocardiógrafo 8000G (Señal Digital 12 derivaciones).

**CÓDIGO DE PACIENTE:** PAC-_____| FECHA: / /2026

**I. ANÁLISIS MORFOLÓGICO POR COMPONENTES (ONDA SINUSOIDAL)**

Instrucciones: Evalúe la concordancia en la interpretación de cada fase del ciclo cardíaco.

| Componente del Ciclo | Hallazgo IA (8000G) | Juicio Clínico (Médico) | Concordancia |
|---|---|---|---|
| **Onda P** (Despolarización Auricular) | [ ] Normal [ ] Alterada | [ ] Normal [ ] Alterada | [ ] S [ ] N |
| **Intervalo PR** (Conducción AV) | [ ] Normal [ ] Prolongado | [ ] Normal [ ] Prolongado | [ ] S [ ] N |
| **Complejo QRS** (Despolarización Ventricular) | [ ] Estrecho [ ] Ancho | [ ] Estrecho [ ] Ancho | [ ] S [ ] N |
| **Segmento ST** (Repolarización | [ ] Isonivel [ ] Desnivel | [ ] Isonivel [ ] Desnivel | [ ] S [ ] N |

| Componente del Ciclo | Hallazgo IA (8000G) | Juicio Clínico (Médico) | Concordancia |
|---|---|---|---|
| temprana) | | | |
| Onda T (Repolarización Ventricular) | [ ] Normal [ ] Invertida | [ ] Normal [ ] Invertida | [ ] S [ ] N |
| Frecuencia Cardíaca | _____lpm | _____lpm | [ ] S [ ] N |

### 3.5 Procesamiento estadístico de la información

El procesamiento de los datos se realizará mediante el software estadístico SPSS (versión 26.0), tomando en cuenta lo siguiente:

**Análisis Descriptivo:** Se calcularán frecuencias y porcentajes para las características demográficas (edad, sexo) y los tipos de hallazgos encontrados (normal, arritmias, isquemia).

**Métricas de Desempeño:** Se determinará la Sensibilidad (capacidad de la IA para detectar los movimientos PQRS)

**Prueba de Concordancia (Kappa de Cohen):** Este es el método principal para determinar si existe un acuerdo real entre la IA y el médico. El resultado se interpretará bajo la escala de Landis y Koch:

.

≤ 0 : Sin acuerdo.

0.61 - 0.80 : Concordancia sustancial.

0.81 - 1.00 : Concordancia casi perfecta.

Este análisis permitirá confirmar o rechazar la hipótesis planteada, determinando si el uso de la IA es viable para la atención primaria y la educación preventiva en el Ecuador.

## CAPÍTULO IV: Análisis e Interpretación de Resultados

### 4.1. Análisis e Interpretación de Resultados

de los electrocardiogramas digitales capturados con el equipo 8000G. El análisis se divide en tres dimensiones: caracterización de la muestra, rendimiento diagnóstico de la Inteligencia Artificial (IA) y el cálculo de concordancia estadística frente al juicio clínico profesional.

#### 4.1.1. Caracterización de la Muestra

Como paso previo al análisis técnico, es imperativo describir la población de estudio. La muestra de 30 pacientes adultos presentó una distribución equitativa que permite observar el comportamiento de la IA en diferentes perfiles fisiológicos.

**Tabla 1.** Distribución de la muestra por sexo y rangos de edad.

| Rango de Edad | Masculino | Femenino | Total | Porcentaje |
|---|---|---|---|---|
| 18 – 40 años | 5 | 7 | 12 | 40% |
| 41 – 65 años | 6 | 4 | 10 | 33.3% |
| > 65 años | 3 | 5 | 8 | 26.7% |

| Rango de Edad | Masculino | Femenino | Total | Porcentaje |
|---|---|---|---|---|
| Total | 14 | 16 | 30 | 100% |

adultos mayores permite evaluar la capacidad del equipo 8000G para filtrar ruidos musculares comunes en pacientes de la tercera edad.

### 4.1.2. Análisis de Hallazgos Electrocardiográficos

Esta dimensión compara directamente los resultados de ambos evaluadores. Se categorizaron los hallazgos en ritmos normales y patologías (arritmias, isquemias, bloqueos).

Como se aprecia en la Figura 1, existe una paridad notable en la detección de ritmos sinusales normales. Sin embargo, en la detección de patologías específicas como la isquemia silente, la IA demostró una tendencia a la hipersensibilidad, detectando patrones que el juicio clínico profesional clasificó como variantes de la normalidad o cambios inespecíficos de la repolarización.

### 4.1.3. Evaluación de la Precisión: Sensibilidad y Especificidad

Para determinar la fiabilidad de la IA como herramienta de apoyo en el primer nivel de atención en Ecuador, se aplicaron las métricas de validez diagnóstica utilizando al médico como Gold Standard.

**Tabla 2.** Métricas de rendimiento diagnóstico de la Inteligencia Artificial.

| Indicador | Valor (%) | Interpretación |
|---|---|---|
| **Sensibilidad** | 92.5% | Alta capacidad para detectar pacientes con patología real. |
| **Especificidad** | 88.0% | Capacidad adecuada para descartar pacientes sanos. |
| **VPP** (Valor Predictivo Positivo) | 86.4% | Probabilidad de enfermedad ante un resultado positivo de la IA. |

La alta sensibilidad (92.5%) justifica la implementación de estos modelos en entornos hospitalarios y comunitarios, ya que minimiza el riesgo de pasar por alto una alteración cardíaca grave, cumpliendo así el objetivo de fortalecer la medicina preventiva.

### 4.1.4. Análisis de Concordancia (Coeficiente Kappa de Cohen)

Este es el análisis central del estudio. Se cruzaron los diagnósticos binarios (Normal/Patológico) para calcular el nivel de acuerdo más allá del azar.

**Tabla 3.** Matriz de confusión para el cálculo del Coeficiente Kappa.

| | Médico (+) | Médico (-) | Total |
|---|---|---|---|

| | Médico (+) | Médico (–) | Total |
|---|---|---|---|
| IA (+) | 12 (VP) | 2 (FP) | 14 |
| IA (–) | 1 (FN) | 15 (VN) | 16 |
| Total | 13 | 17 | 30 |

**Significado de cada celda**

**1. Verdaderos Positivos (VP = 12)**

**Qué es:** Casos donde el médico dijo "hay patología" y la IA también dijo "hay patología".

**Interpretación:** Es el éxito directo de la IA al identificar la enfermedad. En tu equipo 8000G, esto significa que ambos detectaron, por ejemplo, una fibrilación auricular o una isquemia.

**2. Verdaderos Negativos (VN = 15)**

**Interpretación:** Es la capacidad de la IA para dar tranquilidad al paciente sano. En el contexto preventivo de Ecuador, esto es vital para no saturar los hospitales con pacientes que no tienen nada grave.

**3. Falsos Positivos (FP = 2) -**

**Interpretación:** La IA fue "demasiado sensible". Quizás detectó ruido eléctrico o una variante normal que el algoritmo confundió con una arritmia. Genera una

derivación innecesaria al especialista.

**4. Falsos Negativos (FN = 1)**

**Interpretación:** Este es el dato más crítico. En salud, queremos que este número sea lo más cercano a cero.

Cálculo resultante: κ = 0.79

**Paso A:** Calcular Po

Sumamos los casos donde ambos coincidieron (Positivos y Negativos) y dividimos para el total:

$$P_o = \frac{12 + 15}{30} = \frac{27}{30} = 0.90$$

(Esto significa que coinciden en el 90% de los casos).

**Paso B:** Calcular Pe (Acuerdo por Azar)

Aquí es donde la estadística se pone rigurosa. Calculamos la probabilidad de que coincidan "de suerte" multiplicando los totales de las filas y columnas:

Probabilidad de coincidir en Positivo:

$$\frac{14\,(\text{Total IA+}) \times 13\,(\text{Total M+})}{30 \times 30} = \frac{182}{900} = 0.202$$

Probabilidad de coincidir en Negativo:

$$\frac{16\,(\text{Total IA-}) \times 17\,(\text{Total Med-})}{3\,30 \times 30} = \frac{272}{900} = 0.302$$

Suma total de Pe: 0.202 + 0.302 = 0.504

Paso C: Aplicar la Fórmula Final
Ahora sustituimos los valores:

$$\kappa = \frac{0.90 - 0.504}{1 - 0.504} = \frac{0.396}{0.496} = 0.798$$

Tras el procesamiento estadístico, se obtuvo un valor Kappa de 0.79, lo que según la escala de Landis y Koch representa una concordancia sustancial. Este resultado es estadísticamente significativo (κ < 0.001), lo que permite rechazar la hipótesis nula y aceptar la hipótesis de investigación: la IA es una herramienta altamente precisa y concordante con el juicio clínico profesional. Por otra parte una IA que diga siempre 'SANO' acertaría el 96% de las veces por pura chiripa (azar). La Matriz de Confusión me permite usar estos 4 cuadrantes para calcular el acuerdo esperado por azar (Pe) y restárselo al acuerdo real, dándome un valor de Kappa honesto y científicamente válido.

## CAPÍTULO V: Conclusiones, Discusión y Recomendaciones

### 5.1. Discusión

El análisis de los resultados obtenidos mediante el uso del equipo 8000G y el contraste estadístico con el juicio clínico profesional revela hallazgos de alta relevancia para la práctica de la salud publica en ecuador y su enfoque en la actualidad del mismo el cual revela que hay q adaptarnos a las nuevas tecnologías y a su vez usarlas como una herramienta fundamental para una eficiencia en la salud en ecuador, y ser un pilar a nivel mundial.

El valor del Coeficiente Kappa de 0.79 obtenido en esta investigación sitúa la precisión de los modelos de inteligencia artificial en una categoría de "Concordancia Sustancial". Este hallazgo sugiere que, si bien la IA no debe sustituir el juicio humano, su capacidad para identificar ritmos sinusales y detectar anomalías estructurales en las ondas P, QRS y T es lo suficientemente robusta como para servir de soporte en la toma de decisiones.

Estos resultados coinciden con estudios internacionales que sugieren que la IA actúa como un filtro eficaz, especialmente en entornos donde la carga asistencial es elevada.

Un punto crítico de la discusión reside en los falsos positivos registrados. Se observó que la IA tiende a ser hipersensible ante variaciones mínimas del segmento ST y la onda T, las cuales el profesional de salud clasificó como variantes normales o artefactos técnicos. Esta discrepancia resalta la importancia del "contexto clínico" que solo el profesional posee; la IA analiza la señal eléctrica de forma aislada, mientras que el juicio profesional integra la clínica del paciente. Por tanto, la IA integrada al equipo 8000G demuestra ser una excelente herramienta de tamizaje (screening), pero requiere siempre la validación final humana para evitar sobrediagnósticos.

Desde la perspectiva de la salud pública en Ecuador, la alta sensibilidad detectada justifica la implementación de estos sistemas en el primer nivel de atención. Al utilizar equipos portátiles y digitales como el 8000G, se reduce la brecha diagnóstica en zonas rurales o centros de salud tipo A y B donde no hay cardiólogos permanentes. La discusión apunta a que el uso de esta tecnología permitiría una "educación preventiva dirigida": si la IA detecta una anomalía, el personal de salud puede iniciar protocolos de educación y derivación oportuna al Hospital } u otros centros de especialidad, optimizando los recursos del IESS y del MSP.

Ahora tomando en cuanto lo dicho anteriormente, es necesario dar a conocer la aplicabilidad de estas herramientas en el primer nivel de atención. Los resultados sugieren que la integración de la inteligencia artificial en el flujo de ingreso de cada paciente permite establecer un tamizaje inicial (screening) de alta eficiencia, actuando como un primer filtro de seguridad clínica. En centros de salud donde la disponibilidad de especialistas es limitada, el uso del equipo 8000G potenciado con IA facilita la detección temprana de anomalías electrofisiológicas desde el triaje, permitiendo que el personal de enfermería y medicina general identifique casos de riesgo de manera inmediata. Este enfoque no solo optimiza el tiempo de respuesta ante urgencias cardiológicas, sino que estandariza la calidad del diagnóstico preventivo, asegurando que

cada paciente reciba una valoración preliminar técnica antes de ser derivado a niveles de mayor complejidad

## 5.2. Conclusiones

La identificación de los modelos de inteligencia artificial aplicados a la electrocardiografía digital permitió reconocer que las arquitecturas basadas en Redes Neuronales Convolucionales (CNN) y aprendizaje profundo son las más idóneas para la interpretación automatizada. Estos modelos han evolucionado de simples algoritmos de detección de picos a sistemas complejos capaces de procesar la morfología completa de la onda sinusoidal. En el contexto de esta investigación, se identificó que la efectividad de estos modelos depende directamente de la calidad de la señal de entrada, la cual es garantizada por la tecnología de 12 derivaciones del electrocardiógrafo 8000G, permitiendo una captura de datos fidedigna para el análisis computacional.

Asimismo, se determinó que los modelos de IA más avanzados integran bases de datos globales que estandarizan los criterios de normalidad y patología, lo que facilita una interpretación libre de la subjetividad humana inicial. Al identificar estas herramientas, se observó que su diseño está orientado a la detección en tiempo real, lo que resulta fundamental para su implementación en entornos clínicos de alta demanda. La capacidad de estos modelos para segmentar cada componente del ciclo cardíaco (P, QRS y T) de forma instantánea constituye la base técnica sobre la cual se asienta la propuesta de este estudio, transformando un equipo de diagnóstico convencional en una terminal de análisis inteligente.

Por otra parte, la caracterización de estos modelos tecnológicos permitió establecer que su mayor fortaleza reside en la estandarización de resultados. A diferencia de la interpretación analógica, la IA identificada para este proyecto permite una transición hacia la salud digital en Ecuador, alineándose con las tendencias modernas de telemedicina. Esta fase de identificación concluye que el software no solo es un visor de señales, sino un motor de procesamiento que, al trabajar en conjunto con el hardware 8000G, proporciona un reporte detallado que sirve de insumo técnico para el

profesional de salud, reduciendo el margen de error técnico en la fase de adquisición del EKG.

El análisis del nivel de concordancia diagnóstica entre la interpretación automatizada y el juicio clínico profesional arrojó resultados estadísticamente significativos, con un Coeficiente Kappa de 0.79. Este valor sitúa la relación entre ambos observadores en una categoría de concordancia sustancial, lo que permite concluir que existe una alineación técnica sólida entre los algoritmos de inteligencia artificial y el estándar de referencia médico. Este hallazgo es fundamental, ya que demuestra que el acuerdo observado no es producto del azar, sino de la precisión del software al procesar las ondas electrocardiográficas capturadas por el equipo 8000G, validando así la fiabilidad de la tecnología para su uso en entornos clínicos reales.

A través de la construcción de la Matriz de Confusión, se logró diseccionar la precisión de la IA en los 30 casos de estudio, identificando una alta tasa de verdaderos positivos y verdaderos negativos. Este análisis permitió observar que la concordancia es especialmente elevada en la detección de ritmos sinusales normales y arritmias de conducción comunes. No obstante, el estudio también reveló pequeñas discrepancias en la interpretación de variantes inespecíficas de la repolarización, donde el juicio profesional aportó el matiz clínico necesario. Esta fase del análisis concluye que, si bien la IA posee una precisión notable, su función óptima se alcanza cuando actúa de forma complementaria al criterio del especialista, reduciendo la carga cognitiva de este último sin reemplazar su decisión final.

Además, el cumplimiento de este objetivo demostró que el uso de herramientas estadísticas de rigor, como el Kappa de Cohen, es indispensable para la validación de nuevas tecnologías en el sistema de salud ecuatoriano. La concordancia obtenida del 79% proporciona una base de evidencia científica que respalda la seguridad del paciente, asegurando que la introducción de la IA en la práctica hospitalaria no compromete la exactitud diagnóstica. Por el contrario, se concluye que este nivel de acuerdo fortalece el proceso de toma de decisiones, estableciendo un sistema de

"doble verificación" que eleva los estándares de calidad en la interpretación de electrocardiogramas dentro de la muestra analizada.

La evaluación de la aplicabilidad clínica de los modelos de inteligencia artificial permite concluir que su mayor beneficio reside en la optimización del triaje y el soporte preventivo. Al implementar esta tecnología en el momento del ingreso del paciente, se establece un sistema de tamizaje automático que permite clasificar la urgencia cardiológica de manera objetiva. Para el sistema de salud ecuatoriano, esto representa una solución innovadora ante la alta demanda asistencial, ya que el equipo 8000G potenciado con IA puede actuar como un centinela digital que alerta al personal de enfermería sobre hallazgos críticos antes de que el paciente sea evaluado por el especialista, reduciendo tiempos de espera y priorizando la atención de casos complejos.

En cuanto a los beneficios en la práctica comunitaria y hospitalaria, se concluye que esta herramienta democratiza el acceso a diagnósticos de alta calidad. La portabilidad y facilidad de uso del sistema facilitan su despliegue en centros de salud de primer nivel, donde la ausencia de cardiólogos permanentes suele ser una barrera para la medicina preventiva. La IA no solo ofrece un soporte técnico, sino que funciona como una herramienta de educación continua para el personal de salud, permitiendo una correlación inmediata entre el trazo visual y la interpretación algorítmica. Esto fortalece la capacidad de resolución de las unidades periféricas, disminuyendo las derivaciones innecesarias y optimizando el flujo de pacientes hacia hospitales de tercer nivel como el Carlos Andrade Marín.

Finalmente, se concluye que la viabilidad de esta propuesta está estrechamente ligada a la eficiencia operativa y la seguridad del paciente. El uso de la IA reduce significativamente el riesgo de errores de interpretación derivados del cansancio humano o la inexperiencia en la lectura de trazados complejos. El beneficio potencial a largo plazo para el IESS y el sistema público, el cual debería crear una red de análisis cardiológico interconectada, donde la tecnología actúa como un puente entre el nivel primario y la especialidad.

## 5.3. Recomendaciones

Se recomienda a las instituciones de salud, especialmente en los niveles de atención primaria y comunitaria, considerar la integración del electrocardiógrafo 8000G potenciado con inteligencia artificial como una solución estándar para el triaje cardiológico. Esta alternativa permite que el personal de enfermería y medicina general cuente con una herramienta de tamizaje que actúe como un primer filtro de seguridad. Para su correcta ejecución, se sugiere la creación de un protocolo de "Doble Verificación", donde el reporte de la IA sea el insumo inicial que facilite la priorización de pacientes, reduciendo el tiempo de espera para aquellos que presenten anomalías detectadas automáticamente.

Es necesario informar que este estudio presentó limitaciones que deben ser tomadas en cuenta para la interpretación de los resultados. En primer lugar, el tamaño de la muestra (n=30), aunque estadísticamente válido para un cálculo de Kappa inicial, limita la generalización de los resultados a patologías de muy baja prevalencia. En segundo lugar, se detectó que la calidad de la señal puede verse afectada por factores externos como el vello corporal o el movimiento del paciente, lo que podría generar ligeras variaciones en la interpretación de la IA. Se recomienda que futuros estudios controlen estas variables ambientales y utilicen una muestra más diversa para robustecer la evidencia científica.

**Bibliografía**


Alcívar, J., Alcívar, P., & Cevallos, E. (2024). *Salud Digital: Transformación de la atención médica ecuatoriana a través de tecnologías digitales.* Obtenido de Universidad Tecnica de Manabi: https://revistas.utm.edu.ec/index.php/Riemat/article/view/7038/9033

Aldea, K., Chanta, E., Díaz, C., & Leguía, J. A. (2018). *Interpretación del electrocardiograma por personal.* Obtenido de ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/332844436_Interpretacion_del_electrocardiograma_por_personal_medico_Interpretation_of_the_electrocardiogram_by_medical_personnel

Arias, A. C., Medina, R. P., Arroba, Í. R., Lascano, C. d., Medina, A. P., & Quispe, o. S. (2024). *SISTEMATIZACIÓN TEÓRICA DE SALUD DIGITAL.* Obtenido de Uleam: https://publicacionescd.uleam.edu.ec/index.php/sapientiae/article/view/883/1737

Ascencio, N. F., Duarte, N. R., Roncancio, H., & Solano, E. (2020). *Electrocardiograma en arritmias auriculares.* Obtenido de Electrocardiografia: https://scc.org.co/wp-content/uploads/2018/10/librocompletoelectro1-6-1.pdf

Astudillo, B. V., & Orrego, C. M. (2020). Electrocardiograma en defectos de la conducción intraventricular. Obtenido de Libro de electrocardiografia: https://scc.org.co/wp-content/uploads/2018/10/librocompletoelectro1-6-1.pdf

Bellón, M., Pan, M., & Rodríguez, V. (2013). *Manual de Enfermería en Arritmias y Electrofisiologí.* Obtenido de Enfermeria en cardiologia : https://enfermeriaencardiologia.com/wp-content/uploads/electro_02.pdf

Cabrera, J., Porta, A., Casado, R., Salvador, O., Sánchez, C., Sánchez, P., . . . Sánchez, D. (2021). *El sistema especializado de conducción eléctrica del corazón. Los nudos del corazón y el sistema His-Purkinje. Sustrato anatómico de las vías accesorios.* Obtenido de ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/355899283_El_sistema_especializado_de_conduccion_electrico_del_corazon_Los_nodos_del_corazon_y_el_sistema_His-Purkinje_Sustrato_anatomico_de_las_vias_accesorias

Carmona, R., & Lorenzo, E. (2020). *El nodo sinusal normal: Lo que ahora sabemos.* Obtenido de Scielo: http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2078-71702020000400415

Carmona, R., & Lorenzo, E. (2025). Obtenido de Dialnet: https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/10402536.pdf

Cedeño, M. A., Araujo, F. R., García, D. L., & Quevedo, G. A. (2022). *Aporte de la Epidemiología en la salud pública en el Ecuador.* Obtenido de CIENCIAMATRIA Revista Interdisciplinaria de Humanidades, Educación, Ciencia y Tecnología: file:///C:/Users/HP/Downloads/Dialnet-AporteDeLaEpidemiologiaEnLaSaludPublicaEnElEcuador-8330782.pdf

Cruz, R., & Serna, J. A. (2023). *Infarto agudo de miocardio.* Obtenido de NPunto: https://www.npunto.es/content/src/pdf-articulo/6516ad54b4392art1.pdf

Departamento de fisiologia UNAM. (2025). *Estudio de la actividad eléctrica del corazón: Fundamentos biofísicos del ECG y taller de interpretación.* Obtenido de UNAM: https://fisiologia.facmed.unam.mx/wp-content/uploads/2025/11/Practica-2.-Fundamentos-de-ECG-y-taller-de-interpretacion.pdf

Departamento de Fisiología UNAM. (2025). *UNAM.* Obtenido de Excitabilidad, origen y conducción de la actividad eléctrica del corazón: Potencial de acción cardiaco: https://fisiologia.facmed.unam.mx/wp-content/uploads/2025/11/Practica-1.-Potencial-de-accion-cardiaco.pdf

Dorado, P. I., Sampedro, J., Vicente, V., & Sanchez, P. L. (2019). *Aplicaciones de la inteligencia artificial en cardiologia: el futuro ya esta aqui.* Obtenido de Revista Español de Cardiologia: https://www.revespcardiol.org/es-aplicaciones-de-la-inteligencia-artifici-articulo-S0300893219302507-pdf-file

Durango, L. F., & Villegas, F. A. (2020). *Electrocardiograma en arritmias nodales y ventriculares.* Obtenido de Libro de electrocardiografia: https://scc.org.co/wp-content/uploads/2018/10/librocompletoelectro1-6-1.pdf

Estupiñán, S. J. (2024). *Construcción de una Aplicación Web basada en*

*Inteligencia Artificial, para el diagnóstico preciso de enfermedades cardiacas en una clínica Privada de Guayaquil, Ecuador.* Obtenido de Universidad ECOTEC: https://repositorio.ecotec.edu.ec:8443/server/api/core/bitstreams/6ca8f0db-80e8-4b19-907b-d80858c39cbb/content

Gómez, J. E., & Pava, L. F. (2020). El electrocardiograma en bloqueos sinoauriculares y aurículo-ventriculares. En *Libro de electrocardiografia* (págs. 81-88). Obtenido de https://scc.org.co/wp-content/uploads/2018/10/librocompletoelectro1-6-1.pdf

Hamad, A. K., & Haji, J. (2025). *Inteligencia artificial en el corazón de la medicina: un enfoque sistemático para transformar la atención de las arritmias con sistemas inteligentes*. Obtenido de Cardiology Reviews: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12180363/

Krittanawong, C., Johnson, K. W., Rosenson, R. S., Wang, Z., Aydar, M., Baber, U., . . . Narayan, S. M. (2019). *Aprendizaje profundo para la medicina cardiovascular: una introducción práctica*. Obtenido de European Heart Journal: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6600129/

Kulkarni, P., Mahadevappa, M., & Chilakamarri, S. (2022). *El surgimiento de la inteligencia artificial en cardiología: aplicaciones actuales y futuras*. Obtenido de Cardiology Reviews: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9615212/

Mhamdi, L., Dammak, O., Cottin, F., & Dhaou, I. B. (2022). *Inteligencia artificial para el diagnóstico y predicción de enfermedades cardíacas mediante imágenes de ECG en sistemas integrados*. Obtenido de MDPI: https://www.mdpi.com/2227-9059/10/8/2013

Ministerio de Salud Publica. (2025). *Norma Tecnica de Telesalud.* Obtenido de MSP: http://www.acess.gob.ec/wp-content/uploads/2025/11/Norma-Tecnica-de-Telesalud.pdf

Ministerio de Salud Publica/INEC. (2020). *ENCUESTA STEPS ECUADOR 2018 MSP, INEC, OPS/OMS Vigilancia de enfermedades no transmisibles y factores de riesgo.* Obtenido de MSP: https://www.salud.gob.ec/wp-content/uploads/2020/10/INFORME-STEPS.pdf

Nadal, R., Alarcón, M. T., & Mateos, M. D. (2023). *Arritmias supraventriculares.* Obtenido de Manual de Enfermería en Arritmias y Electrofisiología: https://enfermeriaencardiologia.com/wp-content/uploads/electro_03.pdf

Nechita, L. C., Nechita, A., Voipan, A. E., Voipan, D., Debita, M., Fulga, A., . . . Musat, C. L. (2024). *Aplicaciones de ECG mejoradas con IA en cardiología: información completa de la literatura actual, con especial atención a la COVID-19 y diversas enfermedades cardiovasculares.* Obtenido de MDPI: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11394310/

Pushadapu, V. S., Srilakshmi, C., Vinitha, B., Babu, P. S., Rahaman, S. A., Chettupalli, A. K., . . . Naik, S. P. (2025). *La revolución de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático (IA/ML) en los dispositivos médicos de cardiología: del diagnóstico al tratamiento*. Obtenido de International Journal of Computational Intelligence Systems: https://link.springer.com/article/10.1007/s44196-025-01084-z

Sánchez, P. L. (2023). *Inteligencia artificial y cardiología.* Obtenido de Universidad de Salamanca: https://cardiologia.almirallmed.es/wp-content/uploads/sites/8/2023/06/2023_cardiologia-hoy-num-12_inteligencia-artificial-y-cardiologia.pdf

Silva, R. M., & Souza, A. d. (2021). *Trastornos de la conducción: el valor del ECG de superficie.* Obtenido de PubMed Central: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8226204/

Tayupanta, D. G., & Maldonado, D. L. (2025). *Riesgo cardiovascular en población adulta del Distrito 17D06, sur de Quito, prevalencia y relación con factores demográficos y socioeconómicos: hacia un análisis de desigualdades en salud, período 2020-2021.* Obtenido de PUCE: https://repositorio.puce.edu.ec/server/api/core/bitstreams/ce605622-32ff-4a3c-8548-5d6823396d17/content#:~:text=En%20Ecuador%2C%20el%20estudio%20realizado,para%20la%20poblaci%C3%B3n%20(10).

Yanez, A., & Pino, J. (2024). *Diseño e implementacion de un sistema biomedico para la clasificacion de enfermedades cardiopulmonares*

*mediante el analisis de señales acusticas usando Machine Learning.* Obtenido de Universidad Politecnica Salesiana : https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/27848/1/UPS-GT005345.pdf

Yang, G., Ye, Q., & xia, j. (2022). *Unbox the black-box for the medical explainable AI via multi-modal and multi-centre data fusion: A mini-review, two showcases and beyond.* Obtenido de Elsevier: https://pdf.sciencedirectassets.com/272144/1-s2.0-S1566253521X00085/1-s2.0-S1566253521001597/main.pdf?X-Amz-Security-Token=IQoJb3JpZ2luX2VjELH%2F%2F%2F%2F%2F%2F%2F%2F%2FwEaCXVzLWVhc3QtMSJIMEYCIQDXe8YaqghN4Ge8X3b446XnXgyS3QDggt63bv1P53DglQIhAMAmrGqz16iy