Prevención Del Error De Diagnóstico En Consulta Ambulatoria Médica Con Inteligencia Artificial Bajo El Contexto De Responsabilidad Civil

Autor

Carlos Alejandro López Córdoba

Magister en Derecho Médico

Director

Dr. Nelson Roa

Facultad de Derecho

Maestría Derecho Médico

Universidad Santiago de Cali.

Santiago de Cali – Colombia

2025

Resumen

El presente trabajo de investigación es un estado del arte del avance de la inteligencia artificial en la intervención de los factores de la historia clínica electrónica que contribuyen a la generación de errores de diagnóstico descritos por IOM (Institute of Medicine) en su investigación del año 2015. Se profundizó en la caracterización del error de diagnóstico con datos estadísticos de mortalidad a nivel internacional y de sentencias proferidas por tribunales judiciales en Colombia, naturaleza del error de diagnóstico y fallas en el proceso de diagnóstico. Esta investigación evidencia como la inteligencia Artificial disminuye la frecuencia de los errores de diagnóstico en la toma de decisiones, interviniendo los flujos de trabajo clínico y administrativo, la efectividad de la EHR y la documentación clínica. Evidencia su implementación en diferentes organizaciones de salud de varios continentes, en diversos flujos operacionales, en diversos entornos, mostrando rendimientos importantes. En cuanto al avance en definición de roles y funciones, la investigación muestra el avance en la creación de marcos conceptuales de colaboración humano-inteligencia artificial para el trabajo compartido en entornos de alto riesgo en el campo de la salud, a través de los agentes de IA de última generación.

Abstract

This research presents a state-of-the-art study of the advancement of artificial intelligence in addressing factors in electronic health records that contribute to the generation of diagnostic errors described by the Institute of Medicine (IOM) in its 2015 research. Diagnostic errors were characterized in-depth using international mortality statistics and rulings issued by Colombian courts, as well as the nature of the diagnostic error and flaws in the diagnostic process. This research demonstrates how artificial intelligence reduces the frequency of diagnostic errors in decision-making by intervening in clinical and administrative workflows, the effectiveness of the EHR, and clinical documentation. It demonstrates its implementation in different healthcare organizations on several continents, in diverse operational flows, and in diverse environments, showing significant returns. Regarding the progress in defining roles and functions, the research demonstrates progress in creating conceptual frameworks for human-artificial intelligence collaboration for shared work in high-risk healthcare environments, using state-of-the-art AI agents.

Palabras clave: Prevención, error diagnóstico, sistema de soporte a las decisiones clínicas (CDSS), Tecnología de la Información (TI), historia clínica electrónica (EHR), Inteligencia artificial (AI), responsabilidad civil (RC), consulta ambulatoria médica, trabajo en equipo, integración, flujo de trabajo.

Introducción

El Error De Diagnóstico

El error de diagnóstico es una situación latente en la consulta médica profesional, desapercibida por los profesionales (Pérez Tamayo, 2016, como se citó en Fernández, 2016, p. 70), descuidado por el movimiento de la calidad y seguridad del paciente (Gandhi et al., 2006 ; Graber et al., 2012 ; Newman-Toker y Pronovost, 2009 ; Singh, 2014 como se citó en IOM, 2015, p. 6) y (WHO,2024, p.113), generador de eventos adversos importantes, que generan hospitalización prolongada, discapacidad y/o muerte (Ministerio de la Protección Social [MPS], 2008, p. 20), desmoralizador para los profesionales de la salud involucrados, costoso para la sociedad por generar pérdida de la productividad laboral, ausentismo escolar, afectación del estado de salud de las personas (IOM, 1999, como se citó en Fernández, 2016, p.70), generador de costos de no calidad para las organizaciones de salud (ordenamientos no pertinentes, hospitalizaciones inesperadas) y reclamaciones civiles por daños y perjuicios.

El error de diagnóstico descrito como la 7ª causa de errores médicos (Garcés y Santana, 2019, p. 412), incluido dentro del concepto de error médico que es la 3ª causa de muerte en USA (Makary y Daniel, 2016, como se citó en Alvarez, 2019, p.70), es más frecuente en el medio ambulatorio (56%) comparado con el medio hospitalario (28%) y urgencias (16%); en los USA afecta al 5% de los pacientes atendidos en el medio ambulatorio, y se estima que al menos una vez en su vida un paciente tendrá un error de diagnóstico (IOM, 2015, p. 2 y 54), otros autores como Singh et al, 2014, como se citó en Campione et al, 2023, p. 1, refieren que al menos 1 de cada 20 pacientes en el ámbito ambulatorio sufrirán errores de diagnóstico cada 1 año y el 50% de estos errores podría resultar en daño.

Desde el punto de vista jurídico el error de diagnóstico fue el principal tipo de reclamo pagado por negligencia (28,6%), fue el responsable de la mayor proporción de los pagos totales (38,2%), tenía casi el doble de probabilidades de estar asociados con la muerte del paciente que otras categorías de acusaciones (como tratamiento, cirugía, medicación o reclamaciones obstétricas) (Tehrani et al, 2013, como se citó en Institute Of Medicine [IOM], 2015, p 52-53); por reclamaciones médicas el error de diagnóstico fue casi el 70% de las reclamaciones en el ámbito ambulatorio, afectando los servicios de

medicina interna, medicina familiar, obstetricia, cardiología, ginecología, cirugía general, medicina de emergencias, ortopedia, pediatría y medicina hospitalaria, con una frecuencia de reclamaciones que oscila entre el 9% para el servicio de obstetricia hasta el 61% para el servicio de pediatría (IOM, 2015, p. 54)

El error de diagnóstico ha recibido poca atención para su estudio porque los datos para su medición son escasos, poco confiables y se obtienen en retrospectiva (IOM, 2015, p. 2). En Colombia la situación es similar, pues la política de calidad no lo incluye como un aspecto de calidad a ser medido y monitorizado, la resolución 256 de 2016 y el manual de buenas prácticas en seguridad del paciente no contienen esta temática, la resolución de habilitación 1443 de 2014 (derogada) y la actual 3100 de 2019 donde se obliga a las IPS de salud a implementar una política de seguridad del paciente, que incluye un sistema de reporte de eventos adversos, el error de diagnóstico es tratado en forma general, voluntaria y no se resalta como problema mayor; además, pocas o ninguna entidad universitaria en Colombia direcciona algún tema relacionado con el error de diagnóstico, su prevención, su relación con el razonamiento cognitivo, su relación con las tecnologías de la información (investigación del autor al indagar a varios estudiantes de medicina en varias universidades del país), como sí lo refiere un estudio de investigación en México específicamente en la universidad UNAM, donde desde el año 2010, en el pensum del pregrado de la carrera de medicina, se programan cátedras relacionadas con informática, razonamiento clínico, error de diagnóstico y ayuda a la toma de decisiones (Sánchez-Mendiola et al. 2013, p.383).

En la actualidad, las estrategias de prevención del error de diagnóstico son escasas, no evaluadas, de bajo impacto y encaminadas a factores organizacionales -como el diseño de checklist, uso de aplicaciones CDSS-, factores humanos –desarrollo de conciencia del uso del pensamiento tipo 2- (Minué-Lorenzo, 2016), factores gubernamentales –como diseño de políticas, implementación de educación universitaria, desarrollo de investigación- (khullar et al, 2015, como se citó en Fernández,

2016 p.71) con el objeto de incentivar el desarrollo de una cultura organizacional que prevenga el error de diagnóstico y su impacto en los pacientes, como se cita en IOM, 2015, p.2.

En términos de prevención la historia clínica electrónica surge como un instrumento que puede cumplir esta tarea, pero con el tiempo se ha demostrado que no es eficaz y antes ha generado más carga de trabajo a las instituciones y profesionales, siendo una mejora parcial (IOM, 2015, p. 3).

La Tecnología De La Información

La historia clínica electrónica es la herramienta actual para el almacenamiento del registro del acto médico y datos clínicos del paciente. Con la incorporación de la lista de problemas en los años 70, el concepto de evoluciones según contexto y los avances en computación se avanzó hacia la informatización de los datos médicos. Inicialmente el diseño era para procesos administrativos, luego para documentación clínica orientado hacia las fuentes que generan información (notas médicas, evoluciones, paraclínicos, diagnósticos), a un almacenamiento en forma cronológica y con la promesa de disminuir errores médicos, mejorar costo/eficiencia y aumentar participación del paciente (Luna, 2007, p. 77).

En la actualidad, la historia clínica electrónica media entre funciones administrativas (convenios, admisión, calidad) y médicas (registro patológico y prescripción de medicamentos) para la obtención del diagnóstico. A pesar de, facilitar la gestión médica durante la atención del paciente en diferentes ámbitos o entornos de atención (IOM, 2015, p. 136), presenta logros parciales en eficiencia, inconformidad en los médicos (Rico-Carrillo, 2021, p. 560) y dificultades para el acceso eficiente a la información por un gran acúmulo de información, que contribuye al agotamiento de los médicos y a los errores clínicos (Goodman et al, 2024, p. 637).

Los software de ayuda a las decisiones clínicas (CDSS) evidencian un rendimiento medio en la precisión diagnóstica, problemas en la usabilidad y aceptabilidad por el personal médico, una falta de investigación entre la interacción humano y automatización que facilite su desarrollo organizacional, y riesgos potenciales en seguridad del paciente, como afectación del juicio clínico, concejos incorrectos, eventos adversos asociados a su uso (IOM, 2015, p.33), haciendo una contribución modesta a la prevención de los errores de diagnóstico.

La baja eficiencia de la tecnología actual (Rico-Carrillo, 2021, p. 560), las limitaciones de tiempo dentro de la consulta para el manejo de grandes volúmenes de datos sanitarios -historia clínica, literatura científica- (Malsia, 2024, p. 108), la baja capacidad del profesional para manejo del sistema, la alta carga administrativa dentro del tiempo de consulta (Rico-Carrillo, 2021, p. 559-560-565) y la baja implementación de la interoperabilidad de la historia clínica electrónica (IOM, 2015, pp.148-151) dificultan la prevención del error del diagnóstico.

La Inteligencia Artificial y Responsabilidad Civil

Las expectativas generadas por la IA como el manejo de grandes volúmenes de datos sanitarios (Vemula, 2025, p. 2646), la complejidad de la toma de decisiones clínicas (Paulo, 2025, p. 4), la implementación de dispositivos con inteligencia artificial, mejoramiento del desempeño médico en el diagnóstico con procesos colaborativos humano-IA referido por Liu et al, 2024, p. 1238, visibilizan un panorama esperanzador para prevenir el error de diagnóstico y allanan el camino para que las organizaciones en salud exploren y diseñen mecanismos de implementación (costos de adquisición, transformación de procesos administrativos, preparación de personal, capacitaciones) como lo refiere Patel, 2025, p. 7.

El teorema fundamental de la medicina informática, referido como crear sistemas informáticos que aumenten la inteligencia humana, de tal manera que el ser humano y la computadora tengan un

mejor desempeño comparado con el humano solo, es relevante para la comprensión y la adopción de nuevas tecnologías por los médicos (Friedman, 2009 citado por Chen, 2024, p. 1238).

El razonamiento médico como parte del proceso de toma de decisiones clínicas requiere ayuda a través de sistemas de información o CDSS para mejorar la precisión del diagnóstico, por tanto, los resultados de los CDSS deben ser fiables y explicables para lograr el vínculo entre algoritmo y paciente individual, y así aproximarse a la colaboración entre la inteligencia humana y la inteligencia artificial para crear la inteligencia híbrida (Dellerman, 2019, como se citó en Baalen, 2021, p. 7).

Avanzar en el desarrollo de la inteligencia hibrida, entre humano-IA, humano-CDSS, investigando la asignación de funciones en un ambiente colaborativo dentro de un sistema de trabajo, realizando tareas delineadas y complementarias, donde los CRSS (clinical reasoning support systems) realizan razonamiento estadístico y búsqueda de patrones en datos complejos y el médico interpreta, integra y contextualiza los resultados, es el objetivo al plantear el uso de herramientas tecnológicas avanzadas como la inteligencia artificial, en un espacio donde el humano es el factor fundamental (Dellerman, 2019 como se citó en Baalen, 2021, p. 1).

En responsabilidad civil subjetiva el error de diagnóstico no se juzga por el hecho del error o falta técnica, sino del actuar negligente del profesional que no actuó su conocimiento bajo la lex artis del momento y no se apoyó en los medios disponibles del momento para el adecuado diagnóstico (Gamarra y Ruiz, 2021, p. 264), situación que futuriza el uso de la inteligencia artificial como una herramienta tecnológica creada para quedarse y para colaborar en moderar la culpa médica, disminuyendo la incertidumbre del diagnóstico en sus primeras etapas, ayudando a contrarrestar las diferentes variables presentes a la hora de hacer un diagnóstico, como lo refiere Gamarra y Ruiz, 2021, p. 265, donde los diagnósticos serán siempre un desafió donde juegan, el agente de la enfermedad, la respuesta del huésped, el entorno, la forma como el paciente describe sus síntomas, las pruebas, e incluso los poderes

del médico en la observación; si bien es cierto que las herramientas tecnológicas no pueden evitar la presencia de un agente, la respuesta del huésped y el entorno, si pueden colaborar en mejorar la forma en que los pacientes describen sus síntomas, a través de guiar las preguntas necesarias para contextualizar mejor los síntomas, pueden contrarrestar la inadecuada formulación de pruebas y pueden potenciar el ojo médico a la hora del diagnóstico.

Todo esto para alejarse, no 100%, de un actuar con negligencia, imprudencia e inobservancia de protocolos, pues el factor humano, siempre será humano, por más ayuda de las herramientas tecnológicas.

La responsabilidad civil por daños generados al utilizar IA no ha sido determinada por la comunidad internacional, la situación actual, si llega a definirse como responsabilidad subjetiva, gira en torno a la dificultad en la prueba de alguno de los presupuestos de la responsabilidad debido a las características propias de la IA, su autonomía, su carácter opaco y la interconectividad; si llega a definirse como responsabilidad objetiva, la norma de productos defectuosos no da respuesta a los retos que plantean los sistemas de IA, por tanto, requiere modificaciones; su carácter abierto, es decir, por la necesidad de una entrada contínua de datos, define que no es un producto terminado, no sale del control del fabricante, por tanto, no cabría dentro de la noción clásica de producto, convirtiéndose entonces, en un producto sujeto al cambio permanente. Además, la responsabilidad por producto defectuoso resarce daños personales, incluido fallecimiento y daños materiales, no así, los que deriven de una intromisión en los derechos de la personalidad o el daño emocional o moral autónomo. Y se debe tener en cuenta, que la norma se enfrenta a otros retos como el de la vulnerabilidad, y la falta de previsibilidad. Por lo tanto, la UE (Unión Europea) propone 2 mecanismos, una norma que facilite la prueba de la culpa y de la relación de causalidad en el caso de daños o la

sustitución de la norma de producto defectuoso por una regulación adaptada a las nuevas necesidades de la IA (Martin Casals, 2023).

Al momento de realizar la investigación no se encuentran sentencias referidas al tema de responsabilidad civil y el uso de la inteligencia artificial.

El Consultorio En La Complejidad De La Gestión Clínica

La ley 100 de 1993 direcciona la prestación de los servicios de salud por intermedio de una EPS (capítulo I), donde la población afiliada es atendida por una IPS (capítulo II), en un consultorio, por profesionales de la salud habilitados por resolución 3100 de 2019, en un tiempo de 20 minutos (resolución 5261 de 1994, artículo 97), para obtener un diagnóstico, un tratamiento y/o una consulta de seguimiento, en caso necesario.

En el proceso de consulta ambulatoria médica general o especializada intervienen procesos científicos, informáticos y administrativos (admisión, facturación, convenios, calidad, servicio al cliente) que hacen compleja la atención en salud, afectan el nivel de concentración entre médico y paciente, y al final afectan la relación médico-paciente y la resolutividad intrínseca del proceso de atención.

Adicional, el entorno de salud cada vez más complejo dado por la multiplicidad de actividades en salud direccionadas por la normativa colombiana, como lo registra el autor Rico-Carrillo, que refiere que el nivel primario de atención se ha vuelto complejo por la multimorbilidad, diversas opciones terapéuticas, múltiples escalas de riesgo y el aumento de actividades de índole asistencial y administrativo (Rico-Carrillo, 2021, p. 560).

A esto se suma, el control del costo médico como una necesidad de muchos países; es por tanto, necesario mejorar la precisión de pruebas diagnósticas, así como otras áreas de la atención primaria, y al incorporar sistemas de inteligencia artificial efectivos y precisos, se puede garantizar la sostenibilidad a

largo plazo de la calidad y la eficiencia de los sistemas de atención de salud pública (Dolgikh, 2021, p.395-396)

Retos Y Desafíos

El desafío de la presente investigación tiene el objetivo de precisar la eficiencia con que la IA puede prevenir el error de diagnóstico (Albrecht, 2025, p. 2); para tal fin se hace necesario caracterizar mejor el problema del error de diagnóstico desde la fuente de su producción, el factor humano y comprender como, en la actualidad, la EHR luego de ser la solución prometedora de años atrás, se ha convertido en una solución parcial que contribuye a la perpetuación del error de diagnóstico.

Los resultados obtenidos en el nivel primario con la ayuda de la IA permitirán una disminución del error diagnóstico para mejorar calidad de vida a nivel general –laboral, económico y social- (Rico-Carrillo, 2021, P. 568), mejorar gestión de salud de la población (Vemula, 2025, p. 2646), convirtiendo a la IA en un potencial tercer partícipe de la relación médico-paciente (Rubio et al, 2025, p. 192), donde además de asumir funciones específicas como la carga administrativa de una consulta médica, permitirá un avance en el procesamiento de la información, en la interacción humano-computadora, en la mejora de la interacción humano-humano (Chen, 2024, p. 38), una mejor relación médico-paciente, la prevención de los errores de diagnóstico, mejores indicadores de calidad, disminución de costos de atención, como lo refiere el autor Chen, 2024, “adquirir sistemas informáticos no solo para automatizar los documentos sino para recuperar contacto humano a través de sistemas de IA en el cuidado de la salud” (p. 38).

Metodología

La investigación emplea un enfoque cualitativo para caracterizar el error de diagnóstico en varios puntos de vista, por medio de un estudio descriptivo de los factores que influyen en el error de

diagnóstico desde la tecnología de la información y un análisis inductivo sobre los avances de la inteligencia artificial en la intervención de los factores para prevenir el error de diagnóstico.

Para la construcción del marco teórico se utilizó un método vertebrado (Samipieri, 2014, pp. 78) que va de lo general hacia lo particular, partiendo de la definición del error de diagnóstico, causas, estrategias de prevención, efectividad de la tecnología de la información actual y en la inteligencia artificial su definición, componentes, interrelación con el proceso de diagnóstico.

La técnica de recolección de la información se realizó por medio de la evidencia documental, donde se hizo una revisión de la literatura científica en buscadores genéricos como Google Scholar, PubMed, ScienceDirect, Tirant PRIME seleccionando referencias desde el año 2007 hasta el año 2025, en inglés y español, utilizando palabras “prevention”, “diagnostic error”, “artificial intelligence”, “workteam”, “integration”, “workflow“, “clinical decisión support sistem”, “responsabilidad civil”, utilizando libros, revistas científicas, artículos de opinión para construir la base de investigación sobre el error de diagnóstico y describir los avances de la inteligencia artificial en su prevención.

No se dispone de otra fuente de obtención de datos pues en la actualidad no se encuentran o son muy pocas las IPS que utilizan IA en la historia clínica electrónica.

Caracterización Del Error De Diagnóstico

Definición Del Proceso De Diagnóstico

La tarea de hacer un diagnóstico implica un proceso de diagnóstico, un sistema de trabajo y un entorno (IOM, 2015, p. 11). Entre más preciso y oportuno sea el diagnóstico es más

útil para el paciente y para el diseño de políticas públicas (pagos, asignación de recursos e investigación (Holmboe y Durning, 2014; Jutel, 2009; Rosenberg, 2002; OMS, 2012, como se citó en IOM, 2015, p. 10).

El proceso de diagnóstico es una actividad colaborativa compleja, centrada en el paciente, que implica recopilación de información, razonamiento clínico y ocurre a lo largo del tiempo (IOM, 2015, p. 11).

Un sistema de trabajo está compuesto por profesionales de salud, tareas, tecnologías, herramientas, factores organizacionales, entorno físico y un entorno externo (carayon et al., 2006, 2024; Smith y Sainfort, 1989, como se citó en IOM, 2015, p. 11)

Existe una variedad de entornos donde puede ocurrir el proceso de diagnóstico como consultorios de atención primaria, salas de urgencias, servicios hospitalarios públicos y privados, hogares de paso (IOM, 2015, p. 11).

El proceso de diagnóstico se inicia cuando el paciente consulta con un problema de salud a un entorno de atención, a través de un proceso repetitivo de recopilación, integración e interpretación de información clínica registrado en una historia clínica, obtenido de una entrevista, examen físico e interconsultas especializadas, se establece un diagnóstico diferencial, que son varias posibilidades diagnósticas, y con los resultados de laboratorios o imágenes diagnósticas iniciales, y en algunos casos, con un tratamiento inicial, se obtiene un diagnóstico definitivo que se informa al paciente (Kassirer et al., 2010, como se citó en IOM, 2015, p. 12).

En el proceso de diagnóstico es inherente la capacidad de entrevista y de observación del profesional de salud, pero su calidad, requieren de una comunicación efectiva, demostrar empatía, establecer una relación de interés, para compartir información confidencial (NIA, 2008, como se citó en IOM, 2015, p. 12), determinar próximos pasos diagnósticos, evitar pruebas innecesarias y generar confianza en el paciente (Verghese, 2011); pero se ha visto afectado por el factor tiempo y un énfasis en la pruebas diagnósticas, situación observada desde la formación de los estudiantes (Kassirer, 2014 ; Kugler y Verghese, 2010 como se citó en IOM, 2015, p.p. 14 y Verguese et al, 2011, p. 550)

La precisión, el gran volumen de opciones de pruebas diagnósticas de laboratorio e imagenología, el grado de avance en el conocimiento que aportan -de tal forma que pueden diagnosticar enfermedades sin que el paciente presente síntomas-, y el evitar procedimientos más invasivos , las han convertido en importantes contribuyentes en el proceso de diagnóstico (Berger, 1999 ; Sociedad Europea de Radiología, 2010, CDC, 2008 , p. 19, Sociedad Europea de Radiología, 2010 ; Gunderman, 2005, como se citó en IOM, 2015, p. 15-16)

La selección de la prueba adecuada, el evitar exponer a los pacientes a pruebas innecesarias y la interpretación adecuada de la prueba que incluye tener en cuenta su sensibilidad, especifidad, falsos positivos y negativos, depende de la sospecha o probabilidad previa suficiente de una enfermedad obtenida de la habilidad de la entrevista y la observación (Hickner et al., 2014 ; Laposata y Dighe, 2007 ; Plebani y Lippi, 2011, Pauker y Kassirer, 1975 , 1980 ; Sox, 1986 como se citó en IOM, 2015, p. 15).

El proceso de diagnóstico se complementa con el concepto del especialista o una segunda opinión de un par, para aclarar el diagnóstico o el tratamiento específico (AMA, 1996 ; CMS, 2015c ; PAF, 2012 como se citó en IOM, 2015, p. 20)

Una vez se recopila información clínica de diferentes fuentes ocurre inmediatamente el razonamiento clínico para la definición de un diagnóstico, como lo define los artículos IOM, 2015, p. 24, donde “El razonamiento clínico ocurre dentro de la mente de los médicos (facilitado o impedido por el sistema de trabajo) e implica un juicio en condiciones de incertidumbre, con una consideración de posibles diagnósticos que podrían explicar los síntomas y signos, los daños y beneficios de las pruebas diagnósticas y el tratamiento para cada uno de esos diagnósticos y preferencias y valores del paciente.”

La literatura describe situaciones cotidianas incluidas en el proceso diagnóstico, la incertidumbre diagnóstica, inherente a cualquier diagnóstico, donde para iniciar un tratamiento no requiere certeza absoluta, sino un diagnóstico funcional para ordenar paraclínicos (Kassirer, 1989, p. 1489 como se citó en IOM, 2015, p. 20) y un tratamiento inicial, cuya respuesta será utilizada para el diagnóstico definitivo (IOM, 2015, p. 21); en otros casos, el tratamiento inicial conlleva menos riesgo de daño, que esperar a confirmar una enfermedad, ante una situación de riesgo, como una exposición sin protección y sospecha de enfermedad de VIH (IOM, 2015, p. 21); en muchos casos las pruebas diagnósticas disminuyen el nivel de incertidumbre, pero en otros casos, a pesar del riesgo de las pruebas (cateterismos cardiacos, biopsias pulmonares en pacientes mayores), frente a la información que puedan demostrar, no disminuyen el nivel de incertidumbre y pueden aumentar los efectos colaterales y tratamientos innecesarios (Kassirer, 1989 ; Welch, 2015 como se citó en IOM, 2015, 21.

El tiempo, donde el diagnóstico temprano o tardío depende de la variabilidad de la presentación de la enfermedad, como síntomas tempranos, tardíos, típicos o atípicos, o de la inmediatez de la enfermedad como la disección aórtica o el embolismo pulmonar (Zwaan y Singh, 2015 y Emmett, 1998 como se citó en IOM, 2015, p. 24) o si hubo oportunidad y fluidez en la atención en el reconocimiento de la enfermedad fuera del entorno de atención médica, como un accidente cerebrovascular en un entorno público o remisión y contraremisión a través de los diferentes entornos de atención, donde en algunos casos, el proceso de diagnóstico es muy lento y tortuoso (Henriksen y Brady, 2013, P.P, como se citó en IOM, 2015, 24)

Las tendencias de la población, donde el proceso de diagnóstico es un desafío según la edad, como en los adultos mayores, donde la comorbilidad, la polifarmacia y los efectos secundarios de los medicamentos, así como las interacciones entre enfermedades y medicamentos complican el diagnóstico (IOM, 2008). , 2013b como se citó en IOM, 2015, p. 23) como en cuadros infecciosos o infarto del miocardio donde los síntomas no son los típicos de la enfermedad sino más neurológicos (Jarrett et al., 1995, Mouton et al., 2001, Bayer et al., 1986; Qureshi et al., 2000: Rich, 2006, como se citó en IOM, 2015, P.p23) contribuyendo a los errores de diagnóstico (Gray-Miceli, 2008, como se citó en IOM, 2015, p. 23).

Definición y Características Del Error De Diagnóstico:

Según la IOM, 2015, p. 36, la literatura científica describe varias definiciones utilizadas en los últimos 20 años, caracterizadas por el desacuerdo y variación en, los términos utilizados, la interpretación única y en conjunto dada dentro del proceso de diagnóstico, y en lo que podría significar para el paciente y el profesional médico involucrado.

Por estos motivos se ha formulado una nueva definición que busca evitar estos aspectos y centrada en el paciente, como se describe a continuación:

"Es la falta de (a) establecer una explicación precisa y oportuna de los problemas de salud del paciente o (b) comunicar esa explicación al paciente".

Esta definición tiene en cuenta al paciente porque es el que está expuesto a riesgo de daño y engloba (a) los conceptos de precisión y puntualidad, porque el proceso de diagnóstico descarta sucesivamente varios diagnósticos y toma el tiempo necesario según la condición del paciente, (b) engloba el concepto de comunicación, porque el paciente recibe una explicación asertiva del problema y un tratamiento de acuerdo a las preferencias y necesidades del paciente, (c) incluye la frase "no establecer" porque reconoce que el diagnóstico es un proceso, que involucra el tiempo y la colaboración del equipo de salud, paciente y familiares, (d) el término "problema de salud" engloba el concepto de estado de salud general y no solo un diagnóstico.

Es importante mencionar que un error de diagnóstico puede ocurrir en cualquier etapa del proceso de diagnóstico y sus consecuencias varían desde ningún daño hasta un daño grave al paciente (Schiff y colegas, 2009, como se citó en IOM, 2015, p. 35).

Las consecuencias de los errores de diagnóstico pueden ir desde impedir, retrasar un tratamiento adecuado, dar un tratamiento innecesario o perjudicial que tenga consecuencias psicológicas o financieras, puede afectar la moral de las personas que participan en el proceso de diagnóstico y afectar la confianza del público en el sistema de atención de salud (Klein, 2011, 2014 como se citó en IOM, 2015, p. 40).

Estadística Del Error De Diagnóstico

Cuando se refiere a medición de errores de diagnóstico, no se tiene un dato único que pueda ser utilizado como referencia, debido a, diferencias conceptuales sobre la forma de medición, pocas fuentes que aporten datos válidos y confiables, diferentes definiciones o desacuerdo en la definición de términos de error de diagnóstico, sea por su componente temporal (como las enfermedades evolucionan en el tiempo ¿cuál es el tiempo acertado para hacer un diagnóstico?) o dificultades para medir el componente del razonamiento clínico (pues este ocurre en la mente de los médicos y no se documenta) o por el carácter autolimitado de las enfermedades (donde se recuperan solas, a pesar de un diagnóstico o de un tratamiento (Berenson et al., 2014 ; Schiff y Leape, 2012 ; Singh, 2014). Singh, 2014 ; Zwaan y Singh, 2015, Croskerry, 2012 ; Wachter, 2010, como se cita en IOM, 2015, p. 43).

Es así como, un informe de la OMS del año 2019, refiere, que en el área hospitalaria 1 de cada 10 pacientes en todo el mundo sufría daños, y en el área de atención primaria y ambulatoria 4 de cada 10 pacientes sufría daños, siendo los errores más perjudiciales los relacionados con el diagnóstico, la prescripción y el uso de medicamentos (WHO, 2019, como se citó en Burgos et al, 2024, p. 8)

Otro autor Garcés y Santana, 2019, p. 412, registra que en el ambiente hospitalario el error de diagnóstico ocupa la 7ª posición como causa de error médico, siendo del 5%, después de los errores quirúrgicos (43%), errores de medicación (26%), infecciones intrahospitalarias – urinarias (32%), infección de herida quirúrgica (22%), neumonía (15%), infecciones del torrente sanguíneo (14%).

La investigación de Newman-Toker et al, 2024 estima que 800.000 personas en los Estados Unidos presentan discapacidades permanentes o fallecen anualmente por causa de

errores de diagnóstico médico; estadísticas que se han mantenido igual desde el informe de la IOM, 2015 (p. 109).

Los métodos utilizados para comprender la frecuencia y naturaleza de los errores de diagnóstico son variados (cuantitativos y cualitativos), complementarios entre sí, no comparables y ningún método aislado puede validar el error de diagnóstico (Shekelle et al, 2013, p 416 como se citó en IOM, 2015, p. 63).

La literatura científica evidencia resultados similares de medición de errores diagnóstico entre 7% y 25% dependiendo de la fuente de investigación, con mayor variabilidad en el área de patología, como se muestra a continuación: (a) investigaciones post mortem, entre 10% y 25% en ámbito hospitalario, (b) estudio de registros médicos, entre 7 y 17% en ámbito hospitalario, (c) reclamaciones por seguro médico, 12,7%, (d) pruebas de diagnóstico, 30% de errores de diagnóstico en diferentes fase del proceso de muestras de laboratorio, entre 6% y 60% de errores de diagnóstico por discrepancias en 2º concepto entre patólogos y 11% y 32% de errores de diagnóstico por discrepancias en 2º concepto en lectura de tomografías, (e) encuestas a médicos, los médicos reconocen haber cometido errores de diagnóstico en casos de embolia pulmonar, reacciones a medicamentos, cáncer, síndrome coronario agudo y accidente cerebrovascular en una revisión de 583 casos de errores realizados entre el 2002 y 2010, el 50% de pediatras de un grupo reconoce haber cometido un error de diagnóstico 1 o 2 veces al mes, (f) encuestas a pacientes, el 23% de los encuestados refirió que ellos o alguien cercano había experimentado un error médico, aproximadamente, la mitad de estos errores médicos fueron errores de diagnóstico (50%), (g) otros métodos, 13% de errores de diagnóstico usando actores en una consulta de medicina interna, 36 errores de diagnóstico por reporte voluntario en un tiempo de 6 meses, de los cuales el 50% se asoció a daño moderado y el 22% a daño severo (IOM, 2015, p. 51-69).

Caracterización Del Error Médico y De Diagnóstico Desde Lo Jurídico

En Colombia diferentes estudios de investigación de índole jurídico muestran el error de diagnóstico como una de las causas importantes en la generación de responsabilidad, primer lugar (19%, 10 de 52) al analizar 52 sentencias proferidas por el tribunal superior del distrito judicial de Bucaramanga (años 2005 y 2015) (Torres, 2019, p. 60); como primeras causas de error, el retardo en el diagnóstico y fallas en el uso de pruebas de laboratorio (Fuente del Campo, 2018, p. 5 como se citó en Silva, 2019, p. 40); y una ocurrencia del 28% en servicios médicos no quirúrgicos, como medicina interna (9,9%), urgencias (7,1%), pediatría (6%) y medicina general (5,3%) después de analizar 535 sentencias proferidas por el TNEM (tribunal nacional de ética médica), donde los médicos generales o especialistas en situaciones de urgencia, al brindar atención en áreas que no corresponden a su especialidad conllevan errores (entre ellos errores de diagnóstico) (Gamarra y Ruiz, 2021, p. 258 y 259)

Las reclamaciones por error de diagnóstico son raras (IOM, 2015, p. 52 y Fernández, 2016, p. 70), son más probables si el error es significativo (daño o negligencia), la probabilidad de que se interponga una reclamación oscila entre 3,2% y 3,6%, la probabilidad de pago era del 91% en casos de negligencia, y tiene un promedio de 5 años para la resolución de la reclamación (Tehrani et al., 2013, como se citó en IOM, 2015, p. 52)

En el ámbito ambulatorio el error de diagnóstico fue más frecuente en casos de cáncer, enfermedades cardíacas, enfermedades de los vasos sanguíneos, infecciones y accidentes cerebrovasculares (Schiff et al, 2013 como se citó en IOM, 2015, p. 52), en el ámbito hospitalario fueron en casos de infarto del miocardio y otros eventos cardiacos, complicaciones de la atención (falta de rescate) e infecciones/sepsis (Crico et al, 2014, como se citó en IOM, 2015, p. 52).

El error de diagnóstico ocurre con mayor frecuencia en enfermedades comunes y no en enfermedades graves (Alvarez, 2019, p. 255) como infarto de miocardio agudo, accidente vascular cerebral agudo, cáncer y apendicitis (Troxel, 2014, como se citó en IOM, 2015, p. 54)

Naturaleza Del Error De Diagnóstico

Los errores de diagnóstico no son fácilmente identificables (Aguirre y Vásquez, 2006 como se citó en Alvarez, 2019, p. 254), se pueden presentar aún con la mejor práctica médica (Domínguez y Espinosa, 2010, como se citó en Alvarez, 2019, p. 254), y las fallas en el proceso de comunicación sumado el alto número de pacientes, poco tiempo de consulta y fallas en el registro en la EHR explican parte de su naturaleza (Moreno, 2011, como se citó en Alvarez, 2019, p. 254-255).

Los factores humanos, como factor contribuyente en análisis de eventos adversos relacionados con error de diagnóstico, están descritos en el 96% de los casos, el factor organizacional en el 25% y el factor paciente en el 30% de los casos (Zwaan y et al,, 2010, como se citó en IOM, 2015, p. 51).

Las fallas basadas en el conocimiento (insuficiente o aplicación incorrecta) y en la transferencia de información (conocimiento insuficiente del paciente) describen el factor humano (IOM, 2015, p. 51)

Otros autores refieren que los problemas en el pensamiento del médico son más determinantes que la falta de conocimiento en la presentación del error de diagnóstico (Ceriani, 2001, como se citó en Álvarez, 2019, p. 255 – 256), refiriéndose al uso de sistemas cognitivos tipo 1 y tipo 2 para el razonamiento diagnóstico en la toma de decisiones que llevan al diagnóstico.

Un ejemplo evidencia el error de diagnóstico por fallas en el razonamiento diagnóstico, Zwaan y colegas en el 2012, hicieron revisar 247 historias clínicas de pacientes con problemas respiratorios, por 4 médicos internistas, y los resultados evidenciaron fallas en el razonamiento diagnóstico en el 66% de las historias revisadas, errores de diagnóstico en el 13,8% y daño en el 11,3%; en los casos de error diagnóstico y daño, la falla de razonamiento ocurrió en la mayoría (96%) de los casos (IOM, 2015, p. 51)

El sistema 1, es rápido, intuitivo, usa heurísticos (o atajos mentales) y actividades mentales automáticas como percepción y memoria, optimiza la ejecución de actividades, eficiente en entornos confiables y predecibles (como urgencias o intensivo que disponen de equipos médicos), baja eficiencia en entornos inciertos e irregulares (como cuidados domiciliarios, consulta externa donde no hay tal suficiencia) (Kahneman y Klein, 2009; Stanovich, 2009, como se citó en IOM, 2015, p. 27)

El sistema 2, emplea análisis, reflexión y razonamiento, es lento, utiliza el razonamiento hipotético y contra fáctico para la toma de decisiones, funciona mejor en ambientes relajados y sin prisas (IOM, 2015, p. 27), como los servicios de consulta externa y de hospitalización.

La toma de decisiones en entornos de incertidumbre hace que las personas utilicen el sistema No. 1 en el 95% de sus decisiones, lo que se considera como la principal causa de error de diagnóstico (Croskerry et al., 2013, como se citó en Minué-Lorenzo, 2016, p. 4)

Los heurísticos (atajos mentales o estrategias cognitivas que se emplean automática e inconscientemente) son importantes (Gigerenzer y Goldstein, 1996, como se citó en IOM, 2015, p. 25) , facilitan la toma de decisiones, conducen a errores, especialmente si el paciente

tiene síntomas atípicos (Cosmides y Tooby, 1996 ; Gigerenzer, 2000 ; Kahneman, 2011 ; Klein, 1998 ; Lipshitz et al., 2001 ; McDonald, 1996, como se citó en IOM, 2015, p. 25); si el heurístico falla se denomina sesgo cognitivo, estos pueden ser causados por el afecto y la motivación (Kahneman, 2011)

En la literatura se describen varios de ellos, como los heurísticos de representatividad, donde se toman decisiones basadas en un caso típico, otro heurístico es ignorar la prevalencia de una enfermedad y no tenerla en cuenta para hacer un diagnóstico, el heurístico de exceso de confianza donde se cree saber más de lo que en realidad se sabe, y lleva a tomar decisiones con información incompleta, y los heurísticos llamados errores del psych-out, que es no creer en los nuevos síntomas que siente un paciente con problemas de salud mental.

Las heurísticas (atajos mentales o estrategias que se emplean automática e inconscientemente en el sistema 1), los sesgos cognitivos (que se presentan cuando una heurística falla), las falacias en el razonamiento, las violaciones éticas y los conflictos de intereses financieros y no financieros pueden influir en la toma de decisiones médicas que a la final contribuyen a los errores de diagnóstico (Gigerenzer y Goldstein, 1996, Seshia et al., 2014a , b como se citó en IOM, 2015, p. 27). Aspecto importante considerar a la hora de determinar responsabilidad civil.

La literatura científica describe la teoría dual del uso del sistema 1 y el sistema 2, donde refiere que los 2 sistemas se usan al mismo tiempo, dependiendo de la complejidad de la tarea y la experiencia del médico, donde el sistema 1 se utiliza si los síntomas y signos de la

enfermedad son típicos de la enfermedad, y si son atípicos o los médicos tienen poca experiencia, se utiliza el sistema 2.

El desarrollo del pensamiento crítico (Ceriani, 2001 como se citó en Álvarez, 2019, p. 256) y la retroalimentación sobre el desempeño diagnóstico en entornos educativos como en los servicios de salud (IOM, 2015, p. 29; MPS, 2010, P. 34) son mecanismos para que el médico prevenga el error de diagnóstico.

Descripción De Las Fallas En El Proceso Diagnóstico

El error de diagnóstico se puede presentar en la falla de alguno de los pasos del proceso de diagnóstico, ya sea, por no ejecución o ejecución incorrecto, incompleto o inoportuno (IOM, 2015, p. 64), se describen las siguientes fallas:

Falla por falta de compromiso del paciente al no consultar oportunamente o por tener barreras de acceso, esta puede representar hasta el 1% de las demandas por negligencia (Crico, 2014, como se citó en IOM, 2015, p. 71).

Falla en la recolección de la información, donde el 58% de los casos presentan recolección inadecuada de la información y el 55% de los casos presenta solicitud inadecuada de pruebas diagnósticas en servicios ambulatorios y 58% en servicios de emergencia, la falta de oportunidad en solicitud de pruebas diagnósticas es la 2ª causa de error de diagnóstico. (Crico, 2014, Gandhi et al, 2006 y Schiff et al, 2009 como se citó en IOM, 2015, p. 71)

Falla en la interpretación de la información, donde se observa entre un 11% a 23% de casos de interpretación inadecuada de las pruebas de diagnóstico, 49% en interpretación inadecuada de

imágenes diagnósticas, 8% de médicos con dudas para interpretar pruebas de laboratorio (Crico et al, 2014, Schiff et al, 2009 y Hickner et al, 2008 como se citó en IOM, 2015, p. 71)

Falla en la integración de la información, donde se ha observado un 24% de casos de demora en el diagnóstico correcto, por inadecuada ponderación y priorización de los síntomas y signos clínicos obtenidos durante la entrevista para la generación de hipótesis, o en otros casos no reconocer el sentido de urgencia de los signos y síntomas clínicos recolectados (Schiff et al, 2009 como se citó en IOM, 2015, p. 72)

Falla en no establecer una explicación del problema de salud al paciente, o porque no se conoce el diagnóstico, debido a una errónea ponderación y priorización de los síntomas y signos obtenidos durante la entrevista, falta de seguimiento a los pacientes. En un estudio el 48% de los casos de cáncer donde había error de diagnóstico, tenían una remisión inadecuada (o inoportuna). Crico et al, 2014 como se citó en IOM, 2015, p. 72).

Fallas de comunicación del problema de salud, se observan casos donde el médico no explica al paciente (46% de los casos, Crico 2014), o donde el médico no hace control al paciente (18% de los casos, Crico 2014) o el médico no fue oportuno (12% de los casos, Crico 2014, como se citó en IOM, 2015, p. 72)

Factores Que Influyen En La Prevención Del Error De Diagnóstico Desde La TI De Salud.

Los estudios de investigación muestran que el diseño y el uso apropiado de la TI de salud afectan positivamente el proceso de diagnóstico (IOM, 2015, p. 136)

Un diseño apropiado de la TI tiene el objetivo de facilitar la recuperación de datos, la navegación, los flujos de trabajo y la transferencia de datos, una visualización de datos

agradable, sencilla, ayuda a la toma de decisiones, automatiza tareas sencillas y no se bloquea el sistema (IOM, 2012a, p. 78, como se citó en IOM, 2015) y evita el uso inadecuado de la herramienta, como atajos, que aumentan el riesgo de un error en el proceso (IOM, 2015, p. 136).

La investigación del Institute of Medicine ha recomendado que para que una TI de salud colabore en prevención de los errores de diagnóstico, su diseño debe estar orientada a (I) mejorar la usabilidad, (II) capacidad de medir errores de diagnóstico, (III) adaptación a los flujos de trabajo clínico, (IV) mejorar la documentación clínica, (V) mejorar el apoyo a la toma de decisiones, (VI) facilitar el flujo oportuno de información, (VII) interoperabilidad (IOM, 2015, p. 137).

La Usabilidad

Se refiere a un sistema fácil de usar, que permita realizar actividades en forma rápida, eficiente, con mínimo esfuerzo mental y que las haga el software, en segundo plano, en forma precisa, mientras el médico realiza otras tareas (HIMSS, 2009, p. 3 como se citó en IOM, 2015, p. 137).

Un ejemplo de la usabilidad es prescripción electrónica (Makam et al.. 2013 como se citó en IOM, 2015, p. 138), pero normalmente no se ha avanzado mucho en la usabilidad de la historia clínica electrónica (EHR) (NIST, 2015 como se citó en IOM, 2015, p. 137) y no mejora los flujos de trabajo clínico y la carga cognitiva (Asociación Médica Estadounidense, AMA, 2014 como se citó en IOM, 2015, p. 138)

En relación a la usabilidad (a) mejorar la interacción médico-paciente es un aspecto importante, pues el objetivo es que el paciente pueda participar más en la definición de su diagnóstico, accediendo a las notas del médico a través de herramientas informáticas o consultando aplicaciones mHealth por internet como verificadores de síntomas para tener más claridad de sus síntomas y así, con más información analizar con el médico sus posibilidades diagnósticas (Greenhalgh, 2010, Jutel y Lupton, 2015, Semigran et al., 2015, Dwoskin y Walker, 2014, Ramírez, 2012 como se citó en IOM, 2015, p. 138)

Para el médico, la mejora gira en torno a liberarlo del computador, debido a la alta concentración para el registro de múltiples íconos y datos administrativos, fenómeno denominado el iPatient (donde el computador reemplaza al paciente) (Verghese, 2008, Wachter, 2015, p. 27, Ober, 2015 como se citó en IOM, 2015, p.139), situación que lleva a que el médico ya no revise el paciente, sino que le ordene múltiples paraclínicos, sin pertinencia.

(b) Apoyar el trabajo en equipo en el proceso de diagnóstico a través de una mejor comunicación, redefinición de roles y delegación entre los profesionales (O´Malley et al, 2015, como se citó en IOM, 2015, p.139) y como lo refiere Tannenbaum, 2025, asegurando un preventivo seguimiento a síntomas nuevos del paciente y revisión de los últimos registro médicos cuando los pacientes son manejados por equipos de trabajo dinámicos en atención ambulatoria donde los profesionales, lugares y momentos son diferentes en una línea de tiempo (17-21).

El grupo de AMA ha referido que esto no se observa en todos los ámbitos, debido a que muchos sistemas de HCE “no están bien configurados para facilitar la atención en equipo y requieren que los médicos ingresen datos o realicen tareas, que otros miembros del equipo pueden completar” (AMA, 2014, p. 5 como se citó en IOM, 2015, p. 139).

(c) Reducir de la carga cognitiva de los médicos en el proceso de diagnóstico mediante (1) la gestión del flujo de información, mejorando la función de lista de problemas de los EHR, que permite visualizar rápidamente el problema de salud pendiente de un paciente para facilitar la toma de decisiones; y mediante (2) una interfaz diseñada adecuadamente para tener una visión completa de la condición del paciente (en un solo lugar), evitando el desorden visual e incluyendo sólo la funcionalidad necesaria para realizar las tareas de manera efectiva" (HIMSS, 2009 como se citó en IOM, 2015, p. 140).

(d) Mejorar La eficiencia (HIMSS, 2009 como se citó en IOM, 2015, p. 141) mediante diseños que faciliten el ingreso de información, (a) disminuyendo el número de clics (b) habilitando solo alertas necesarias (c) evitando que el profesional tome tiempo extra después de la consulta poara completar los registros médicos.

Las investigaciones sobre la EHR muestran que un médico podría hacer hasta 4.000 clics en un turno de 10 horas, afectando la navegación en la EHR (Hill et al, 2013, como se citó en IOM, 2015, p. 141); casi el 70 por ciento de los médicos encuestados dijeron que recibieron más alertas de las que podían gestionar de manera efectiva, que son ignoradas y generan demoras en la atención del paciente (Singh y sus colegas (2013) como se citó en IOM, 2015, p. 141) y casi el 50% de los médicos encuestados informaron que trabajaban 1 hora más después del turno para completar la documentación de HCE (Makam et al, 2013, como se citó en IOM, 2015, p. 141 y Albrecht, 2025, p. 1)

En los estados unidos las alertas de CDS (Clinical Desicion Support) son parte de los EHR certificados. Estas alertas mejoran la práctica clínica, la calidad de atención, disminuyen desigualdades raciales y étnicas. Los diseños de CDS buscan que las alertas sean relevantes según el

paciente, el profesional de salud, el momento adecuado del flujo de trabajo, pero la realidad es que el 90% de las alertas pueden ser pasadas por alto por los médicos por razones justificadas (irrelevantes según la situación y el momento del paciente), generando en el profesional fatiga por alertas, lo que amenaza la seguridad del paciente (Liu et al, 2023, p. 1238).

La Capacidad De Medición

La medición de los errores de diagnóstico que puede tener una TI de salud, permitirá calcular tasas de errores de diagnóstico entre organizaciones y toma de decisiones a nivel gubernamental para mejorar la calidad de los servicios. Esto se puede realizar utilizando algoritmos que busquen errores de diagnóstico o situaciones que hagan sospechar un error de diagnóstico, especialmente en enfermedades comunes con graves implicaciones legales como errores en casos de embolia pulmonar, infarto agudo de miocardio y accidente cerebrovascular (Shenvi y El-Kareh, 2014; Singh et al., 2007b, 2012 como se citó en IOM, 2015, p. 142).

La Integración Efectiva En Los Flujos De Trabajo Clínico

Este punto requiere de un diseño flexible y modular de la TI de salud para adaptarse a las necesidades específicas de cada área de trabajo, así en el área asistencial, tener en cuenta las necesidades del software y el diseño de interfaz de cada especialidad médica y profesional de apoyo (enfermera, nutricionistas, etc) permitirá realizar las diferentes tareas que el proceso de diagnóstico requiere (HIMSS, 2009, como se citó en IOM, 2015, p. 142), en el área administrativa, en casos excepcionales, permitirá registrar órdenes clínicas en un paciente sin conocer datos administrativos como la validación de derechos (Ash et al., 2004 como se citó en IOM, 2015, p. 142), y en el área de mantenimiento de equipos, permitirá realizar mantenimiento a los equipos sin

obstaculizar el proceso de atención de los pacientes (IOM, 2012ª como se citó en IOM, 2015, p. 142) situaciones que vuelven a los sistemas EHR temporalmente inaccesibles por actualizaciones de software o fallas de la red.

La Documentación Clínica

Aparte importante definido por Kuperman y Rosenbloom, 2013 , pág. 6 como se citó en IOM, 2015, p. 143) como "el proceso de registrar datos históricos, observaciones, evaluaciones, intervenciones y planes de atención en el historial médico de un individuo, permite “el razonamiento clínico y la toma de decisiones, promueve la comunicación y la coordinación de la atención entre los miembros del equipo de atención".

Para que el diseño de la TI de salud mejore el proceso de documentación clínica deben tenerse en cuenta las (1) necesidades de las organizaciones, en relación a la necesidad de registrar tanto información clínica como administrativa dentro de la historia clínica para dar cumplimiento a criterios de facturación, calidad, acreditación, legales y de investigación (Hripcsak y Vawdrey, 2013, p. 143), ya sea, por normatividad gubernamental, obligatoria y sancionable, como por requisitos de calidad, de investigación y jurídicos que evitan casos de responsabilidad civil, situación no ajena a los profesionales clínicos, que expresan la preocupación de que la documentación clínica no promueva un diagnóstico de alta calidad, por estar centrado en la facturación y en marcar casillas para satisfacer requisitos legales (Schiff y Bates, 2010, como se citó en IOM, 2015, p. 143) así como , un aumento de la carga de trabajo de los médicos después de la implementación de la EHR (Carayon et al., 2015, como se citó en IOM, 2015, p. 144).

Y (2) las necesidades de los profesionales, como el síndrome de burnout generado por la alta carga laboral que significa la documentación clínica, situación que en términos de tiempo perdido no

dedicado al paciente, genera grandes pérdidas en dólares por año (90 a 140 billones de dólares en el año 2015), debido a que los médicos pasan casi la mitad de su día laboral creando notas médicas (entre 34% y el 55% del día), donde más de la mitad del tiempo utilizado para registrar en la EHR (78%) es para escribir y revisar notas, situación que interfiere con el contacto con el paciente, la calidad de la atención y la mala documentación clínica, como lo refiere Lin et al., 2018-2019 como se citó en Rico-Carrillo, 2021, p. 565 y el equipo del Dr. Young, 2018, como se citó en Rico-Carrillo, 2021, p. 566 y Albrecht, 2025, p. 1, donde "el clínico emplea más tiempo diligenciando la historia, que en el contacto visual con el paciente" y otros investigadores refieren que el agotamiento por carga administrativa se visualiza más en médicos jóvenes (menos de 10 años de egresado, mujeres y profesionales pertenecientes a minorías) (West et al, 2018 como se citó en Bundy et al, 2024, p. 2996)

Adicional, la recuperación de datos para resúmenes de alta toma entre 2 y 3 veces más tiempo para realizarlas que, interactuando con el paciente, situación conocida como la carga de la historia clínica (OVerhage y Mccallie, 2020, citado por Wendelken et al, 2024, p. 719). Este panorama da la bienvenida a nuevas tecnologías en desarrollo, como el reconocimiento de voz, el procesamientos del lenguaje natural y la minería de datos, como grandes aportantes al manejo de la información clínica (Albretch, 2025, p. 2) y a la gestión co-partícipe entre nuevas herramientas tecnológicas y profesionales de la salud, para la disminución de los errores de diagnóstico y cumplimiento de requisitos no clínicos en la documentación clínica (Smith, 2021; Lin, 2019 como se citó en Rico-Carrillo, 2021, p. 566).

El Apoyo A La Toma De Decisiones Clínicas

Las herramientas tecnológicas es otra consideración en el diseño de las TI de salud. Varios estudios de investigación han mostrado que las herramientas CDSS = Clinical Decisión Support System, pueden (a) brindar apoyo a médicos y pacientes en las etapas del proceso de diagnóstico,

como recolección, integración e interpretación de información, formación de un diagnóstico funcional y un diagnóstico definitivo (Del Fiol et al., 2008 ; Zakim et al., 2008 como se citó en IOM, 2015, p. 137), además (b) mejorar comportamientos clínicos esperables, como la solicitud adecuada de pruebas, el manejo de enfermedades y la atención al paciente (Carayon et al., 2010 ; Lobach y Hammond, 1997 ; Meigs et al. , 2003 ; Roshanov et al., 2011 ; Sequist et al., 2005 como se citó en IOM, 2015, p. 137), y (c) ofrecer información en tiempo real a médicos y pacientes por medio de los botones de información de los EHR ofreciendo enlaces a recursos de información en línea, como libros de texto médicos, guías de práctica clínica y criterios de idoneidad; existe evidencia que los botones de información pueden ayudar a los médicos a responder preguntas en el lugar de atención y que conducen a un modesto aumento en la eficiencia de la entrega de información (Del Fiol et al., 2008 como se citó en IOM, 2015, p. 137).

Además, de un rendimiento medio a la hora de precisar el diagnóstico (Bond et al, 2012, pag, 214 como se citó en IOM, 2015, p. 138), y problemas con la implementación dentro de la práctica clínica (Berner, 2014 como se citó en IOM, 2015, p. 139), se requiere más investigación en la interacción humano-automatización orientada a la prevención del error de diagnóstico. El Institute of Medicine recomienda su uso en contexto específicos, por médicos adaptado según su experticia, carga de trabajo y sistema de pensamiento.

El Flujo (Intercambio) Oportuno Y Eficaz De La Información

El intercambio de información entre profesionales, entre profesionales y pacientes (Gandhi et al., 2000; Poon et al., 2004; Schiff, 2005; Singh y otros, 2007ª como se citó en IOM, 2015, p. 147) es importante para reducir fallas de comunicación. A través de un mejor acceso del paciente a la

EHR y el seguimiento automático a la respuesta de interconsultas y remisiones de todo el proceso de atención del paciente (Sigh et al., 2008, AMA, 2014, como se citó en IOM, 2015, p. 140).

Sin embargo, las investigaciones reportan que fallas en el diseño afectan la comunicación, como sistemas de EHR que no tengan alertas de seguridad para reportar cambios en informes críticos antes de ser interpretados por especialistas tratantes (Parkash y colegas (2014) como se citó en IOM, 2015, p. 148) y la reducción de interconsultas informales o presenciales por especialistas como los radiólogos que facilitaban la comprensión del diagnóstico (Wachter, 2015. Reiner et al., 1999, como se citó en IOM, 2015, p. 140).

Un ejemplo de la importancia del flujo oportuno de información fue el error de diagnóstico por infección por ébola, en un servicio de urgencias, en septiembre de 2014, donde el médico no recibe una alerta de que el paciente venía del áfrica occidental, a pesar de que sí se encontraba registrado en la EHR, al paciente se da egreso y reconsulta y fallece días después (IOM, 2015, p. 140).

La Interoperabilidad

La TI de salud colabora en la prevención del error de diagnóstico integrando la información de salud disponible en diferentes organizaciones de salud (IOM;, 2015, p. 149), mejorando la información clínica faltante en las solicitudes de pruebas de laboratorio utilizadas por radiólogos y patólogos para interpretar resultados de laboratorio (Epner, 2015, como se citó en IOM, 2015, p. 149).

Un estudio reportó que el 59% de las ordenes de radiología no mencionaban antecedentes del paciente como enfermedad por VIH y diabetes, y en el 8% no se mencionaba el antecedente de

cáncer, lo que demuestra que no se recibe el contexto completo del paciente (Obara et al., 2015, como se citó en IOM, 2015, 150).

A pesar de su importancia, la implementación se ha hecho por partes, como los datos de laboratorio, no así, las listas de problemas pendientes y el listado de los medicamentos (OIM, 2012a, p. 86, como se citó en IOM, p. 151), ha sido lenta (CHCF, 2014, como se citó en IOM, 2015, p. 151) donde estudios reportan que 14% y 31% de médicos han compartido datos clínicos con médicos externos (Furukawa et al, 2014 y Patel et al, 2013 como se citó en IOM, 2015, p. 151) y ha sido incompleta, 67% de los médicos podían ver resultados de laboratorio interoperados, 42% de médicos podían copiar los laboratorios interoperados (Patel et al., 2013).

La Telemedicina Y Las Tecnologías Portátiles

Las aplicaciones de mHealth son otras formas de diseño de TI de salud que contribuyen al mejoramiento del diagnóstico. La telemedicina mejora el acceso del paciente a los servicios de salud, disminuye la presencialidad en puntos de atención, se ven limitadas por falta del examen físico que aumenta la solicitud de paraclínicos (Robison, 2014 como se citó en IOM, 2015, p. 154), fallas tecnológicas (Carranza et al., 2010 como se citó en IOM, 2015, p. 154), exigiendo del profesional actividades complementarias para evitar incumplimientos de las organizaciones y normativos (como documentar de otra forma, transmitir en forma efectiva, conocer la normatividad al respecto).

Esta tecnología mejora el diagnóstico en situaciones especiales como lectura de radiografías en horario nocturno (Krupinski, 2014, p. 5 como se citó en IOM, 2015, 155) y manejo de pacientes neurológicos por medio de tele radiología (Rubin y Demaerschalk, 2014, Vargas et al., 2012 como se citó en IOM, 2015, p. 155), 2º concepto de patología por tele patología con experto (Low, 2013 como se citó en IOM, 2015, p. 155).

Las aplicaciones mHealth están diseñadas para ayudar a los profesionales de la salud en entornos complejos como salas de urgencias, lugares de trabajo lejanos (usando tablets para lectura de radiografías), gestión para toma de decisiones (usando guías de manejo, interacciones de medicamentos, tablas de riesgo, flujogramas, calculadoras) y educación a los estudiantes de medicina; y a los pacientes como herramientas de autocontrol que se usan desde casa (verificadores de síntomas, aplicaciones dirigidas a estilos de vida), herramientas de monitoreo (como glucómetros) donde las investigaciones muestran que se necesitan más estudios en precisión, seguridad, integración con los EHR y como estos datos podrían afectar la relación médico paciente (Cortez et al., 2014 como se citó en IOM, p. 156).

Intervención De Los Factores Tecnológicos Con Inteligencia Artificial Para Prevenir El Error De Diagnóstico.

La IA En El Campo De La Salud

Desde un punto de vista funcional, la investigación de Ping yu et al, 2023, refiere que la Inteligencia artificial generativa y los LLM (Large Lenguage Models) ejemplificados por ChatGPT son tecnologías que aprenden a predecir la siguiente palabra o secuencia de palabras a partir del contexto anterior utilizando algoritmos avanzados de aprendizaje profundo y aprendizaje por transferencia y técnicas de aprendizaje automático que permiten aprender patrones y relaciones a partir de los datos existentes para generar contenido. El aprendizaje profundo es una rama del aprendizaje automático que utiliza redes neuronales con múltiples capas de nodos de procesamiento para analizar varios factores de datos para el reconocimiento y predicción de patrones complejos. El aprendizaje por transferencia es una técnica de aprendizaje automático que adapta un modelo previamente entrenado a una tarea nueva pero

relacionada, aprovechando el conocimiento de la tarea inicial para mejorar el desempeño de la nueva tarea (p. 1-2)

A diferencia de los sistemas de IA tradicionales, que suelen basarse en reglas o en conjuntos de datos predefinidos, los modelos de IA generativa poseen la capacidad única de crear contenido nuevo que es original y no está programado explícitamente, han desarrollado capacidades para imitar el procesamiento del lenguaje humano y amplificar las capacidades humanas en varios dominios de la gestión de la información como la toma de decisiones, recuperación de conocimiento, respuesta a preguntas, traducción de idiomas y la generación automática de informes (Zhao et al, 2021, como se citó en Ping yu, 2023)

El campo de la medicina y la atención de pacientes es de gran interés debido a su alto nivel de interacción entre médicos y pacientes y el gran contenido de información clínica documentada en los EHR, obtenida en cada contacto, un diagnóstico, un tratamiento que pueden ser revolucionados en forma importante por la inteligencia artificial (SInghal et al, 2021, como se citó en Ping yu, 2023)

Desde un punto de vista conceptual, los modelos de lenguaje largo (LLM) o los modelos GPT 3 o 4, son una evolución en el desempeño de tareas, donde a través de etapas críticas para su funcionalidad como el entrenamiento, los parámetros del modelo y la calidad del conjunto de datos de entrenamiento y técnicas funcionales de razonamiento como múltiples pasos, aprendizaje de pocos disparos y seguimiento de instrucciones habilitadas por estrategias de escalamiento y estímulo especializado (Wei et al, 2023 como se citó en Wu et al, 2025, p. 6), han demostrado habilidades importantes como integración multimodal, razonamiento

avanzado y capacidades interactivas que permiten comprensión, adaptabilidad y resolución de problemas de una forma similar a los humanos en diversas tareas del mundo real (Bubeck et al, 2023, como se citó en Wu et al, 2025, p. 6)

Con un mayor desarrollo de las tecnologías de IA generativa, es posible que el profesional de salud audite los EHR en lugar de escribir datos, donde se pueda solicitar oralmente a las computadoras que escriban tratamientos, ordenen pruebas de laboratorio y hagan resúmenes en forma automática, respalden la toma de decisiones de diagnóstico y prescripción. Por lo tanto, la IA generativa puede ser "una herramienta poderosa en el campo médico" (Harrer, 2023, como se citó en Ping Yu et al, 2023).

La literatura científica muestra que la inteligencia artificial generativa, en el contexto de sistemas de información, es una herramienta tecnológica con capacidades excepcionales para intervenir diferentes temas en el campo de la salud, donde a través del procesamiento, interpretación y utilización de datos sanitarios logra resultados importantes en precisión diagnóstica, automatización del uso de datos y predicción de resultados en salud contribuyendo a la gestión de enfermedades (Malsia y Loku, 2024, p. 107-109).

El estudio de Malsia y Loku, 2024, una revisión bibliográfica realizada a través de técnicas computacionales sobre artículos científicos relacionados con la IA y encuestas realizadas a profesionales de la salud, mostraron las capacidades técnicas de los algoritmos de IA y las perspectivas de los usuarios entorno a su uso, su implementación y desafíos éticos. Para este estudio se describen las capacidades técnicas de la IA como (1) la capacidad para identificar patrones en diversos conjuntos de datos para discernir anomalías y tendencias sutiles, una estrategia utilizada para detectar oportunidades de diagnósticos perdidas (Zimolzak

et al, 2024, p. 1); (2) alcanzar alta precisión en las predicciones diagnósticas mediante análisis de datos históricos de pacientes para anticipar la progresión de la enfermedad; (3) generación de información sobre tendencias de enfermedades, resultados de tratamientos y demografía de pacientes, después de analizar grandes volúmenes de datos sanitarios, para fundamentar políticas de salud, asignación de recursos y optimización de rutas de atención; (4) mejora el diagnóstico para facilitar la toma de decisiones clínicas mediante (a) una mejor resolución de las imágenes médicas para diagnósticos de alta precisión en radiología y patología, (b) su integración con los CDSS (Clinical Decisión Support System) para proporcionar información en tiempo real basados en literatura científica e historiales de pacientes, (c) el uso de técnicas de procesamiento del lenguaje natural (PNL) para extraer información relevante de los EHR de los pacientes para el diagnóstico; (5) apoyo a la salud mental mediante Chatbots (p. 112-113).

La parte cualitativa describe puntos relacionados con (1) las perspectivas de los usuarios, como un optimismo moderado en mejorar la atención del paciente y la optimización de los flujos de trabajo, (2) la implementación de la IA, como preocupaciones sobre la privacidad de los datos personales, barreras técnicas, resistencia al cambio, (3) la ética, en relación a los algoritmos utilizados (interpretabilidad y sesgos), privacidad del paciente, rendición de cuentas, consentimiento informado y seguridad del paciente, (4) el futuro, en relación al desarrollo de una IA explicativa (XAI) mediante el diseño de algoritmos interpretables realizados por grupos multidisciplinarios como expertos en IA, profesionales sanitarios, especialistas en ética y responsables políticos con principios de transparencia y confianza (p. 113-114).

***La IA Como Herramienta Potencial Para Intervenir Los Factores Que Contribuyen Al Error De Diagnóstico*.**

Usabilidad En La Documentación Clínica y La Eficiencia. En cuanto a la usabilidad de los EHR los estudios de investigación muestran que la solución de la IA puede afectar a varios de los factores descritos al mismo tiempo, como la alta concentración en el computador que afecta la relación médico-paciente, la eficiencia de la TI para facilitar el ingreso de información y al gestionar un número adecuado de alertas y la documentación clínica, que toma mucho tiempo al profesional generando alta carga cognitiva y síndrome de burnout.

Los estudios de investigación de Balloch 2024, Bundy 2024, Albrich 2025 y Tierney 2024 concluyen que la documentación clínica facilitada con IA mejora la relación médico-paciente y disminuye el agotamiento médico.

Las investigaciones sobre documentación clínica utilizando IA mediante la automatización de notas médicas con IA ambiental utilizando PLN (Procesamiento del Lenguaje Natural: voz a texto) muestra resultados superiores frente a la forma convencional usando solo la EHR sin IA, que se describirán a continuación. El tipo de IA utilizada en los estudios corresponden a las categorías, tipo o agentes Fundacionales (Foundation Agents) y pioneras (Pioneer Agents) según Patel, 2025, p. 5 y 7.

La investigación de Balloch, 2024 muestra resultados de un estudio comparativo sobre documentación clínica entre la IA y un EHR convencional, en una consulta médica ambulatoria, de 20 minutos, realizada por pacientes (actores) y médicos (profesionales de la salud), simulando casos clínicos reales de varias especialidades. Un grupo utilizaba la herramienta IA y

otro grupo utilizaba EHR convencional para realizar la consulta. Se evaluó una IA ambiental (GPT-4) para que escuche y resuma el audio de la consulta en una nota clínica. Los resultados evidencian mejores resultados en calidad del registro (con una escala de evaluación SAIL (instrumento de evaluación de Sheffield para cartas) la IA calificó 100% y la EHR calificó 43%, menor tiempo de consulta con el paciente (aunque el objetivo del estudio no era este, con la IA se presentó un ahorro de tiempo del 26,3% entre todas las consultas), la IA registró solo información clínica a pesar de escuchar información irrelevante como diálogos sobre intereses particulares, el 100% de los médicos que utilizaron IA refirieron que pudieron dar toda su atención al paciente, en comparación con el 66% de los médicos que usaron EHR solo, menor carga de trabajo con la IA (medido con el índice de cargas de la NASA – escala que evalúa carga de trabajo- donde en 5 de 6 métricas hubo mejora con la IA), los pacientes refieren mejor interacción con el médico cuando este usó IA (87%) comparado con los médicos que usaron EHR solo (75%). Evidencia preocupaciones con la IA como precisión de la información -adiciones u omisiones-, falta de personalización de los registros, presencia de baja tasa de alucinaciones menores y muy baja tasa de alucinaciones mayores. En la medida que más se trabaja con la IA resalta una mejora de la confianza del médico con la tecnología (p. 3 – 5).

Bundy, 2024 con una investigación centrada en el bienestar de los médicos en relación a la documentación clínica, realiza una exploración cualitativa de las experiencias de los profesionales de atención primaria con DAX Copilot (DAXC), una tecnología generativa de voz clínica basada en inteligencia artificial, muestra resultados prometedores, donde describe que la IA tiene el potencial de reducir el tiempo dedicado para la documentación clínica. Mediante la redacción en forma automática e instantánea de notas clínicas, en tiempo real, tras la consulta del paciente, se

observó (1) una disminución en la carga cognitiva, donde la mayoría de los médicos entrevistados (10 de 12) refirieron una mejora en su calidad de vida porque disminuía el tiempo que invertían en su casa para completar los registros médicos (de 3,5 horas a 1 hora al día) después de una jornada de trabajo y otros médicos (4 de 12) refirieron disminución de la preocupación por posibles olvidos de datos importantes si hacían los registros inmediatamente, unas horas después o si las hacían al día siguiente, porque podían consultar el audio de la IA en cualquier momento.

En este estudio también se registraron otros aspectos no poco importantes, que requirieron acciones adicionales por parte del médico para su ajuste, como la no transcripción de las notas clínicas en forma cronológica, ya que en este estudio, la IA transcribe en la forma como se narraba por el paciente, 4 de 12 médicos detectaron transcripciones tipo alucinaciones, ya que no correspondían a lo que había sucedido, transcripción de errores, como en el género de paciente, frases no dichas por el paciente, conclusiones no solicitadas o inapropiadas, y 7 de 12 médicos refirieron que las transcripciones eran muy extensas, debido a, que la IA no distinguía entre la información con contenido clínico e información irrelevante (social), p. 2997.

El estudio de Albricht et al, 2025, evalúa una plataforma de documentación con IA llamada Abridge que utiliza una aplicación para smartphones que graba las conversaciones durante las visitas a los pacientes y genera notas clínicas automáticamente en la historia clínica electrónica; por medio de 2 encuestas, antes y después de utilizar la IA, aplicada a profesionales de salud de diferente especialidad (clínica y quirúrgica), en entornos ambulatorios; a través de un análisis estadístico, se evaluó las perspectivas de los profesionales de la salud después de su uso, y el 81% de los profesionales estuvieron de acuerdo o muy de acuerdo en que la IA había simplificado el flujo de trabajo de documentación, el 43% refirió que les permitió completar la notas antes de la siguiente atención, el 77% refirió que mejoró la atención al paciente al reducir la carga de

documentación, el 73% refirió que había disminuido el tiempo dedicado a la documentación fuera del horario clínico, el 67% refirió que había reducido el riesgo de agotamiento debido a la documentación y el 64% refirió que había aumentado su satisfacción laboral, y el 47% refirió que hubieran podido atender un paciente adicional si fuese necesario.

El estudio registra porque la IA pudo haber sido beneficiosa para los profesionales de la salud como, la ausencia de multitareas, menor necesidad de recordar detalles del encuentro, mayor interacción con el paciente porque la IA permite una menor interacción con el computador durante las consultas ambulatorias, la profunda integración de la IA con la EHR, menor tiempo de documentación fuera del horario laboral y mayor sensación de apoyo y asistencia dado por la herramienta, lo que contribuye a mejorar el bienestar de los médicos.

Este estudio se comparó con otros y resalta los importantes hallazgos de la IA de Abridge porque tiene características especiales comparado con otras herramientas de IA como, capacidad para generar notas para visitas multilingües, auditabilidad instantánea, tiempos de notas más rápidos y la capacidad de grabar y crear múltiples notas al mismo tiempo (en ambientes donde se evalúan pacientes simultáneamente).

En el estudio de Tierney et al, 2024 relacionado con la documentación de notas clínicas usando IA, además de evidenciar en forma estadísticamente significativa un menor tiempo dedicado a la EHR fuera del tiempo laboral y un menor tiempo dedicado a las notas durante los encuentros con los pacientes, resalta otros hallazgos que contribuyen a la eficacia de la herramienta, (1) que la IA es muy útil para documentar citas muy largas (de más de 60 minutos) e incluso en un paciente, fue muy fácil condensar y editar una transcripción de 50 páginas para documentar una interacción; (2) el 81% de los pacientes refiere que el médico dedicó menos

tiempo al computador comparado con visitas anteriores, todos los pacientes refirieron que la IA no tuvo ningún efecto o que mejoró la visita, y todos los pacientes refirieron que se sintieron entre neutrales y muy cómodos con el uso de la IA en su visita; (3) las transcripciones se calificaron como de alta calidad (excelentes) (calificaciones promedio entre 4,6 y 4,95 sobre 5,0) entre todas las notas de médicos de atención primaria, pediatras, médicos hospitalarios, de psiquiatría, cirujanos y médicos del servicio de urgencias de 3 centros médicos diferentes que participaron en el estudio.

En este estudio también se encontraron casos de registro de alucinaciones, casos donde el resumen carecía de detalles o con inconsistencias (p. 8-11)

El estudio de Chen, 2024, evidencia como la interacción humano-IA, donde el humano utiliza la IA para asumir funciones administrativas, puede mejorar la interacción humano-humano, afectando positivamente la relación médico-paciente; en este estudio se prueban las respuestas que una IA generativa da a preguntas médicas con dilemas éticos, concluyendo que el grado de humanidad de las respuestas dadas por la IA es inclusive superior a las respuestas que un médico puede darle a su paciente, concluyendo que la herramienta de la IA puede ayudar al personal médico a entrenarse en respuestas con mayor sentido humano (p. 38)

La IA puede contribuir a mejorar la eficiencia de los equipos de CDS (Clinical Decision Support) participando en proyectos de mejora de estos equipos, entendiendo la lógica de la generación de alertas que se encuentran incluidas en los EHR, recomendando retirar alertas de bajo rendimiento o irrelevantes o generando nuevas alertas valiosas, que pueden ser aprovechadas por los expertos en diseño y programación, y de esa manera contribuir a disminuir la fatiga por alertas del personal (Liu et al, 2023, p. 1243)

Otro ejemplo de cómo la IA interviene la documentación clínica para disminuir carga de trabajo y a su vez disminuir carga cognitiva al profesional médico es realizando resúmenes de alta, aunque en fases iniciales con resultados prometedores, los estudios refieren:

El estudio de Wendelken et al, 2024 evidencia que la IA generativa puede generar resúmenes de alta a través de preguntas para facilitar el trabajo y disminuir la carga cognitiva que esta actividad representa para el profesional de salud (p. 723).

Según Goodman et al, 2024 los resúmenes clínicos generados por IA generativa (chatgpt) están en proceso de mejorar los desarrollos alcanzados, con un futuro importante, pero presentan errores que pueden afectar la toma de decisiones médicas y por tanto se requiere regulación por parte de la FDA debido a que el avance es importante y pueden ser usados actualmente en el medio con el riesgo de generar afectaciones al paciente. Los errores detectados en este estudio son 1. Resúmenes variables en el mismo paciente, en la misma pregunta, al hacérsele 2 veces. 2. Respuesta aduladoras de acuerdo a como se hace la pregunta y los términos utilizados en la pregunta, 3. Inclusión de pequeños errores que pueden cambiar el panorama clínico de un paciente (p. 637 -638), sin embargo, el estudio de Paulo, 2025, refirió que estas situaciones se superaron en corto tiempo, dejando la IA como una eficiente herramienta para recuperación de información médica (p.4).

Desde una perspectiva de los pacientes quienes observan el sistema de salud, en todas sus facetas, incluyendo la forma como son atendidos por los profesionales y otros aspectos como accesibilidad, el trabajo de investigación de Rubio et al, 2025, respalda la expectativa que tienen los pacientes en la IA para que mejoren aspectos cruciales como la recopilación y gestión

de la información y las habilidades de comunicación de los profesionales, expresado en la investigación como “La IA también podría liberar al profesional sanitario de tareas administrativas, «ganando tiempo» para la relación humano-paciente, lo que también mejoraría la experiencia del paciente” (p. 191).

En cuanto a la relación médico paciente en la investigación de Rubio et al, 2025, los pacientes evidencian varias expectativas que podría tener la IA, como son: (1) hacer sinergia con los profesionales médicos educándolos en responder más empáticamente a las preguntas de los pacientes, (2) acceso a la historia clínica para alimentarla con datos de pacientes provenientes de wereables (como tomas de signos vitales tomados por dispositivos desde la casa) para que el paciente participe en la toma de decisiones médicas y se cambie la visión actual de una IA rígida (limitada a hacer funciones específicas) a un IA más flexible que contribuya al cambio del sistema de salud actual (basado en medicina curativa) que incluya al paciente apuntando hacia la medicina personalizada (4P) (p. 193).

El estudio de Decker et al, 2023 como se citó en Paulo, 2025 evidenció que los documentos de consentimiento informado registrados por Chatbots como GPT 3,5 eran más legibles, completos y precisos que los registrados por los cirujanos en su elaboración para 6 procedimientos quirúrgicos comunes (P. 8).

Gestión del flujo de información*.* El estudio de Balloch, 2024, resalta puntos de vista favorables en la interacción con la IA como la facilidad de uso, interfaz de usuario sencilla, eficiencia en tiempo, formato estructurado de nota clínica y ayuda para tomar notas.

La investigación de Hamidi y Roberts, 2023 se centra en comprender cuan precisas, relevantes, completas y coherentes son las respuestas emitidas por diferentes LLM (Large Language Models) como ChatGPT de OpenAI y Claude (Anthropic) al responder preguntas sobre pacientes desde la EHR en forma natural y usando un lenguaje cotidiano. A pesar que son pocas las investigaciones en esta parte de las aplicaciones médicas de la IA (mayormente centradas en extraer conocimientos médicos generales para exámenes médicos del estado, entrevistas con el chatbot y educación médica) y de que estudios anteriores evidencian baja eficiencia en las búsquedas de información desde la EHR sin IA (visualización por gráficos, uso de palabras claves), el estudio evidencia que la IA tiene un buen rendimiento al responder preguntas en forma precisa, relevante, completa y coherente de los historiales clínicos de los pacientes contenidos en EHR que facilitan la comprensión de los problemas actuales del paciente y la toma de decisiones (p. 1-5)

La IA Y La Capacidad De Identificar Y Medir Los Errores De Diagnóstico En Los EHR. Los estudios de investigación de Zimolzak, 2024 y Auerbach, 2024 sobre la medición de errores de diagnóstico en los EHR por medio de IA, resalta otra de las formas para prevenir el error de diagnóstico. Este tipo o categoría o agente de IA corresponde a los fundacionales o básicos (Foundation Agents) que utilizan disparadores (o e-triggers) para realizar tareas básicas programadas que operan en 2º plano para minimizar el esfuerzo manual y agilizar los flujos de trabajo, operando con alta confiabilidad y mínima autonomía (Patel, 2025, p. 5).

El estudio de Zimolzak, 2024 muestra como una IA puede detectar registros médicos electrónicos (EHR) con errores de diagnóstico, en forma precisa y reduciendo la carga de trabajo al realizarlos en forma manual por profesionales médicos. Aunque el diseño del estudio fue solo para

detectar los registros con errores en forma retrospectiva, como si fuera una auditoria, y adicional, requirió una intervención manual por médicos expertos para explicar las causas de los errores, los resultados de la detección son prometedores, pues la IA encuentra un alto porcentaje de los registros con error, 92% utilizando el primer e-trigger (detectando 36 de 39) y 93% utilizando el 2º e-trigger (detectando 26 de 31). Los e-trigger o disparadores electrónicos son algoritmos de IA previamente diseñados que contienen las reglas de búsqueda, como buscar registros médicos donde se registra mareo en pacientes con factores de riesgo de enfermedad cardiovascular, a los cuales se les dio egreso, pero reingresaron antes de 30 días con un accidente cerebrovascular y en el 2o e-trigger la búsqueda era pacientes con dolor abdominal y fiebre, que se les dio egreso del servicio de urgencias, pero reingresaron 10 días después con complicaciones como colangitis, colecistitis, colitis infecciosa (p.2).

El estudio de Auerbach, 2024, realiza un análisis al estudio de Zimolzak, refiriendo que este tipo de estudios se realizaran en mayor cantidad por otros investigadores en este tiempo, recomienda el uso de una LLA, una IA generativa, para mejorar el rendimiento de la detección de errores en una mayor cantidad de registros médicos y detectando una mayor cantidad de e-triggers y adicional realizar la detección en tiempo real de los errores de diagnóstico para brindar una asistencia clínica inmediata y mejorar la toma de decisiones posterior.

La IA En Los Diferentes Flujos De Trabajo. El estudio de Bhagat, 2024 muestra que la IA optimiza los flujos de trabajo administrativo mediante la automatización de procesos para agilizar la asignación de personal, el agendamiento de citas médicas y tareas rutinarias permitiendo que el profesional dedique más tiempo a la atención del paciente; adicional, los algoritmos de IA además de tener una capacidad importante para analizar imágenes médicas como radiografías, resonancias y tomografías, detecta anomalías sutiles que permiten al profesional obtener diagnósticos en forma

precisa y rápida que mejoran la planificación del tratamiento; esto sumado a la capacidad de análisis predictivo de la IA, permite la realización de planes de tratamiento personalizado y la predicción de complicaciones para que el profesional realice intervenciones tempranas y así evitar eventos adversos. Como ejemplos de implementación de la IA, está la clínica Cleveland, Ohio, para personalizar los planes de salud, Ciox Health en Georgia, para optimizar la gestión de la información y el Hospital Johns Hopkins, Maryland, utilizando la capacidad predictiva para mejorar la eficiencia de las visitas hospitalarias (p. 2 y 5 -6). El estudio de Olusegun, 2024 refiere que la implementación de la IA en la Clínica Mayo se utiliza para mejorar la precisión diagnóstica, en el sistema de salud Mount Sinai, para optimizar flujos de trabajo clínico automatizando la entrada de datos y la generación de notas clínicas a partir de la interacción con los pacientes, Clínica Cleveland para predecir la probabilidad de reingresos para tomar medidas preventivas (p. 7)

Diferentes estudios de investigación refieren sobre beneficios de la IA en los flujos de trabajo clínico en entornos operativos, como mejorar resultados de los pacientes, disminución de errores, aumento de la participación del paciente, utilización eficiente de recurso, como lo refiere:

La investigación de Baker y Xiang, 2023, como se citó en Vemula, 2025, refiere que en los estados unidos con tasas reportadas de implementación de IA entre las organizaciones de salud de un 45%, centradas en el uso de sistemas de apoyo a las decisiones médicas, y análisis predictivo aplicado a entornos administrativos, automatización y optimización de flujos de trabajo clínicos, reporta una mejora del 35% promedio entre las organizaciones de salud (p. 2646)

En Europa se reportan tasas de implementación de IA del 42%, centradas en la protección de datos personales y la integración transfronteriza de la atención sanitaria, aplicada a la gestión de la EHR, análisis de salud de la población e interoperabilidad, reportan mejoras del 40% utilizando herramientas de IA (p. 2646)

En África las tasas de implementación, aunque han sido bajas, del 15%, se han reportado enfoques innovadores como soluciones de salud móvil para hacer diagnósticos en entornos remotos con baja conectividad (p. 2646)

Según la investigación de Mittal y Mittal, 2022, como se citó en Vemula, 2025, uno de los flujos de trabajo clínico mejorados con IA fue la gestión de EHR con tecnología de Blockchain, donde un estudio de 500 centros de atención de salud reporta una reducción del 30% en violaciones de datos y una mejora del 40% en la eficiencia interinstitucional en el intercambio de datos (p. 2650).

En la Clínica Mayo en los Estados Unidos donde se implementó una integración avanzada en EHR con análisis impulsado por IA, donde se incluyeron 22 hospitales y se atienden 1,2 millones de pacientes, se presentó una reducción del 40% en el tiempo de documentación, y una mejora en la precisión diagnóstica del 35% (p. 2650).

En el Hospital Universitario de Helsinki, en la Unión Europea, se implementó un sistema de apoyo a la toma de decisiones médicas con IA, donde se incluyeron 5 hospitales y se atienden 2,2 millones de pacientes, se presentó una mejora del 35% en las recomendaciones de tratamiento y en el tiempo de documentación, y un 42% de procesos diagnósticos más rápidos (p. 2650).

En el sistema de salud de la Universidad de Singapur, en Asia, se implementó una plataforma de telemedicina integrado con diagnósticos por IA, donde se incluyeron 6 instituciones de salud y se atienden 1,5 millones de pacientes, se presentó un aumento del 50% en la accesibilidad a la atención médica remota y una reducción del 45% de los tiempos de espera (p. 2650).

En otros lugares como el oriente medio se implementó una herramienta de diagnóstico con IA y se obtuvo una mejora del 38% en la precisión diagnóstica y en África al implementarse un sistema móvil de salud apoyado con IA, se obtuvo una mejora del 45% en el acceso a servicios médicos en el área rural. (p. 2651).

La IA ha intervenido otros flujos de trabajo clínico como la medicina preventiva donde al utilizar la capacidad predictiva y de análisis de riesgos de la IA para detectar pacientes o situaciones de alto riesgo, permiten intervenciones oportunas para disminuir el porcentaje de desenlaces con mayor compromiso, tal es el caso, de un sistema de IA que revisó 50.000 registros médicos, de diferentes sistemas de salud, y tuvo una tasa de precisión del 87% en la predicción de pacientes con alto riesgo de sufrir eventos cardiacos, y después de una intervención oportuna se logró disminuir los ingresos por urgencias en un 25%; otro sistema de IA predijo el riesgo de reingreso hospitalario en un 85%, permitiendo intervenciones tempranas (Mittal y Mittal, 2022, como se citó en Vemula, 2025, p. 2651).

La monitorización remota de pacientes y la telemedicina es otro flujo de trabajo clínico intervenido por IA como lo evidencia la investigación de Duarte y Oliveira, 2019 como se citó en Vemula 2025 donde una solución de IA analiza diariamente variables de salud en tiempo real de pacientes de 300 centros de salud para detectar problemas de salud y hacer intervenciones oportunas antes de que se presenten complicaciones mayores resultando en una disminución de reingresos hospitalarios de un 32% y una reducción de visitas al servicio de urgencias de un 28% (p. 2652).

El agendamiento de citas como flujo de trabajo clínico puede ser intervenido por IA con resultados importantes según la investigación de Mittal y Mittal, 2022 como se citó en Vemula 2025, donde un sistema de IA intervino (1) la gestión de agendamiento por medio de asistentes virtuales con un éxito del 75% en el manejo de las consultas rutinarias de pacientes, disminuyendo la carga de trabajo administrativo en un 45% y (2) el cumplimiento de citas por parte del paciente, por medio de un sistema recordatorio inteligente con análisis predictivo, con un 95% de precisión en la programación de citas y una reducción en la tasa de inasistencia de un 30% evidenciado al realizar el análisis de datos de 200 centros de salud que implementaron soluciones de IA integrada (p. 2652).

La eficiencia de los procesos organizacionales de los centros de atención mejora en forma importante al utilizar soluciones de IA integrada, como lo evidencia la investigación de Duarte y Oliveira, 2019 como se citó en Vemula 2025, donde al analizar 1000 centros de atención de salud que implementaron estas soluciones muestran una reducción de errores de diagnóstico en un 40%, mejora en el plan de tratamiento en un 35%, disminución de tareas administrativas en un 50%, mejora de la satisfacción del usuario en un 45% debido a un mejor acceso y menor tiempo de espera y mejora en la eficiencia del intercambio de datos en un 40% (p. 2653).

Los procesos operativos de los centros de atención impulsados por IA evidencian mejoras en (1) los tiempos de espera de los pacientes entre un 30% y 40% (Jamal y Muqeem, 2022), (2) la gestión de recursos entre un 38% y 50% (Feng et al, 2022), (3) la gestión de mantenimiento de equipos con una disminución de tiempos de inactivad del 40%, predicción de fallas del equipo 48 horas antes de la ocurrencia (Jamal y Muqeem, 2022), (4) las tareas administrativas como generación de informes, gestión de citas, programación, documentación, facturación, inventarios experimentando una reducción del 50% en errores administrativos y una mejora del 40% en la productividad del personal, lo que permite a los profesionales de la salud centrarse más en la atención del paciente (Jamal y Muqeem, 2022, como se citó en Vemula , 2025)

La afectación general en los centros de atención que utilizan soluciones operativas integrales impulsadas por IA evidencia mejoras generales de eficiencia en un 45%-55%, reducción de costos en el 30%-40%, aumento de la satisfacción del personal en un 35% en promedio especialmente al reducir la carga administrativa y una gestión eficiente del flujo de trabajo (feng et al, 2022 como se citó en Vemula, 2025).

El flujo de trabajo de monitorización del cumplimiento normativo se ha visto intervenido por la IA, de tal forma que los centros de atención que la implementan evidencian una reducción del 70% en

los incidentes relacionados con no cumplimientos de auditoría, un 50% menor tiempo en la preparación de auditorías, con una precisión del 95% en el mantenimiento de los estándares de cumplimiento HIPAA (Ley sobre protección de datos personales) (Berei et al, 2023, como se citó en Vemula, 2025, p. 2656)

Los informes de investigación refieren sobre el futuro de los flujos de trabajo utilizando agentes de IA más robustos como los Agentes Pioneros, que permitirán mayor automatización para mejorar los resultados de los pacientes como lo registrado por Patel, 2025 que refiere “la evolución del flujo de trabajo se centrará en la automatización de procesos complejos, como la planificación multidisciplinaria del tratamiento, lo que reducirá la carga de trabajo del personal clínico (p. 22).

La IA Y Aplicaciones Para El Apoyo En Las Decisiones Clínicas. La categoría o tipo o agente de IA utilizada en varios de estos sistemas corresponde a las Auxiliares (Assistant Agents), a pesar de su capacidad para gestionar tareas de razonamiento complejas, están sujetos a directrices y protocolos clínicos, no pueden crear, ni modificar planes de tratamiento, reducen significativamente el esfuerzo humano, minimizan las tasas de error y mejora la coherencia en las decisiones clínicas rutinarias (Patel, 2025, p. 6)

La IA incluida en los CDSS (Clinical Decisión Support System) ha mostrado mejor desempeño a la hora de definir el diagnóstico de casos médicos complejos como lo muestra este estudio donde la IA diagnóstico correctamente el 57% (21,8 casos) de los casos complejos comparado con un grupo de médicos lectores de revistas médicas, de diferentes especialidades, que respondieron las encuestas y respondieron correctamente 36% (13,7 casos) de los casos, donde el chatGPT 4 tuvo una reproducibilidad casi del 100% (repetir la misma respuesta al hacérsele la misma pregunta varias veces) (Eriksen et al, 2023, p. 40).

El estudio de Ouanes et al, 2024, un metaanálisis de 26 artículos que analiza la efectividad de los CDSS basados en IA (CDSS-AI), muestra que afectan positivamente el proceso de diagnóstico, mejorando la precisión diagnóstica de enfermedades, la toma de decisiones clínicas y la optimización del tratamiento, reduciendo el error médico.

Es así como en el área de detección temprana de enfermedades la IA puede predecir con alta y moderado porcentaje de efectividad enfermedades renales (Alfieri et al (2021), Gong et al (2021), Kim et al (2021), Luo et al (2021), Peng et al (2022), sepsis en paciente UCI (Mahyoub et al, 2023), mortalidad por embolia pulmonar crítica (Wang et al, 2023 como se citaron en Ouanes, 2024)

En el proceso de diagnóstico por imágenes Kaplan et al, 2021, como se citó en Ouanes, 2024, refiere que la IA facilita el diagnóstico en biopsias cutáneas, retinopatía diabética, tumores cerebrales, cáncer de pulmón, EPID, interpretación de pruebas de función pulmonar, accidente cerebro vascular por tomografía (Viz.ai), cáncer de hígado y pulmón por tomografía (Arterys Inc), dispositivo portátil para detección de convulsiones (Empatica), autismo (Cognoa), detección de retinopatía diabética (Idx), posicionamiento de sonda Doppler transcraneal (NeuralBot), monitoreo de glucosa en sangre (POGO), detección calcificación de arteria coronaria (Zebra Medical Vision), densidad mamaria por mamografía (iCAD), deterioro del seguimiento visual (RightEye Vision System), diagnóstico de lesiones sospechosas (ProFound AI).

En el proceso de toma de decisiones las investigaciones encontraron que la IA proporciona score de alertas tempranas con datos de la EHR mejorando el resultado de

pacientes de unidad de cuidado intensivo, en pacientes quirúrgicos (Loftus et al, 2022), en pacientes con enfermedades crónicas y el tratamiento de la sepsis (Giordano et al, 2021), en enfermedades renales (Loftus et al, 2022). De igual forma la IA diagnostica y predice el deterioro clínico en niños (Ramgopal et al, 2023), aporta recomendaciones de intervenciones en cardiología (Sardar et al, 2019), pacientes oncológicos (Wang et al, 2023), pruebas de laboratorio y radiológicos (Wang et al, 2023), cáncer de mama (Xu et al, 2020), como se citaron en Ouanes, 2024)

En el proceso de medicamentos la IA presenta menos errores de prescripción y es más eficaz interceptando errores de medicación (Corny et al, 2020), detectando el riesgo de interrupción prematura del tratamiento (Hasan et al, 2021), puede establecer puntuaciones de eficacia de los medicamentos según diagnóstico para lograr prescripciones precisas (Yu et al, 2021 como se citaron en Ouanes, 2024).

La investigación de Levkovich y Elyoseph, 2023 como se citó en Paulo, 2025, es otro ejemplo de cómo la IA puede apoyar en la toma de decisiones de pacientes con enfermedades psiquiátricas; en este estudio se demuestra como una IA generativa como ChatGPT 3,5 y 4 da recomendaciones de tratamiento basadas en las guías de atención clínica a pacientes con diagnósticos de depresión leve y severa sin sesgos de género o socioeconómicos, como sí se observó entre los médicos de atención primaria (p. 4).

La IA Para Mejorar El Trabajo colaborativo Humano-IA. La investigación de Patel, 2025, describe como la IA puede remodelar la forma tradicional o convencional del ejercicio diagnóstico de un equipo de trabajo asistencial en los centros de atención, donde por ejemplo,

un 3er tipo o agente de IA llamada Agentes asociados o socio (Partner Agent) funcionan como miembros de un equipo de salud que se integran dinámicamente en los flujos de trabajo clínicos, co-gestionando la atención del paciente mediados por guías de atención a través del razonamiento adaptativo. En el área de oncología un estudio del año 2024, demuestra como una IA autónoma logra recomendar un régimen oncológico personalizado con una precisión del 93,6% en el diagnóstico y un 94% en el tratamiento completo, sintetizando datos multimodales para el análisis que incluyeron perfiles genómicos, datos de imagenología, resultados históricos de tratamiento y guías clínicas (p. 6 y 7).

En el área de urgencias, este mismo tipo de IA a través de un triaje adaptativo reprioriza dinámicamente las pruebas diagnósticas y la asignación de personal, a medida que llegan los resultados en tiempo real (p. 6 y 7).

En la clínica de Oracle Health, este tipo de IA automatiza la documentación, propone seguimientos clínicos y ajusta datos entre flujos de trabajo clínico, logrando una reducción del 41% en la documentación clínica (p. 6 y 7).

Una contribución a la investigación en el área de la comunicación entre profesionales para mejorar el diagnóstico, lo evidencia la investigación de Paulo, 2025 donde a través de un estudio cualitativo se toman las perspectivas de un grupo de superespecialistas entrevistados sobre como la IA puede aportar en el trabajo de equipos multidisciplinarios altamente especializados como el grupo de oncología. Las conclusiones apuntan a automatizar la documentación - desde diferentes fuentes (imágenes, notas clínicas, laboratorios, conceptos de especialistas) que se encuentran en diferentes sistemas de información, antes, durante y

después de las reuniones de equipos multidisciplinarios-, realizar síntesis de los debates, apoyo a las decisiones médicas de una forma más informada y eficiente, democratización del conocimiento mediante la nivelación del conocimiento entre los especialistas participantes para desjerarquizar la toma de decisiones por los especialistas con mayor experiencia y facilitar debates complejos debido a que el grupo de especialistas se puede concentrar mejor en casos especiales y los casos de menor complejidad pueden ser manejados por una IA en forma estandarizada con supervisión humana (p. 18).

La investigación científica sobre la IA avanza hacia la colaboración humano-IA con el objetivo de integrar la herramienta dentro de las diferentes actividades productivas en todos los campos, especialmente la investigación de Wu y Calvin, 2025, refiriéndose al campo de la medicina y la atención en salud, donde a través de un análisis de las diferentes investigaciones entorno a la colaboración, definen un marco conceptual que sirve como base para futuras investigaciones, estableciendo una nueva arquitectura conceptual que interrelacione sistemáticamente los detalles técnicos de coordinación multiagente, gestión del conocimiento, bucles de retroalimentación cibernética y mecanismos de control de alto nivel que permitan avanzar hacia una simbiosis entre la cognición humana y la capacidad de la IA que signifiquen una coevolución adaptativa (p. 1).

El concepto de colaboración evoluciona funcionalmente desde máquina-hombre (repetición-ajuste ético y social) a colaboración humano-IA (HAIC) donde a través de las diferentes capacidades del uno y del otro, se logra resultados por sinergia adaptativa en procesos de toma de decisiones y procesos cocreativos en asociaciones interdependientes en tiempo real, requiriendo desde el punto de vista ético cosupervisión y rendición de cuentas

compartida (responsabilidades compartidas) (Cañas, 2022 como se citó en Wu y Calvin, 2025, p. 4).

Los marcos conceptuales de colaboración evolucionan desde un modo fijo, estático hacia modos de colaboración dinámico como lo son los agentes de IA. En la práctica un modo de colaboración puede cambiar a medida que se desarrollan las tareas, los objetivos y la experiencia. Anteriormente, los modos de colaboración IA-humano estáticos como (a) centrado en la IA (donde la IA toma decisiones y el humano asisten), (b) centrado en el humano (los humanos lideran, la IA asiste en datos o aspectos repetitivos) o (c) simbióticos (híbridos, la IA y los humanos comparten el control en forma dinámica y aprenden unos de otros), que eran evaluados por parámetros cuantitativos como precisión y rendimiento y parámetros cualitativos como calidad de la interacción (claridad en la comunicación, creación de confianza, retroalimentación al usuario) y asignación de tareas (complementariedad, adaptabilidad, aceptación general) aseguraban el cumplimiento de directrices de seguridad e interpretabilidad avanzada en el ámbito sanitario y permitían mejorar la confianza, la adaptabilidad y la equidad, durante cada intercambio de colaboración (humano-IA].

En estudios recientes, los modelos dinámicos como la IA agencial, desde un único modelo fundacional, que integra la percepción, la cognición y la acción, permite un funcionamiento en diversos entornos, ya sea físicos, virtuales o de realidad mixta, mediante la adaptabilidad (según el dominio o ámbito, como salud o financiero, etc), usando el aprendizaje, la memoria y la planificación para estos nuevos entornos. Esto es un avance hacia la IA generalizada que permite los ciclos de aprendizaje basados en el entorno. Este diseño visualiza la IA, no solo como una herramienta para producir textos de alta calidad, sino como una

herramienta que exhibe adaptabilidad, autonomía y profundidad integradora (Huang et al, 2024, como se citó en Paten, 2025, p. 6).

La colaboración evoluciona en la asignación de funciones, desde estudiar cuales funciones humanas se podían reemplazar con máquinas (en tiempos de automatización temprana) hacia la colaboración dinámica. Este nuevo concepto la literatura lo ha evidenciado con el concepto de un “agente” o “robot blando”, que es capaz de participar en sistemas colaborativos con personas en un marco de interacción mutua, adaptando su autonomía y comportamiento en función de un contexto compartido, que incluye objetivos y responsabilidades interdependientes. Este cambio es importante debido a que el desafío es no solo reemplazar la acción humana, sino transformar los procesos (o tareas) mediante un complejo equilibrio entre la comprensión humana y la autonomía de las máquinas (Bradshaw et al, 2017, como se citó en Wu y Calvin, 2025, p. 7).

Parte del marco conceptual sobre este nuevo modo de colaboración “agente IA” debe tener un equilibrio dialectico entre la autonomía del agente y la direccionalidad humana de tal forma que el “agente”, además de resolver situaciones locales, debe permitir la intervención humana en condiciones cambiantes o situaciones emergentes, para evitar desviaciones de los objetivos trazados, así, los agentes pueden colaborar en reducir la microgestión e integrarse con la dirección humana.

El diseño coactivo para el trabajo en equipo dinámico interdependiente (o definición de funciones entre hombre-agente IA) se centra en la interdependencia y las restricciones recíprocas como un enfoque novedoso donde el humano y el agente comparten

dinámicamente roles, responsabilidades y obligaciones regulatorias (Bradshaw, 2017, como se citó en Wu y Calvin, 2025, p. 8), donde los agentes conocen sus límites, respetan las restricciones, son predecibles y confiables, dirigibles, selectivos, coordinados y expertos en comunicar, gestionar y resolver conflictos entre actividades, conocimientos y recursos manteniendo la transparencia entre el humano y el agente, bajo la lupa del diseño de normas y políticas que creen un marco equilibrado que integre la adaptabilidad humana con la fiabilidad mecánica, para una colaboración fuerte y oportuna. En entornos médicos caracterizados por la incertidumbre diagnóstica, pacientes de alto riesgo y la temporalidad de las enfermedades, se exige de una colaboración humano- agente IA un intercambio contínuo de conocimientos, integración adecuada en tiempo real y gestión cuidadosa de la complejidad de las variables, lo cual requiere marcos teóricos robustos, diseños sensibles a las necesidades de las partes, transparencia, explicabilidad y adaptabilidad en tiempo real para asegurar la confianza y rendimiento en entornos de toma de decisiones colaborativas (Memmert y Bittner, 2022, como se citó en Wu et al, 2025, p. 9).

En entornos médicos, la sugerencia de pruebas de laboratorio en estadios iniciales de una enfermedad y con criterio de urgencia, la marcación de lesiones pulmonares sospechosas de radiografías de tórax con mapa de calor por una IA explicable para que el radiólogo tome decisiones confiables, son un ejemplo de colaboración humano-agente IA (Zhang et al, 2024 y Senoner, 2024 como se citó en Wu y Calvin, 2025. P. 10).

La investigación experimental avanza hacia la utilización de estos modelos de agente IA (GPT turbo-3.5) en entornos hospitalarios, mediante la simulación de pacientes artificiales hospitalizados con agentes humanos, para explorar la toma de decisiones, diagnóstico y

planificación del tratamiento, donde se incluyen estaciones de triaje, salas de consulta y salas de exámenes, esto permite a los investigadores probar como los médicos integrados con agentes IA evolucionan la toma de decisiones a lo largo de múltiples etapas del procedimiento (Kim et al, 2024 como se citó en Wu y Calvin, 2025).

Discusión

La inteligencia artificial según los estudios revisados, en fase experimental (Ping Yu, 2023, p. 12) demuestra resultados notorios en rendimiento, como disminución del tiempo de documentación clínica, entre un 35% a 41%, aumento de la calidad de los registros médicos (100%), mejora del flujo de información entre profesionales y los diferentes flujos de trabajo dentro de una institución de salud con una eficiencia operacional entre el 35% y 50% en áreas administrativas (manejo de personal, equipos biomédicos, facturación, acceso, agendamiento y recuperación de citas en pacientes inasistentes), disminuye la carga laboral del personal médico y administrativo donde la IA fue evaluada, ahorra tiempo de trabajo, mejora la planificación del tratamiento en un 35%, mejora la calidad de vida de los médicos dentro y fuera del entorno laboral (más comunicación con los pacientes, menos tiempo de documentación y menor tiempo dedicada en horarios extralaborales de 3,5 horas a 1,5 horas), mejora la satisfacción de los usuarios (45%), mejora el diagnóstico entre un 35% y 57%, mejorando en forma importante la relación médico-paciente por medio de diferentes aplicaciones donde la IA fue evaluada (CDSS con IA, interoperabilidad, eficiencia de alertas, transcripción automática de documentos, prevención de formulaciones equivocadas, predicción de enfermedades).

La Inteligencia artificial tiene el potencial de modificar la relación médico-paciente a una nueva relación médico-IA-paciente y dentro de los procesos operacionales de las instituciones (Rubio et al, 2025, p. 192), liberando las manos y la mirada del médico del computador hacia el paciente (Harrer, 2023 como se citó en Ping Yu, 2023) rescatando la humanidad de la consulta médica.

La inteligencia artificial viene a reemplazar las actividades del ser humano y los procesos organizacionales (Bradshaw et al, 2017, como se citó en Wu y Calvin, 2025, p. 7) con la eficiencia de los algoritmos, siendo importante la supervisión y acompañamiento de la IA por el ser humano en situaciones cambiantes, de riesgo o alucinaciones de los algoritmos.

Conclusiones

La inteligencia artificial es una herramienta tecnológica en evolución, en conocimiento de sus habilidades, alcances, limitaciones, e implementación dentro de los procesos organizacionales, en espera de definir el tipo de responsabilidad civil por lesiones o daños a pacientes, por características propias como transparencia, grado de autonomía y cooperación humano-IA. En la actualidad, la inteligencia artificial como herramienta de ayuda al profesional no previene la negligencia médica, o el actuar sin diligencia, por ser este un acto humano, producto de la toma de decisiones equivocada al analizar la información ofrecida por la máquina, las condiciones del paciente y la competencia del médico.

El error de diagnóstico generado por factores humanos visibilizado por datos estadísticos y sentencias proferidas contra los médicos está presente en el actuar diario de los profesionales, amerita una intervención multiforme desde el pregrado de las universidades, el

monitoreo por indicadores de calidad y una política de seguridad del paciente orientada a la generación de buenas prácticas en la prevención del error de diagnóstico.

Los factores tecnológicos como generadores de error de diagnóstico, están presentes en la interacción diaria de los profesionales médicos con los sistemas de información, afectando la relación médico paciente y generando sobre costos producto de una atención ineficaz y cansada.

La inteligencia artificial como herramienta de trabajo colaborativo con el médico demuestra en estudios experimentales, rendimientos superiores en las pruebas de documentación clínica, eficiencia, soporte a las decisiones médicas, mejoramiento de la relación médico paciente y agotamiento médico frente a los que no usan inteligencia artificial, disminuyendo los errores de diagnóstico entre un 35 a 57% en promedio (entre los estudios revisados). Adicional muestra mayores rendimientos en la planificación del tratamiento, procesos administrativos y satisfacción de los pacientes.

La supervisión humana es indispensable en las primeras etapas del desarrollo de sistemas multiagentes y durante la redefinición de tareas para garantizar un funcionamiento eficaz y el cumplimiento de tareas alineadas especialmente en tareas nuevas o complejas.

Los sistemas multiagente más avanzados como IA médica, requieren del aporte de los profesionales sanitarios para garantizar que se mantengan seguros, adaptables al conocimiento emergente y a las necesidades específicas de cada paciente.

El papel del humano es inevitable, por su experiencia del mundo real, los LLM están limitados por sus datos de entrenamiento y por las alucinaciones, los LLM aún no pueden

manejar de manera confiable la toma de decisiones o el diagnóstico de casos completamente nuevos que involucren conocimiento que aún no se encuentre disponible.

Referencias

Albrecht, M., Shanks, D., Shah, T., Hudson, T., Thompson, J., Filardi, T., Wright, K., Smith, T., Ator, G. (2025). *Enhancing clinical documentation with ambient artificial intelligence: a quality improvement survey assessing clinician perspectives on work burden, burnout, and job satisfaction. JAMIA Open*, 8(1), 1-7. https://doi.org/10.1093/jamiaopen/ooaf013

Álvarez, G. (2019), *El error en medicina*. Medicentro Electrónica, 23(3), 249-260. E-ISSN: 1029 3043 | RNPS 1820

Auerbach, AD. (2024). *Laying a Foundation for the Use of Artificial Intelligence in Diagnosis*. JAMA Netw Open. 7(9), 1-3. doi: 10.1001/jamanetworkopen.2024.31907. PMID: 39250158.

Baalen, S., Boon, M., Verhoef, P. (2021). *From clinical decision support to clinical reasoning support systems*. J Eval Clin Pract. 2021. 1-9. https://doi.org/10.1111/jep.13541

Balloch, J., Sridharan, S. y Oldham, G. (2024). *Use of an ambient artificial intelligence tool to improve quality of clinical documentation*. ELSELAVIER, 11(3), 1 – 5. https://doi.org/10.1016/j.fhj.2024.100157

Bhagat, S V., Kanyal, D. (2024). *Navigating the Future: The Transformative Impact of Artificial Intelligence on Hospital Management- A Comprehensive Review*. Cureus 16(2), 1-10. DOI: 10.7759/cureus.54518

Bundy, H., Gerhart, J., Baek, Baek, S., Connor, C., McKenzie, I., Dharod, A., Stephens, C., Liu, T., Hetherington,T., y Cleveland, J. (2024). *¿Can the administrative loads of physicians be alleviated*

by AI-facilitated clinical documentation?. J GEN INTERN MED 39, 2995–3000. https://doi.org/10.1007/s11606-024-08870-z

Burgos, A., Montenegro, G., Pazmiño, J., Solarte, C., Solarte, Y. (2024). *Evaluación de la cultura de seguridad del paciente en el centro de salud San Bartolomé de Córdoba E.S.E*. [Trabajo de grado de especialización, Universidad Católica de Manizales]. https://orcid.org/0000-0002-4890-8566.

Campione, J., Mardon, R., McDonald, K. (2018). *Patient Safety Culture, Health Information Technology Implementation, and Medical Office Problems That Could Lead to Diagnostic Error*. J Patient Saf 00(0). P. 1-7. DOI: 10.1097/PTS.0000000000000531

Chen, J. (2024). *¿Who´s Training Whom?.* NEJM AI, 1(5), 36 – 38. DOI: 10.1056/Alp2400006

Committee on Diagnostic Error in Health Care; Board on Health Care Services; Institute of Medicine; The National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine (2015). *Improving Diagnosis in Health Care*. Erin P. Balogh, Bryan T. Miller, John R. Ball , editors. Washington (DC): National Academies Press (US); 2015 Dec 29. PMID: 26803862. Bookshelf ID: NBK338596. DOI: 10.17226/21794

Dolgikh, S. (2021). *Un modelo colaborativo para la integración de la inteligencia artificial en la atención primaria*. Futuro, 2(4), 395-403. https://dx.doi.org/10.28991/HEF-2021-02-04-07

Eriksen, A., Oller, S., Ryg, J. (2023). *Use of GPT-4 Diagnose Complex Clinical Cases.* NEJM AI, 1(1), 39 – 41. DOI: 10.1056/Alp2300031.

Fernández, J. (2016). *Error médico*. rev med hondur, 84(1 y 2), 69-71.

Gamarra Hernández, G. y Ruiz Parra, A. (2021). *Sanciones a los médicos en el proceso ético Disciplinario.* Medicina. 43(2). pp. 249-269.

Garcés, L., y Santana, S. (2019). *La desnutrición hospitalaria: la pieza perdida dentro del rompecabezas de la seguridad hospitalaria*. Revista Cubana de Alimentación y Nutrición, 29(2), 410-423. RNPS: 2221. ISSN: 1561-2929.

Goodman, K., Yi, P., Morgan, D. (2024). *AI-generated clinical summaries require more tan accuracy*. *JAMA* 331(8), 637–638. doi:10.1001/jama.2024.0555

Hamidi, A., Roberts, K. (2023). *Evaluation of AI Chatbots for Patient-Specific EHR Questions*. arXiv:2306.02549v1 [cs.CL]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.02549

Liu, S., Wright, A., Patterson, B., Wanderer, J., Turer, R., Nelson, S., McCoy, A., Sittig, D., Wright, A. (2023). *Using AI-generated suggestions from ChatGPT to optimize clinical decisión support*. AMIA 30(7), 1237 – 1245. https://doi.org/10.1093/jamia/ocad072.

Luna, D., Soriano, E., Gonzáles BQ, F. (2007). *Historia clínica electrónica*. Rev. Hosp. Ital. B.Aires. 27(2). P. 77-85. URL:http://revista.hospitalitaliano.org.ar

Malsia, E., & Loku, A. (2024). *Generative Artificial Intelligence in Health System Management: Transformative Insights*. Journal of Service Science and Management, 17, 107-117. https://doi.org/10.4236/jssm.2024.172005

Martin Casals, M. 2023. *Las Propuestas de la Unión Europea para regular la responsabilidad civil por los daños causados por sistemas de inteligencia artificial*. *InDret*, núm. 3. doi:10.31009/InDret.2023.i3.02.

Minué-Lorenzo, S. (2017). *El error diagnóstico en atención primaria. Atención Primaria*. (49)1, 4-5. http://dx.doi.org/10.1016/j.aprim.2016.10.003

Ministerio de la protección social (2008). *Lineamientos para la implementación de la Política de Seguridad del Paciente*. Buenos y Creativos. PBX:2101859. Carrera 26 No. 63ª-32 Piso 3. Bogotá D.C., noviembre de 2008. Página web: www.minproteccionsocial.gov.co

Ministerio de la protección social (2010). *Guía técnica "Buenas prácticas para la seguridad del paciente en la atención en salud.* Consejo Técnico Unidad Sectorial de Normalización en Salud. Bogotá, 4 de marzo de 2.010. Página web: https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/DE/CA/guia-buenas-practicas-seguridad-paciente2010.pdf

Ministerio de la protección social (2010). *Guía técnica "GUÍA PEDAGÓGICA PARA LA IMPLEMENTACIÓN DE GUÍAS DE PRÁCTICA CLÍNICA BASADAS EN LA EVIDENCIA"*. Dirección general de calidad. Programa de reorganización, rediseño y modernización de las redes de prestación de servicios de salud. Página web: https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/1/Guia_implementacion_practica_clinica_basada_en_evidencia.pdf

Ministerio de Tecnologías de la Información y Comunicaciones (2023). *Estrategia nacional digital de Colombia (2023 – 2026)*. https://www.mintic.gov.co/portal/715/articles-334120_recurso_1.pdf

Newman-Toker, D., Nassery, N., Schaffer, A., Yu-Moe, C., Clemens, G., Wang, Z., Zhu, Y., Saber tehrani, A., Fanai, M., Hassoon, A., Siegal, D. (2024). Burden of serious Harms from diagnostic error in the USA. BMJ Qual Saf 33(2), 109-120. doi:10.1136/bmjqs-2021-014130

Olusegun, J., Oluwaseyi, J., Brightwood, S., Temitope, O M. (2024). *INTEGRATION OF AI WITH ELECTRONIC HEALTH RECORDS: ENHANCING CLINICAL WORKFLOWS*. Researchgate.net. 1-16.

https://scholar.google.es/scholar?q=INTEGRATION+OF+AI+WITH+ELECTRONIC+HEALTH+RECORDS:+ENHANCING+CLINICAL+WORKFLOWS&hl=es&as_sdt=0,5.

Ouanes, K., Farhah, N. (2024). *Effectiveness of Artificial Intelligenfce (AI) in Clinical Decision Support Systems and Care Delivery*. Journal of Medical Systems 48(74). https://doi.org/10.1007/s10916-024-02098-4

Paulo, S., Neto, I., Figueiredo, N., Lopes, D., Nicolau, H. (2025). *Reimagining Multidisciplinary Teams: Challenges and Opportunities for LLMs in Cancer MDTs*. Proc. ACM Hum.-Comput. Interact. 9(2), 1-22. https://doi.org/10.1145/3711055

Patel, D., Raut, G., Cheetirala, SN, Glicksberg, B., Levin, MA, Nadkarni, G., Freeman, R., Klang, E. y Timsina, P. (2025). *AI Agents in Modern Healthcare: FromFoundation to Pioneer – A Comprehensive Review and Implementation Roadmap for Impactand Integration in Clinical Settings*. Preprints, 1-26. https://doi.org/10.20944/preprints202503.1352.v1

Pro Health Ware. Pro salud. (14 de abril de 2023). *¿Qué es la tecnología de la información en salud?* (Health IT). https://prohealthware.com/es/health-information-technology-health-it/

Rico-Carrillo, A. (2021). *Herramientas de soporte para el razonamiento clínico en medicina interna basadas en inteligencia artificial*. Medicina, 43(4), 555-569. https://doi.org/10.56050/01205498.1645

Rubio, O., Vila, M., Escobar, M., Agusti, A., JANUS group. (2025). *How could artificial intelligence improve patient experience in the ambulatory setting? Reflections from the JANUS group*. Medicina Clínica (Elselavier). 164(4), 190-195. https://doi.org/10.1016/j.medcle.2024.09.012.

Sánchez-Mendiola M, Martínez-Franco AI, Rosales-Vega A, et al. *Development and implementación of a biomedical informatics course for medical students: challenges of a large-scale blended-learning*

program. J Am Med Inform Assoc. 2013;20(2):381-387. https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3638174/

Tannenbaum, S., Thomas, S., Salas, B., Salas, E. (2025). *From stable teamwork to Dynamic teaming in the ambulatory care diagnostic process. De Gruyter.* 12(1), 17-24. https://doi.org/10.1515/dx-2024-0108.

Tierney, A., Gayre, G., Hoberman, B., Mattern, B., Ballesca, M., Kipnis, P., Liu, V., Lee, K. (2024). *Ambient Artificial Intelligence Scribes to Alleviate the Burden of Clinical Documentation*. NEJM 5(3), 1-15 . DOI: 10.1056/CAT.23.0404

Torres, LM (2020). *Lex Artis en Decisiones del Tribunal Superior del Distrito Judicial de Bucaramanga - Sala Civil Familia, para configurar responsabilidad médica.* . Recuperado de: http://hdl.handle.net/20.500.11912/8591.

Silva, D. (2021). Análisis documental de sentencias de las altas cortes en Colombia, para determinar la responsabilidad del médico y las consecuencias de sus actos, relacionados con la imprudencia, impericia y las omisiones, cometidas en el ejercicio de su profesión en el año 2019. [Tesis de grado, UCeva]. http://hdl.handle.net/20.500.12933/3072.

Vemula, R. (2025). *Transforming Healthcare it: A Technical Analysis of AI Integration and Implementation*. International Journal of Computer Engineering and Technology (IJCET*)*, 16(1), 2025, 2644-2664. DOI: https://doi.org/10.34218/IJCET_16_01_187

Wendelken, S., Antony, A., Korutla, R., Pachipala, B., Mahajan, D., Shanahan, JG., Saba, W. (2024). *Roux-lette at "Discharge Me!": Reducing EHR Chart Burden with a Simple, Scalable, Clinician-Driven AI Approach*. *In Proceedings of the 23rd Workshop on Biomedical Natural Language Processing,*

pages 719–723, Bangkok, Thailand. Association for Computational Linguistics. DOI: 10.18653/v1/2024.bionlp-1.63

World Health Organization. (2024). *Global patient safety report 2024*. World Health Organization. https://iris.who.int/handle/10665/376928. Licencia: CC BY-NC-SA 3.0 IGO

Wu, J., Calvin, K.L Or. (2025). *Position Paper: Towards Open Complex Human–AI Agents Collaboration System for Problem-Solving and Knowledge Management*. arXiv:2505.00018, 1-90. https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.00018

Yu, P., Xu, H., Hu, X., Deng, C. (2023). *Leveraging Generative AI and Large Language Models: A Comprehensive Roadmap for Healthcare Integration*. Healthcare, 11, 2776. https://doi.org/10.3390/healthcare11202776

Zimolzak, A., Wei, L., Mir, U., Gupta, A., Vaghani, V., Subramanian, D., (2024). *Machine Learning to Enhance Electronic Detection of Diagnostic Errors*. Jama Network Open. 7(9), 1-4. Doi:10.1001/jamanetworkopen.2024.31982.