



MASTER: Ignacio Olmeda Ph.D

STUDENT: Jaime A. Patiño A. M.D

CAPÍTULO 1

1. Introducción al Uso de la IA en la Salud

Bien la inteligencia artificial (IA) podría definir el paso de una nueva era de la humanidad, por lo menos digitalmente hablando, y por supuesto abarca la medicina. Ya desde sus primeros usos y desarrollos la IA fue utilizada para simular procesos humanos, pero ahora los reflectores apuntan al manejo y proceso de grandes volúmenes de datos, lo cual ha mejorado notoriamente. Por supuesto que la salud se ve impactada positivamente y se perciben beneficios tanto en la atención del pcte como en procesos administrativos y de investigación (Jiang et al., 2017).

Clasifiquemos entonces los usos de la AI en medicina en los siguientes compartimentos: imágenes, predicción de enfermedades, tratamiento personalizado, mejora de flujos administrativos y telemedicina. Dichos usos se han obligado a mejorar lo más rápido posible ante la necesidad de optimizar recursos médicos y mejorar la precisión de tratamientos (Mintz y Brodie, 2019). Tenemos por ejemplo muy buenos resultados en cardiología, mejorando el diagnóstico de enfermedades cardiovasculares mediante el uso de modelos predictivos (Krittawong et al., 2017) y también tenemos buenas cifras en telemedicina la cual ha logrado incrementar de manera importante la adherencia al tratamiento en pacientes con enfermedades crónicas (Ellahham, 2020).

El plato fuerte de la IA es su poder para procesar y analizar grandes volúmenes de datos en tiempo real. Por años, la medicina tradicional como la conocemos dependió de la experiencia humana y de la experticia del operador para la toma de decisiones, pero con la IA se pueden analizar montones de datos de manera precisa de manera rápida, facilitando diagnósticos certeros y tratamientos personalizados. Lo mejor de esto es que reduce costos al sistema de salud al optimizar los recursos disponibles. Y en lo que respecta a imágenes, la IA puede detectar patologías que pueden pasar por alto el ojo humano (Aloawis et al., 2023).

Ahora hablemos de telemedicina, cuyo fuerte es proporcionar soluciones efectivas a distancia incluyendo la mejora en la adherencia al tratamiento. Con la IA, los pacientes pueden ser monitoreados de manera remota reduciendo la necesidad de visitas presenciales y aumentando la cobertura a zonas remotas y dispersas (Amann et al., 2020).

Los chatbots son protagonistas en este aspecto. Pueden enviar recordatorios y generar retroalimentación positiva a los pacientes, impactando en su adherencia (Milne-Ives et al., 2020).

La otra cara de la moneda: desafíos éticos y regulatorios. Obstáculos como la privacidad de los datos, seguridad de la información y transparencia en la toma de decisiones son temas que aún no se terminan de discutir (y de solucionar definitivamente). La IA tiene grandes cosas por ofrecer a la medicina (y ya lo está haciendo) pero su implementación DEBE hacerse con ética para lograr la confianza de los pacientes y la responsabilidad de los profesionales de la salud (Schwalbe y Wahl, 2020).

Al unísono de otras disciplinas, la IA en salud avanza en análisis predictivo, procesamiento de lenguaje natural y sistemas de apoyo a decisiones. El futuro aún no está escrito en atención sanitaria y es deber “esperar” el desarrollo ético al mismo tiempo (Kataria y Ravindran, 2020).

Fuentes Clave:

1. Jiang, F., Jiang, Y., Zhi, H., Dong, Y., Li, H., Ma, S., Wang, Y., Shen, H. and Wang, Y. (2017). Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. *Stroke and Vascular Neurology*, 2(4), pp. 230-243. doi: 10.1136/svn-2017-000101.
2. Mintz, Y. and Brodie, R. (2019). Introduction to artificial intelligence in medicine. *Minimally Invasive Therapy & Allied Technologies*, 28(2), pp. 73-81. doi: 10.1080/13645706.2019.1575882.
3. Krittanawong, C., Zhang, H., Wang, Z., Aydar, M., Kitai, T. (2017). Artificial Intelligence in Precision Cardiovascular Medicine. *Journal of the American College of Cardiology*, 69(21), pp. 2657-2664. doi: 10.1016/j.jacc.2017.03.571.
4. Ellahham, S. (2020). Artificial Intelligence: The Future for Diabetes Care. *The American Journal of Medicine*, 133(8), pp. 895-900. doi: 10.1016/j.amjmed.2020.03.033.
5. Aloawis, S., Alghamdi, S., Alsuhehany, N., Alqahtani, T., Alabdulrahman, A., Alsharey, S., et al. (2023). Revolutionizing healthcare: the role of artificial intelligence in clinical practice. *BMC Medical Education*, 23(1), p. 689. doi: 10.1186/s12909-023-04698-z.
6. Amann, J., Blasimme, A., Vayena, E., Frey, D. and Madai, V.I. (2020). Explainability for artificial intelligence in healthcare: a multidisciplinary perspective. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 20(1), p. 310. doi: 10.1186/s12911-020-01332-6.
7. Milne-Ives, M., de Cock, C., Lim, E., Harper, M., Shehadeh, N., de Pennington, N., et al. (2020). The Effectiveness of Artificial Intelligence Conversational Agents in Health Care: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research*, 22(10), p. e20346. doi: 10.2196/20346.
8. Schwalbe, N., Wahl, B. (2020). Artificial intelligence and the future of global health. *The Lancet*, 395(10236), pp. 1579-1586. doi: 10.1016/S0140-6736(20)30226-9.

9. Kataria, S., Ravindran, V. (2020). Electronic health records: a critical appraisal of strengths and limitations. *Journal of the Royal College of Physicians of Edinburgh*, 50(3), pp. 262-268. doi: 10.4997/JRCPE.2020.309.

2. Revisión del Estado del Arte

La IA ha logrado hacerse paso como herramienta capaz de transformar el campo de la salud. Su área abarca desde el diagnóstico hasta el tratamiento personalizado. Varios estudios han avalado sus beneficios en áreas como la telemedicina, análisis predictivo y adherencia al tratamiento, entre otras. A continuación se revisan los estudios más recientes y relevantes que muestran el avance de la IA en la salud considerando tanto su impacto positivo como sus desafíos a la luz de su uso para mejorar la adherencia al tratamiento por parte de pacientes.

2.1 Telemedicina y Adherencia al Tratamiento

La telemedicina apoyada por IA ha demostrado mejorar significativamente la adherencia al tratamiento. Un chatbot que actúa como agente conversacional puede hacer recordatorios personalizados y análisis predictivos (al mismo tiempo) y ofrecerlo al médico en un formato de monitoreo constante. Un estudio reciente de Milne-Ives et al. (2020) revisa éste tema y encuentra la capacidad para mejorar el acceso a los servicios de salud y apoyar el cambio de comportamiento en los pacientes.

A lo que adherencia al tratamiento se refiere, la IA ha sido crítica en predecir con mayor precisión el riesgo de abandono y hacer (o proponer) actitudes terapéuticas en tiempo real. En un ensayo clínico aleatorizado realizado por Krittanawong et al. (2017) mostró que la sinergia de telemedicina con IA aumentó significativamente la adherencia al tratamiento en pacientes con apnea obstructiva del sueño. Sin embargo, es la privacidad de los datos generados por el paciente lo que aún genera desafío y la razón es que la telemedicina implica la transmisión de información sensible a través de plataformas digitales vulnerables de ciberataques (Kataria y Ravindran, 2020). Aunque con políticas robustas, la regulación HIPAA (en USA) y el GDPR (Europa) sigue siendo insuficiente para cubrir todas las potenciales vulnerabilidades de la IA en telemedicina.

2.2 Análisis Predictivo en Salud

El análisis predictivo basado en machine learning (ML) y deep learning (DL) han sido trofeos de la IA, áreas de éxito cuantificado. Cuando un profesional de la salud recibe datos de predicción antes de que se manifiesten permiten actuar rápido y de manera preventiva. Esto se vió en un trabajo de Krittanawong et al. (2017) en donde se usaron modelos predictivos para mejorar la precisión a la hora de diagnosticar y tratar enfermedades cardiovasculares.

Y este enfoque va más allá de la anticipación de las complicaciones de la no adherencia; permite optimizar los recursos médicos al señalar hacia los pacientes de mayor riesgo. Pero para que esto sea posible se requieren grandes volúmenes de datos para entrenar estos modelos, sin contar la posibilidad de sesgos si las muestras no son representativas de la

población en cuestión. Schwalbe y Wahl (2020) encontraron que la IA puede verse seriamente limitada por la falta de datos de calidad y diversidad y por supuesto, esto llevará a predicciones inexactas (una manera cortés de decir predicciones falsas).

2.3 Uso de Agentes Conversacionales

Han sido ampliamente estudiados el uso de chatbots (agentes conversacionales) en el contexto de telemedicina y la relación médico paciente. Un estudio realizado por Koski y Murphy (2021) muestra y hace énfasis en la *personalización* de los tratamientos en tiempo real y ajustando respuestas según la interacción de los pacientes con el chatbot.

Ahora, aquí viene un problema y es la “transparencia algorítmica”. La IA muchas veces es percibida, tanto por médicos como por pacientes como...una *caja negra*, en donde nadie tiene visibilidad sobre cómo se toman las decisiones, y esta desconfianza hace que los resultados que se obtienen mediante esta tecnología no tengan la eficacia esperada. Amann et al. (2020) sugiere que este “oscurantismo” debe ser desvelado para garantizar tanto la interpretabilidad como la confianza y uso responsable en la práctica clínica.

2.4 Aplicaciones de la IA en Áreas Específicas

La IA, con todos sus desafíos y dificultades, ha demostrado impacto significativo en áreas como la cardiología, endocrinología (principalmente diabetes) y la rehabilitación física. Krittanawong et al. (2017) por ejemplo, demostró cómo los algoritmos de la IA pueden mejorar los resultados en el tratamiento de enfermedades cardiovasculares mediante la personalización del tratamiento. En la rehabilitación física, la IA ha permitido hacer seguimiento más puntual y más fino de los pacientes y hacer ajustes más puros según las necesidades individuales.

Los retos técnicos no son ajenos a la IA. Se requiere de hardware avanzado y una infraestructura tecnológica que no siempre está disponible en hospitales o clínicas, y más difícil aún en países en desarrollo. Además, aún se necesita más investigación para validar los resultados obtenidos por algoritmos en estudios clínicos amplios (Sumner et al., 2023).

Fuentes clave:

1. Milne-Ives, M., de Cock, C., Lim, E., Harper, M., Shehadeh, N., de Pennington, N., et al. (2020). The Effectiveness of Artificial Intelligence Conversational Agents in Health Care: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research*, 22(10), p. e20346. doi: 10.2196/20346.

2. Krittanawong, C., Zhang, H., Wang, Z., Aydar, M., Kitai, T. (2017). Artificial Intelligence in Precision Cardiovascular Medicine. *Journal of the American College of Cardiology*, 69(21), pp. 2657-2664. doi: 10.1016/j.jacc.2017.03.571.

3. Schwalbe, N., Wahl, B. (2020). Artificial intelligence and the future of global health. *The Lancet*, 395(10236), pp. 1579-1586. doi: 10.1016/S0140-6736(20)30226-9.

4. Koski, E., Murphy, J. (2021). AI in Healthcare. *Studies in Health Technology and Informatics*, 284, pp. 295-299. doi: 10.3233/SHTI210726.
5. Sumner, J., Lim, H.W., Chong, L.S., Bundele, A., Mukhopadhyay, A., Kayambu, G. (2023). Artificial intelligence in physical rehabilitation: A systematic review. *Artificial Intelligence in Medicine*, 146, p. 102693. doi: 10.1016/j.artmed.2023.102693.
6. Amann, J., Blasimme, A., Vayena, E., Frey, D. and Madai, V.I. (2020). Explainability for artificial intelligence in healthcare: a multidisciplinary perspective. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 20(1), p. 310. doi: 10.1186/s12911-020-01332-6.
7. Kataria, S., Ravindran, V. (2020). Electronic health records: a critical appraisal of strengths and limitations. *Journal of the Royal College of Physicians of Edinburgh*, 50(3), pp. 262-268. doi: 10.4997/JRCPE.2020.309.

3. Gamificación y Adherencia al Tratamiento

La gamificación, neologismo derivado de la palabra “game”, es una estrategia en ascenso dentro de la salud digital y utilizada en la motivación de pacientes y adherencia a tratamientos. No es un concepto nuevo. Sardi et al. (2017) propone que la gamificación ha sido utilizada en el contexto de pacientes crónicos y de rehabilitación. Lastimosamente, su estudio muestra que el enganchamiento tiende a ser a corto plazo y señala que se requiere más investigación para entender su falla a largo plazo.

Berglund et al. (2022) identificó 5 principios de la gamificación en el contexto del cuidado cardiovascular. El uso de elementos conocidos en el ámbito gamer como recompensas, tablas de clasificación y sistema de puntos demostró mejorar la adherencia de los pacientes a su tratamiento.

En el campo de la epilepsia, Rahim y Thomas (2017) investigan la gamificación para mejorar la adherencia de pacientes con ésta enfermedad con buenos resultados y concluyen que éste concepto tiene el potencial de transformar la adherencia del tratamiento en una experiencia atractiva y motivadora.

Las enfermedades crónicas parecen ser el mejor campo de acción para la gamificación. Miller et al. (2016) encontraron como éste concepto ejecutado en aplicaciones de *mHealth* logró mejorar la autogestión de pacientes respecto a la adherencia de tratamiento. Conceptos como badges, niveles y sistema de puntos junto con desafíos diarios demostró ser una herramienta efectiva para fomentar la participación activa de los pacientes para tomar control de su propio cuidado.

También la salud mental tiene su estudio y Hopia y Raitio (2016) en su estudio cualitativo encontraron que los elementos clásicos de juegos modernos como rankings aumenta el engagement, sin embargo, en pacientes con pocas habilidades digitales, su vínculo con la gamificación fue menor y su implementación no tan efectiva.

Otro estudio notorio fue el de Theng et al. (2015) hicieron una estricta revisión sistemática sobre la gamificación en el contexto de la diabetes. Se encontró que la estrategia fue

efectiva para aumentar la motivación a través de refuerzos positivos y recompensas extrínsecas.

4. Machine Learning y Predicción de la Adherencia

Como se expuso previamente, la gamificación existe desde antes del ascenso de la AI en la salud. Ahora con la presencia de algoritmos basados en Machine Learning (ML), se ha podido expandir éste concepto mediante el desarrollo de *modelos predictivos* para identificar potencial abandono en el tratamiento. Wu et al. (2020) desarrollaron un excelente modelo de ML que predice con alta precisión la caída en la adherencia en pacientes con diabetes tipo 2. Con un conjunto de 16 variables, su capacidad predictiva era de por lo menos 85%.

Kharrazi et al. (2020) hicieron una comparación de los mejores modelos predictivos para aquel entonces con registros médicos electrónicos (EHR) y registros de seguros. Demostraron que el uso de *índices de adherencia* mejoró notoriamente la predicción de hospitalizaciones demostrando que el ML puede ayudar a personalizar las estrategias de intervención en pacientes de alto riesgo.

Finalmente, Smith et al. (2023) realizaron una revisión y meta-análisis sobre el uso de modelos de ML y deep learning para predecir la progresión de enfermedades crónicas y encontraron que éstos modelos tuvieron alta utilidad para mejorar notoriamente la precisión de los resultados a largo término de los pacientes permitiendo no solo mejorar la oportunidad y la eficacia sino también el uso de recursos sanitarios.

Fuentes clave:

1. Sardi, L., Idri, A., & Fernández-Alemán, J. L. (2017). A systematic review of gamification in e-Health. *Journal of Biomedical Informatics*, 71, 31-48. doi: 10.1016/j.jbi.2017.05.011.
2. Berglund, A., Jaarsma, T., Berglund, E., Strömberg, A., & Klompstra, L. (2022). Understanding and assessing gamification in digital healthcare interventions for patients with cardiovascular disease. *European Journal of Cardiovascular Nursing*, 21(6), 630-638. doi: 10.1093/eurjcn/zvac048.
3. Rahim, M. I. A., & Thomas, R. H. (2017). Gamification of medication adherence in epilepsy. *Seizure*, 52, 11-14. doi: 10.1016/j.seizure.2017.09.008.
4. Miller, A. S., Cafazzo, J. A., & Seto, E. (2016). A game plan: Gamification design principles in mHealth applications for chronic disease management. *Health Informatics Journal*, 22(2), 184-193. doi: 10.1177/1460458214537511.
5. Hopia, H., & Raitio, K. (2016). Gamification in healthcare: Perspectives of mental health service users and health professionals. *Issues in Mental Health Nursing*, 37(12), 894-902. doi: 10.1080/01612840.2016.1233595.
6. Theng, Y.-L., Lee, J. W. Y., Patinadan, P. V., & Foo, S. S. B. (2015). The use of video games, gamification, and virtual environments in the self-management of diabetes: A

systematic review of evidence. Games for Health Journal, 4(5), 352-361. doi: 10.1089/g4h.2014.0114.

7. Wu, X.-W., Yang, H.-B., Yuan, R., Long, E.-W., & Tong, R.-S. (2020). Predictive models of medication non-adherence risks of patients with T2D based on multiple machine learning algorithms. BMJ Open Diabetes Research & Care, 8(1), e001055. doi: 10.1136/bmjdr-2019-001055.

8. Kharrazi, H., Ma, X., Chang, H.-Y., Richards, T. M., & Jung, C. (2020). Comparing the predictive effects of patient medication adherence indices in electronic health records and claims-based risk stratification models. Population Health Management, 23(5), 380-388. doi: 10.1089/pop.2020.0306.

9. Smith, L. A., Oakden-Rayner, L., Bird, A., Zeng, M., Son, M.-S., Mukherjee, S., & Palmer, L. J. (2023). Machine learning and deep learning predictive models for long-term prognosis in patients with chronic obstructive pulmonary disease: A systematic review and meta-analysis. The Lancet Digital Health, 5(7), e375-e385. doi: 10.1016/S2589-7500(23)00177-2.

10. Korb-Savoldelli, V., Tran, Y., Perrin, G., Touchard, J., Pastre, J., Borowiak, A., et al. (2023). Psychometric properties of a machine learning-based patient-reported outcome measure on medication adherence: Single-center, cross-sectional, observational study. Journal of Medical Internet Research, 25, e42384. doi: 10.2196/42384.

5. Desafíos Actuales y Consideraciones Éticas

El ascenso de la IA ofrece oportunidades nunca antes vistas en la atención médica las cuales no están libres de desafíos, siendo el número uno (dejando de lado las dificultades de hardware) la privacidad de los datos, seguido de la *explicabilidad* de los algoritmos y seguimos con los sesgos en los modelos predictivos y por si fuera poco, las implicaciones regulatorias.

5.1 Privacidad y Seguridad de los Datos

La gestión segura de los datos clínicos es en sí misma un gran desafío. Las violaciones de seguridad y ciberataques a los sistemas de salud están a la orden del día y han sido documentados en varias oportunidades.

Un ejemplo es el ataque cibernético a una clínica en Finlandia en 2020, donde se comprometió información privada de pacientes psiquiátricos (Lewis, 2020). Estas amenazas obligan a establecer no solo medidas sino políticas que regulen el uso de la IA para la gestión de información confidencial.

Existe la GDPR (Reglamento General de Protección de datos) en Europa y la HIPAA (Ley de Portabilidad y Responsabilidad de Seguros Médicos) en USA, sin embargo a medida que pase el tiempo y los sistemas de IA evolucionan, estas regulaciones deben actualizarse para evitar vacíos legales y lagunas que puedan afectar la privacidad de datos.

5.2 Explicabilidad y Transparencia de los Algoritmos

El camino de la aceptación de la IA de cara a la salud debe incluir el poder explicar sus algoritmos, entender por qué toma una o determinada decisión. El funcionamiento de las redes neuronales profundas, que es bastante complejo, es un obstáculo para hacer claro el cómo funcionan y por qué deciden lo que deciden. El explicar, en términos entendibles a la comunidad médica, tanto trabajadores como pacientes, es una parte obligatoria.

Amann et al. (2020) discuten cómo la falta de transparencia en los modelos de IA puede generar desconfianza entre los profesionales de la salud quienes tienen una larga tradición académica gracias al control que se tiene sobre las decisiones clínicas. De aquí nace la rama de la IA llamada *explicativa* que pretende abordar este tema y cuya tarea principalmente es la interpretabilidad de los algoritmos permitiendo una aceptación y adopción efectiva en entornos médicos.

Los entes regulatorios, como es el caso de la Comisión Europea, cada vez proponen las directrices específicas para que la IA sea cada vez más transparente y demandan que los desarrolladores tengan la responsabilidad de explicar cómo y por qué determinada app toma una decisión (European Commission, 2021), lo cual es crítico para implementar la ética.

5.3 Sesgos en los Modelos de IA

El sesgo es otro de los obstáculos en la gran carrera de la IA en la salud. Si los datos que se usan no representan a toda una población, puede pasar que las decisiones de los algoritmos beneficien a un grupo poblacional e incluso puedan afectar a otro. Obermeyer et al. (2019) demostró como un estudio basado en población blanca generó algoritmos de ML que al aplicarlos en población negra presentaban sesgos.

Desde una mala recolección de datos hasta cómo se estructura un algoritmo, la posibilidad de generar sesgo no es algo para subestimar. Los desarrolladores de IA deben asegurar la diversidad y representatividad de los datos y hacer evaluaciones exhaustivas para identificar eventuales sesgos que aparezcan. La equidad en salud es algo demandante y la IA debe compartir ésta premisa.

5.4 Implicaciones Regulatorias

El tema de la regulación en la IA es algo en continuo desarrollo. Podría decirse que tomaron a las autoridades regulatorias por sorpresa, lo que obligó a acelerar las pautas sobre su uso. La Administración de Alimentos y Medicamentos FDA en USA ya inició su tarea de regular el hardware (dispositivos médicos) que incorporan IA y la Comisión Europea también está en esa misma labor para evitar el uso irresponsable.

Pero con todo y esto, aún no se logran cubrir todos los aspectos críticos. Schwalbe y Wahl (2020) argumentan que todas las autoridades regulatorias del planeta aún están en términos de preparación ante los desafíos que la IA propone a la medicina. Los marcos necesarios no solo deben incluir seguridad y efectividad sino también ética, explicabilidad y transparencia.

5.5 Acceso Desigual a la Tecnología

Los dispositivos de IA para la salud no son baratos. Los hospitales del primer nivel pueden adoptar éstas tecnologías a buen ritmo, pero los hospitales de países en desarrollo no pueden decir lo mismo. Ésto debe tenerse en cuenta o la brecha para la salud entre países grandes y pequeños se hará muy marcada con el tema de la IA para la salud. El patrocinio por parte de grandes fabricantes e industria farmacéutica podría ayudar, pero también se requiere políticas globales para hacer del acceso a la IA en salud algo real (WHO, 2020).

Fuentes clave:

1. Lewis, D. (2020). Cyberattack on Finnish psychiatric clinic highlights health care's vulnerability. Reuters. Disponible en: <https://www.reuters.com/article/us-finland-cyberattack-idUSKBN27H0GH>.
2. Amann, J., Blasimme, A., Vayena, E., Frey, D. and Madai, V.I. (2020). Explainability for artificial intelligence in healthcare: a multidisciplinary perspective. BMC Medical Informatics and Decision Making, 20(1), p. 310. doi: 10.1186/s12911-020-01332-6.
3. Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., Mullainathan, S. (2019). Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. Science, 366(6464), pp. 447-453. doi: 10.1126/science.aax2342.
4. European Commission (2021). Regulation on a European approach for Artificial Intelligence. Disponible en: https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/ip_21_1682.
5. Schwalbe, N., Wahl, B. (2020). Artificial intelligence and the future of global health. The Lancet, 395(10236), pp. 1579-1586. doi: 10.1016/S0140-6736(20)30226-9.
6. WHO (2020). Global Strategy on Digital Health 2020-2025. World Health Organization.

6. Conclusión del Capítulo

Hemos revisado el potencial transformador que tiene la IA en la salud, pero con desafíos que demandan atención. Desde diagnósticos, tratamientos hasta adherencia a los planes de salud hacen parte de lo que ya se está haciendo gracias a su capacidad para procesar grandes volúmenes de datos y generar recomendaciones personalizadas. En interés, los chatbots han demostrado un impacto firme en la mejora del acceso a los servicios médicos (Milne-Ives et al., 2020; Krittanawong et al., 2017).

Y así como sus bondades, también revisamos desafíos éticos, técnicos y regulatorios y no menos importante (por no decir que el más) es el de *mejorar la transparencia* o la explicabilidad de los algoritmos Amann et al. (2020). La llamada “falta de claridad en las decisiones algorítmicas reduce la confianza tanto de personal médico como de pacientes incluyendo la parte administrativa y aseguradoras (y gobierno). Este aspecto crucial requiere atención continua.

El estudio de Obermeyer et al. (2019) señala la *prevalencia de sesgos en los modelos predictivos* y hace notorio como los algoritmos promueven las desigualdades en la atención médica al no haber sido entrenados con datos representativos de toda la población. Esto le es pertinente también a la ética en IA cuyos cimientos deben velar para evitar los sesgos en salud por su mala implementación. La FDA y la Comisión Europea están trabajando en ello, pero a la fecha aún falta por hacer. La reciente rama de *IA explicativa* promete ayudar bastante en este asunto y dar tranquilidad a los distintos actores de la salud al dar claridad sobre el porqué de las decisiones de los algoritmos ante un determinado escenario y evitar el efecto “caja negra”.

Y por último a manera de énfasis, se concluye que la gamificación en salud, si bien no tiene muchos estudios, ha demostrado un impacto positivo a la hora de aumentar los índices de adherencia al tratamiento, sin embargo hay varios puntos de notoriedad: uno es que al parecer el engagement va disminuyendo con el tiempo (contrario a lo que sucede con los gamers en juegos tradicionales de consolas y PCs) y dos, pacientes con poco conocimiento técnico no suelen tener un vínculo fuerte con la gamificación. Hacen falta más investigaciones en este aspecto.

Y a lo que respecta el uso de ML y DL los resultados son muy optimistas. No toda gamificación implica ML, pero aquella que lo incluye (o las apps que solo usan ML sin gamificación) muestra una mejoría dramática en los índices de adherencia o por lo menos, en la detección temprana de abandono. El objetivo final de esta tesis será explorar cómo la IA puede implementarse de manera efectiva en la práctica clínica, contribuyendo no solo a mejorar la calidad del tratamiento, sino también a reducir las desigualdades en el acceso a la atención médica.

Fuentes clave:

1. Milne-Ives, M., de Cock, C., Lim, E., Harper, M., Shehadeh, N., de Pennington, N., et al. (2020). The Effectiveness of Artificial Intelligence Conversational Agents in Health Care: Systematic Review. *Journal of Medical Internet Research*, 22(10), p. e20346. doi: 10.2196/20346.
2. Krittanawong, C., Zhang, H., Wang, Z., Aydar, M., Kitai, T. (2017). Artificial Intelligence in Precision Cardiovascular Medicine. *Journal of the American College of Cardiology*, 69(21), pp. 2657-2664. doi: 10.1016/j.jacc.2017.03.571.
3. Amann, J., Blasimme, A., Vayena, E., Frey, D. and Madai, V.I. (2020). Explainability for artificial intelligence in healthcare: a multidisciplinary perspective. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 20(1), p. 310. doi: 10.1186/s12911-020-01332-6.
4. Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C., Mullainathan, S. (2019). Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science*, 366(6464), pp. 447-453. doi: 10.1126/science.aax2342.