IA clínica híbrida, explicable y neuro-simbólica para la optimización de procesos clínicos y el soporte a la decisión en entornos hospitalarios reales

Francisco José Anillo Carrasco[1], Andreea M. Oprescu[1,2] and M.Carmen Romero Ternero[1,2]

[1] Departamento de Tecnología Electrónica, Universidad de Sevilla, Sevilla, Spain
[2] Instituto de Ingeniería Informática (I3US), Universidad de Sevilla, Sevilla, Spain

Resumen Esta propuesta de tesis plantea el diseño y validación de un ecosistema de inteligencia artificial confiable para apoyar decisiones clínicas y optimizar procesos hospitalarios reales. El primer caso de uso se centra en analíticas hematológicas para la detección, estratificación y seguimiento de anemia y ferropenia, aprovechando hemogramas de rutina y pruebas complementarias de metabolismo férrico. La hipótesis principal es que la combinación de modelos predictivos calibrados, conocimiento clínico explícito e interfaces explicables puede anticipar el riesgo de anemia o ferropenia, priorizar pruebas de segundo nivel y reducir decisiones innecesarias sin desplazar el juicio médico. Se propone una arquitectura híbrida que integra aprendizaje automático, IA generativa restringida para documentación y explicación, y una capa neuro-simbólica basada en reglas clínicas auditables. La viabilidad de la IA neuro-simbólica es especialmente alta en este dominio porque existen umbrales, relaciones fisiopatológicas y vías de decisión que pueden representarse de forma simbólica, mientras que los datos longitudinales permiten aprender patrones no triviales. El proyecto incluye gobernanza del dato, validación retrospectiva y prospectiva, análisis de equidad, explicabilidad y simulación mediante gemelos digitales de procesos asistenciales.

Keywords: IA clínica · Sistemas de soporte a la decisión clínica · IA neuro-simbólica · Anemia · Ferropenia · Gemelos digitales · IA explicable

1. Datos

La presente propuesta se formula como trabajo doctoral en curso y no como sistema clínico autónomo. Todas las recomendaciones se conciben como soporte a profesionales sanitarios, con supervisión humana, trazabilidad y evaluación clínica.

2. Resumen de la propuesta

La digitalización sanitaria ha abierto oportunidades para integrar inteligencia artificial en flujos reales de atención, pero su adopción clínica sigue condicionada

Tabla 1. Datos solicitados para el Doctoral Consortium de CAEPIA'26.

Campo	**Información**
Doctorando	Francisco José Anillo Carrasco
Título propuesto	IA clínica híbrida, explicable y neuro-simbólica para la optimización de procesos clínicos y soporte a la decisión en entornos hospitalarios reales
Directoras	Dra. María del Carmen Romero Ternero, Dra. Andreea Madalina Oprescu Popescu
Departamento	Departamento de Tecnología Electrónica, Universidad de Sevilla
Programa	Programa de Doctorado en Ingeniería Informática de la Universidad de Sevilla
Fecha de inicio	27/10/2025
Ámbito CAEPIA	Aprendizaje automático, representación del conocimiento y razonamiento, IA explicable y responsable, aplicaciones de la IA, minería de datos y sistemas de soporte a la decisión

por la calidad del dato, la seguridad, la explicabilidad, la integración organizativa y el cumplimiento normativo [1,11,3,4].

2.1. Contexto y motivación

En entornos hospitalarios, la promesa de la IA no consiste únicamente en obtener modelos con buenas métricas retrospectivas, sino en producir herramientas útiles, auditables y alineadas con el trabajo clínico cotidiano.

La tesis aborda el diseño y la implementación de arquitecturas de IA capaces de aprender sobre datos médicos tabulares, longitudinales, incompletos y heterogéneos. Incorporando razonamiento, estimación de incertidumbre, evaluación de robustez y explicabilidad, atendiendo en este último punto a las recomendaciones de la Unión Europea. El análisis de hemogramas se plantea como el primer caso de validación ya que permite estudiar problemas centrales de la IA aplicada al sector biosanitario, como lo son el aprendizaje automático con etiquetas imprecisas, ausencia no aleatoria de variables, la integración de reglas simbólicas con modelos de predicción, aprendizaje federado, calibración de riesgos y simulación mediante gemelos digitales [9,14,15,10,8,12].

La anemia y la ferropenia se diagnostican mediante una combinación de hemoglobina, índices eritrocitarios y marcadores del metabolismo del hierro. La OMS proporciona umbrales de hemoglobina para el diagnóstico poblacional de anemia [16], la ferritina es un marcador central del depósito de hierro, aunque debe interpretarse con cautela ante inflamación u otras condiciones clínicas[17]. Las guías clínicas de anemia ferropénica resaltan el valor de ferritina, transferrina, saturación de transferrina, hierro y parámetros eritrocitarios[18], en enfermedad renal crónica, la interpretación del hierro disponible y almacenado requiere además considerar el contexto renal e inflamatorio[19]. Estas relaciones clínicas

justifican que el sistema no deba ser una caja negra aislada, sino una arquitectura que combine aprendizaje estadístico con conocimiento clínico explícito.

2.2. Datos disponibles y estructura prevista

Tras la primera sesión con el equipo médico se nos ha trasladado la versión preliminar de la distribución de los datos. Cada fila representa una observación analítica fechada. Las variables incluyen fecha, tipo de paciente, hemoglobina, etiqueta de anemia, recuento de hematíes, hematocrito, volumen corpuscular medio (VCM), tamaño eritrocitario, hemoglobina corpuscular media (HbCM), concentración de hemoglobina corpuscular media (CHCM), dispersión de hematíes, reticulocitos, plaquetas, leucocitos, ácido fólico, vitamina B12, transferrina, índice de saturación de transferrina (IST), hierro, ferritina, etiqueta de ferropenia, variables urinarias de albúmina/creatinina, creatinina sérica, filtrado glomerular, proteína C reactiva y TSH.

Las información extraída de las reuniones con el personal clínico indican que el conjunto real esperado contiene aproximadamente 150.000 registros de hemogramas y 60.000 registros con segunda prueba, en total contaríamos con aproximadamente unos 50.000 pacientes diferentes cuyos datos se encuentran pseudonimizados. El hemograma básico incluye hemoglobina, recuento eritrocitario, VCM, HbCM, CHCM y amplitud de distribución eritrocitaria. También se prevén datos sociales y clínicos como sexo biológico, edad, grupo de edad, diabetes, hipertensión y enfermedad renal crónica. La segunda prueba añade ferritina, transferrina, hierro y coeficiente de saturación de transferrina. Esta estructura induce un problema metodológico relevante. Los marcadores de metabolismo férrico no faltan al azar, sino que suelen solicitarse cuando el clínico sospecha una alteración. Por tanto, la tesis deberá modelar tanto el riesgo clínico como el sesgo de observación asociado a la decisión de solicitar pruebas clínicas adicionales.

2.3. Hipótesis y preguntas de investigación

Hipótesis: La implementación de arquitecturas híbridas que implementan IA neuro-simbólica en el análisis de hemogramas permite desarrollar un Sistema de Soporte a la Decisión Clínica que optimiza el triaje y la gestión de recursos hospitalarios, reduciendo los tiempos de respuesta y garantizando la transparencia y explicabilidad necesaria para la adopción clínica[9,14,15].

De esta se extraen estas cuatro preguntas de investigación que nos permitirán corroborar la hipótesis:

P1. Los hemogramas de rutina, combinados con edad, sexo, comorbilidades y antecedentes analíticos, contienen señal suficiente para predecir anemia, sospecha de ferropenia y necesidad razonada de pruebas de segundo nivel con modelos calibrados y clínicamente interpretables.

P2. Una arquitectura neuro-simbólica puede mejorar la seguridad y utilidad clínica frente a modelos puramente conexionistas, al incorporar umbrales, reglas fisiopatológicas, restricciones y comprobaciones de coherencia que sean revisables por especialistas[14,15].

P3. La integración del modelo predictivo en un gemelo digital de proceso permitirá estimar impacto operativo, reducción de pruebas innecesarias, priorización de pacientes de mayor riesgo, tiempos de respuesta y carga de laboratorio[8,12].

P4. La adopción clínica dependerá tanto del rendimiento predictivo como de la trazabilidad, la explicabilidad, la evaluación de sesgos, la protección de datos y la alineación con marcos de IA confiable[9,20,21,13].

2.4. Objetivo principal y subobjetivos

El objetivo principal es diseñar, implementar y validar un ecosistema de IA clínica confiable para predecir riesgos hematológicos y optimizar decisiones diagnósticas y operativas en entornos hospitalarios reales.

Los subobjetivos son:

1. Construir un modelo de datos pseudonimizado, trazable y gobernado para analíticas longitudinales, integrando hemograma, pruebas férricas, variables sociales y comorbilidades.
2. Desarrollar modelos predictivos para anemia, ferropenia absoluta, ferropenia funcional y recomendación de segunda prueba, considerando la naturaleza longitudinal y el patrón de datos no observados.
3. Diseñar una capa neuro-simbólica que incorpore reglas clínicas, restricciones, ontologías ligeras de variables hematológicas y mecanismos de verificación de coherencia.
4. Evaluar explicabilidad, calibración, equidad y utilidad clínica mediante métricas técnicas y revisión por profesionales sanitarios.
5. Construir un gemelo digital de proceso para simular escenarios de demanda, estrategias de solicitud de pruebas y efectos sobre recursos del laboratorio y tiempos asistenciales.
6. Definir una metodología de despliegue responsable alineada con RGPD, EU AI Act, su transposición al territorio español, FUTURE-AI, TRIPOD+AI y DECIDE-AI[3,9,20,21,22].

2.5. Aportación original

La aportación original de la tesis reside en combinar tres niveles que suelen estudiarse por separado, modelos predictivos sobre datos clínicos reales, conocimiento médico explícito mediante IA neuro-simbólica y simulación operativa mediante gemelos digitales. En el caso anemia/ferropenia, la tesis no se limitará a clasificar pacientes, sino que propondrá una decisión explicable sobre cuándo ampliar el estudio analítico, qué factores sostienen la recomendación y qué impacto tendría esa política en el flujo hospitalario. Esta combinación permite estudiar simultáneamente rendimiento, seguridad, eficiencia y aceptabilidad clínica.

3. Viabilidad de IA neuro-simbólica en la investigación

La IA neuro-simbólica es viable y pertinente para esta tesis. En términos generales, este paradigma integra aprendizaje neuronal con representación simbólica del conocimiento y razonamiento lógico[14,15]. En un dominio clínico, su valor no es decorativo, muchas decisiones se apoyan en reglas, rangos de referencia, excepciones fisiopatológicas y relaciones causales aproximadas que los clínicos ya utilizan. La neuro-simbólica permite que esos elementos no queden relegados a una explicación posterior, sino que formen parte del diseño del sistema.

En este proyecto, la capa simbólica puede representar conocimiento como, umbrales de hemoglobina ajustados por sexo y edad, patrones microcíticos, normocíticos o macrocíticos según VCM, relaciones entre HbCM, CHCM y dispersión eritrocitaria, sospecha de ferropenia con ferritina baja o IST bajo, cautela ante ferritina elevada con PCR elevada y reglas de derivación a revisión experta cuando hay discordancias. La parte neuronal o estadística aprenderá patrones de interacción, trayectorias temporales y probabilidades individuales. La integración puede adoptar tres formas complementarias:

1. *Modelo predictivo con verificador simbólico*: el modelo estima riesgo y la capa simbólica detecta incoherencias, contraindicaciones o necesidad de revisión.
2. *Aprendizaje regularizado por conocimiento*: algunas reglas se incorporan como restricciones blandas o penalizaciones para favorecer predicciones compatibles con guías clínicas.
3. *Explicación estructurada*: el sistema genera una explicación trazable basada en variables, reglas activadas, incertidumbre y comparaciones con casos similares, evitando lenguaje libre no controlado.

La viabilidad dependerá de validar tres aspectos. Primero, que el conocimiento médico se formalice con participación clínica y control de versiones. Segundo, que las reglas no sustituyan indebidamente al aprendizaje cuando el dato real muestre subpoblaciones complejas. Tercero, que la IA generativa, si se usa, quede restringida a tareas de redacción, consulta documental y explicación bajo plantillas o recuperación de evidencia, nunca a emitir decisiones clínicas autónomas. Por ello, la propuesta plantea un sistema human-in-the-loop con incertidumbre cuantificada y derivación a experto en casos ambiguos, como recomiendan las guías de IA clínica confiable[9,21].

4. Metodología y plan de trabajo

4.1. Metodología general

El proyecto seguirá una metodología iterativa basada en cuatro ciclos, comprensión clínica del proceso, modelado predictivo, integración neuro-simbólica y validación operativa. El primer ciclo construirá un diccionario de datos, un

protocolo de pseudonimización y una definición consensuada de variables objetivo. El segundo ciclo entrenará modelos base, regresión logística penalizada, modelos de gradiente boosting, modelos temporales y redes neuronales tabulares si el volumen final lo justifica. El tercer ciclo añadirá reglas clínicas y mecanismos neuro-simbólicos. El cuarto ciclo evaluará utilidad mediante simulación y revisión clínica.

El preprocesamiento contemplará conversión de coma decimal, normalización de unidades, detección de duplicados, control de valores extremos, armonización temporal y gestión explícita de datos ausentes. Dado que la segunda prueba no se realiza a todos los pacientes, se estudiarán técnicas para sesgo de verificación, modelado de propensión de solicitud, imputación con indicadores de ausencia, aprendizaje positivo-no etiquetado y análisis de sensibilidad. La partición de datos priorizará separación temporal y, si hay más de un centro hospitalario, validación por centro para estimar generalización.

4.2. Modelos y evaluación

La evaluación predictiva incluirá AUROC, AUPRC, sensibilidad a umbrales clínicos, especificidad, valor predictivo positivo, Brier score, calibración, curvas de decisión y beneficio neto. La evaluación de equidad analizará subgrupos por sexo, edad, grupo de edad, enfermedad renal crónica, diabetes e hipertensión. La evaluación explicable combinará importancia global, explicaciones locales, reglas activadas, estabilidad ante perturbaciones y revisión cualitativa por clínicos. El informe de resultados se alineará con TRIPOD+AI para modelos de predicción y DECIDE-AI para evaluación temprana de sistemas de soporte a la decisión[20,21].

El prototipo de CDSS deberá producir cuatro salidas: riesgo estimado, incertidumbre, explicación clínica estructurada y recomendación de acción. Las acciones posibles serán de bajo riesgo y orientadas a soporte, por ejemplo: “no hay evidencia suficiente para ampliar”, “revisar evolución”, “considerar estudio férrico”, “priorizar revisión clínica” o “caso discordante, requiere validación médica”. Esta formulación evita automatizar decisiones terapéuticas y se ajusta mejor al marco de IA de alto riesgo en salud establecido por el EU AI Act[3] y su transposición a territorio español REF.

4.3. Gemelo digital de proceso

El gemelo digital propuesto no será inicialmente un gemelo fisiológico completo del paciente, sino un gemelo de proceso asistencial. Representará el flujo desde la solicitud del hemograma hasta la posible ampliación con estudio férrico, revisión clínica y seguimiento. El objetivo es simular políticas alternativas de solicitud de pruebas y medir consecuencias sobre número de determinaciones, tiempo de respuesta, carga del laboratorio, detección de casos de riesgo y posibles falsos negativos. Esta orientación operativa es coherente con la literatura sobre gemelos digitales en salud, que destaca su potencial para integrar datos, predicción y simulación en procesos sanitarios[8,12,7].

4.4. Plan de trabajo

PT1. Gobernanza, ética y datos (meses 1–6). Acuerdos de acceso, aprobación CEI/CEIM, pseudonimización, diccionario de datos, análisis exploratorio y definición de variables objetivo. Hito: protocolo de investigación, solicitud al comité de ética y dataset inicial.

PT2. Modelos base y fenotipado (meses 7–14). Limpieza longitudinal, baselines predictivos, análisis de sesgo de verificación y definición operacional de anemia, ferropenia absoluta y ferropenia funcional. Hito: informe de modelos base y plan de validación.

PT3. Arquitectura híbrida y neuro-simbólica (meses 12–22). Formalización de reglas clínicas, restricciones, calibración, explicabilidad, incertidumbre y prototipo de CDSS. Hito: prototipo validado retrospectivamente, asistencia a congresos como MICAI; IEEE ICHI o AIME para la presentación de los avances y resultados.

PT4. Gemelo digital y evaluación operativa (meses 18–28). Simulación de procesos, políticas de solicitud de pruebas, análisis de sensibilidad y métricas de carga asistencial. Hito: simulador de proceso y escenarios de impacto.

PT5. Validación, transferencia y tesis (meses 25–36). Evaluación con clínicos, documentación TRIPOD+AI/DECIDE-AI, publicaciones Q1, estancia internacional y redacción de tesis. Hito: manuscritos, memoria doctoral y plan de transferencia.

4.5. Riesgos y mitigación

Los principales riesgos son el retraso en permisos de acceso a datos, la heterogeneidad entre centros, la ausencia no aleatoria de pruebas férricas, el ruido en etiquetas clínicas y la sobreconfianza en explicaciones automáticas. Para mitigarlos se plantea solicitud al comité de ética en la primera fase (ya está en curso), modelos robustos a datos incompletos, validación temporal, auditoría por subgrupos, documentación de limitaciones y un diseño de interfaz que exprese incertidumbre. Si se incorporan datos textuales o modelos generativos, se emplearán estrategias de recuperación aumentada, plantillas controladas y revisión humana, evitando respuestas abiertas sin trazabilidad.

5. Relevancia científica y transferencia

5.1. Relevancia científica

La tesis contribuye a la investigación en IA desde cuatro perspectivas. Primera, aborda un problema real de aprendizaje con datos clínicos incompletos y sesgo de observación, frecuente en historia clínica electrónica y poco resuelto en

condiciones de despliegue. Segunda, integra conocimiento simbólico y aprendizaje estadístico en un caso clínico donde las reglas no son accesorios, sino parte del razonamiento experto. Tercera, evalúa utilidad más allá de la discriminación estadística, incorporando calibración, equidad, incertidumbre, curvas de decisión y revisión clínica. Cuarta, conecta predicción individual con simulación de proceso, lo que permite analizar impacto hospitalario y no solo exactitud del modelo.

Esta orientación se alinea con las demandas actuales de IA confiable en salud, modelos evaluables, transparentes, robustos, seguros, humanos en el circuito y documentados para su posible adopción[9,20,21]. Además, la opción neurosimbólica permite explorar una línea original dentro de CAEPIA, vinculada con aprendizaje automático, representación del conocimiento, razonamiento, IA explicable y aplicaciones de alto impacto social.

5.2. Relevancia clínica y social

Desde el punto de vista clínico, un sistema capaz de identificar riesgo de anemia o ferropenia y sugerir cuándo ampliar el estudio puede ayudar a priorizar pacientes, reducir retrasos diagnósticos y evitar pruebas innecesarias. En atención sanitaria real, estas mejoras tienen valor porque los recursos de laboratorio, consulta y seguimiento son limitados. El sistema también puede apoyar la formación y homogeneización de criterios al ofrecer explicaciones basadas en variables conocidas por el equipo clínico.

Desde el punto de vista social, la propuesta persigue una IA que no sustituya la relación médico-paciente, sino que mejore la calidad del proceso asistencial y la trazabilidad de las decisiones, mejorando la experiencia de las personas implicadas y suponiendo agilidad y reducción de costes. La gobernanza del dato, la pseudonimización, el aprendizaje federado cuando proceda y el cumplimiento del RGPD son elementos esenciales de transferencia responsable[10,13]. La regulación europea y su transposición en la futura ley española exige especial cautela para sistemas de IA en salud, incluyendo gestión de riesgos, calidad de datos, transparencia, supervisión humana y robustez[3,4]. Por ello, la transferencia se planteará de forma incremental, primero validación retrospectiva, después evaluación simulada, posteriormente revisión con profesionales y solo finalmente estudio piloto bajo supervisión ética.

6. Resultados esperados

Los resultados esperados son, un corpus clínico tabular gobernado y documentado, modelos predictivos calibrados para anemia, ferropenia y recomendación de segunda prueba, una capa neuro-simbólica auditable, un prototipo de CDSS con explicación estructurada, un gemelo digital de proceso para simulación de políticas de laboratorio, y publicaciones científicas multidisciplinares de impacto en IA médica, sistemas de soporte a la decisión y gemelos digitales. La tesis aspira a generar conocimiento transferible a otros procesos clínicos en los que existan datos de rutina, decisiones protocolizables y necesidad de explicación robusta.

Acknowledgements

This work was partially funded by grant PID2022-1410450B-C41, C42,43 funded by MCIN/AEI/10.13039/501100011033/ and Feder a way of making Europe in artifacts project: Generation of Reliable Synthetic Health Data for Federated Learning in Secure Data Spaces.

Funding Statement: This publication is part of the project PID2022-1410450B-C42, funded by MICIU/AEI/10.13039/501100011033 and by ERDF/EU.

Referencias

1. Smith, A., et al.: Revolutionizing Healthcare: The Impact of Digital Transformation by 2025. International Journal of Innovative Science and Research Technology (2025). Referencia consignada en la memoria original del proyecto.
2. Artsi, Y., Sorin, V., Glicksberg, B.S., Korfiatis, P., Nadkarni, G.N., Klang, E.: Large language models in real-world clinical workflows: a systematic review of applications and implementation. Frontiers in Digital Health **7**, 1659134 (2025). https://doi.org/10.3389/fdgth.2025.1659134
3. European Parliament and Council of the European Union: Regulation (EU) 2024/1689 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act). Official Journal of the European Union, 12 July 2024. `http://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj`
4. European Commission: Artificial Intelligence in Healthcare. `https://health.ec.europa.eu/ehealth-digital-health-and-care/artificial-intelligence-healthcare_en`, último acceso 2026/06/05.
5. Hasan, M.M., Mostafiz, R., Hossain, M.A., Paul, B.K.: CLIN-LLM: A Safety-Constrained Hybrid Framework for Clinical Diagnosis and Treatment Generation. arXiv:2510.22609 (2025). https://doi.org/10.48550/arXiv.2510.22609
6. Urooj, B., Fayaz, M., Ali, S., Dang, L.M., Kim, K.W.: Large Language Models in Medical Image Analysis: A Systematic Survey and Future Directions. Bioengineering **12**(8), 818 (2025). https://doi.org/10.3390/bioengineering12080818
7. Pothireddy, N.K.R.: GenAI-Powered Digital Twins for Chronic Disease Management. International Journal for Multidisciplinary Research **7**(2) (2025). https://doi.org/10.36948/ijfmr.2025.v07i02.40878
8. Vallée, A.: Digital twin for healthcare systems. Frontiers in Digital Health **5**, 1253050 (2023). https://doi.org/10.3389/fdgth.2023.1253050
9. Lekadir, K., Frangi, A.F., Porras, A.R., Glocker, B., Cintas, C., Langlotz, C.P., et al.: FUTURE-AI: international consensus guideline for trustworthy and deployable artificial intelligence in healthcare. BMJ **388**, e081554 (2025). https://doi.org/10.1136/bmj-2024-081554
10. Sethi, M., Prasad, P.: Federated Learning in Healthcare: Privacy-Preserving AI Across Clinical Institutions (2025). ResearchGate preprint. `https://www.researchgate.net/publication/392708946_Federated_Learning_in_Healthcare_Privacy-Preserving_AI_Across_Clinical_Institutions`
11. NIIN Health Alliance, RMIT Health Transformation Lab: Health x Digital Transformation Report 2024–2025 (2024). `https://healthlab.edu.au/wp-content/uploads/2019/09/Health-x-Digital-Transformation-Report-2024-2025.pdf`

12. Li, X., Loscalzo, J., Mahmud, A.K.M.F., Aly, D.M., Rzhetsky, A., Zitnik, M., Benson, M.: Digital twins as global learning health and disease models for preventive and personalized medicine. Genome Medicine **17**, 11 (2025). https://doi.org/10.1186/s13073-025-01435-7
13. Agencia Española de Protección de Datos: Guidelines on trustworthy AI, data protection and health research (2024). Referencia consignada en la memoria original del proyecto, completar con el documento normativo exacto antes del envío.
14. Besold, T.R., d'Avila Garcez, A., Bader, S., Bowman, H., Domingos, P., Hitzler, P., Kuehnberger, K.-U., Lamb, L.C., Lowd, D., Lima, P.M.V., de Penning, L., Pinkas, G., Poon, H., Zaverucha, G.: Neural-Symbolic Learning and Reasoning: A Survey and Interpretation. arXiv:1711.03902 (2017). https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.03902
15. d'Avila Garcez, A., Lamb, L.C.: Neurosymbolic AI: The 3rd Wave. arXiv:2012.05876 (2020). https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.05876
16. World Health Organization: Haemoglobin concentrations for the diagnosis of anaemia and assessment of severity. WHO/NMH/NHD/MNM/11.1 (2011). `https://www.who.int/publications/i/item/WHO-NMH-NHD-MNM-11.1`
17. World Health Organization: WHO guideline on use of ferritin concentrations to assess iron status in individuals and populations. World Health Organization, Geneva (2020). `https://iris.who.int/handle/10665/331505`
18. Snook, J., Bhala, N., Beales, I.L.P., Cannings, D., Kightley, C., Logan, R.P., Pritchard, D.M., Sidhu, R., Surgenor, S., Thomas, W., Verma, A.M., Goddard, A.F.: British Society of Gastroenterology guidelines for the management of iron deficiency anaemia in adults. Gut **70**(11), 2030–2051 (2021). https://doi.org/10.1136/gutjnl-2021-325210
19. KDIGO: KDIGO 2026 Clinical Practice Guideline for the Management of Anemia in Chronic Kidney Disease. Kidney International **109**(Suppl. 1S), S1–S99 (2026). `https://kdigo.org/guidelines/anemia-in-ckd/`
20. Collins, G.S., Moons, K.G.M., Dhiman, P., Riley, R.D., Beam, A.L., Van Calster, B., et al.: TRIPOD+AI statement: updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning methods. BMJ **385**, e078378 (2024). https://doi.org/10.1136/bmj-2023-078378
21. Vasey, B., Nagendran, M., Campbell, B., Clifton, D.A., Collins, G.S., Denaxas, S., Denniston, A.K., et al.: Reporting guideline for the early-stage clinical evaluation of decision support systems driven by artificial intelligence: DECIDE-AI. Nature Medicine **28**, 924–933 (2022). https://doi.org/10.1038/s41591-022-01772-9
22. Ministerio de Transformación Digital y Función Pública. (2026). *Nota de Prensa: El Consejo de Ministros aprueba el Anteproyecto de Ley de Inteligencia Artificial*. Gobierno de España, publicado el 26 de mayo de 2026. `https://digital.gob.es/content/dam/portal-mtdfp/comunicacion/comunicacion_ministro/2026/05/2026-05-26/260526%20NP%20CMin%20APL%20IA.pdf`