

Inteligencia artificial al servicio del paciente cardiovascular: una herramienta para priorizar consultas, reducir demoras y mejorar la atención en la Comunitat Valenciana

Javier Morales, Alberto Cordero,
Asunción Martínez-Mayoral, José V.
Segura, Vicente Bertomeu-Gonzalez,
Moisés Rodríguez-Mañero, Sergio Cinza-
Sanjurjo, Pilar Mazón, y José R.
González-Juanatey

 **UNIVERSITAT**
Miguel Hernández
Cátedra de Transformació
del Model Econòmic

 Xarxa
Càtedres de
Transformació
del Model Econòmic

 **GENERALITAT
VALENCIANA**
Conselleria de Economia,
Hacienda y Administración Pública

 **UNIVERSITAT
DE VALÈNCIA**

 **UNIVERSITAT
POLITÀCNICA
DE VALÈNCIA**

 **Universitat d'Alacant**
Universidad de Alicante

 **UNIVERSITAT
JAUME I**

 **UNIVERSITAT**
Miguel Hernández

Inteligencia artificial al servicio del paciente cardiovascular: una herramienta para priorizar consultas, reducir demoras y mejorar la atención en la Comunitat Valenciana

Javier Morales¹, Alberto Cordero², Asunción Martínez-Mayoral¹, José V. Segura¹, Vicente Bertomeu-Gonzalez², Moisés Rodríguez-Mañero³, Sergio Cinza-Sanjurjo⁴, Pilar Mazón³, y José R. González-Juanatey³

¹ Centro de Investigación Operativa, Universidad Miguel Hernández, Elche, España.

² Dpto Medicina Clínica, Universidad Miguel Hernández, Sant Joan d'Alacant, España.

³ Servicio de Cardiología, Hospital Clínico Universitario de Santiago de Compostela, España.

⁴ Departamento de Medicina, Universidade de Santiago de Compostela, España.

16-06-2026

Índice

1. Resumen ejecutivo	3
1.1. Contexto y problema	3
1.2. Propuesta de solución	3
1.3. Ventaja estratégica para la Comunitat Valenciana	3
2. Introducción y objetivos	3
2.1. Justificación del informe	3
2.2. Problema asistencial: sobrecarga, demoras y priorización en cardiología ambulatoria . . .	4
2.3. Telemedicina y e-consulta en cardiología como oportunidad	4
2.4. Escalabilidad de la e-consulta y utilidad en otras especialidades clínicas	4
2.5. Objetivos del informe y alcance	5
3. Sistemas de soporte a la decisión clínica (CDSS)	5
3.1. Definición, tipos y componentes básicos	5
3.2. Beneficios, riesgos y factores de éxito	6
3.3. Evidencia de efectividad de CDSS en la mejora de la atención	6
3.4. De sistemas basados en reglas a CDSS con Machine Learning	6
4. Contexto sanitario: España y Comunitat Valenciana	7
4.1. Marco organizativo del SNS y de la cardiología ambulatoria	7
4.2. Marco jurídico básico	7
4.3. Estrategias nacionales de salud digital y evaluación de CDSS	7
4.4. Organización del Sistema Valencià de Salut y nuevo modelo de atención primaria	8
4.5. Estrategia de salud digital e IA en la Comunitat Valenciana	8
4.6. Necesidades detectadas y potencial para CDSS en cardiología en la Comunitat Valenciana	9
5. Nuestra propuesta: CDSS para priorizar e-consultas de cardiología	9
5.1. Origen del proyecto y experiencia previa de e-consulta	9
5.2. Glosario de términos	10
5.3. Descripción general del modelo de riesgo	12
5.4. Metodología de machine learning empleada	12
5.5. Rendimiento del modelo	13
5.6. Variables mínimas necesarias y simplicidad operacional	13
5.7. De modelo predictivo a CDSS operativo	13
5.8. Implementación técnica y facilidad de integración	16

6. Adaptación e implantación en la Comunitat Valenciana	16
6.1. Alineamiento con las prioridades del Sistema Valencià de Salut	16
6.2. Escenarios de uso propuestos	17
6.3. Integración con los sistemas de información	17
6.4. Requisitos organizativos y de gobernanza	18
6.5. Plan de pilotaje y evaluación	18
7. Discusión y líneas futuras	19
7.1. Fortalezas de la propuesta	19
7.2. Limitaciones y riesgos	19
7.3. Potenciales extensiones	19
7.4. Próximos pasos y propuesta para decisores	20
8. Conclusiones	20
8.1. Conclusiones principales	20
8.2. Recomendaciones para la gestión clínica	21
8.3. Recomendaciones para responsables políticos y de planificación	21
Referencias	22

1. Resumen ejecutivo

1.1. Contexto y problema

El aumento de la demanda en cardiología ambulatoria, asociado al envejecimiento de la población y a la cronicidad cardiovascular, genera listas de espera y demoras que impactan de forma desigual en pacientes según su riesgo real. La e-consulta entre atención primaria y cardiología se ha consolidado como herramienta clave para reorganizar circuitos, pero los criterios de priorización siguen apoyándose principalmente en el juicio clínico individual, sin un soporte sistemático basado en datos.[1], [2], [3]

Paralelamente, la Comunitat Valenciana impulsa una Estrategia de Salud Digital ambiciosa, con historia clínica única, oficina de Inteligencia Artificial (IA), asistentes virtuales y servicios digitales inteligentes, y ha situado la gestión de la demanda y la atención a la cronicidad como prioridades del Sistema Valencià de Salut. Este contexto ofrece una oportunidad clara para implantar sistemas de soporte a la decisión clínica que utilicen la información disponible en la historia clínica electrónica (HCE) para mejorar la priorización en cardiología.[4], [5], [6], [7]

1.2. Propuesta de solución

El informe presenta una herramienta de soporte a la decisión clínica basada en modelos de inteligencia artificial basados en Machine Learning, en concreto modelos de árboles aleatorios de supervivencia (Random Survival Forest), entrenados sobre una cohorte de 68.478 pacientes derivados a cardiología mediante e-consulta en Galicia (2010-2021), con desenlaces de mortalidad y hospitalización cardiovascular a un año. Los modelos alcanzan buenos resultados de clasificación para mortalidad (0,819 en la muestra de testado) y aceptables para reingreso (0,719), utilizando únicamente variables clínicas básicas y habitualmente recopiladas (edad, antecedentes cardiológicos y oncológicos, sexo, retraso en consulta y factores de riesgo comunes).[3]

A partir de estos modelos se construye un Sistema de Soporte a la Toma de Decisiones Clínicas (Clinical Decision Support System, CDSS) que calcula, para cada paciente un percentil de riesgo y una razón de riesgo asociada a retrasar la cita más allá de 7 días, permitiendo clasificar de manera transparente qué pacientes deberían ser atendidos antes sin aumentar la carga de trabajo global. La herramienta se ha diseñado con opciones de implementación ligera (mediante tablas de predicciones pre-calculadas) para facilitar su integración inicial en cualquier sistema de salud, y en particular en el de la Comunitat Valenciana.[3]

1.3. Ventaja estratégica para la Comunitat Valenciana

La Comunitat Valenciana dispone de la combinación necesaria de recursos y políticas para beneficiarse de este CDSS: historia clínica única en despliegue, oficina de IA, convenios con el Ministerio y Red.es para servicios digitales inteligentes, y programas de telecuidados para crónicos. Un proyecto piloto de implantación del CDSS en uno o dos departamentos de salud puede convertirse en un caso emblemático de IA aplicada a la mejora de la equidad y la eficiencia, con evaluación formal de impacto en tiempos de espera, eventos cardiovasculares y uso de recursos.[3], [6], [7], [8], [9], [10]

El informe concluye proponiendo un plan concreto de pilotaje, gobernanza y evaluación, así como posibles extensiones a otros ámbitos clínicos, reforzando la idea de que este CDSS es un proyecto tractor en la transición hacia una sanidad más proactiva, basada en datos y orientada al valor.

2. Introducción y objetivos

2.1. Justificación del informe

La carga asistencial en cardiología ambulatoria y la creciente complejidad de los pacientes crónicos plantean un reto para los sistemas públicos de salud, que deben gestionar listas de espera, garantizar el acceso equitativo y priorizar adecuadamente los casos de mayor riesgo. En este contexto, la telemedicina y, en particular, la consulta electrónica entre atención primaria y cardiología se han consolidado como instrumentos clave para reorganizar circuitos, mejorar la coordinación y optimizar el uso de los recursos especializados.[2], [11]

Paralelamente, el desarrollo de sistemas de soporte a la decisión clínica (CDSS) y la incorporación de técnicas de Machine Learning permiten utilizar los datos clínicos rutinarios para estratificar riesgos y apoyar decisiones, ofreciendo una oportunidad para transformar la manera en que se priorizan y gestionan las consultas. El trabajo que presentamos se sitúa precisamente en esta intersección: utiliza modelos de aprendizaje automático entrenados en una amplia cohorte de pacientes de e-consulta de cardiología para construir una herramienta de soporte a la decisión orientada a la priorización de agendas.[1], [3], [12]

2.2. Problema asistencial: sobrecarga, demoras y priorización en cardiología ambulatoria

Los servicios de cardiología afrontan una demanda elevada, impulsada por el envejecimiento de la población, la alta prevalencia de factores de riesgo cardiovascular y la cronicidad de múltiples patologías cardíacas. Esta presión se traduce en demoras en las primeras consultas y revisiones, con impacto potencial en eventos adversos, reingresos y mortalidad, especialmente en pacientes con insuficiencia cardíaca u otras condiciones de alto riesgo.[1], [2], [3]

La literatura española reciente muestra que los retrasos en la atención cardiológica se asocian con mayor riesgo de hospitalización y peor pronóstico en determinados subgrupos de pacientes, lo que ha motivado la implantación de programas de e-consulta universal en algunos servicios de cardiología para gestionar las derivaciones desde atención primaria. Estos programas han demostrado capacidad para reordenar la demanda, reducir visitas presenciales innecesarias y mejorar la accesibilidad, pero persisten retos en la identificación sistemática de los pacientes que requieren una respuesta más urgente.[2], [3]

2.3. Telemedicina y e-consulta en cardiología como oportunidad

La consulta telemática y la e-consulta entre atención primaria y cardiología se han extendido de forma notable tras la pandemia de COVID-19, consolidándose como herramientas estructurales en la organización de la asistencia cardiovascular. Los documentos de consenso señalan que la e-consulta permite una valoración inicial del paciente por parte del cardiólogo a partir de la información registrada en la historia clínica electrónica y las pruebas disponibles, emitiendo recomendaciones y decidiendo la necesidad y prioridad de la visita presencial.[2]

En este marco, disponer de un CDSS que, a partir de variables clínicas básicas, proporcione una estratificación objetiva del riesgo de mortalidad y hospitalización cardiovascular a un año, puede reforzar la capacidad de la e-consulta para priorizar agendas y homogeneizar criterios entre profesionales. La existencia de historias clínicas electrónicas integradas y programas de salud digital en las comunidades autónomas —incluida la Comunitat Valenciana— facilita la integración de este tipo de herramientas en el flujo asistencial real.[3], [13], [14], [15]

2.4. Escalabilidad de la e-consulta y utilidad en otras especialidades clínicas

Aunque la e-consulta ha demostrado una utilidad clara en cardiología para ordenar la demanda asistencial, priorizar pacientes y acortar los tiempos de respuesta, su potencial organizativo trasciende esta especialidad. La evidencia disponible muestra que los sistemas de e-consulta son factibles en entornos asistenciales muy diversos, se adaptan a distintos modelos organizativos y facilitan un acceso más rápido al consejo especializado sin necesidad de visita presencial en un número relevante de casos, [3], [15].

Una amplia revisión sistemática [9] mostró que las e-consultas se han aplicado en múltiples especialidades y modelos asistenciales, desde sistemas sanitarios integrados hasta redes regionales, con resultados consistentes en términos de rapidez de acceso al especialista y utilidad percibida por los clínicos remitentes. En ese trabajo, además, se observó que el impacto sobre la evitación de derivaciones presenciales era especialmente favorable en algunas áreas, entre ellas hematología, endocrinología y dermatología, donde en ciertos estudios más del 50 % de las visitas presenciales pudieron evitarse mediante este formato de consulta asíncrona.

Estos hallazgos fueron posteriormente reforzados por una segunda revisión sistemática centrada en resultados clínicos, de acceso, costes y experiencia de pacientes y profesionales [16]. En ella se concluye que, aunque la calidad global de la evidencia sigue siendo moderada o baja por el predominio de estudios observacionales, los resultados publicados son en general favorables, especialmente en términos de acceso más rápido al especialista, menor fragmentación asistencial y posible reducción de costes. De este modo,

la e-consulta puede entenderse no sólo como un canal alternativo de comunicación, sino como una infraestructura escalable de soporte a la decisión clínica y de gestión de la derivación especializada.

La utilidad de este modelo es particularmente visible en especialidades con alta prevalencia de consultas, necesidad de priorización clínica y posibilidad de resolver una parte importante de los casos mediante recomendaciones diagnósticas o terapéuticas estructuradas. En este sentido, la e-consulta permite resolver dudas clínicas sin desplazamiento del paciente, orientar estudios complementarios antes de una visita presencial y seleccionar con mayor precisión qué casos requieren valoración preferente, reduciendo visitas evitables y mejorando la continuidad asistencial [15], [16]. Desde una perspectiva de escalabilidad, uno de los aspectos más relevantes es que la e-consulta no depende de una única especialidad ni de una patología concreta, sino de la capacidad del sistema para integrar conocimiento experto en el flujo asistencial habitual. La literatura revisada muestra que, una vez establecida la infraestructura tecnológica y organizativa, el modelo puede ampliarse progresivamente a diferentes servicios clínicos, manteniendo su utilidad como herramienta de triaje, coordinación asistencial y apoyo a la toma de decisiones.

Por tanto, la experiencia observada en cardiología puede interpretarse como un caso de uso especialmente sólido, pero no excepcional. La evidencia disponible sugiere que la e-consulta constituye una estrategia exportable a otras especialidades clínicas, especialmente allí donde existe elevada presión asistencial, necesidad de priorización y oportunidad de resolver una proporción significativa de consultas mediante soporte experto estructurado.

2.5. Objetivos del informe y alcance

El objetivo principal de este informe es contextualizar y presentar una herramienta de soporte a la decisión clínica basada en técnicas de Inteligencia Artificial, para la priorización de e-consultas de cardiología, desarrollada a partir de una gran cohorte de pacientes en Galicia. Por supuesto, el sistema es exportable a otros ámbitos y especialidades clínicas, pero se trata de modo específico en cardiología al disponer de datos e información experta en este contexto. Se busca, además, analizar su encaje en el marco organizativo y estratégico del Sistema Nacional de Salud y, en particular, de la Comunitat Valenciana, identificando oportunidades de adaptación e implantación.[3], [6], [10], [17]

Como objetivos específicos se plantean:

- Revisar el estado del arte en CDSS, con especial atención a los sistemas de estratificación de riesgo en cardiología. [1], [12], [18]
- Describir en detalle la metodología y prestaciones del modelo de riesgo desarrollado (bosque aleatorio de supervivencia), así como su traducción en un CDSS operativo para priorizar agendas de e-consulta.[3]
- Analizar el contexto organizativo, jurídico y tecnológico del SNS y de la Comunitat Valenciana, identificando necesidades y potencial de implantación para CDSS en cardiología.[6], [13], [17], [19]
- Proponer un esquema de adaptación, implantación piloto y evaluación de la herramienta en departamentos de salud de la Comunitat Valenciana.[3], [6], [10]

3. Sistemas de soporte a la decisión clínica (CDSS)

3.1. Definición, tipos y componentes básicos

Los sistemas de soporte a la decisión clínica (CDSS) pueden definirse como sistemas informáticos que utilizan características específicas del paciente —habitualmente extraídas de la historia clínica electrónica— para generar recomendaciones o alertas dirigidas a apoyar la toma de decisiones clínicas. Estas recomendaciones pueden referirse al diagnóstico, la elección de tratamientos, la prevención de eventos, la monitorización o la priorización de recursos.[12], [20]

Tradicionalmente, los CDSS se han clasificado en varias categorías:

- Sistemas basados en reglas y guías de práctica clínica (por ejemplo, recordatorios de profilaxis, ajustes de medicación según función renal).[12], [21]
- Sistemas de ayuda al diagnóstico (p. ej., motores de razonamiento que sugieren diagnósticos diferenciales en función de síntomas y hallazgos).[12]
- Sistemas de cálculo de riesgos y scores pronósticos (calculadoras de riesgo cardiovascular, escalas para síndrome coronario agudo, etc.).[12], [18]

- Sistemas basados en aprendizaje automático que predicen probabilidades de eventos o responden a patrones complejos a partir de grandes volúmenes de datos.[1], [12]

En todos los casos, un CDSS eficaz requiere al menos tres componentes: una base de conocimiento (reglas, modelos o guías), un módulo de inferencia o motor que aplique ese conocimiento a los datos del paciente y una interfaz con el usuario integrada en el flujo de trabajo clínico.[12], [22]

3.2. Beneficios, riesgos y factores de éxito

La literatura muestra que los CDSS pueden mejorar la adherencia a recomendaciones basadas en la evidencia, reducir errores de medicación, aumentar la calidad de la prescripción y optimizar la utilización de pruebas diagnósticas. Las revisiones sistemáticas y meta-análisis realizados, basados en varios centenares de ensayos controlados referidos a la efectividad de los CDSS [11], [12], [18], [23], encontraron que estos sistemas de soporte suponían mejoras absolutas modestas pero consistentes —en torno a cinco o seis puntos porcentuales— en la proporción de pacientes que recibían la atención recomendada.

No obstante, el impacto en resultados clínicos duros (mortalidad, eventos mayores) es más variable, y la efectividad real está fuertemente condicionada por la integración del sistema en el flujo asistencial, la usabilidad, la calidad de los datos y la aceptación por parte de los profesionales. Entre los riesgos se incluyen la fatiga por alertas, la sobredependencia del profesional en la herramienta, posibles sesgos en los modelos y problemas de responsabilidad profesional ante recomendaciones erróneas o inadecuadas.[11], [12], [20], [23]

Los factores de éxito más citados en las revisiones incluyen: diseño centrado en el usuario, integración con la historia clínica electrónica, generación de recomendaciones accionables en el momento y lugar adecuados, transparencia en el funcionamiento del sistema y apoyo institucional y formativo a los profesionales.[12], [22], [23]

3.3. Evidencia de efectividad de CDSS en la mejora de la atención

Las revisiones sistemáticas y meta-análisis de CDSS sugieren que estos sistemas son especialmente eficaces cuando:

- Se orientan a decisiones bien definidas y frecuentes (p. ej., prevención cardiovascular, manejo de crónicos).[11], [18]
- Están estrechamente integrados en la HCE y activan recomendaciones de forma automática, sin requerir pasos adicionales por parte del clínico.[11], [12]
- Utilizan información actualizada y localmente relevante, con adaptación a protocolos y recursos del entorno.[10], [16]

En el ámbito cardiovascular, existen experiencias de CDSS para el diagnóstico de síndrome coronario agudo, la optimización de la indicación de coronariografía y la gestión de pacientes con insuficiencia cardiaca, con mejoras en la adecuación de pruebas y la estratificación de riesgo ([24],[18],[1]). Sin embargo, la mayoría de estas herramientas se centran en escenarios agudos o en decisiones puntuales, mientras que son menos frecuentes los CDSS orientados a la gestión longitudinal y la priorización de agendas en la atención ambulatoria, que es el foco de la herramienta que presentamos [3].

3.4. De sistemas basados en reglas a CDSS con Machine Learning

La evolución reciente de los CDSS ha estado marcada por la incorporación de técnicas de Machine Learning y, más ampliamente, de inteligencia artificial (IA) [12]. Mientras que los sistemas basados en reglas dependen de conocimiento explícito extraído de guías y expertos, los modelos de Machine Learning aprenden patrones directamente de datos históricos, pudiendo capturar relaciones complejas y no lineales entre variables clínicas y resultados [1].

En cardiología, diversos trabajos han utilizado algoritmos como bosques aleatorios (random forests), gradient boosting y redes neuronales para tareas de clasificación y predicción de eventos, incluyendo mortalidad, reingreso, fibrilación auricular o enfermedad coronaria obstructiva ([1], [24]). Los bosques aleatorios de supervivencia (random survival forests), en particular, permiten modelizar datos de supervivencia con censura y estimar funciones de riesgo a lo largo del tiempo, lo que los convierte en una opción especialmente adecuada para CDSS centrados en la estratificación de riesgo a medio plazo [3].

No obstante, los CDSS basados en IA plantean desafíos adicionales: necesidad de grandes bases de datos de calidad, problemas de interpretabilidad, riesgo de sesgos, y requisitos reforzados de validación externa y monitorización de desempeño tras la implantación. La herramienta descrita en el artículo adjunto aborda parte de estos desafíos mediante un modelo parsimonioso basado en variables clínicas básicas, una validación interna rigurosa y un diseño orientado a la operatividad y la integración sencilla en sistemas de información existentes.[1], [3], [12], [23]

4. Contexto sanitario: España y Comunitat Valenciana

4.1. Marco organizativo del SNS y de la cardiología ambulatoria

El Sistema Nacional de Salud (SNS) español se organiza territorialmente en servicios de salud autonómicos, con responsabilidad sobre la organización y gestión de los recursos asistenciales, dentro del marco común establecido por la legislación básica [25], [26]. En este modelo, la atención primaria actúa como puerta de entrada y coordinadora del proceso asistencial, incluyendo la derivación a especialidades como cardiología, mientras que la atención hospitalaria ofrece servicios de mayor complejidad, tanto en régimen de hospitalización como en consultas externas.

En cardiología ambulatoria, la relación entre atención primaria y los servicios de cardiología se ha ido reconfigurando hacia modelos de mayor integración, en los que la e-consulta y la teleconsulta permiten al cardiólogo revisar la información clínica y las pruebas disponibles antes de decidir sobre la necesidad, prioridad y formato (presencial o telemático) de la atención [2]. Este modelo abre la puerta a introducir CDSS que, incorporados a la e-consulta, apoyen de forma sistemática la priorización de pacientes en función de su riesgo estimado, tal como propone la herramienta que presentamos [3].

4.2. Marco jurídico básico

La Ley 41/2002 [19] básica reguladora de la autonomía del paciente y de derechos y obligaciones en materia de información y documentación clínica, establece el marco jurídico fundamental para cualquier sistema que intervenga en la toma de decisiones clínicas. Entre otros aspectos, regula el derecho a la información asistencial, el consentimiento informado, el uso de la historia clínica y la confidencialidad de los datos, así como la obligación de dejar constancia documental de las actuaciones clínicas y decisiones relevantes.

En este contexto, la digitalización de la información sanitaria en el Sistema Nacional de Salud [27] no constituye sólo una evolución tecnológica, sino también un desarrollo normativamente condicionado por exigencias de interoperabilidad, seguridad, gobernanza pública y reutilización legítima del dato. En los últimos años, este proceso se ha concretado en una estrategia estatal de transformación digital [28], [29] que ordena el desarrollo de servicios digitales comunes, infraestructuras de intercambio de información y nuevos espacios para el uso secundario de datos sanitarios, dentro de garantías de privacidad, trazabilidad y control institucional. En particular, la configuración del Espacio Nacional de Datos de Salud [30] refuerza la posibilidad de compartir y reutilizar datos sanitarios en red con fines asistenciales, de investigación, innovación y planificación sanitaria, conectando el desarrollo interno del SNS con el marco europeo sobre datos de salud.

A ello se añade el Reglamento (UE) 2025/327 [31], relativo al Espacio Europeo de Datos de Salud, que establece un marco jurídico específico para el acceso, intercambio y uso secundario de los datos de salud electrónicos. Este reglamento resulta especialmente relevante para los sistemas de apoyo a la decisión clínica y otras herramientas basadas en inteligencia artificial, ya que consolida exigencias de interoperabilidad, acceso seguro, control del paciente sobre sus datos y condiciones de reutilización para fines de interés público, investigación e innovación. En consecuencia, cualquier CDSS que incorpore algoritmos de analítica avanzada o inteligencia artificial debe integrarse en este marco, garantizando protección de datos, transparencia funcional, trazabilidad de las recomendaciones y delimitación clara de responsabilidades profesionales e institucionales.

4.3. Estrategias nacionales de salud digital y evaluación de CDSS

A nivel estatal, la Estrategia de Salud Digital del Sistema Nacional de Salud [28], [29] establece el marco para el desarrollo de servicios digitales inteligentes [32], espacios de datos sanitarios e iniciativas de inteligencia artificial, articulados en varios planes de acción, entre ellos atención digital personalizada [33],

Espacio Nacional de Datos de Salud [34], [35], servicios digitales del SNS e integración de información clínica avanzada [27]. Esta estrategia impulsa un modelo de transformación digital orientado a mejorar la atención, la gestión y la investigación mediante interoperabilidad entre servicios autonómicos, reutilización segura del dato y despliegue progresivo de capacidades de analítica avanzada e inteligencia artificial.

En continuidad con esta línea, la Estrategia de Inteligencia Artificial del SNS [36], aprobada por el Consejo Interterritorial [37], formaliza la gobernanza de la inteligencia artificial en el sistema sanitario público y orienta su adopción hacia criterios de fiabilidad, utilidad clínica, universalidad y humanización. Asimismo, el Programa para el Desarrollo de Servicios Digitales Inteligentes en el SNS [32] concreta operativamente esta orientación al promover proyectos de inteligencia artificial y analítica avanzada aplicados tanto al ámbito asistencial como a la gestión sanitaria. En conjunto, estas iniciativas ofrecen el marco estratégico e institucional que justifica la evaluación formal de herramientas de apoyo a la decisión clínica basadas en inteligencia artificial antes de su incorporación efectiva a la práctica asistencial.[38], [39], [40]

4.4. Organización del Sistema Valencià de Salut y nuevo modelo de atención primaria

La Conselleria de Sanidad es el departamento del Consell responsable de la política sanitaria en la Comunitat Valenciana y organiza el Sistema Valencià de Salut de forma territorial en servicios centrales y periféricos, y funcionalmente en órganos superiores, nivel directivo y nivel administrativo. Los servicios centrales ejercen sus competencias en todo el territorio, mientras que las direcciones territoriales coordinan la ejecución en el ámbito provincial, apoyándose en una red de departamentos de salud que integran atención primaria, hospitalaria y otros recursos [41], [42].

El nuevo modelo de atención primaria y comunitaria, aprobado mediante decreto por el Consell, se basa en una organización jerárquica y en una gestión más eficiente de la demanda, con circuitos reordenados, estructuras directivas reforzadas, definición de perfiles profesionales y una apuesta por la atención comunitaria y la cronicidad. Entre sus objetivos explícitos destacan la reducción de demoras, la mejora del acceso a la cita, la coordinación con otros niveles asistenciales y la utilización más intensiva de herramientas digitales [4], [17].

Este marco organizativo es especialmente propicio para CDSS que ayuden a clasificar y priorizar la demanda procedente de atención primaria hacia las especialidades, como cardiología, y que se integren en las agendas y sistemas de citación de los departamentos de salud.

4.5. Estrategia de salud digital e IA en la Comunitat Valenciana

La Comunitat Valenciana ha puesto en marcha una Estrategia de Salud Digital propia, alineada con la estrategia estatal, que constituye uno de los proyectos transformadores clave de la legislatura. Esta estrategia contempla una inversión de alrededor de 235 millones de euros en cuatro años para renovar infraestructuras, implantar la historia clínica única y desarrollar servicios digitales avanzados, incluyendo espacios de datos sanitarios e inteligencia artificial [5], [7], [13].

Entre las actuaciones más relevantes se encuentran:

- La implantación de una historia clínica única y centralizada que permitirá acceder al expediente clínico del paciente desde cualquier centro sanitario de la Comunitat, con independencia del departamento de salud, así como el acceso directo del propio paciente [7], [8], [9].
- La creación de una Oficina Autonómica para la Aplicación de la Inteligencia Artificial en la Salud, con el mandato de promover el uso responsable de la IA para avanzar hacia cuidados más proactivos y participativos, medicina personalizada y mejora de la prevención, diagnóstico, tratamiento y rehabilitación.[7]
- El despliegue de un asistente virtual cognitivo basado en IA ('Lola') para Atención Primaria, inicialmente en fase piloto, orientado a facilitar la gestión de citas y trámites e incorporar capacidades de interacción inteligente con pacientes y profesionales.[5], [7]
- La implantación de IA en la lectura de radiografías de tórax y huesos, así como en mamografías, y la participación en proyectos piloto estatales para probar herramientas de IA que transcriban la información de la consulta e incorporen automáticamente los datos relevantes a la historia clínica.[8], [9]

Además, la Conselleria ha suscrito un convenio con el Ministerio de Sanidad y Red.es para el desarrollo de

servicios digitales inteligentes en el ámbito del SNS en la Comunitat Valenciana, aplicando IA y analítica avanzada a la información clínica y de gestión. Este convenio incluye, entre otros objetivos, la implantación de programas de monitorización remota de patologías crónicas y telecuidados, así como el desarrollo de casos de uso de IA que ayuden a mejorar la toma de decisiones médicas y la atención personalizada.[13]

En conjunto, estas iniciativas sitúan a la Comunitat Valenciana como un entorno pionero en el uso de IA en salud, con una infraestructura de datos en construcción y una clara voluntad política de aprovechar las capacidades de la analítica avanzada, lo que crea un terreno muy favorable para la implantación de CDSS clínicos como el aquí propuesto.

4.6. Necesidades detectadas y potencial para CDSS en cardiología en la Comunitat Valenciana

Los documentos estratégicos y las declaraciones públicas de responsables sanitarios valencianos subrayan varios retos: presión asistencial elevada, listas de espera prolongadas, envejecimiento poblacional y aumento de la cronicidad. Para hacer frente a estos desafíos, se apuesta por utilizar el dato —millones de registros generados cada día— y las capacidades de big data e IA para identificar patrones y anticiparse a los problemas, con el objetivo de que los profesionales puedan centrarse en aquellas tareas donde aportan mayor valor, como el cuidado directo de los pacientes [13], [43].

En este contexto, las principales necesidades donde un CDSS como el desarrollado sobre los datos proporcionados por los hospitales en Galicia [3] puede aportar valor en la Comunitat Valenciana son:

- Priorización de derivaciones y citas en cardiología: el nuevo modelo de atención primaria busca ordenar la demanda y reducir demoras; un CDSS que estratifique el riesgo de mortalidad y hospitalización a partir de datos básicos podría ayudar a decidir qué pacientes deben ser vistos antes y cuáles pueden esperar, con criterios objetivados y transparentes.[3], [4], [17]
- Gestión de pacientes crónicos cardiovasculares: los programas de telecuidados y monitorización remota requieren herramientas que ayuden a identificar descompensaciones y priorizar intervenciones, donde modelos de riesgo similares podrían aplicarse a la insuficiencia cardiaca y otras patologías.[3], [13], [44]
- Coordinación sociosanitaria: la historia sociosanitaria del paciente se concibe como instrumento para coordinar recursos sanitarios y sociales; incorporar indicadores de riesgo cardiovascular puede ayudar a focalizar apoyos y recursos en pacientes más vulnerables.[4], [44]
- Uso responsable y evaluado de la IA: la creación de la Oficina de IA y los convenios con el Estado muestran la necesidad de proyectos emblemáticos que demuestren, con evidencia, el impacto real de la IA en resultados clínicos y eficiencia.[7], [13]

El CDSS descrito en este informe se alinea directamente con estos objetivos: utiliza datos disponibles en la HCE, proporciona una estratificación de riesgo clínicamente interpretable y puede integrarse en los flujos de e-consulta y telemedicina ya existentes, constituyendo un caso de uso concreto y evaluable de IA clínica aplicada a la gestión de agendas y recursos en cardiología.

5. Nuestra propuesta: CDSS para priorizar e-consultas de cardiología

5.1. Origen del proyecto y experiencia previa de e-consulta

El proyecto se origina en un contexto de e-consulta universal en un área sanitaria de Galicia, donde la consulta electrónica se establece como puerta de entrada a la cardiología para todos los pacientes derivados desde atención primaria. En este modelo, la mayor parte de las derivaciones se canalizan a través de una plataforma compartida, integrada en el mismo sistema de información de primaria y hospital, permitiendo al cardiólogo revisar la información disponible y decidir sobre la necesidad, prioridad y formato de la atención. Todo el desarrollo se presenta en [3].

Los trabajos previos del grupo demostraron que este programa de e-consulta universal se asociaba con buenos resultados a largo plazo, permitía reducir visitas presenciales innecesarias y mejoraba la coordinación entre niveles asistenciales. A partir de esta base, se planteó la hipótesis de que, utilizando los datos acumulados de la e-consulta, sería posible desarrollar un modelo de machine learning que estimase

el riesgo de mortalidad y hospitalización cardiovascular a un año, y que este modelo podría convertirse en el núcleo de un CDSS para priorizar agendas.

5.2. Glosario de términos

Se explican a continuación, en lenguaje accesible, los principales términos técnicos utilizados. Está pensado para facilitar la lectura a responsables políticos y de planificación sanitaria sin formación especializada en estadística o informática médica. Cada concepto se describe con el nivel de detalle necesario para comprender el alcance y las implicaciones de la herramienta propuesta, sin entrar en formulaciones matemáticas.

Tabla 1: Glosario de términos técnicos.

Término técnico	Explicación para responsables no especialistas
E-consulta (consulta electrónica)	Canal de comunicación entre el médico de cabecera y el especialista (en este caso el cardiólogo) que se realiza a través de la historia clínica electrónica, sin que el paciente tenga que desplazarse. El médico de cabecera envía la información clínica del paciente y el cardiólogo responde con una recomendación, decidiendo si es necesaria una visita presencial y con qué urgencia.
CDSS (Clinical Decision Support System) — Sistema de Soporte a la Decisión Clínica	Herramienta informática que analiza los datos clínicos de un paciente y proporciona al profesional sanitario una recomendación o alerta automática. No sustituye al médico: le ofrece información adicional para que tome una decisión mejor informada. En este proyecto, el CDSS indica al cardiólogo qué pacientes tienen mayor riesgo y si conviene atenderlos con urgencia.
Machine learning (aprendizaje automático)	Rama de la inteligencia artificial en la que un programa informático aprende a reconocer patrones analizando grandes cantidades de datos históricos, sin que un programador tenga que escribir reglas explícitas. En medicina, permite identificar qué combinación de características clínicas se asocia con mayor probabilidad de sufrir un evento adverso (hospitalización, fallecimiento).
Random survival forest (bosque aleatorio de supervivencia)	Tipo específico de algoritmo de machine learning diseñado para predecir cuándo es probable que ocurra un evento (fallecimiento u hospitalización) a lo largo del tiempo, incluso cuando no todos los pacientes han sido seguidos el mismo periodo. Es especialmente útil en medicina porque los datos de seguimiento clínico son habitualmente incompletos. El término 'bosque' hace referencia a que el modelo combina cientos de 'árboles de decisión' independientes para obtener una predicción más robusta y fiable.
Cohorte retrospectiva	Grupo de pacientes identificados a partir de registros ya existentes (en este caso, derivaciones de e-consulta realizadas entre 2010 y 2021) y cuya evolución se analiza mirando hacia atrás en el tiempo. No implica intervención sobre los pacientes: solo se estudian los datos que ya estaban recogidos en la historia clínica.
C-index (índice de concordancia)	Medida estadística que indica con qué precisión el modelo distingue entre pacientes que van a sufrir el evento (fallecimiento u hospitalización) y los que no. Su valor oscila entre 0,5 (equivalente a decidir al azar) y 1,0 (predicción perfecta). Un C-index de 0,82 significa que, si se comparan al azar dos pacientes, el modelo asigna mayor riesgo al que realmente fallece en el 82 % de los casos. En medicina clínica, valores por encima de 0,75 se consideran buenos.
AUC tiempo-dependiente	Variante del C-index que evalúa la precisión del modelo en distintos momentos del seguimiento (por ejemplo, a los 3, 6 y 12 meses). Que se mantenga estable y elevado a lo largo del tiempo indica que el modelo no pierde fiabilidad conforme pasan los meses.

Tabla 1: Glosario de términos técnicos. (*continued*)

Término técnico	Explicación para responsables no especialistas
Hiperparámetros	Configuraciones del algoritmo de machine learning que se ajustan antes del entrenamiento para optimizar su rendimiento (por ejemplo, cuántos árboles de decisión construir o cuántos pacientes mínimos debe haber en cada rama). El ajuste de hiperparámetros es un proceso técnico que no requiere intervención clínica ni organizativa.
Validación cruzada	Técnica estadística que divide los datos en varios subgrupos para comprobar que el modelo funciona bien no solo con los pacientes con los que fue entrenado, sino también con datos que no ha visto antes. Es una salvaguarda frente al sobreajuste (ver término siguiente).
Sobreajuste (overfitting)	Problema que ocurre cuando un modelo aprende demasiado bien los datos históricos con los que fue entrenado, incluyendo sus peculiaridades o 'ruido', y luego falla al aplicarse a nuevos pacientes. Los procedimientos de validación cruzada y el uso de conjuntos de prueba independientes son las principales medidas para detectarlo y evitarlo.
Percentil de riesgo	Valor que indica la posición relativa del riesgo de un paciente dentro del conjunto total de pacientes. Un paciente en el percentil 80 tiene mayor riesgo que el 80 % de los pacientes de la cohorte. Es una forma sencilla de comunicar la urgencia relativa: los pacientes en percentiles altos son los que más se benefician de una cita rápida.
Razón de riesgo (risk ratio)	Número que compara el riesgo de un paciente si se retrasa su cita más de 7 días frente a si se le atiende antes de esa fecha. Una razón mayor que 1 significa que la demora aumenta el riesgo; igual a 1, que no hay diferencia; menor que 1, que el paciente puede esperar sin incremento de riesgo. Es el indicador principal que el CDSS presenta al cardiólogo para orientar la decisión de agenda.
Bootstrap	Técnica estadística que consiste en generar muchas muestras aleatorias con reemplazo a partir de los datos originales. En el contexto de los random forests, cada árbol de decisión se entrena sobre una muestra bootstrap diferente, lo que aumenta la diversidad del conjunto y mejora la robustez de las predicciones.
Scikit-Survival	Biblioteca de software de código abierto para el lenguaje de programación Python, especializada en análisis de supervivencia y modelos predictivos de eventos a lo largo del tiempo. Es la herramienta técnica utilizada para construir los modelos de random survival forest de este proyecto.
CSV (tablas de predicciones pre-calculadas)	Formato de archivo de datos en texto plano (del inglés Comma-Separated Values, valores separados por comas) que cualquier sistema informático puede leer sin software especializado. En el contexto del CDSS, se propone almacenar las predicciones de riesgo ya calculadas en estos archivos, de modo que la integración en los sistemas hospitalarios sea técnicamente sencilla y no requiera desplegar el modelo completo.
Integración ligera vs. integración profunda	Distinción entre dos formas de incorporar el CDSS a los sistemas de información existentes. La integración ligera (fase piloto) utiliza tablas de predicciones pre-calculadas y no exige modificar los sistemas corporativos: es más rápida, económica y de menor riesgo. La integración profunda (fase de escalado) conecta el modelo directamente con la historia clínica y genera predicciones en tiempo real para cada nuevo paciente, lo que requiere mayor inversión técnica pero ofrece mayor precisión y automatización.

Nota:

Los valores numéricos de rendimiento citados en el informe (C-index, AUC) se interpretan siempre en términos relativos. Lo relevante para la toma de decisiones no es el valor exacto, sino que el modelo muestra una capacidad de discriminación sólida y estable, comparable o superior a la de herramientas clínicas ampliamente aceptadas en cardiología.

5.3. Descripción general del modelo de riesgo

El estudio se basa en una cohorte retrospectiva de 68.478 pacientes derivados a la consulta de cardiología mediante e-consulta en el área de Santiago de Compostela entre 2010 y 2021. La e-consulta actúa como punto de contacto inicial con cardiología para una población de más de 440.000 habitantes, quedando registradas en el sistema variables clínicas básicas, antecedentes y tiempos de respuesta.

Se definieron como desenlaces principales:

- Mortalidad por cualquier causa en el año posterior a la e-consulta.
- Hospitalización por causa cardiovascular en el mismo periodo, incluyendo insuficiencia cardíaca, síndrome coronario agudo, ictus, fibrilación auricular descompensada y revascularización no programada.

La mediana de seguimiento fue de 583 días, con una incidencia de mortalidad del 3,16 % y una incidencia de hospitalización cardiovascular del 7,53 % en el primer año. Esta cohorte proporciona una base sólida para entrenar modelos de riesgo con potencia estadística suficiente y un abanico amplio de perfiles de pacientes, que va desde la patología cardiovascular estable hasta casos de mayor complejidad.

Tabla 2: Variables categóricas consideradas para el análisis en el conjunto de datos.

Descripción	Valores	Incidencia
Fallecimientos durante el primer año (variable de censura)	0=No; 1=Sí	3,16 %
Hospitalización por causas cardiovasculares durante el primer año (variable de censura)	0=No; 1=Sí	7,53 %
Fibrilación auricular previa a la consulta telemática (FA)	0=No; 1=Sí	21,98 %
Antecedentes de cáncer	0=No; 1=Sí	10,06 %
Cardiopatía coronaria en el momento de la consulta telemática	0=No; 1=Sí	11,35 %
Accidente cerebrovascular previo a la consulta telemática	0=No; 1=Sí	3,49 %
Retraso hasta la consulta	0= <7; 1= >7	36,32 %
Insuficiencia cardíaca previa a la consulta telemática	0=No; 1=Sí	9,30 %
Hipertensión previa a la consulta telemática	0=No; 1=Sí	38,49 %
Enfermedad arterial periférica previa a la consulta telemática	0=No; 1=Sí	3,72 %
Sexo	0=Hombre; 1=Mujer	49,37 %
Valvulopatía previa a la consulta electrónica	0=No; 1=Sí	0,96 %

5.4. Metodología de machine learning empleada

Para el modelado del riesgo se optó por random survival forests, una extensión de los random forests al análisis de supervivencia con datos censurados. Este enfoque construye un conjunto (bosque) de árboles de decisión entrenados sobre muestras bootstrap de la cohorte, utilizando en cada nodo un subconjunto aleatorio de variables para dividir los datos, con el objetivo de evitar sobreajuste y mejorar la capacidad de generalización.

Las principales características metodológicas fueron:

- Construcción de modelos separados para mortalidad y hospitalización cardiovascular, con búsqueda de hiperparámetros (número de árboles, tamaño mínimo de nodos padre e hijo) mediante validación cruzada y optimización del C-index.
- Evaluación del desempeño mediante C-index en conjuntos de entrenamiento y prueba, así como cálculo del AUC tiempo-dependiente para diferentes horizontes temporales, con el fin de valorar la estabilidad de la discriminación a lo largo del seguimiento.
- Análisis de la importancia de variables mediante permutación, para identificar qué predictores contribuyen más al desempeño del modelo.

Los random survival forests se eligieron por su capacidad para manejar relaciones no lineales y efectos de interacción entre variables, manteniendo al mismo tiempo una flexibilidad razonable para calcular medidas de importancia y derivar modelos simplificados.

5.5. Rendimiento del modelo

En el caso de la mortalidad, el modelo óptimo —tras ajustar hiperparámetros y realizar la selección de variables— alcanzó un C-index de 0,853 en el conjunto de entrenamiento y 0,819 en el conjunto de test, con un C-index medio de validación cruzada de 0,812. Estos valores indican una capacidad elevada para discriminar qué pacientes fallecen antes dentro del periodo de seguimiento, frente a aquellos que no lo harán.

El AUC tiempo-dependiente para mortalidad se mantuvo de forma estable por encima de 0,8 a lo largo del año de seguimiento, lo que sugiere un buen ajuste y una capacidad consistente del modelo para distinguir entre pacientes que experimentan el evento en distintos momentos.

Para la hospitalización cardiovascular, el modelo obtuvo valores del C-index de 0,745 en entrenamiento y 0,719 en test, con un C-index medio de validación cruzada de 0,715, y un AUC tiempo-dependiente medio en torno a 0,83. Aunque la discriminación es algo menor que en mortalidad, estos resultados se consideran aceptables para un modelo basado en variables clínicas básicas y reflejan la mayor complejidad y heterogeneidad de las causas de reingreso.

5.6. Variables mínimas necesarias y simplicidad operacional

Un aspecto clave del proyecto es la identificación de un conjunto mínimo de variables capaz de mantener el rendimiento del modelo, con el objetivo de facilitar su implementación en distintos sistemas de información, sin necesidad de inversión extraordinaria en nuevas pruebas ni formularios de registro, y por lo tanto garantizando costes mínimos y también mínimas resistencias de implantación.

Mediante un procedimiento de selección secuencial basado en la importancia de variables, se comprobó que:

- Para la mortalidad, bastaba con utilizar: edad, antecedentes de insuficiencia cardiaca, antecedentes de cáncer, sexo, retraso en la consulta, valvulopatía, fibrilación auricular e hipertensión arterial, sin pérdida significativa de C-index.
- Para la hospitalización cardiovascular, el conjunto mínimo incluía: edad, insuficiencia cardiaca, cardiopatía isquémica, fibrilación auricular, sexo, enfermedad cerebrovascular, enfermedad arterial periférica y retraso en la consulta.

Todas estas variables son habituales en la historia clínica y se registran de forma rutinaria en la mayor parte de sistemas de información, lo que facilita la adopción del modelo en prácticamente cualquier entorno clínico, incluidos los departamentos de salud de la Comunitat Valenciana. La simplicidad del conjunto de predictores constituye un elemento persuasivo tanto para clínicos como para gestores y responsables políticos, al evitar la dependencia de datos complejos o poco disponibles.

5.7. De modelo predictivo a CDSS operativo

A partir de los modelos de random survival forest se derivó un CDSS que genera, para cada paciente, tres tipos de salida:

1. Puntuación de riesgo (risk score), una medida no estandarizada en la que valores superiores indican mayor riesgo.
2. Percentil de riesgo, que sitúa la puntuación del paciente respecto al conjunto de la cohorte (por ejemplo, percentil 70 indica que el paciente tiene mayor riesgo que el 70 % de la muestra).
3. Razón de riesgo (risk ratio) asociada al retraso en la consulta, calculada a partir de la comparación entre el riesgo estimado con una demora superior a 7 días y el riesgo con cita en menos de 7 días.

Dado que la variable “retraso” no está disponible a priori para un nuevo paciente (es precisamente lo que se pretende decidir), el sistema calcula los riesgos estimados en dos escenarios hipotéticos: citar al paciente en a lo sumo una semana (cita temprana), o demorarla a más de 7 días (cita tardía). A partir de estos riesgos, se obtiene una razón de riesgos que, en términos sencillos, indica si esperar más de una semana para atender a un paciente supone un riesgo apreciablemente mayor o si, por el contrario, puede diferirse sin problema:

- Razón >1 : retrasar la consulta supondría un aumento del riesgo; se recomienda cita temprana.
- Razón <1 : retrasar la consulta se asocia a menor riesgo; se puede programar una cita más tardía sin aumentar el riesgo relativo.

- Razón ≈ 1 : el riesgo es similar en ambos escenarios; la decisión puede basarse en otros criterios organizativos o de preferencia.

De este modo, el CDSS traduce la complejidad del modelo de supervivencia en una regla simple y accionable, comprensible para los clínicos y fácilmente comunicable a gestores y responsables políticos: priorizar a aquellos pacientes para los que la demora comporta un aumento relativo de riesgo claramente superior a uno.

Figura 1: Introducción de datos

Para entender el funcionamiento de la aplicación desarrollada mostramos los resultados que proporcionan para diferentes perfiles de pacientes. En primer lugar deseamos estudiar la posible mortalidad a un año de un paciente con las características siguientes: Paciente varón de 55 años con historial de hipertensión y fibrilación auricular (Figura 1).

La Figura 2 evalúa el riesgo mediante la diferencia entre percentiles de riesgo de ese paciente en años sucesivos si es visitado antes o después de los siete días, y la evolución de la razón de riesgo de dicho paciente si es visitado después de 7 días frente a que lo sea antes de 7 días. Podemos ver como la razón de riesgo se mantiene por encima de 1 en el futuro si la interconsulta se realiza después de 7 días.

La Figura 3 nos muestra la misma información para una mujer de la misma edad y los mismos síntomas. En este caso el hecho de ser mujer iguala más los riesgos en los primeros años pero aumentan cuando dicha mujer supere los 65 años

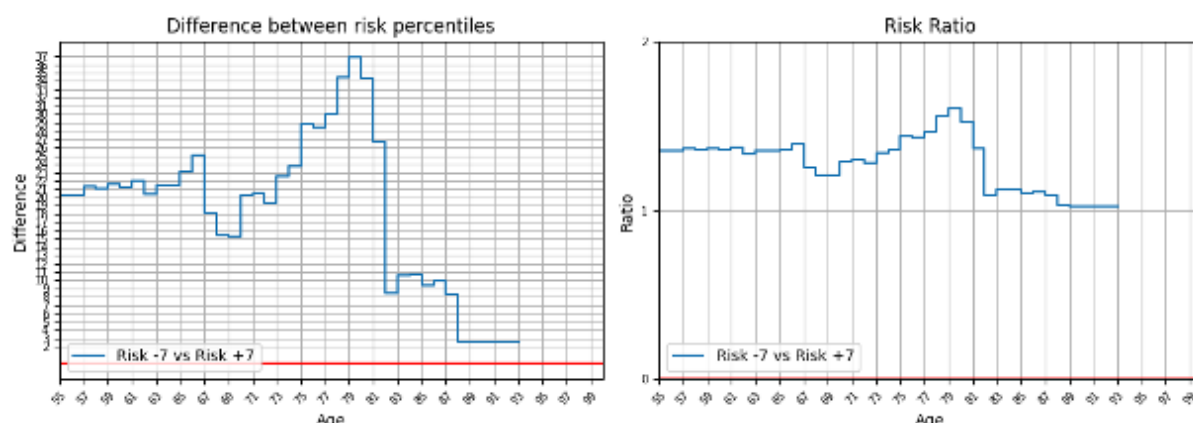


Figura 2: Diferencia entre percentiles de riesgo para un hombre en años sucesivos

En la Figura 4 valoramos la evolución de la razón de riesgo de fallecer para un paciente que es visitado después de siete días frente a que sea visitado antes de siete días. Consideramos una paciente hombre de entre 57 y 63 años y con diagnóstico de enfermedad coronaria. El paciente tiene un mayor riesgo de fallecer en los próximos 30 días si no realiza la interconsulta. Ese riesgo se iguala entre los 30 y 120 días, pero aumenta al sobrepasar los 120 días.

La Tabla 3 ofrece un extracto de los resultados previstos para cinco personas, utilizando el modelo de mortalidad por todas las causas. Se podrían incorporar a la tabla datos adicionales de los pacientes. Se podrían elaborar tablas similares para las predicciones de reingresos.

Un paciente con una puntuación de riesgo en el percentil 70 presenta un riesgo mayor que el 70 % de la muestra, lo que justifica un seguimiento más estrecho, mientras que un paciente con una puntuación de

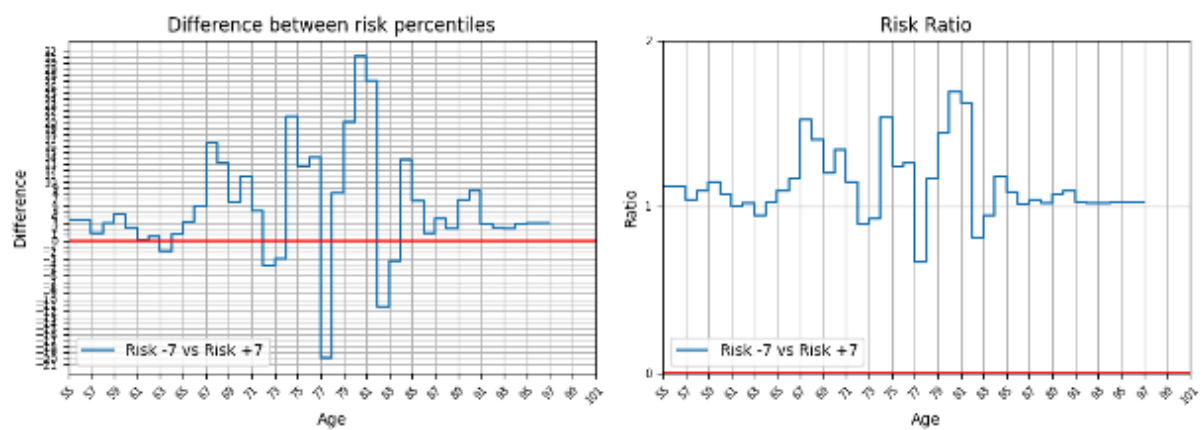


Figura 3: Diferencia entre percentiles de riesgo para una mujer en años sucesivos

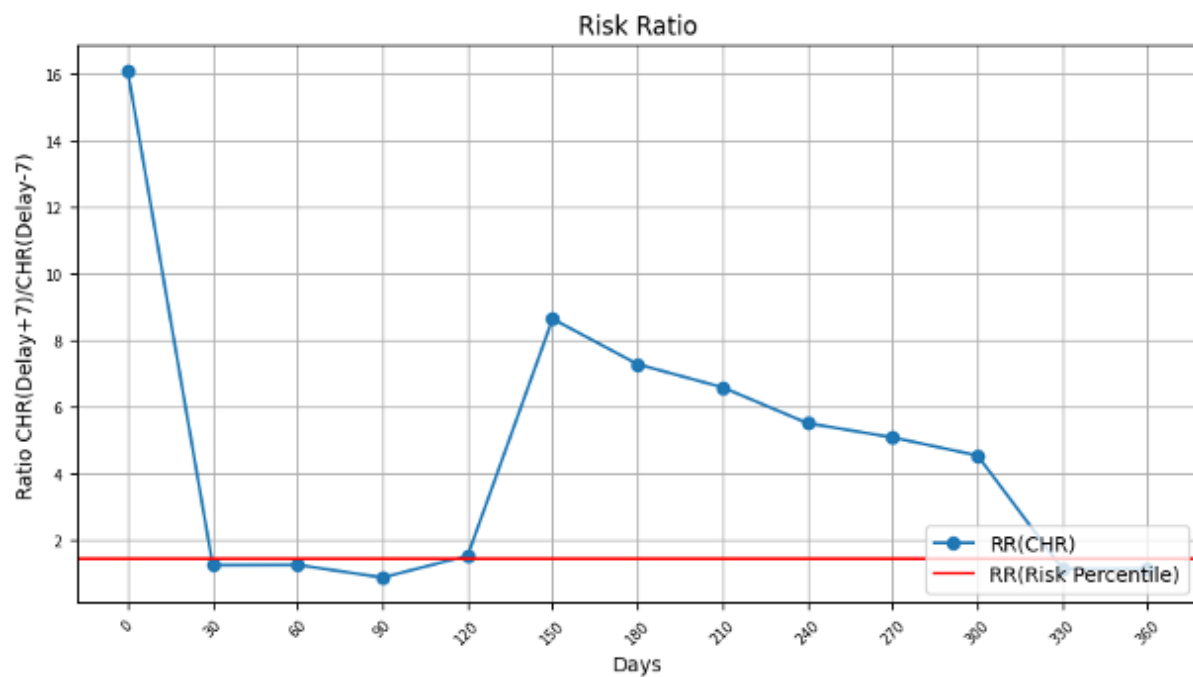


Figura 4: Evolución de la razón de riesgo de fallecer

riesgo en el percentil 20 presenta una puntuación de riesgo mayor que solo el 20 % de la muestra (es decir, el 80 % de la muestra tiene una puntuación de riesgo mayor).

Tabla 3: Extracto de una tabla de predicciones con el modelo de mortalidad por todas las causas, correspondiente a cinco personas de la muestra

Descripcion	Paciente.1	Paciente.2	Paciente.3	Paciente.4	Paciente.5
Edad	74	69	40	37	71
Retraso	1	1	1	0	1
Fallecimiento durante el primer año	0	0	0	0	0
Supervivencia	582	583	583	583	583
Puntuación de riesgo	6.89	0.65	0.34	0.14	0.64
Percentil de riesgo	70.08	31.91	19.18	8.33	31.65

5.8. Implementación técnica y facilidad de integración

El desarrollo técnico se llevó a cabo en Python, utilizando cuadernos de Jupyter, específicamente en un entorno de Google Colab, y bibliotecas estándar para análisis de datos y machine learning, incluyendo la librería Scikit-Survival para los modelos de supervivencia. Si bien la generación de los modelos óptimos requiere potencia de cálculo y conocimientos especializados, se diseñó una arquitectura que minimiza las exigencias técnicas para los usuarios finales.

En particular, el equipo propone dos formas de uso:

- Uso directo del modelo entrenado: integrando el modelo de random survival forest en un servidor o servicio web que reciba las variables del paciente desde el sistema de historia clínica y devuelva las predicciones de riesgo y las razones de riesgo.
- Uso mediante tablas de predicciones pre-calculadas (CSV) y búsqueda de pacientes similares: se almacenan las predicciones del modelo para todos los pacientes de la cohorte y, ante un nuevo caso, se buscan pacientes “similares” en función de edad, sexo y características clínicas; se asignan al nuevo paciente las medianas de las puntuaciones de riesgo y CHR de este grupo de similares.

Esta segunda opción permite implementar el CDSS incluso en entornos con limitaciones técnicas, sin necesidad de desplegar el modelo de machine learning completo ni cargar librerías específicas, bastando con un módulo de consulta a tablas y una lógica de agregación. Para gestores y autoridades, este enfoque ofrece una vía de implantación incremental y de bajo riesgo, que puede pilotar en uno o varios departamentos antes de abordar integraciones más profundas.

6. Adaptación e implantación en la Comunitat Valenciana

6.1. Alineamiento con las prioridades del Sistema Valencià de Salut

El Sistema Valencià de Salut ha situado la reducción de demoras, la mejora de la atención a pacientes crónicos y la transformación digital como ejes estratégicos de la legislatura. El nuevo modelo de atención primaria y comunitaria pone el foco en ordenar la demanda, reforzar equipos y agilizar la obtención de citas, mientras que la Estrategia de Salud Digital plantea la historia clínica única, la inteligencia artificial y los servicios digitales inteligentes como palancas de cambio.[4], [5], [7], [17]

En este marco, la herramienta de CDSS presentada en este informe encaja con tres prioridades claras:

- Gestión inteligente de la demanda: ayuda a decidir, con criterios objetivados de riesgo, qué pacientes deben ser atendidos con mayor rapidez en cardiología, contribuyendo a reducir demoras críticas sin incrementar el número de visitas presenciales.[3], [17]
- Atención a la cronicidad cardiovascular: permite identificar de forma sistemática pacientes con mayor riesgo de mortalidad y hospitalización, facilitando estrategias de seguimiento más intensivo y coordinado con atención primaria y programas de telecuidados.[3], [6]
- Transformación digital basada en IA evaluada: constituye un caso de uso de IA clínica alineado con la Oficina Autónoma de IA y los proyectos de servicios digitales inteligentes, demostrando cómo un modelo de machine learning puede integrarse en la práctica con evaluación formal de impacto.[6], [7]

Este alineamiento facilita la legitimación política y técnica del proyecto y lo convierte en un buen candidato para ser presentado como iniciativa emblemática de innovación en salud digital.

6.2. Escenarios de uso propuestos

Se proponen tres escenarios de uso progresivos, que permiten empezar con pilotos acotados y escalar posteriormente:

- Priorización de derivaciones desde atención primaria a cardiología en departamentos piloto
 - Integrar el CDSS en el circuito de e-consulta entre atención primaria y cardiología, de forma que, al registrar la derivación, el sistema reciba automáticamente las variables necesarias (edad, sexo, antecedentes básicos) y devuelva el percentil de riesgo y la razón de riesgo asociada a demoras >7 días.[3]
 - Utilizar esta información para clasificar las derivaciones en categorías (muy alta, alta, estándar, baja prioridad), asociadas a tiempos objetivo de respuesta y cita, adaptadas a la realidad de cada departamento.
- Apoyo a la gestión de agendas de cardiología hospitalaria
 - Incorporar el CDSS en las agendas de primeras consultas y revisiones de cardiología, de modo que el cardiólogo pueda visualizar el riesgo estimado y la razón de riesgo si se retrasa la cita, ayudando a reordenar citas, reprogramar revisiones y detectar pacientes que requieren adelantar su atención.[3]
 - Esta función puede ser especialmente útil en momentos de sobrecarga (picos estacionales, cierres de camas, problemas de cobertura de plantilla).
- Integración con programas de telecuidados y monitorización remota
 - En fases posteriores, combinar el modelo de riesgo con datos de telemonitorización (por ejemplo, en insuficiencia cardíaca) para identificar pacientes con riesgo creciente de eventos y proponer intervenciones (ajustes de tratamiento, visitas o contactos telemáticos) antes de la descompensación.[3], [6]

Estos escenarios son complementarios y permiten una implantación gradual, empezando por departamentos con especial interés o presión asistencial (por ejemplo, áreas urbano-turísticas con elevada movilidad y demanda estacional).

6.3. Integración con los sistemas de información

La Comunitat Valenciana está implantando una historia clínica única y centralizada que permitirá acceder al expediente clínico desde cualquier centro sanitario, y está desarrollando un espacio de datos sanitarios para explotar millones de registros generados cada día. Esta infraestructura es idónea para la integración de CDSS, ya que centraliza la información necesaria y facilita la implantación homogénea por departamentos.[7], [8], [9]

Se plantean dos niveles de integración:

- Integración ligera (fase piloto)
 - Usar la variante del CDSS basada en tablas de predicciones pre-calculadas (CSV) y algoritmos de búsqueda de pacientes similares, desarrollada por el equipo, para evitar inicialmente el despliegue del modelo completo.[3]
 - Implementar un módulo intermedio que reciba las variables básicas desde la HCE, consulte las tablas de predicciones y devuelva percentiles de riesgo y razones de riesgo, que se mostrarían en la interfaz de e-consulta y agendas.[3]
- Integración profunda (fase de escalado)
 - Desplegar el modelo de random survival forest en un entorno de producción (por ejemplo, un servicio web interno de la Conselleria o del departamento), con capacidades de actualización periódica y monitorización del desempeño.[3]
 - Integrar el CDSS de forma nativa en el sistema de información corporativo, de modo que las recomendaciones se generen automáticamente en segundo plano y se almacenen en la historia clínica con trazabilidad.[17], [45]

Para ambas fases, la participación de la Secretaría Autonómica de Planificación, Información y Transformación Digital, así como de la Dirección General de Información Sanitaria, Calidad y Evaluación,

resulta clave, dado que estos órganos son responsables de la política de datos, sistemas de información y evaluación de resultados.[46], [47]

6.4. Requisitos organizativos y de gobernanza

La implantación de un CDSS de este tipo exige definir claramente la gobernanza clínica, técnica y ética:

- Roles de los profesionales
 - Cardiólogos: responsables de interpretar las recomendaciones del CDSS, ajustar la priorización a la situación clínica concreta y validar, en último término, las decisiones de agenda.
 - Médicos de familia: usuarios de la e-consulta que aportan información clínica de calidad; pueden beneficiarse de feedback estructurado sobre motivos de prioridad y criterios de derivación.[2], [3]
 - Enfermería de gestión de casos y coordinación: puede utilizar los indicadores de riesgo para focalizar intervenciones en pacientes de alto riesgo (educación, seguimiento proactivo, telecuidados).[6], [44]
- Gobernanza y responsabilidad
 - La herramienta debe presentarse como un sistema de apoyo y no de sustitución de la decisión clínica, quedando claro que la responsabilidad última recae en el profesional sanitario que decide.[12], [19]
- Es necesario establecer un comité de supervisión, idealmente bajo la Dirección General de Información Sanitaria, Calidad y Evaluación y la Dirección General de Investigación e Innovación, que vigile el desempeño, posibles sesgos y efectos no deseados del CDSS.[45], [46]
- Aspectos éticos y legales
 - Garantizar el cumplimiento de la normativa de protección de datos y la confidencialidad, utilizando el CDSS sobre datos que ya forman parte de la historia clínica, sin usos no autorizados.[13], [19]
 - Asegurar transparencia razonable en el funcionamiento del modelo (por ejemplo, explicando qué variables pesan más en el riesgo) y ofrecer información clara a pacientes y profesionales sobre el uso de IA en la toma de decisiones.[10], [12]

Este marco de gobernanza es fundamental para generar confianza entre los profesionales y legitimar políticamente la iniciativa.

6.5. Plan de pilotaje y evaluación

Para maximizar la aceptación y demostrar el valor del CDSS, se propone un plan de pilotaje en al menos uno o dos departamentos de salud representativos (por ejemplo, uno urbano de alta presión asistencial y uno más rural). Los elementos clave serían:

- Diseño del piloto
 - Periodo de 12–18 meses, con una fase inicial de preparación (3–6 meses) para integración técnica y formación, seguida de un periodo de uso real y recogida de datos.
 - Diseño de evaluación cuasi-experimental (antes-después) o, si es posible, ensayo pragmático con grupos control (departamentos o equipos que no utilizan el CDSS inicialmente).[10], [11]
- Indicadores de evaluación
 - Indicadores clínicos: mortalidad y hospitalización cardiovascular a 1 año en los pacientes derivados a cardiología, comparando periodos o grupos.[3]
 - Indicadores de proceso: tiempos de espera para primeras consultas y revisiones, porcentaje de e-consultas resueltas sin visita presencial, adecuación de prioridades (por ejemplo, proporción de eventos en pacientes de alto vs. bajo riesgo).[2], [3]
 - Indicadores de experiencia: encuestas a profesionales sobre utilidad, confianza, carga de trabajo y aceptación del CDSS; encuestas a pacientes sobre percepción de accesibilidad y equidad.[12], [23]
 - Indicadores económicos: análisis exploratorio del impacto en uso de recursos (consultas, pruebas, hospitalizaciones) y potencial ahorro o reordenación de costes.[10]
- Informe de resultados
 - Elaborar un informe formal de evaluación que pueda presentarse al Consell, a la Oficina Autónoma de IA y, potencialmente, a nivel estatal, mostrando el impacto real de la herramienta y justificando su escalado.[6], [10]

Este planteamiento refuerza el carácter basado en evidencia de la iniciativa, algo especialmente relevante para convencer a autoridades políticas y órganos de planificación.

7. Discusión y líneas futuras

7.1. Fortalezas de la propuesta

La propuesta de CDSS para priorizar e-consultas de cardiología presenta varias fortalezas relevantes desde la perspectiva clínica, gestora y política:

- Base en datos reales de gran tamaño: el modelo se ha entrenado en una cohorte de casi 70.000 pacientes, con un seguimiento prolongado y eventos clínicos claramente definidos, lo que proporciona robustez estadística y representa un escenario realista de práctica clínica.[3]
- Modelo parsimonioso y operacional: utiliza un conjunto reducido de variables fácilmente disponibles en la historia clínica, evitando dependencias de datos complejos o poco accesibles y facilitando la adopción en distintos entornos, incluido el Sistema Valencià de Salut.[3]
- Integración natural con la e-consulta: el CDSS se adapta a un circuito de e-consulta que ya se ha demostrado eficaz en otros contextos y que está alineado con las estrategias de telemedicina y reorganización de circuitos en España y en la Comunitat Valenciana.[2], [3]
- Enfoque pragmático de implementación: el uso de tablas de predicciones pre-calculadas y la opción de búsqueda de pacientes similares permiten una implantación gradual, sin exigir grandes inversiones tecnológicas iniciales, lo que es atractivo para gestores y decisores.[3]

7.2. Limitaciones y riesgos

Como toda innovación basada en IA, la propuesta conlleva limitaciones y riesgos que deben ser abordados de forma explícita:

- Generalización a otros contextos: el modelo se ha entrenado con datos de un área sanitaria concreta (Galicia); su aplicación en la Comunitat Valenciana puede requerir recalibración y validación externa para asegurar que el desempeño se mantiene en una población y organización sanitaria distinta.[3], [12]
- Posibles sesgos de datos: si los datos históricos reflejan desigualdades en el acceso o en la práctica clínica, el CDSS podría reproducir o amplificar estos sesgos; es esencial monitorizar el desempeño por grupos de edad, sexo, área socioeconómica y otros factores relevantes.[12], [23]
- Interpretabilidad limitada: aunque se ha trabajado en identificar la importancia de variables, los random survival forests son menos transparentes que modelos lineales; se deben desarrollar herramientas complementarias de explicación (por ejemplo, resúmenes de variables clave y ejemplos de casos).[1], [3]
- Riesgo de “automatización acrítica”: existe el peligro de que las recomendaciones del CDSS se sigan de forma mecánica sin considerar matices clínicos; la formación y las políticas internas deben enfatizar el carácter de apoyo, no de sustitución, de la herramienta.[12], [20]

Reconocer estas limitaciones desde el inicio refuerza la credibilidad de la propuesta ante clínicos y responsables políticos, y demuestra un compromiso con el uso responsable de la IA. Los riesgos quedan pues perfectamente delimitados y previstos, con lo que su gestión es asumible y viable para minimizar las limitaciones.

7.3. Potenciales extensiones

Más allá del caso de uso inicial, la herramienta y la aproximación metodológica pueden evolucionar en varias direcciones:

- Extensión a otras patologías y especialidades: la metodología de random survival forest y la lógica de priorización podrían adaptarse a otras áreas de alta carga (por ejemplo, neumología, nefrología, oncología), desarrollando CDSS análogos para priorizar e-consultas y agendas.[1], [10]
- Integración con telemonitorización y datos de dispositivos: incorporar datos de dispositivos (marcapasos, holter, wearables) y programas de telecuidados permitiría refinar los modelos de riesgo y activar alertas dinámicas basadas en cambios en el estado del paciente.[6], [47]

- Mejora de interpretabilidad y co-diseño con profesionales: utilizar técnicas de explicación de modelos (por ejemplo, SHAP, LIME) y procesos de diseño centrados en el usuario puede aumentar la confianza de los clínicos y la aceptabilidad del CDSS.[1], [22]
- Exploración de modelos híbridos: combinar reglas basadas en guías de práctica clínica con modelos de machine learning puede ofrecer un equilibrio entre interpretabilidad y rendimiento, especialmente para escenarios donde existen recomendaciones muy estructuradas.[12], [21]

Estas extensiones pueden integrarse en la agenda de la Dirección General de Investigación e Innovación y en la Oficina Autónoma de IA, alineando el proyecto con las prioridades de investigación e innovación en salud de la Comunitat Valenciana.[7], [45], [46]

7.4. Próximos pasos y propuesta para decisores

Para convertir esta propuesta en una realidad en la Comunitat Valenciana, se sugieren los siguientes pasos concretos, pensados también como argumentario para responsables políticos:

1. Constituir un grupo de trabajo mixto: Integrado por representantes de la Conselleria (Secretaría Autónoma de Sanidad y Secretaría Autónoma de Planificación, Información y Transformación Digital), direcciones generales relevantes (Atención Primaria, Atención Hospitalaria, Información Sanitaria, Investigación e Innovación), sociedades científicas de cardiología y atención primaria, y el equipo desarrollador del modelo.[3], [45], [46]
2. Definir un proyecto piloto oficial: Seleccionar 1–2 departamentos de salud para pilotar el CDSS en e-consulta de cardiología, en coordinación con los planes de salud digital y telecuidados.[6], [44]
3. Asegurar el marco ético-legal y de protección de datos: Revisar el proyecto con los servicios jurídicos y de protección de datos, garantizando el cumplimiento de la Ley 41/2002 [15] y de la normativa de protección de datos, y estableciendo protocolos claros de uso, información y consentimiento cuando sea necesario.[13]
4. Planificar la integración técnica y la formación: Encargar a los servicios de sistemas de información el desarrollo del módulo de integración (empezando por la versión ligera basada en CSV) y diseñar un programa de formación breve para profesionales implicados, enfatizando el uso responsable y la interpretación del CDSS.[3], [5], [45]
5. Definir y acordar indicadores de éxito: Consensuar un cuadro de mando con indicadores clínicos, de proceso, experiencia y eficiencia, de forma que el piloto pueda evaluarse de forma objetiva y los resultados se utilicen para decidir la extensión del CDSS al resto del territorio.[3], [10], [11]
6. Comunicar la iniciativa como proyecto estratégico de salud digital: Presentar el proyecto en foros profesionales y políticos como un ejemplo de IA aplicada a la mejora de la equidad, la eficiencia y la calidad de la atención cardiovascular, alineado con la Estrategia de Salud Digital y con las prioridades del Consell.[3], [5], [43]

Con este enfoque, la Comunitat Valenciana puede situarse a la vanguardia de la aplicación responsable de la inteligencia artificial en salud, utilizando una herramienta de soporte a la decisión clínica basada en evidencia para mejorar la gestión de pacientes cardiovasculares y optimizar el uso de los recursos cardiológicos, en beneficio tanto de los pacientes como de los profesionales y del sistema.

8. Conclusiones

8.1. Conclusiones principales

1. Los CDSS son una herramienta madura con impacto probado en procesos asistenciales, pero su adopción clínica exige buena integración y gobernanza. La evidencia muestra que los CDSS mejoran la adherencia a recomendaciones y algunos indicadores de calidad, aunque su efecto en resultados clínicos duros depende de la calidad de los datos, de la integración con la HCE y de la aceptación profesional.[11], [12], [23]
2. En cardiología, la combinación de e-consulta y CDSS basado en machine learning permite priorizar de forma más precisa a los pacientes de alto riesgo. El modelo presentado, basado en random survival forest y variables clínicas sencillas, consigue discriminar adecuadamente el riesgo de mortalidad y hospitalización cardiovascular a un año, y se traduce en una regla operativa que ayuda a decidir si una demora >7 días es aceptable o no para cada paciente.[3]
3. La Comunitat Valenciana reúne condiciones óptimas para ser territorio de referencia en CDSS cardiovasculares. La apuesta por la historia clínica única, la oficina de IA, la estrategia de salud

digital y los programas de telecuidados conforman un ecosistema idóneo para integrar un CDSS de priorización en cardiología, alineado con el nuevo modelo de atención primaria y los objetivos de reducción de demoras y mejora de la atención a crónicos.[4], [5], [6], [7], [17]

4. La propuesta permite una implantación gradual, con bajo riesgo tecnológico y alta capacidad de evaluación. El diseño contempla una primera fase con integración ligera basada en tablas de predicciones y búsqueda de pacientes similares, que no exige despliegue inmediato de modelos complejos en producción, y un plan de pilotaje con indicadores clínicos, de proceso, experiencia y eficiencia que permiten evaluar su impacto real.[3], [6], [10]
5. La iniciativa puede actuar como proyecto emblemático de IA responsable en salud. El énfasis en la transparencia, el respeto al marco legal, la supervisión clínica y la evaluación continua sitúa al CDSS dentro de las mejores prácticas internacionales en IA sanitaria, y refuerza el liderazgo de la Comunitat Valenciana en el uso responsable de estas tecnologías.[7], [10], [12], [19]

8.2. Recomendaciones para la gestión clínica

1. Incorporar la estratificación de riesgo proporcionada por el CDSS como variable visible en las pantallas de e-consulta y agendas, de forma que forme parte del proceso habitual de priorización sin generar pasos adicionales.[12]
2. Utilizar el CDSS para definir protocolos de priorización consensuados entre cardiología y atención primaria (por ejemplo, establecer umbrales de percentil de riesgo a partir de los cuales la demora >7 días sea excepcional).[2], [3]
3. Integrar la herramienta en los programas de manejo de crónicos cardiovasculares, de forma que enfermería de gestión de casos pueda focalizar esfuerzos en pacientes de alto riesgo.[11], [44]
4. Establecer un sistema de feedback estructurado a profesionales, compartiendo periódicamente información sobre distribución de riesgos, tiempos de espera y eventos en función de las prioridades asignadas.[3], [12], [23]

8.3. Recomendaciones para responsables políticos y de planificación

1. Reconocer el CDSS propuesto como un proyecto estratégico de salud digital dentro de la agenda de la Conselleria, alineado con la Estrategia de Salud Digital autonómica y con los compromisos con el Ministerio y Red.es.[5], [6], [7]
2. Impulsar un piloto oficial en al menos uno o dos departamentos de salud, con aval de la Secretaría Autonómica de Sanidad y de la Secretaría Autonómica de Planificación, Información y Transformación Digital, y con evaluación formal a cargo de la Dirección General de Información Sanitaria, Calidad y Evaluación.[45], [46]
3. Garantizar recursos para la integración técnica y la formación (equipos de TI, tiempo para formación de profesionales, soporte técnico) y para el análisis de datos de seguimiento, aprovechando las inversiones ya previstas en la Estrategia de Salud Digital.[5], [9], [43]
4. Utilizar los resultados del piloto como base para una decisión informada de escalado a nivel autonómico, y como ejemplo de buena práctica en foros estatales y europeos sobre IA en salud, reforzando la posición de la Comunitat Valenciana como referente.[6], [43]

La convergencia entre la madurez de las técnicas de machine learning, la disponibilidad creciente de datos clínicos estructurados y la apuesta decidida de la Comunitat Valenciana por la salud digital abre una ventana de oportunidad para transformar la gestión de pacientes cardiovasculares. La herramienta de soporte a la decisión clínica descrita en este informe demuestra que es posible, con datos clínicos rutinarios y modelos robustos, ofrecer una estratificación de riesgo útil, interpretable y accionable, que puede guiar la priorización de agendas y contribuir a una atención más equitativa, eficiente y centrada en el paciente.[1], [3], [6], [7], [12]

La puesta en marcha de un pilotaje bien diseñado y gobernado de este CDSS en la Comunitat Valenciana permitiría no solo mejorar la gestión de la cardiología ambulatoria, sino también abrir camino a nuevas aplicaciones de la inteligencia artificial en otras áreas clínicas, consolidando un modelo de innovación en salud que combina rigor científico, prudencia ética e impacto real en la vida de las personas.[3], [6], [7], [10]

Referencias

- [1] J. W. Pickering, «Machine learning for decision-making in cardiology», *Rev. Esp. Cardiol. (Engl. Ed.)*, vol. 76, n.º 8, pp. 645-654, 2023, doi: 10.1016/j.rec.2023.02.009.
- [2] V. Barrios *et al.*, «La consulta telemática para el cardiólogo clínico en tiempos de la COVID-19: presente y futuro. Documento de consenso de la Sociedad Española de Cardiología», *Rev. Esp. Cardiol.*, vol. 73, n.º 11, pp. 910-918, nov. 2020, doi: 10.1016/j.recesp.2020.06.027.
- [3] A. Martínez-Mayoral *et al.*, «Application of a Machine Learning Algorithm for Mortality Risk Stratification in Patients Referred for Cardiology E-Consultation». Repositorio RediUMH, 2026.
- [4] Gaceta Médica, «Valencia presenta un nuevo modelo de AP basado en la organización jerárquica». Accedido: 1 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://gacetamedica.com/politica/valencia-presenta-un-nuevo-modelo-de-ap-basado-en-la-organizacion-jerarquica/>
- [5] Consalud.es, «La Comunidad Valenciana pone en marcha su “ambiciosa” Estrategia de Salud Digital». Accedido: 1 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.consalud.es/autonomias/c-valenciana/comunidad-valenciana-pone-en-marcha-su-ambiciosa-estrategia-salud-digital_150406_102.html
- [6] Valencia News, «La Comunitat Valenciana avanza en salud digital con inteligencia artificial y telecuidados», *Valencia News*, 2025, Accedido: 31 de marzo de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://valencianews.es/tendencias/la-comunitat-valenciana-avanza-en-salud-digital-con-inteligencia-artificial-y-telecuidados/>
- [7] Valencia Plaza, «De “bots” para dar cita a la historia clínica única, así será la Estrategia de Salud Digital de la Comunitat». Accedido: 1 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://valenciaplaza.com/de-bots-para-dar-cita-a-la-historia-clinica-unica-asi-sera-la-estrategia-de-salud-digital-de-la-comunitat>
- [8] Generalitat Valenciana, «El avance en la estrategia de salud digital de la Generalitat propicia. . . », Comunica GVA. Accedido: 1 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://comunica.gva.es/es/detalle?id=393598239&site=373422400>
- [9] Valencia Plaza, «Dos centros de salud de la Comunitat, seleccionados por el Ministerio para probar una nueva herramienta de IA». Accedido: 1 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://valenciaplaza.com/valenciaplaza/comunitat-valenciana1/dos-centros-de-salud-de-la-comunitat-seleccionados-por-el-ministerio-para-probar-una-nueva-herramienta-de-ia>
- [10] Hospitecnia, «Sistemas electrónicos de apoyo a la toma de decisiones». Accedido: 31 de marzo de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://hospitecnia.com/documentacion/documentos/ccdss/>
- [11] J. L. Kwan *et al.*, «Computerised clinical decision support systems and absolute improvements in care: meta-analysis of controlled clinical trials», *BMJ*, vol. 370, p. m3216, sep. 2020, doi: 10.1136/bmj.m3216.
- [12] R. T. Sutton *et al.*, «An overview of clinical decision support systems: benefits, risks, and strategies for success», *npj Digit. Med.*, vol. 3, n.º 1, p. 17, feb. 2020, doi: 10.1038/s41746-020-0221-y.
- [13] Ministerio de Sanidad, «El Sistema de Información del SNS: Historia Clínica Digital del Sistema Nacional de Salud (HCDSNS)». Accedido: 31 de marzo de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.sanidad.gob.es/organizacion/sns/planCalidadSNS/docs/HCDSNS_Castellano.pdf
- [14] Redacción Médica, «La Generalitat implanta la historia clínica única y asistente virtual», *Redacción Médica*, oct. 2018, Accedido: 31 de marzo de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.redaccionmedica.com/autonomias/valencia/la-generalitat-implanta-la-historia-clinica-unica-y-asistente-virtual-6279>
- [15] V. G. Vimalananda *et al.*, «Electronic consultations (e-consults) to improve access to specialty care: A systematic review and narrative synthesis», *Journal of Telemedicine and Telecare*, vol. 21, n.º 6, pp. 323-330, sep. 2015, doi: 10.1177/1357633X15582108.
- [16] V. G. Vimalananda *et al.*, «Electronic consultations (E-consults) and their outcomes: a systematic review», *Journal of the American Medical Informatics Association*, vol. 27, n.º 3, pp. 471-479, 2020, doi: 10.1093/jamia/ocz185.
- [17] Generalitat Valenciana, «El Consell aprueba el decreto que regula un nuevo modelo de Atención Primaria para hacerla más accesible, resolutive y adaptada a la actual demanda asistencial», Comunica GVA. Accedido: 31 de marzo de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://comunica.gva.es/es/detalle?id=401104902&site=373422400>

- [18] C. R. Knoery, J. Heaton, y R. Polson, «Systematic Review of Clinical Decision Support Systems for Prehospital Acute Coronary Syndrome Identification», *Crit. Pathw. Cardiol.*, vol. 19, n.º 3, pp. 119-125, sep. 2020, doi: 10.1097/HPC.0000000000000217.
- [19] España, «Ley 41/2002, de 14 de noviembre, básica reguladora de la autonomía del paciente y de derechos y obligaciones en materia de información y documentación clínica». Boletín Oficial del Estado, no. 274, 15 de noviembre de 2002. Disponible en: <https://www.boe.es/eli/es/l/2002/11/14/41/con>
- [20] Agency for Healthcare Research and Quality (AHRQ), «Clinical Decision Support Systems», Patient Safety Network (PSNet). Accedido: 31 de marzo de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://psnet.ahrq.gov/primer/clinical-decision-support-systems>
- [21] Servicio de Evaluación del Servicio Canario de la Salud (SESCS), «Desarrollo de herramientas de ayuda a la toma de decisiones», GuíaSalud. Accedido: 31 de marzo de 2026. [En línea]. Disponible en: https://portal.guiasalud.es/wp-content/uploads/2019/01/desarrollo_hatd_sescs_2017.pdf
- [22] A. A. Bayor, J. Li, I. A. Yang, y M. Varnfield, «Designing Clinical Decision Support Systems (CDSS)—A User-Centered Lens of the Design Characteristics, Challenges, and Implications: Systematic Review», *J. Med. Internet Res.*, vol. 27, p. e63733, jun. 2025, doi: 10.2196/63733.
- [23] N. Newton, A. Bamgboje-Ayodele, y R. Forsyth, «A systematic review of clinicians' acceptance and use of clinical decision support systems over time», *npj Digit. Med.*, 2025, doi: 10.1038/s41746-025-01662-7.
- [24] J. D. Schwalm *et al.*, «A machine learning-based clinical decision support algorithm for reducing unnecessary coronary angiograms», *Cardiovasc. Digit. Health J.*, 2021, doi: 10.1016/j.cvdhj.2021.12.001.
- [25] España, «Ley 14/1986, de 25 de abril, General de Sanidad». Boletín Oficial del Estado, núm. 102, pp. 15207-15224, 1986. Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.boe.es/buscar/act.php?id=BOE-A-1986-10499>
- [26] España, «Ley 16/2003, de 28 de mayo, de cohesión y calidad del Sistema Nacional de Salud». Boletín Oficial del Estado, núm. 128, pp. 20567-20588, 29 de mayo de 2003. Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.boe.es/buscar/act.php?id=BOE-A-2003-10715>
- [27] Ministerio de Sanidad y Política Social, «El sistema de Historia Clínica Digital del SNS». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.sanidad.gob.es/organizacion/sns/planCalidadSNS/docs/HCDSNS_Castellano.pdf
- [28] Ministerio de Sanidad, «Estrategia de Salud Digital del Sistema Nacional de Salud, 2021». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.sanidad.gob.es/areas/saludDigital/doc/Estrategia_de_Salud_Digital_del_SNS.pdf
- [29] Ministerio de Sanidad, «Avances de la Estrategia de Salud Digital». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.sanidad.gob.es/areas/saludDigital/doc/Avances_de_la_Estrategia_de_Salud_Digital_web.pdf
- [30] Ministerio de Sanidad, «Presentación de avances de la Estrategia de Salud Digital 2021-2026». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.sanidad.gob.es/areas/saludDigital/doc/Presentacion_avances_de_la_Estrategia_de_Salud_Digital_web.pdf
- [31] Parlamento Europeo y Consejo de la Unión Europea, «Reglamento (UE) 2025/327 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 11 de febrero de 2025, relativo al Espacio Europeo de Datos de Salud, y por el que se modifican la Directiva 2011/24/UE y el Reglamento (UE) 2024/2847». Diario Oficial de la Unión Europea, serie L, núm. 327, pp. 1-96, 5 de marzo de 2025. Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.boe.es/buscar/doc.php?id=DOUE-L-2025-80382>
- [32] Red.es, «Programa para el Desarrollo de Servicios Digitales Inteligentes en el Sistema Nacional de Salud». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.red.es/es/iniciativas/programa-para-el-desarrollo-de-servicios-digitales-inteligentes-en-el-sistema-nacional>
- [33] Gobierno de España, «Sanidad apuesta por la innovación tecnológica tras la pandemia, con más de 800 M€ destinados a Salud Digital», Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia. Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://planderecuperacion.gob.es/noticias/sanidad-apuesta-innovacion-tecnologica-800-millones-euros-salud-digital-prtr>
- [34] Gobierno de España, «Espacio Nacional de Datos de Salud (ENDS)». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://ends.gob.es/>

- [35] Ministerio de Sanidad y Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública, «Acuerdo de encargo de tratamiento del Espacio Nacional de Datos de Salud (ENDS) del Ministerio de Sanidad al Ministerio para la Transformación Digital y de la Función Pública». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.sanidad.gob.es/areas/saludDigital/doc/ACUERDO_ENCARGO_TRATAMIENTO_ENDS_MSANIDAD_AL_MTDyFP.pdf
- [36] Ministerio de Sanidad, «Estrategia de Inteligencia Artificial para el Sistema Nacional de Salud (eIASNS)». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.sanidad.gob.es/areas/saludDigital/doc/eIASNS_v13.pdf
- [37] Ministerio de Sanidad, «El Consejo Interterritorial del SNS aprueba la Estrategia de Inteligencia Artificial». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.sanidad.gob.es/en/gabinete/notasPrensa.do?id=6788>
- [38] iSanidad, «Mejora en el diagnóstico y tratamiento de enfermedades raras a través de la red hospitalaria Unicas». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://isanidad.com/365018/mejora-diagnostico-tratamiento-enfermedades-raras-red-hospitalaria-unicas/>
- [39] Hospital Sant Joan de Déu Barcelona, «Únicas, atención a las enfermedades raras». Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.sjdhospitalbarcelona.org/es/hospital/proyectos-estrategicos/unicas-atencion-enfermedades-raras>
- [40] Ministerio de Sanidad, «Darias: La Estrategia de Salud Digital será un marco común para construir un Sistema Nacional de Salud robusto, eficaz, resiliente, inclusivo y sostenible», La Moncloa. Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://www.lamoncloa.gob.es/serviciosdeprensa/notasprensa/sanidad14/Paginas/2022/220322-darias.aspx>
- [41] Conselleria de Sanitat Universal i Salut Pública, «Organización de la Conselleria». Accedido: 1 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.san.gva.es/documents/337726/3078896/3_organizacion_de_la_conselleria_2018_es.pdf/919a38fe-6231-d656-6b6c-e8bae224228c?t=1676874864706
- [42] Generalitat Valenciana, «Conselleria de Sanitat Universal i Salut Pública». Diari Oficial de la Generalitat Valenciana (DOGV), no. 8343, 20 de julio de 2018. Accedido: 1 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://dogv.gva.es/datos/2018/07/20/pdf/2018_7152.pdf
- [43] Capital Radio, «La Comunitat Valenciana impulsa su estrategia de salud digital». Accedido: 1 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.capitalradio.es/noticias/tecnologia/la-comunitat-valenciana-impulsa-su-estrategia-de-salud-digital_143952326.html
- [44] Conselleria de Sanitat, «Estrategia de Salud Comunitaria de la Comunitat Valenciana». Accedido: 1 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: https://www.san.gva.es/documents/d/assistencia-sanitaria/estrategia_de_salud_comunitaria_es
- [45] Generalitat Valenciana, «DECRETO 22/2025, de 11 de febrero, del Consell, por el que se aprueba el Reglamento orgánico y funcional de la Consellería de Sanidad». Diari Oficial de la Generalitat Valenciana (DOGV), 11 de febrero de 2025. Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://dogv.gva.es/es/eli/es-vc/d/2025/02/11/22/dof/spa/html>
- [46] Generalitat Valenciana, «ORDEN 3/2025, de 4 de abril, por la que se desarrolla el Decreto 22/2025, de 11 de febrero, del Consell, por el que se aprueba el Reglamento orgánico y funcional de la Conselleria de Sanidad». Diari Oficial de la Generalitat Valenciana (DOGV), 4 de abril de 2025. Accedido: 12 de abril de 2026. [En línea]. Disponible en: <https://dogv.gva.es/es/eli/es-vc/o/2025/04/04/3/dof/spa/html>
- [47] S. Toth *et al.*, «Application of Telemedicine and Artificial Intelligence in Outpatient Cardiology Care: TeleAI-CVD Study (Design)», *Diagnostics (Basel)*, vol. 16, n.º 1, p. 145, 2026, Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC12786149/>