ESCUELA UNIVERSITARIA DE ENFERMERÍA GIMBERNAT

Trabajo final de Grado

Curso académico 2024-2025

# IMPACTO DE BIG DATA EN LA PREDICCIÓN DE INFECCIONES NOSOCOMIALES EN UNIDADES DE CUIDADOS INTENSIVOS

Laia Ortet Poblete

Elisabet Pedro Navarro

Tutora: Maria Carmen Caballero Martin

Sant Cugat del Vallés, Mayo de 2025

# ESCOLES UNIVERSITÀRIES GIMBERNAT

# GRAU D´INFERMERIA

**PRESENTACIÓ TREBALL FINAL DE GRAU**

Nom i Cognoms autor/a: Laia Ortet Poblete & Elisabet Pedro Navarro

Títol treball: IMPACTO DE BIG DATA EN LA PREDICCIÓN DE INFECCIONES NOSOCOMIALES EN UNIDADES DE CUIDADOS INTENSIVOS

**Autoritzo a que aquest sigui presentat el proper mes de : Junio 2025**

Nom i cognoms tutor/a: María Carmen Caballero Martín

Signat digitalment per María Carmen Caballero Martín. Professora Titular. Grau en Infermeria. Data: 2025.05.15 10:19:42 +02'00'

Sant Cugat del Vallès, junio 2025

**ÍNDICE**

1. Resumen ..... 8
1.1 Abstract ..... 9
2. Introducción ..... 10
3. Justificación ..... 12
4. Marco teórico ..... 14
4.1. Definición de infección ..... 14
4.2. Infecciones nosocomiales ..... 14
4.3. Epidemiología de las infecciones nosocomiales: ..... 16
4.4. Neumonía asociada a ventilación mecánica ..... 24
4.5. Infección del tracto urinario ..... 25
4.6. Bacteriemia ..... 26
4.7. Big data ..... 27
4.8. Machine learning ..... 30
4.9. Inteligencia artificial ..... 31
5. Objetivos ..... 38
5.1 Pregunta de investigación ..... 38
5.2 Objetivo general ..... 38
5.3 Objetivos específicos ..... 38
6. Material y métodos ..... 39
6.1 Diseño de estudio ..... 39
6.2 Ámbito de estudio ..... 39
6.3 Población ..... 42
6.4 Criterios de inclusión y exclusión ..... 42
6.5 Variables ..... 44
Variables dependientes ..... 44
Variables independientes ..... 45
6.6. Instrumentos de recolección de datos ..... 48
6.7. Recogida de datos ..... 52
Extracción y procesamiento de datos ..... 53
6.8 Cronograma ..... 57
6.9 Análisis de datos ..... 60

Preparación de los datos: ..... 60
Modelo predictivo (árboles de decisión): ..... 61
División de los datos: entrenar y comprobar ..... 62
Evaluación del modelo: ..... 63
6.10 Aspectos éticos ..... 64
6.11 Limitaciones ..... 65
7. Aplicabilidad para la práctica y líneas futuras de investigación ..... 66
8. Resultados esperados ..... 67
9. Agradecimientos ..... 69
10. Bibliografía ..... 70
11. Anexos ..... 81

## ÍNDICE DE TABLAS

**Tabla 1.** Factores de riesgo extrínsecos asociados a las IRAS en UCI en 2023……..... 18
**Tabla 2.** Comorbilidades previas relacionadas con el desarrollo de infecciones nosocomiales en UCI en 2023. ..... 19
**Tabla 3.** Principales microorganismos responsables de infecciones nosocomiales en España (EPINE, 2023). ..... 20
**Tabla 4.** Microorganismos más prevalentes en infecciones nosocomiales en UCI (ENVIN, 2023)..... 21

**ABREVIATURAS**

| ABREVIATURA | SIGNIFICADO |
|---|---|
| **UCI** | Unidad de Cuidados Intensivos |
| **AUC** | Área Bajo la Curva |
| **ROC** | Curva de Característica Operativa del Receptor |
| **IN** | Infecciones Nosocomiales |
| **IRAS** | Infecciones Relacionadas con la Atención Sanitaria |
| **EPINE** | Estudio de Prevalencia de las Infecciones Nosocomiales en España |
| **ENVIN-HELICS** | Estudio Nacional de Vigilancia de Infección Nosocomial en Servicios de Medicina Intensiva |
| **EPOC** | Enfermedad Pulmonar Obstructiva Crónica |
| **ECMO** | Oxigenación por Membrana Extracorpórea |
| **NAVM** | Neumonía Asociada a Ventilación Mecánica |
| **SEMICYUC** | Sociedad Española de Medicina Intensiva, Crítica y Unidades Coronarias |

| | |
|---|---|
| **SEEIUC** | Sociedad Española de Enfermería Intensiva y Unidades Coronarias |
| **SARM** | Staphylococcus aureus resistente a la meticilina |
| **ITU** | Infección del Tracto Urinario |
| **CVC** | Catéter Venoso Central |
| **ML** | Machine Learning |
| **IA** | Inteligencia Artificial |
| **NIST** | National Institute of Standards and Technology |
| **IBM** | International Business Machines Corporation |
| **RGPD** | Reglamento General de Protección de Datos |
| **APACHE II** | Acute Physiology and Chronic Health disease Classification System II |
| **SOFA** | Sequential Organ Failure Assessment |
| **ITU-SU** | Infección del tracto urinario asociada a sonda uretral |
| **SQL** | Structured Query Language |
| **MICE** | Método de imputación múltiple por ecuaciones encadenadas |

## 1. RESUMEN

Las infecciones nosocomiales son una de las principales causas de morbimortalidad en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI), especialmente en pacientes críticos que requieren de dispositivos invasivos, donde la gravedad clínica y la vulnerabilidad incrementan su incidencia. En los últimos años, el análisis de grandes volúmenes de datos clínicos mediante técnicas de *big data* ha abierto nuevas posibilidades para anticipar su aparición.

En este contexto, los modelos de predicción basados en inteligencia artificial pueden convertirse en herramientas útiles para anticipar su aparición y mejorar la toma de decisiones asistenciales. Por ello, el presente estudio tiene como objetivo evaluar el impacto de estas tecnologías en la predicción de infecciones nosocomiales en pacientes adultos ingresados en la UCI de la Clínica Diagonal.

Método: Se trata de un estudio observacional, analítico, prospectivo y longitudinal, con una duración de cinco años (2026-2030), que emplea un diseño cuantitativo. La muestra está formada por pacientes mayores de 18 años ingresados en UCI que requieran de dispositivos invasivos (ventilación mecánica, catéteres venosos o sondaje vesical). La recogida de datos se realiza a través de un sistema electrónico, conocido como PatientCare UCI. Se emplea un modelo de aprendizaje automático basado en árboles de decisión, evaluando su rendimiento mediante sensibilidad, especificidad, precisión y área bajo la curva ROC (AUC).

Resultados esperados: Se espera evaluar si el modelo predictivo es capaz de anticipar con fiabilidad la aparición de infecciones nosocomiales, permitiendo intervenir de forma temprana. Como conclusión, se plantea que el uso de big data e inteligencia artificial puede convertirse en una herramienta para optimizar la toma de decisiones, mejorar la seguridad del paciente y reducir la incidencia de infecciones en entornos críticos.

Palabras clave: big data, machine learning, árboles de decisión, inteligencia artificial, data mining, infecciones nosocomiales, unidad de cuidados intensivos, paciente adulto, estudio cuantitativo.

## 1.1 ABSTRACT

Nosocomial infections are one of the main causes of morbidity and mortality in Intensive Care Units (ICUs), especially among critically ill patients requiring invasive devices, where clinical severity and vulnerability increase their incidence. In recent years, the analysis of large volumes of clinical data through big data techniques has opened new possibilities for anticipating their onset.

In this context, predictive models based on artificial intelligence may become useful tools to foresee their occurrence and improve clinical decision-making. Therefore, the aim of this study is to evaluate the impact of these technologies on the prediction of nosocomial infections in adult patients admitted to the ICU at Clínica Diagonal.

Method: This is a prospective and longitudinal observational analytical study with a duration of five years (2026–2030), using a quantitative design. The sample consists of patients over 18 years of age admitted to the ICU who require invasive devices (mechanical ventilation, venous catheters, or urinary catheters). Data collection is carried out through an electronic system known as PatientCare UCI. A decision tree–based machine learning model is used, and its performance is evaluated through sensitivity, specificity, accuracy, and area under the ROC curve (AUC).

Expected results: The study aims to assess whether the predictive model can reliably anticipate the onset of nosocomial infections, allowing for early intervention. As a conclusion, it is proposed that the use of big data and artificial intelligence could become a tool to optimize decision-making, improve patient safety, and reduce the incidence of infections in critical care settings.

Keywords: big data, machine learning, decision trees, artificial intelligence, data mining, nosocomial infections, intensive care unit, adult patient, quantitative study.

## 2. INTRODUCCIÓN

Las infecciones nosocomiales son aquellas que los pacientes contraen en un centro sanitario, debido a su alta prevalencia son un problema de salud pública a nivel mundial, particularmente en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI). Más del 24% de los pacientes que desarrollan una infección adquirida en el hospital fallecen cada año, y este porcentaje aumenta al 52,3% si los pacientes están hospitalizados en una UCI (OMS, 2022).

La Unidad de Cuidados Intensivos está diseñada para atender a pacientes en estado crítico que requieren de monitoreo y vigilancia continua, y de cuidados especializados. Este servicio se caracteriza por su capacidad para manejar pacientes con patologías complejas o situaciones de emergencia, que por su condición necesitan intervenciones avanzadas (Jumbo Jumbo, 2023).

Los pacientes en estado crítico son aquellos que presentan alteraciones fisiopatológicas graves que ponen en compromiso la vida, es decir, hay un potencial riesgo vital que puede ser revertido mediante medidas terapéuticas adecuadas. Estos pacientes se caracterizan por presentar una enfermedad grave, tener potencial de recuperación y requieren de una atención y cuidados continuos y especializados (Aguilar-García & Martínez-Torres, 2017; Vera-Carrasco, 2022).

Los cuidados en los pacientes críticos deben ser ajustados a las necesidades de cada paciente para favorecer a su recuperación y evitar complicaciones que puedan comprometer más su vida (Briones-Mera et al., 2019). Estos pacientes se encuentran en una situación de mayor vulnerabilidad y susceptibilidad, y son sometidos a un mayor número de procedimientos invasivos, con lo cual disponen de una alta prevalencia de adquirir infecciones nosocomiales (Aguilar-García & Martínez-Torres, 2017; Pérez Verea et al., 2019).

Además, en los últimos años se ha observado un aumento de bacterias resistentes a múltiples antibióticos, lo que dificulta el tratamiento de estas infecciones y agravan el impacto en los pacientes críticos. Actualmente, la resistencia microbiana representa un desafío en la sanidad a nivel mundial, ya que limita las opciones terapéuticas y aumenta la mortalidad asociada a las infecciones nosocomiales en las UCI. (De Waele et al., 2020)

Así pues, el análisis de datos masivos, conocido como *big data*, junto con técnicas avanzadas de aprendizaje automático (*machine learning*), ofrece nuevas posibilidades para mejorar la predicción y prevención de infecciones nosocomiales en Unidades de Cuidados Intensivos (UCI). A través de la recopilación y análisis de una gran cantidad de datos, provenientes de múltiples fuentes, como los registros clínicos, puede ser capaz de identificar patrones y riesgos que permitan tomar decisiones clínicas que mejoren la seguridad del paciente y la calidad asistencial (Raghupathi & Raghupathi, 2014).

La prevención de infecciones nosocomiales es uno de los principios básicos para mejorar la calidad de vida de los pacientes hospitalizados, reducir complicaciones y disminuir tasas de mortalidad. La disminución de la incidencia hará posible la reducción del tiempo de hospitalización, aliviando así la presión sobre los recursos sanitarios y económicos y permitiendo una distribución más equitativa y eficaz de los recursos y de la atención sanitaria (OMS, 2022).

El abordaje de las infecciones asociadas a la atención sanitaria en las UCI requiere un enfoque integral que combine estrategias preventivas, tratamientos efectivos y la incorporación de tecnologías avanzadas como el aprendizaje automático (*machine learning*) y dispositivos médicos innovadores (Torre Mosquera et al., 2022).

Estas herramientas no solo prometen una mejora en la precisión del diagnóstico y la predicción temprana, sino que también pueden transformar la gestión clínica, reduciendo complicaciones, costos y mortalidad. Este cambio hacia una atención más proactiva y basada en el análisis continuos datos clínicos para anticipar las complicaciones del paciente, representa un avance para enfrentar los desafíos más complejos en el cuidado del paciente crítico (Nin Vaeza et al., 2024).

Por otra parte, la incorporación de herramientas avanzadas como el *big data* en la práctica clínica supone una innovación para la formación y el desarrollo de competencias de los profesionales sanitarios. Su aplicación permite anticipar riesgos para la salud y diseñar intervenciones más eficaces que pueden transformar la práctica enfermera al fortalecer su capacidad para prevenir y abordar de forma integral las infecciones nosocomiales (Krumholz, 2014).

## 3. JUSTIFICACIÓN

Las infecciones nosocomiales representan un problema de salud pública de gran magnitud que afecta de forma negativa a la calidad de vida de los pacientes y al funcionamiento de los sistemas sanitarios. Este problema adquiere relevancia en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI), donde encontramos a pacientes en estado crítico, que debido a su vulnerabilidad y la necesidad de procedimientos invasivos, presentan mayor riesgo de contraer estas infecciones.

La prevención de las infecciones nosocomiales aumenta la calidad de vida de los pacientes, reduce las complicaciones y tasas de mortalidad. Además, se alivia la presión sobre los recursos hospitalarios, reduciendo los costes, tiempo de hospitalización y tratamientos asociados a las complicaciones por infecciones relacionadas con la atención sanitaria.

En esta situación, el uso de *big data* (análisis masivo de datos) e inteligencia artificial se tratan de unas herramientas tecnológicas innovadoras capaces de transformar la práctica clínica. La prevención de infecciones nosocomiales mediante el uso de *big data* puede mejorar la eficiencia de los centros sanitarios y fortalecer el sistema sanitario al optimizar el uso de recursos, reducir costes asociados a las complicaciones y hospitalizaciones prolongadas, y así poder garantizar una atención sanitaria más equitativa y de mayor calidad.

Además, la integración de herramientas avanzadas como el *big data* en la práctica clínica representa un cambio significativo en las competencias profesionales en la sanidad. Mediante esta tecnología, a los profesionales sanitarios les permite desarrollar habilidades para poder intervenir de forma temprana y efectiva, mejorando la capacidad para abordar problemas complejos. De esta forma, el uso de *big data* no solo beneficia a los pacientes, sino que también fortalece al sistema sanitario.

La UCI es un entorno muy exigente y el control de las infecciones es una prioridad absoluta. Como profesionales debemos valorar la importancia de implementar medidas preventivas, como el lavado de manos y el uso racional de antibióticos, y la adherencia a protocolos de prevención y control de infecciones. Por tanto, resulta crucial integrar estas medidas en la práctica clínica diaria para promover la seguridad del paciente y garantizar una calidad asistencial.

Este trabajo busca abordar esta problemática mediante el análisis del *big data* en la predicción y prevención de infecciones nosocomiales en UCI, con el objetivo de mejorar la seguridad y calidad asistencial. A través de esta tecnología se busca evidenciar cómo puede contribuir a mejorar los resultados clínicos, reducir costes y transformar la atención sanitaria en un entorno de cuidados críticos.

## 4. MARCO TEÓRICO

### 4.1. Definición de infección

Una infección es el proceso que se desencadena por la invasión de un microrganismo patógeno o potencialmente patógeno, como un virus, bacterias, hongos o parásitos, en un huésped susceptible (Losa García, 2021). Este proceso infeccioso no ocurre de manera aislada, sino que es una interacción que se produce bajo ciertas condiciones ambientales, debido a las características del microorganismo y la respuesta inmunitaria del huésped (García-Palomo et al., 2010).

Según Murray et al. (2005), el desarrollo de una infección no se produce de manera aleatoria, sino que deben darse unas condiciones específicas para que un patógeno pueda causar enfermedad, como la virulencia del microorganismo, el lugar de exposición y la capacidad de respuesta inmunitaria. La virulencia es el grado de daño que causa un microorganismo al huésped afectado, este término está relacionado directamente con la patogenicidad, esta es la capacidad de los patógenos para infectar al huésped y causar la enfermedad (Clínica Universidad de Navarra, 2023).

Una vez estos microorganismos patógenos invaden al huésped susceptible, se multiplican y alteran la fisiología normal del cuerpo. La gravedad del proceso infeccioso y la intensidad de los síntomas dependen de características propias del patógeno y las del huésped (Organismo Internacional de Energía Atómica, 2020).

Estos elementos son importantes para comprender los mecanismos por el cual se originan este tipo de infecciones, ya que permite identificar factores de riesgo, vías de transmisión y patrones de aparición. De este modo, posibilita la implementación de estrategias de prevención eficaces, fundamentadas en evidencia, orientadas a la optimización de los cuidados, minimizando los riesgos y favoreciendo a un entorno clínico seguro desde la práctica enfermera.

### 4.2. Infecciones nosocomiales

Las infecciones nosocomiales (IN), también conocidas como infecciones relacionadas con la atención sanitaria (IRAS), se contraen en los centros de salud y se asocian a procedimientos realizados en pacientes hospitalizados o

ambulatorios (Servei Català de la Salut, 2023). Este tipo de infecciones, tal como lo señalan Dulcel et al. (2003) están vinculadas a factores como la disminución de la inmunidad, el empleo de técnicas invasivas y la transmisión de bacterias resistentes.

En relación con los pacientes críticos, se destaca que en las Unidades de Cuidados Intensivos presentan una mayor prevalencia de infecciones nosocomiales en comparación con otras áreas o servicios hospitalarios (Zaragoza et al., 2014). En este tipo de pacientes los factores se intensifican debido a la gravedad de su estado, la presencia de inmunosupresión, la complejidad de los cuidados, la necesidad de procedimientos invasivos como la ventilación mecánica, el uso de catéteres vasculares centrales y catéteres urinarios (Martín et al., 2018).

Además, una mayor duración de la estancia hospitalaria incrementa el riesgo de desarrollar IRAS en pacientes críticos. Todo ello contribuye no solo a una mayor incidencia de estas infecciones en las UCI, sino que también a un aumento significativo de la mortalidad y de los días de hospitalización (Asensio-Martín et al., 2018; Wang et al., 2024; Zaragoza et al., 2014).

Las infecciones nosocomiales, además de incrementar las tasas de morbimortalidad, prolongan la estancia hospitalaria, generan complicaciones adicionales y suponen una carga económica considerable para el sistema sanitario (Pujol & Limón, 2013).

En este contexto, cabe destacar que en las UCI el uso de antibióticos es más frecuente que en otros servicios hospitalarios, lo que favorece a la aparición de microorganismos multirresistentes (De Waele et al., 2020; European Centre for Disease Prevention and Control, 2017). Así pues, estos pacientes tienen mayor susceptibilidad a contraer una infección nosocomial, y que esta, sea causada por patógenos resistentes a los antibióticos.

La resistencia bacteriana se define como la capacidad que desarrollan determinadas bacterias para sobrevivir y multiplicarse a pesar de la administración de tratamiento antibiótico que, en condiciones normales, deberían inhibir su crecimiento o eliminarlas. Este fenómeno sucede de forma natural debido a una resistencia intrínseca o puede adquirirse a través de mecanismos

genéticos entre microorganismos. La propagación de bacterias multirresistentes representa una amenaza creciente para la salud pública global, ya que dificulta el tratamiento eficaz de las infecciones, especialmente en pacientes críticos (Camacho Silvas, 2023).

Se estima que un 30% de los pacientes ingresados en UCI desarrollan infecciones nosocomiales, como la neumonía asociada a la ventilación mecánica, bacteriemias por catéter e infecciones urinarias (Magill et al., 2018). El tratamiento de estas infecciones supone una mayor demanda tanto en recursos humanos como materiales, ya que se requieren del aislamiento del paciente, tratamientos específicos, más consumo de suministros y a consecuencia una mayor carga laboral para el equipo multidisciplinar (Felizzola Bohórquez & Silva Cevallos, 2022; Riu et al., 2016).

### 4.3. Epidemiología de las infecciones nosocomiales:

La epidemiología es la ciencia que estudia la incidencia, distribución y control de las enfermedades y otros problemas de salud en la comunidad. Mediante la aplicación de métodos de investigación se utiliza la recopilación y análisis de los datos para poder identificar las causas y factores que influyen en la aparición y propagación de estas enfermedades. El personal especializado en este ámbito estudia la enfermedad determinando su procedencia, los factores de riesgo y la forma de transmisión. De este modo, se quiere contribuir a la prevención, control y tratamiento de estas enfermedades (Hernández, 2017; Roman-Lazarte, 2023).

El procedimiento en epidemiología se compone de tres etapas, en primer lugar, se lleva a cabo una observación para conocer la frecuencia y la distribución de las patologías en una comunidad en concreto. Posteriormente, se formulan hipótesis sobre posibles vínculos entre la enfermedad y varios factores a partir de lo que se ha observado previamente, y por último se llevan a cabo estudios para valorar la validez de las hipótesis propuestas empleando diversos tipos de análisis epidemiológicos, como pueden ser los estudios descriptivos, analíticos y experimentales (Hernández, 2017).

Así pues, la epidemiología busca comprender y conocer las enfermedades y su distribución, así como las causas de morbi-mortalidad en la población, identificando factores de riesgo, evaluando intervenciones y contribuyendo al

diseño de políticas de salud efectivas (Boucourt-Rodríguez et al., 2022; Martins, 2010).

El Estudio de Prevalencia de las Infecciones Nosocomiales en España (EPINE) se trata de un sistema de vigilancia epidemiológica de las infecciones nosocomiales que se realiza anualmente desde 1990. Su objetivo es recopilar datos sobre la prevalencia de infecciones relacionadas con la asistencia sanitaria (IRAS) en pacientes hospitalizados y cuenta con la participación de numerosos centros hospitalarios de todo el territorio español.

Según el informe más reciente del Estudio de Prevalencia de las Infecciones nosocomiales en España (EPINE, 2023), se observó que el 8,18% de los pacientes ingresados padecieron infecciones relacionadas con la asistencia sanitaria (IRAS). En cuanto a la mortalidad, el estudio indica que las infecciones nosocomiales contribuyen significativamente al aumento de la tasa de mortalidad hospitalaria. Las IRAS más frecuentes identificadas son las infecciones del tracto urinario asociadas a sonda vesical, las neumonías asociadas a la ventilación mecánica, las bacteriemias relacionadas con el uso de catéteres vasculares y las infecciones quirúrgicas.

El Estudio Nacional de Vigilancia de Infección Nosocomial en Servicios de Medicina Intensiva (ENVIN-HELICS) es un proyecto en el que monitorizan y analizan las infecciones adquiridas en las Unidades de Cuidados Intensivos de hospitales del territorio español para mejorar la prevención y control de infecciones.

Según el Informe ENVIN-UCI (ENVIN, 2023), se observó que la tasa de pacientes que adquirieron una o más infecciones durante su estancia en UCI fue de un 5,62%, un 31% superior respecto a 2019. Sin embargo, se ha observado una mejora respecto al año anterior, con una reducción de las IRAS en comparación con 2022, mostrando una mejora en la prevención y control de infecciones en UCI.

Los pacientes críticos tienen mayor predisposición a contraer una infección debido a factores como la inmunosupresión, uso de dispositivos invasivos como la ventilación mecánica, los catéteres centrales o sondaje vesical, y comorbilidad de enfermedades (como la diabetes, hipertensión, patologías cardíacas,

enfermedad pulmonar obstructiva crónica, entre otras) (Asensio-Martín et al., 2018; EPINE, 2023). La mortalidad en UCI fue del 9,63%, mostrando una leve disminución en comparación con años anteriores, sugiriendo una tendencia de mejora en los resultados clínicos. En el informe se detalla la presencia de comorbilidades y factores de riesgo extrínsecos en los pacientes, como el uso de dispositivos invasivos, que pueden influir en la incidencia de infecciones nosocomiales (ENVIN, 2023).

En esta tabla 1 se presentan los factores de riesgo extrínsecos que detalla las condiciones o intervenciones clínicas asociadas al desarrollo de infecciones nosocomiales en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI) del territorio español en el año 2023.

**Tabla 1.** Factores de riesgo extrínsecos asociados a las IRAS en UCI en 2023.

| Factores de riesgo extrínseco | Porcentaje (%) |
|---|---|
| Antibioterapia previa al ingreso en UCI | 20,74 |
| Tratamiento antibiótico en UCI | 65,79 |
| Cirugía previa (30 días previos al ingreso) | 29,46 |
| Cirugía urgente (durante la estancia en UCI) | 9,79 |
| Catéter venoso central | 66,00 |
| Ventilación mecánica | 41,27 |
| Sonda urinaria | 77,74 |
| Derivación ventricular externa | 1,43 |
| Depuración extrarrenal | 5,84 |
| Nutrición parenteral | 6,94 |
| ECMO | 0,56 |
| Neutropenia | 1,31 |

Nota. * *Factores de riesgo extrínsecos asociados a las IRAS en UCI en 2023. Tomado de "Informe ENVIN-HELICS 2023" (p.17), por Sociedad Española de Medicina Intensiva Crítica y Unidades Coronarias, 2023.*

En esta tabla 2 se presentan las comorbilidades que se relacionan con el desarrollo de infecciones nosocomiales en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI) del territorio español en el año 2023.

**Tabla 2.** Comorbilidades previas relacionadas con el desarrollo de infecciones nosocomiales en UCI en 2023.

| Comorbilidades previas | Porcentaje (%) |
|---|---|
| Diabetes | 25,39 |
| Insuficiencia renal | 11,33 |
| Inmunodepresión | 8,99 |
| Neoplasia | 16,80 |
| Cirrosis | 3,98 |
| EPOC | 11,54 |
| Desnutrición – Hipoalbuminemia | 6,37 |
| Trasplante de órgano sólido | 1,39 |

Nota. * *Comorbilidades previas asociadas a las IRAS en UCI en 2023. Tomado de "Informe ENVIN-HELICS 2023" (p.17), por Sociedad Española de Medicina Intensiva Crítica y Unidades Coronarias, 2023.*

Este informe (EPINE, 2023), afirma que los principales microorganismos responsables de las infecciones nosocomiales en España son *Escherichia coli* representando un 16,5% de los casos es el patógeno más prevalente, seguido de *Staphylococcus aureus* con un 12,3%, y *Klebsiella pneumoniae* con un 8,7%. Otros patógenos causantes de las infecciones relacionadas con la asistencia sanitaria son las *Pseudomonas aeruginosa* (7,9%), *Enterococcus fecalis* (6,4%) y *Candida albicans* (5,2%).

En la Tabla 3 se presentan los principales microorganismos responsables de las infecciones nosocomiales en España durante el año 2023, según los datos recopilados en el informe EPINE. Estos microorganismos, identificados como los más prevalentes en las infecciones relacionadas con la atención sanitaria,

**Tabla 3.** Principales microorganismos responsables de infecciones nosocomiales en España (EPINE, 2023).

| Microorganismo | Porcentaje (%) |
|---|---|
| Escherichia coli | 16,5 |
| Staphylococcus aureus | 12,3 |
| Klebsiella pneumoniae | 8,7 |
| Pseudomonas aeruginosa | 7,9 |
| Enterococcus fecalis | 6,4 |
| Candida albicans | 5,2 |

Nota. **Los datos reflejan la prevalencia de microorganismos aislados en infecciones nosocomiales según el estudio EPINE (2023).*

En la Tabla 4 se presentan los principales microorganismos responsables de las infecciones nosocomiales en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI) en España durante el año 2023, según los datos proporcionados por el informe ENVIN. Estos microorganismos reflejan la complejidad y los retos asociados a las infecciones en pacientes críticos.

**Tabla 4.** Microorganismos más prevalentes en infecciones nosocomiales en UCI (ENVIN, 2023).

| Microorganismo | Porcentaje (%) |
|---|---|
| Pseudomonas aeruginosa | 22,4 |
| Klebsiella pneumoniae | 19,1 |
| *Staphylococcus aureus* (MSSA) | 15,8 |
| Stenotrophomonas maltophilia | 11,3 |
| Escherichia coli | 9,7 |
| Acinetobacter baumannii | 7,5 |
| Candida albicans | 6,2 |
| Enterococcus faecium | 4,9 |
| Serratia marcescens | 2,9 |
| Aspergillus fumigatus | 2,2 |

Nota. **Los datos reflejan la prevalencia de microorganismos aislados en infecciones nosocomiales en UCI según el estudio ENVIN (2023).*

Estos microorganismos son los principales causantes de infecciones relacionadas con dispositivos, como la neumonía asociada a ventilación mecánica, la bacteriemia por catéter central e infecciones del tracto urinario. La alta prevalencia de estos patógenos expone la necesidad de implementar medidas de prevención y control de enfermedades infecciosas, teniendo en cuenta la capacidad de resistencia antimicrobiana, mediante vigilancia y estrategias individualizadas para abordar estas infecciones (Zaragoza et al., 2014).

La neumonía asociada a ventilación mecánica (NAVM) fue la infección nosocomial más frecuente en UCI, representando el 36,15% de los casos; la infección del tracto urinario asociada a sonda uretral fue del 29,59% de las IRAS, mientras que la bacteriemia representó un 21,18% de las infecciones nosocomiales registradas en UCI (ENVIN, 2023).

En España, existe un conjunto de proyectos de seguridad en pacientes críticos llamados “Proyectos Zero” que han sido impulsados por el Ministerio de Sanidad en colaboración con sociedades científicas, entre ellas la Sociedad Española de Medicina Intensiva, Crítica y Unidades Coronarias (SEMICYUC) y la Sociedad Española de Enfermería Intensiva y Unidades Coronarias (SEEIUC) (Sociedad Española de Medicina Intensiva, 2023).

Este proyecto tiene como objetivo prevenir las infecciones nosocomiales en pacientes de UCI. El propósito es estandarizar y aplicar prácticas y medidas basadas en evidencia científica para erradicar las infecciones relacionadas con el uso de dispositivos invasivos, como la ventilación mecánica, catéteres venosos centrales y sondas vesicales.

El resultado esperado es que se mejore la seguridad del paciente y reducir la morbimortalidad asociada a las infecciones relacionadas con la asistencia sanitaria. Existen varios proyectos de seguridad del paciente como pueden ser el proyecto Neumonía Zero, el proyecto ITU-Zero o el proyecto Bacteriemia Zero (Sociedad Española de Medicina Intensiva, 2023).

Uno de los programas más destacados en este ámbito es el Proyecto Bacteriemia Zero, implementado en las UCI españolas y que pretende disminuir las tasas de bacteriemia asociadas al uso de catéteres venosos centrales, una de las infecciones más comunes en estas unidades. De hecho, este proyecto ha conseguido aminorar significativamente las tasas de bacteriemia asociadas con catéteres, manteniendo las tasas de estas infecciones por debajo de los límites establecidos por las principales sociedades científicas.

En las medidas preventivas adoptadas, encontramos la higiene de manos, el uso de material estéril (guantes, bata, gorro, etc.), y productos de desinfección cutánea. Otro aspecto de vital importancia es la selección del lugar donde se

colocará el catéter y la retirada de catéteres innecesarios. Esto no solo ha mejorado la seguridad del paciente, sino que también ha reducido significativamente la morbimortalidad asociada y se ha optimizado el uso de recursos sanitarios. (Gallart et al., 2022)

Otra iniciativa que se ha implementado en España desde hace años es la "Neumonía Zero", esta tiene el objetivo de reducir la incidencia de la neumonía asociada a ventilación mecánica (NAVM). Este proyecto ha sido respaldado por la Agencia de Calidad del Ministerio de Sanidad, Política Social e Igualdad, en colaboración con la Sociedad Española de Medicina Intensiva, Crítica y Unidades Coronarias (SEMICYUC) y la Sociedad Española de Enfermería Intensiva y Unidades Coronarias (SEEIUC) (Sociedad Española de Medicina Intensiva, s. f.-b).

La estrategia de este proyecto se basa en la aplicación de medidas de prevención, como pueden ser, mantener una elevación del cabezal entre 30 y 45 grados, una higiene estricta de manos, realizar una higiene bucal con antisépticos, evaluación diaria de la posibilidad de extubación y utilizar la sedación mínima necesaria. La implementación de estas medidas ha demostrado ser efectiva en la reducción de las tasas de NAVM. Según datos de la SEMICYUC, desde la instauración del proyecto, las tasas de NAVM en las UCI españolas disminuyeron de 9,83 episodios por 1.000 días de ventilación mecánica en 2009 a 5,41 en 2019 (Arias-Rivera et al., 2022).

Por último, el proyecto "ITU Zero" busca reducir la incidencia de las infecciones del tracto urinario asociadas al uso de sondas uretrales, una complicación común en pacientes críticos. Esta iniciativa se encuentra dentro de las estrategias de seguridad del paciente promovidas por el Ministerio de Sanidad y cuenta con la colaboración de la Sociedad Española de Medicina Intensiva, Crítica y Unidades Coronarias (SEMICYUC) (Ministerio de Sanidad, s. f.).

Para alcanzar los objetivos, este proyecto propone una serie de medidas a implementar, entre ellas se incluye la evaluación de la necesidad del uso de sonda uretral, la adopción de normas de asepsia durante su colocación y manejo, así como un mantenimiento adecuado para prevenir la colonización bacteriana (Sociedad Española de Medicina Intensiva, 2023).

### 4.4. Neumonía asociada a ventilación mecánica

La neumonía asociada a la ventilación mecánica (NAVM) es una de las infecciones más prevalentes en UCI, esta se trata de la invasión y proliferación de agentes infecciosos en el tracto respiratorio con una respuesta inflamatoria provocando síntomas respiratorios graves en pacientes portadores de tubo endotraqueal (Garay et al., 2018; Guardiola et al., 2001).

Como afirma Ortiz et al., (2015), la neumonía asociada a ventilación mecánica es una infección del tracto respiratorio bajo que se desarrolla en pacientes con ventilación mecánica, y es una de las infecciones más comunes en UCI. La NAVM aumenta el tiempo de uso de ventilación mecánica y el incremento de la estancia en UCI y hospitalización.

De acuerdo con Grima et al. (2024), la NAVM es la infección de los pulmones en pacientes intubados, es decir, conectados a ventilación mecánica, y se produce por la aspiración de microorganismos patógenos que se multiplican y colonizan en el tracto respiratorio superior de la vía aérea.

Según el informe ENVIN (2023), la NAVM representó en 36,15% de las infecciones nosocomiales en las UCI españolas, consolidándose como la infección más prevalente. En 2023, la tasa de NAVM fue de 7,81 episodios por cada 1.000 días de ventilación mecánica, podemos observar una disminución respecto a 2022. Sin embargo, es superior a la registrada en 2019, que fue de 5,4 episodios por 1.000 días de ventilación mecánica.

Los pacientes críticos presentan múltiples factores, tanto relacionados con el paciente como con los dispositivos, que incrementan el riesgo de desarrollar NAVM. Entre ellos, destaca la duración prolongada de la ventilación mecánica, que directamente incrementa el riesgo de infección a medida que se prolonga el tiempo de exposición al ventilador (Palma et al., 2021; Villacres-García et al., 2022).

La ventilación mecánica altera las barreras físicas y químicas que previenen la entrada de microorganismos, este dispositivo crea un ambiente favorable para la proliferación de bacterias y la aspiración de secreciones, aumentando el riesgo de infección (SEEIUC, s. f.). Además, estos pacientes, debido a su condición presentan mayor vulnerabilidad a las infecciones, esta inmunosupresión

disminuye la capacidad del sistema inmunitario a la hora de combatir infecciones (Asensio-Martín et al., 2018).

Entre los patógenos más implicados en la NAVM se encuentran los bacilos gramnegativos como *Pseudomonas aeruginosa*, *Acinetobacter baumannii*, *Klebsiella pneumoniae* y *Escherichia coli*, y los cocos grampositivos como el *Staphylococcus aureus*, incluyendo cepas resistentes a la meticilina (SARM), siendo otro patógeno comúnmente aislado en casos de NAVM (Sanjay Sethi, 2024; Zaragoza et al., 2020).

Rodríguez-Chávez et al. (2023), realizaron un estudio donde se reportó que las bacterias más frecuentes aisladas en casos de NAVM fueron *Acinetobacter baumannii* en un 35,5%, *Pseudomonas aeruginosa* en un 22,4%, y *Klebsiella pneumoniae* en un 14,5%. Es importante destacar que los microorganismos responsables de NAVM pueden variar según factores como la duración de la ventilación mecánica, el uso previo de antibióticos y la presencia de comorbilidades (Diaz et al., 2010; Sanahuja et al., 2019).

### 4.5. Infección del tracto urinario

La infección del tracto urinario (ITU) se define como la invasión de microorganismos patógenos en el sistema urinario, ya sea la uretra, vejiga, uréteres o riñones (Murray et al., 2005). Un paciente portador de sondaje vesical tiene mayor riesgo de contraer una infección del tracto urinario debido a que el dispositivo crea un paso para los gérmenes desde el periné hasta la vejiga y conecta una zona invadida por microorganismos con la vejiga que es una zona estéril.

Estas infecciones suelen estar asociadas con el uso prolongado de catéteres urinarios y representan un gran desafío en la práctica clínica, especialmente por el aumento de la resistencia de las bacterias a los antibióticos (Fundación para la Investigación en Urología, 2020). Los principales responsables suelen ser bacterias gramnegativas, como *Escherichia coli* o *Klebsiella pneumoniae,* que son conocidas por su capacidad para desarrollar resistencia (Naranjo Perugachi et al., 2022).

Según el informe ENVIN (2023), las ITU asociadas al uso de catéteres urinarios constituyen el 29,59% de las infecciones nosocomiales en las UCI. Su tasa fue de 6,7 episodios por cada 1.000 días de uso de catéter urinario, aunque es una ligera mejora en comparación con el año anterior. Sin embargo, sigue siendo una complicación preocupante, en la que varios factores incrementan el riesgo de estas infecciones, como la duración prolongada de la sonda vesical, su inserción o manejo bajo técnicas no estériles y enfermedades coexistentes como la diabetes.

Estas infecciones no solo prolongan la estancia hospitalaria de los pacientes, sino que también aumentan el riesgo de mortalidad y pueden llevar al desarrollo de infecciones sistémicas graves, como la sepsis (Álvarez-Artero et al., 2021; Forrester, 2024).

### 4.6. Bacteriemia

La bacteriemia se define como la invasión de microorganismos en el torrente sanguíneo, y puede ocurrir de forma espontánea o como resultado de infecciones localizadas en determinados tejidos por el uso de catéteres venosos (Ruiz-Giardin JM & Noguerado Asensio A, 2005).

Según Gonzalez Alonso & González Pinella (2017), el mecanismo principal que favorece las infecciones asociadas a catéteres es la entrada de patógenos a través de la piel, por el punto de inserción. Afirman que el 90% de estas infecciones son causadas por catéteres venosos centrales, y pueden generar una infección local, es decir, en el punto de inserción, o en una infección generalizada, conocida como bacteriemia.

Dependiendo de su naturaleza, la bacteriemia puede ser transitoria y resolverse sin causar secuelas, o puede tener consecuencias sistémicas como una sepsis o un shock séptico que ponen en riesgo la vida de los pacientes (García et al., 2018).

En los pacientes ingresados en UCI, la principal causa de bacteriemia son los catéteres venosos, estos dispositivos facilitan la entrada de microorganismos al torrente sanguíneo (ENVIN, 2023). Entre los patógenos responsables del desarrollo de estas infecciones encontramos los microorganismos grampositivos y gramnegativos que tienen una incidencia similar. Sin embargo, la principal

problemática es la presencia de microorganismos multirresistentes, la capacidad que disponen para evadir el efecto de los antibióticos dificulta la elección del tratamiento empírico adecuado (Camacho Silvas, 2023; Sabatier et al., 2009).

Según el informe ENVIN (2023), la tasa de bacteriemias primarias fue de 2,79 episodios por 1.000 días de catéter venoso central (CVC), lo que representa una reducción de un 20,5% en comparación con 2022. Sin embargo, esta cifra sigue siendo un 12% superior respecto a 2019, lo que refleja la necesidad de continuar reforzando las medidas de prevención y control.

Entre los microorganismos más frecuentes responsables de este tipo de patología se encuentra *Staphylococcus epidermidis*, seguido de otros *estafilococos coagulasa negativos, Enterococcus faecalis, Klebsiella pneumoniae y Pseudomonas aeruginosa.* Aunque las tasas de infecciones relacionadas con dispositivos han mejorado respecto a 2022, aún son superiores a las de 2019 (ENVIN, 2023).

Los microorganismos más frecuentemente implicados en bacteriemias varían según el entorno hospitalario y la población de pacientes afectados. En unidades de cuidados intensivos de adultos, se ha observado una mayor prevalencia de bacterias gramnegativas como *Pseudomonas aeruginosa*, *Acinetobacter baumannii* y *Escherichia coli* (Secretaría de salud, 2014).

### 4.7. Big data

En el ámbito sanitario, la incorporación de tecnologías avanzadas como el *big data*, *machine learning* (ML) y la inteligencia artificial (IA) ha transformado la forma en la que se recopilan, procesan y analizan grandes volúmenes de datos clínicos. Mediante estas herramientas se ofrecen nuevas posibilidades innovadoras para la predicción y prevención de complicaciones como las infecciones nosocomiales en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI), mejorando significativamente la calidad asistencial y la seguridad del paciente (Núñez-Reiz et al., 2019).

La identificación temprana de los factores de riesgo y la implementación de estrategias efectivas de prevención y seguimiento son fundamentales para mejorar la seguridad del paciente, la calidad asistencial y los resultados clínicos. Para ello, podemos recurrir a la incorporación de tecnologías avanzadas, como

el análisis masivo de datos (*big data*) y el aprendizaje automático, que hoy en día, se han podido demostrar grandes avances y desempeñan un papel decisivo en la práctica clínica actual. Estas tecnologías se han convertido en herramientas útiles para optimizar el análisis de datos clínicos, ofreciendo nuevas posibilidades para anticipar riesgos y mejorar la toma decisiones basadas en evidencia. (Mina, 2020)

En un artículo publicado en *Medicina Intensiva,* Núñez Reiz et al. (2019) exploran cómo el análisis de grandes cantidades de datos y la implementación de algoritmos de aprendizaje automático pueden potenciar la predicción de resultados clínicos y la toma de decisiones en las Unidades de Cuidados Intensivos. Se identificaron áreas donde estas tecnologías pueden ser particularmente útiles, como la predicción de resultados clínicos, la optimización de tratamientos y la mejora en la gestión de recursos.

El estudio también aborda las dificultades en la implementación de estas técnicas, incluyendo la integración de datos de diversas fuentes y la necesidad de profesionales que combinen conocimientos clínicos y de datos. Por último, se discuten las implicaciones éticas y legales relacionadas con el uso del *big data* y el ML en entornos clínicos, dando importancia a la privacidad y la seguridad de los datos de los pacientes (Núñez Reiz et al., 2019).

Para entrar en contexto, el *big data* se refiere a la gestión y extracción de grandes volúmenes de datos que se generan a diario. Según el National Institute of Standards and Technology (NIST) (2019), el *big data* se define como “un conjunto de datos extensos, caracterizados principalmente por el volumen, la velocidad, la variedad y la variabilidad, que requieren una arquitectura escalable para su almacenamiento, manipulación y análisis eficientes “. El *big data* se constituye de las siguientes características, conocidas como las 5V’s, estas son el volumen, la velocidad, la variedad, la veracidad y el valor. (Ishwarappa & Anuradha, 2015)

El volumen es la principal característica que se asocia a este concepto debido a que se refiere a la inmensa cantidad de datos generados y almacenados actualmente. Los datos pueden provenir de múltiples fuentes, como registros médicos electrónicos, dispositivos de monitoreo, información de sensores y fotografías médicas. Por ejemplo, algunos de los datos de los pacientes

ingresados en UCI se incluyen las constantes vitales que se registran a tiempo real, imágenes médicas y resultados de laboratorio. (Puente Bienvenido et al., 2023)

La velocidad se refiere a la rapidez con la que los datos son generados, procesados y analizados. Estos datos se producen de manera continua o en tiempo real. Como, por ejemplo, en las UCI, los monitores de signos vitales generan datos cada segundo, y estos deben procesarse rápidamente para identificar posibles complicaciones. Esta capacidad de procesar y analizar los datos en tiempo real es esencial para prevenir posibles complicaciones y facilitar la toma de decisiones clínicas (OpenSistemas, 2023).

A continuación, la variedad describe la diversidad de datos que se pueden incluir, como por ejemplo constantes vitales, resultados de laboratorio, administraciones de medicamentos, notas médicas, imágenes médicas, entre otros datos que proporcionan información organizada. En estas unidades se requiere integrar y analizar estos datos provenientes de distintas fuentes para tener una visión integral del paciente (Andía et al., 2019).

La variabilidad o veracidad hace referencia a la calidad y estructura de los datos para garantizar que las decisiones adoptadas sean fiables, ya que estas variaciones pueden influir en la eficacia del análisis. Por ejemplo, en la UCI algunos datos fisiológicos pueden variar debido a cambios en el estado clínico, ruido en los dispositivos de monitoreo o errores en la recolección de datos (Teresa Ballestar et al., s. f.).

Finalmente, el valor refleja la capacidad para generar información significativa y útil que permita tomar decisiones efectivas y así optimizar la atención sanitaria. En las Unidades de Cuidados Intensivos, permite identificar patrones complejos y facilita la implementación de medidas preventivas adaptadas a las necesidades de los pacientes. Así pues, el *big data* puede convertir grandes volúmenes de datos en conocimiento práctico capaz de transformar la asistencia sanitaria y garantizando una mayor seguridad y calidad en el cuidado del paciente (Moreno-Carriles, 2018).

### 4.8. Machine learning

Estos datos por tamaño y complejidad no son capaces de ser analizados por métodos tradicionales, sino que para el análisis se requiere de un sistema de aprendizaje automático o *machine learning*. Este se trata de un subtipo de inteligencia artificial que permite a un sistema informático aprender de los datos generados por los pacientes y crear algoritmos que se modifican automáticamente, con lo cual, permite la detección de patrones y tendencias relevantes para poder identificar riesgos (LeCun et al., 2015; Rüping, 2015).

Así pues, a partir de muchos datos se generan patrones que permiten predicciones precisas adaptadas a los pacientes, a través de la identificación de patrones, el sistema aprende y mejora continuamente, lo que le permite analizar datos cada vez más complejos y realizar predicciones precisas (Sidey-Gibbons & Sidey-Gibbons, 2019).

Existen tres tipos principales de aprendizaje automático que pueden aplicarse en diferentes contextos, incluyendo el ámbito sanitario. El aprendizaje supervisado es un enfoque donde el modelo se entrena empleando datos etiquetados, es decir, datos que ya contienen las variables y el resultado esperado. Este enfoque es ideal para predecir eventos futuros basándose en patrones previamente observados. Por ejemplo, en las Unidades de Cuidados Intensivos, el aprendizaje supervisado puede utilizarse para analizar casos de pacientes que han desarrollado infecciones nosocomiales, identificando factores específicos, como la duración de la ventilación mecánica o el uso de catéteres, que contribuyen a aumentar el riesgo (International Business Machines Corporation, s. f.).

Por otro lado, el aprendizaje no supervisado se centra en examinar información no clasificada para identificar patrones o agrupamientos ocultos dentro de los datos. Este método es particularmente útil para identificar subgrupos de pacientes con un riesgo elevado de desarrollar determinadas condiciones, sin necesidad de contar previamente con resultados definidos. Con lo cual, facilita el descubrimiento de nuevos factores de riesgo o asociaciones que no son evidentes con métodos convencionales (Google, s. f.; Ruiz & Velásquez, 2023).

Para acabar, el aprendizaje por refuerzo es un método en el que el modelo adquiere conocimientos a través de la interacción con su entorno, tomando decisiones y modificando sus acciones según la retroalimentación recibida, conocida como recompensas. Estas recompensas son indicadores del éxito o error de cada acción y se usan para optimizar el comportamiento del sistema. A pesar de ser un método poderoso, su uso en el campo médico es menos habitual en comparación con otros procedimientos (Álvarez-Vega et al., 2020; International Business Machines Corporation (IBM), s. f.).

En el contexto de UCI, el *machine learning* supervisado destaca por su capacidad para generar modelos predictivos precisos a partir de datos clínicos complejos. Esta capacidad potencialmente predictiva nos permite identificar conexiones complejas entre datos clínicos y factores de riesgo que no siguen patrones simples o lineales, gracias a esto podemos identificar relaciones no evidentes y crear modelos predictivos más exactos entorno a datos clínicos de pacientes. (Johnson et al., 2016).

La predicción tiene un impacto significativo en la toma de decisiones clínicas porque puede influir directamente en la detección de patrones que identifiquen de forma temprana el riesgo de contraer una infección nosocomial en los centros sanitarios (Álvarez-Vega et al., 2020).

Mediante esta herramienta podríamos proporcionar una atención sanitaria más centrada en la prevención y reducción de infecciones nosocomiales, de este modo, se reduciría la morbimortalidad, las altas prevalencias y el coste económico para el sistema sanitario. Sin embargo, es importante reconocer que estas herramientas no reemplazan el juicio clínico ni la experiencia de los profesionales, se trata de un apoyo para fortalecer las decisiones basadas en evidencia y promover un enfoque integral que combine la tecnología con el conocimiento humano.

### 4.9. Inteligencia artificial

La inteligencia artificial (IA) es una tecnología que da a los sistemas la capacidad de realizar tareas que normalmente requieren de inteligencia humana, como el razonamiento y su capacidad para resolver problemas.

En el contexto de la predicción de infecciones nosocomiales, combina la recopilación de datos masivos (*big data*) con aprendizaje automático (*machine learning*) que crea algoritmos avanzados para analizar múltiples factores en tiempo real. A través de esta integración, la inteligencia artificial permite generar alertas tempranas que identifican pacientes con un riesgo elevado de desarrollar infecciones, facilitando la implementación de intervenciones personalizadas basadas en datos históricos y resultados clínicos exitosos, optimizando así la atención sanitaria y mejorando los resultados clínicos.

La IA está transformando las Unidades de Cuidados Intensivos mediante aplicaciones innovadoras que mejoran la atención al paciente crítico, los sistemas de IA pueden proporcionar monitoreo continuo de diversos parámetros fisiológicos. Esto facilita la identificación precoz de alteraciones en la condición del paciente, esencial para acciones preventivas o intervenciones inmediatas (Nin Vaeza et al., 2024).

Uno de los aspectos que más destacan de la IA es su capacidad para analizar grandes volúmenes de datos utilizando algoritmos de aprendizaje automático (machine learning). Estos algoritmos son capaces de detectar patrones que preceden al deterioro clínico para evitar complicaciones, facilitar información para la toma de decisiones y establecer medidas optimizando los resultados clínicos.

La IA ha demostrado ser particularmente útil en la interpretación de imágenes radiológicas y tomográficas. Los sistemas de IA utilizan algoritmos avanzados para poder analizar, interpretar y extraer información relevante de imágenes médicas como radiografías, tomografías, resonancias magnéticas y ultrasonidos. Su objetivo principal es detectar anomalías y reducir el tiempo de diagnóstico, estos sistemas son capaces de identificar patrones que pueden pasar desapercibidos por el ojo humano, lo que mejora la detección precoz y la precisión diagnostica (Pérez-Laencina et al., 2024).

Esta herramienta puede procesar grandes cantidades de datos en tiempo real facilitando un proceso de toma de decisiones más ágil, particularmente en contextos críticos. Los algoritmos de aprendizaje automático tienen la capacidad de examinar datos clínicos y vitales del paciente para ofrecer recomendaciones

en tiempo real, respaldando a los profesionales en la toma de decisiones. La recopilación de datos puede contribuir a detectar patrones, tendencias epidemiológicas y áreas que requieren mejoras en el cuidado.

Cabe añadir, que la IA interpreta datos y características que genera cada paciente, mediante ello se pueden personalizar tratamientos de forma más precisa, adaptando las intervenciones terapéuticas a las necesidades de cada paciente. Por ejemplo, los algoritmos pueden sugerir terapias específicas basadas en el historial clínico y los resultados de laboratorio, optimizando así los resultados (Suazo Galdames, 2023).

Con lo cual, esto lo podemos relacionar con la antibioterapia, es decir, la IA es capaz de ajustar el tratamiento a cada paciente según el tipo de infección y microorganismo y personalizar las terapias para reducir la aparición de cepas bacterianas multirresistentes y potenciando la eficacia del tratamiento.

Otra de las aplicaciones que ofrece es el monitoreo de la adhesión de los profesionales sanitarios a los protocolos de higiene y prácticas de prevención de infecciones. Para ello, se monitorea la higiene de las manos, el uso correcto de equipos de protección individual y la desinfección de superficies, elementos importantes para prevenir infecciones asociadas a la atención sanitaria en la UCI. (Nin Vaeza et al., 2024)

La implementación de la IA en las UCI ha demostrado mejorar notablemente la eficiencia, precisión y calidad de la atención sanitaria. Su capacidad para identificar patrones epidemiológicos, detectar áreas de mejora en el cuidado y optimizar la respuesta clínica transforma la atención sanitaria. Estas herramientas también disminuyen la incidencia de errores humanos al automatizar procesos clave y estandarizar procedimientos críticos.

Sin embargo, es fundamental enfrentar los retos asociados al uso de la IA en salud. Entre ellos, destacan la necesidad de garantizar la seguridad y privacidad de los datos, así como abordar los desafíos éticos relacionados con la autonomía de los pacientes y el equilibrio entre la tecnología y la intervención humana. La cooperación efectiva entre los profesionales sanitarios y los sistemas de inteligencia artificial resulta esencial para maximizar los beneficios de estas

tecnologías, integrando el conocimiento humano con las capacidades analíticas avanzadas de la IA (Álvarez-Vega et al., 2020).

## BÚSQUEDA

Realizamos una búsqueda bibliográfica para conocer la efectividad de las técnicas de big data para predecir las infecciones nosocomiales en UCI. La estrategia de búsqueda de los artículos se realiza en base a la siguiente pregunta PICO *"¿Es efectivo el uso de técnicas de big data y machine learning para predecir y reducir las infecciones nosocomiales en pacientes de Unidades de Cuidados Intensivos?"*

| | |
|---|---|
| **P** | Pacientes adultos en Unidades de Cuidados Intensivos |
| **I** | Uso de *big data* e inteligencia artificial |
| **C** | No intervención predictiva |
| **O** | Predicción de infecciones nosocomiales |

**Palabras clave:** big data, machine learning, árboles de decisión, inteligencia artificial, data mining, infecciones nosocomiales, unidad de cuidados intensivos, paciente adulto.

Para la obtención de los artículos utilizamos distintas bases de datos científicas, se emplearon los descriptores DeCS y MeSH y los operadores boleanos AND y OR.

| **MESH** | **DECS** |
|---|---|
| Big data | Macrodatos |
| Machine learning | Aprendizaje automático |
| Artificial intelligence | Inteligencia artificial |
| Decision trees | Árboles de decisión |
| Cross infection | Infección hospitalaria |
| Intensive Care Units | Unidades de Cuidados Intensivos |
| Data mining | Minería de datos |

## BASES DE DATOS

### Cochrane Plus

Utilizamos 2 ecuaciones de búsqueda:

- Big data AND machine learning AND cross infection AND intensive care units. He obtenido 0 resultados.
- Big data OR machine learning AND cross infection AND intensive care units. He obtenido 77 resultados.

Se aplicaron los siguientes filtros:

- Artículos libres y gratuitos.
- Artículos en español e ingles
- Artículos y estudios publicados des del año 2014 hasta 2024.

De todos los resultados que he obtenido en esta base de datos ningún artículo fue válido porque no trataba sobre el tema.

### Scielo

Utilizamos 4 ecuaciones de búsqueda:

- Big data AND machine learning AND cross infection AND intensive care units. He obtenido 0 resultados.
- Big data OR machine learning AND cross infection AND intensive care units. He obtenido 0 resultados.
- Big data AND cross infection AND intensive care units. He obtenido 0 resultados.
- Cross infection AND intensive care units. He obtenido 39 resultados.

Se aplicaron los siguientes filtros:

- Artículos libres y gratuitos.
- Artículos en español e ingles
- Artículos y estudios publicados des del año 2014 hasta 2024.

De todos los resultados que he obtenido en esta base de datos ningún artículo fue válido porque no trataba sobre el tema.

### PUBMED

Utilizamos 2 ecuaciones de búsqueda:

- (((((("Big Data"[Mesh]) OR "Data Mining"[Mesh]) AND "Decision Trees"[Mesh]) OR "Machine Learning"[Mesh]) AND "Cross Infection"[Mesh]) AND "Intensive Care Units"[Mesh]. Se obtuvieron 20 resultados.

- ((("Big Data"[Mesh]) OR "Artificial Intelligence"[Mesh]) AND "Cross Infection"[Mesh]) AND "Intensive Care Units"[Mesh]. Se obtuvieron 39 resultados.

Se aplicaron los siguientes filtros:

- Artículos libres y gratuitos.
- Artículos en español e ingles
- Artículos y estudios publicados des del año 2014 hasta 2025.

En esta búsqueda obtuve un total de 27 resultados, de los cuales 22 han sido relevantes.

## 5. OBJETIVOS

### 5.1 Pregunta de investigación

*"¿Es efectivo el uso de técnicas de big data y machine learning para predecir y reducir las infecciones nosocomiales en pacientes de Unidades de Cuidados Intensivos?"*

### 5.2 Objetivo general

Evaluar la eficacia del uso de tecnologías avanzadas como *big data, machine learning* e inteligencia artificial para predecir y prevenir infecciones nosocomiales en pacientes adultos de Unidades de Cuidados Intensivos.

### 5.3 Objetivos específicos

- Identificar los principales factores de riesgo asociados al desarrollo de infecciones nosocomiales en pacientes de UCI mediante el análisis de registros clínicos utilizando *big data* e inteligencia artificial.
- Valorar el impacto de como estas herramientas pueden transformar la práctica clínica y mejorar la calidad asistencial en enfermería.
- Evaluar los beneficios y limitaciones del uso de *big data* e inteligencia artificial en la prevención y el manejo de infecciones nosocomiales.
- Proponer tendencias futuras en la evolución de estas tecnologías dentro del sector sanitario, destacando el potencial para mejorar la seguridad del paciente y la eficiencia del sistema sanitario.

# 6. MATERIAL Y MÉTODOS

## 6.1 Diseño de estudio

Se trata de un estudio observacional, analítico, longitudinal y prospectivo que emplea un diseño cuantitativo, con el objetivo de analizar la eficacia del uso de *big data* y *machine learning* en la predicción de infecciones nosocomiales en Unidades de Cuidados Intensivos (UCI). En esta investigación no se interviene directamente sobre las variables en estudio, sino que se realizará un seguimiento de los pacientes ingresados en la UCI en tiempo real durante el período del estudio con el objetivo de evaluar la eficacia del uso de *big data* en la predicción de infecciones nosocomiales.

Desde una perspectiva descriptiva, el estudio busca caracterizar la incidencia y los patrones asociados a estas infecciones, identificando variables relevantes sin establecer relaciones causales. Asimismo, al adoptar un diseño longitudinal, el análisis se realizará en tiempo real, recogiendo datos de pacientes ingresados en la UCI durante el período de estudio, que se extenderá desde 2026 hasta 2030. En este caso, el enfoque es prospectivo, se analizarán los datos registrados entre los años 2026 y 2030.

Para la realización de este proyecto de investigación se utiliza un diseño cuantitativo que permite establecer relaciones entre variables clave, identificando patrones y tendencias que influyen en la incidencia de estas infecciones en pacientes críticos.

Se plantea analizar datos clínicos de pacientes ingresados en las Unidades de Cuidados Intensivos para desarrollar y evaluar modelos predictivos basados en *machine learning* utilizando datos prospectivos.

## 6.2 Ámbito de estudio

El estudio se llevará a cabo en la Unidad de Cuidados Intensivos (UCI) de la Clínica Diagonal de Barcelona (Esplugues de Llobregat), un centro hospitalario privado. Se analizarán datos clínicos de los pacientes ingresados en la UCI durante el período comprendido entre 2026 y 2030.

La Unidad de Cuidados Intensivos de la Clínica Diagonal está diseñada para proporcionar atención especializada a pacientes adultos en estado crítico. La

unidad cuenta con 6 boxes de cuidados intensivos, equipados con tecnologías que permiten una vigilancia continua y personalizada de los pacientes. Entre los principales equipos disponibles, se encuentran los sistemas avanzados de monitorización hemodinámica, ventilación mecánica invasiva y no invasiva, bombas de perfusión.

Esta UCI atiende a pacientes adultos que cumplen los criterios clínicos estandarizados de ingreso en cuidados intensivos, como la presencia de disfunción orgánica, la necesidad de soporte vital avanzado o de monitorización continua. Entre los motivos más frecuentes de ingreso se incluyen, por ejemplo, la insuficiencia respiratoria aguda y situaciones de shock. Asimismo, se contempla el ingreso de pacientes tras procedimientos quirúrgicos de alto riesgo, aquellos con potencial deterioro clínico inminente, o que precisan intervenciones terapéuticas complejas no disponibles en otras unidades.

La unidad trabaja con el sistema de historia clínica electrónica PatientCare UCI, que permite almacenar, gestionar y analizar información clínica procedente de múltiples fuentes como resultados de laboratorio, imágenes diagnósticas, historial médico y parámetros de monitorización continua.

En este sentido, la combinación de una infraestructura avanzada, equipamiento tecnológico y el uso de registros electrónicos convierte a la UCI de la Clínica Diagonal en un entorno ideal para la implementación de este estudio.

La recogida de la muestra se realizará de forma prospectiva y consecutiva a través del sistema electrónico PatientCare UCI. A medida que se vayan cumpliendo los criterios de inclusión, los pacientes serán incorporados automáticamente al estudio, garantizando así una selección sistemática y libre de sesgos de muestras.

Esta capacidad de recopilación de datos es clave para el análisis y desarrollo de modelos predictivos basados en *big data* e inteligencia artificial, puesto que, mediante el uso de algoritmos avanzados, estos modelos pueden detectar patrones en los datos clínicos y anticipar la aparición de infecciones nosocomiales.

En cuanto a la medida de la muestra, al tratarse de un estudio observacional y longitudinal basado en recolección consecutiva, no se ha establecido un tamaño de muestra fijo a priori, sino que se espera incluir a todos los pacientes que cumplan los criterios de inclusión durante el periodo de estudio (2026–2030).

Para la incorporación de la Clínica Diagonal a este estudio, debemos establecer un proceso formal de adhesión, asegurando el cumplimiento de los requisitos éticos y normativos necesarios para llevar a cabo este estudio.

El primer contacto con la Clínica Diagonal se establecerá formalmente a través del envío de una carta de presentación del proyecto vía mail por parte del equipo investigador. Este documento servirá como base para concretar una primera reunión con la dirección médica, donde se expondrán los objetivos del estudio y la metodología prevista.

El primer paso consiste en confirmar en el interés y la viabilidad del estudio en la clínica, iniciando reuniones con la dirección del hospital, los responsables del área de investigación y los responsables de servicio de la UCI. Estas reuniones se programarán de forma escalonada durante el primer trimestre de 2026, comenzando con la dirección general del centro, seguida por reuniones con el departamento de investigación y el equipo clínico de UCI. De este modo, podremos evaluar la disponibilidad de recursos, resolver dudas iniciales y coordinar el inicio del estudio en este entorno.

Una vez confirmada la predisposición de la clínica, se procede a contactar con el Comité de Ética de Clínica Diagonal, ya que es el encargado de evaluar y autorizar este estudio y se enviará una propuesta formal para su revisión. Posteriormente se elaborará un protocolo de investigación que incluye la justificación del estudio, destacando su relevancia y beneficios potenciales. Se incluirán los requisitos de participación, el personal necesario, los recursos requeridos y el alcance del estudio. Seguidamente incorporaremos los procedimientos necesarios para la recolección de datos, detallando el uso del programa PatientCare UCI como herramienta de recopilación de datos

Asimismo, debemos proporcionar estrategias para la resolución de incidencias, definiremos como se abordarán los posibles problemas en la recolección de datos, errores en la documentación o cambios en la disponibilidad de recursos.

Para formalizar la adhesión al estudio, se firmará un convenio de colaboración entre los investigadores y la dirección del centro, definiendo de manera clara las responsabilidades, derechos y términos de participación de cada parte. Este documento establecerá los compromisos asumidos tanto por los investigadores como por el centro, asegurando una cooperación efectiva durante todo el desarrollo del estudio.

### 6.3 Población

La población de estudio está constituida por pacientes mayores de 18 años ingresados en la UCI de la Clínica Diagonal de Barcelona durante el período comprendido entre 2026 y 2030. Dado el diseño prospectivo del estudio, los datos se irán recopilando a medida que los pacientes sean admitidos en la unidad.

Se incluyen aquellos pacientes que requieran dispositivos invasivos como ventilación mecánica invasiva, catéteres venosos centrales o sondas vesicales y cumplan con los criterios de inclusión y exclusión definidos.

### 6.4 Criterios de inclusión y exclusión

Para garantizar la validez y fiabilidad del estudio, se han definido criterios específicos de inclusión y exclusión que permitirán seleccionar una muestra homogénea de pacientes ingresados en la Unidad de Cuidados Intensivos de la Clínica Diagonal durante el período 2026-2030.

En cuanto a los criterios de inclusión, el estudio considera a pacientes mayores de 18 años que sean admitidos en la UCI y que requieran el uso de dispositivos invasivos durante al menos 24 horas. Se incluirán a pacientes que requieran ventilación mecánica invasiva en todas sus modalidades, dado que la necesidad de soporte ventilatorio prolongado incrementa el riesgo de neumonía asociada a ventilación mecánica (NAVM). También se considerarán pacientes con catéter venoso central, tanto de inserción central como de inserción periférica, y se incluyen los catéteres arteriales, dado que estos dispositivos están asociados a un riesgo elevado de bacteriemia. También se incluirán aquellos con catéteres periféricos, aunque presentan menor riesgo de infección en comparación con los catéteres venosos centrales, pueden actuar como puerta de entrada para microorganismos en pacientes hospitalizados. Además, se contemplará a los

pacientes que utilicen sondaje vesical, debido que su uso prolongado se asocia a una mayor probabilidad de desarrollar infecciones del tracto urinario.

Para garantizar la calidad de los datos analizados, se incluirán únicamente pacientes con historia clínica y datos clínicos completos, lo que permite la correcta evaluación de los factores de riesgo y la validación de los modelos predictivos de *big data* y *machine learning* en la detección temprana de infecciones nosocomiales.

Por otro lado, los criterios de exclusión se aplicarán a pacientes que no cumplan con las condiciones establecidas en los criterios de inclusión. Se excluyen pacientes que ingresen con infecciones activas diagnosticadas previamente a su hospitalización en la UCI, ya que su presencia podría alterar la evaluación de la incidencia de infecciones nosocomiales. La inclusión de estos pacientes generaría un riesgo de sesgo en el análisis de datos, ya que los signos y síntomas de una infección previa podrían solaparse con los de una infección adquirida durante la estancia en la UCI, complicando la atribución de causalidad.

Además, los pacientes con infecciones previas suelen recibir tratamiento antibiótico al momento del ingreso, lo que puede afectar la detección de nuevos eventos infecciosos. Esto podría influir en los modelos predictivos del estudio, reduciendo su capacidad para identificar factores de riesgo específicos asociados a infecciones nosocomiales.

Por otra parte, la exclusión de estos pacientes garantiza que el análisis se centre en infecciones adquiridas dentro del hospital, permitiendo evaluar con mayor precisión el impacto de los factores intrahospitalarios en su desarrollo y la eficacia de los modelos de *machine learning* para predecirlas.

Se excluyen también aquellos pacientes que tengan una historia clínica incompleta o con datos faltantes, ya que la falta de información detallada afecta a la calidad del análisis y la capacidad de los modelos predictivos para identificar patrones de riesgo. Además, no se incluirán aquellos pacientes cuyo tiempo de hospitalización en la UCI sea inferior a 48 horas o que fallezcan en menos de este período, ya que no se dispondría de suficiente información para evaluar la incidencia de las infecciones relacionadas con la atención sanitaria. Finalmente, se excluyen pacientes trasladados de otras unidades de cuidados intensivos u

hospitales externos, ya que la falta de continuidad en la recolección de datos des de su ingreso inicial podría generar sesgos en el análisis.

La aplicación de estos criterios garantiza que la muestra seleccionada sea representativa de la población objetivo y permitirá evaluar con precisión el impacto de *big data* y *machine learning* en la predicción y prevención de infecciones nosocomiales en el entorno de cuidados intensivos.

### 6.5 Variables

Para la selección de la muestra, se emplea un muestreo no probabilístico, ya que la inclusión de los pacientes en el estudio depende de los criterios predefinidos de inclusión, tales como la disponibilidad de datos clínicos completos y la presencia de variables relativas para el análisis. Este tipo de muestreo permite focalizar el estudio en aquellos casos que cumplan con los criterios, optimizando la calidad del análisis.

Las variables de este estudio se clasifican en dependientes e independientes, considerando factores demográficos, clínicos, ambientales y relacionados con los dispositivos invasivos.

Variables dependientes

Las variables dependientes incluyen la incidencia de infecciones nosocomiales, específicamente la neumonía asociada a ventilación mecánica, bacteriemias relacionadas con catéteres venosos e infecciones urinarias asociadas al uso de sondas vesicales. Además, se analiza el tiempo transcurrido desde el ingreso hasta el diagnóstico de la infección, permitiendo evaluar la relación entre la duración de la estancia en UCI y el riesgo de adquirir una infección.

Otras variables fundamentales en este estudio son las diferentes características microbiológicas de las infecciones, identificando los principales microorganismos responsables, además de la presencia de resistencia antimicrobiana en los patógenos aislados. La detección de bacterias multirresistentes es especialmente relevante, ya que puede influir significativamente en la evolución del paciente y en el tratamiento.

También se evalúa la respuesta al tratamiento antibiótico, considerando el inicio de tratamiento empírico tras la sospecha de infección, la adecuación del

antibiótico administrado según los resultados del antibiograma y la necesidad de modificar el tratamiento debido a la resistencia o por falta de respuesta clínica. Se registra el tratamiento del paciente, incluyendo la duración total del tratamiento antibiótico, tipo de antibioterapia administrada y uso de terapia combinada con dos o más antibióticos.

Finalmente, se analizan variables relacionadas con la mortalidad y la estancia hospitalaria, tales como la duración total de la estancia en la UCI y en el hospital, la mortalidad hospitalaria atribuida a infecciones nosocomiales y la mortalidad en la UCI asociada a la presencia de infecciones adquiridas durante la hospitalización.

Variables independientes

Entre las variables independientes se encuentran los factores demográficos, como la edad, sexo, talla y peso, así como la presencia de comorbilidades previas. También se incluyen los antecedentes médicos y quirúrgicos del paciente, tales como enfermedades crónicas diagnosticadas, intervenciones quirúrgicas relevantes y tratamientos farmacológicos habituales.

Asimismo, se contempla el tratamiento farmacológico que se le ha administrado a los pacientes en su ingreso, como el tratamiento con antibióticos, corticoesteroides e inmunosupresores, etc. Cabe añadir, que también se evalúa el uso de profilaxis antimicrobiana previa o durante la estancia en UCI. Además, se analiza el tiempo transcurrido hasta el diagnóstico de las infecciones nosocomiales, considerando el intervalo entre la aparición de los primeros signos clínicos y la confirmación diagnóstica.

En relación con los dispositivos, se evalúan variables como la duración de la ventilación mecánica, el tipo de ventilación mecánica, el uso de traqueostomía o tubo orotraqueal, el tiempo transcurrido desde la intubación hasta la aparición de la infección, la frecuencia de aspiración de secreciones, la presión del neumotaponamiento y la posición del paciente.

También se tiene en cuenta los días de permanencia de los catéteres tanto venosos de inserción central y los de inserción periférica, como los catéteres arteriales, la técnica de inserción y el tipo de catéter, la frecuencia de manipulación, el uso y la frecuencia de cambio de apósitos impregnados con

clorhexidina, uso de tapones con clorhexidina en los conectores, número de llaves de 3 vías conectadas y frecuencia de cambio de los sistemas de infusión. También se contempla la adherencia a protocolos de higiene de manos.

En relación al uso de sondaje vesical se tiene en cuenta las variables como la duración de sondaje vesical, el motivo de colocación de la sonda, el tipo de sondaje y técnica de inserción, frecuencia de cambio de sonda vesical y el manejo de la bolsa colectora (si se realizan cambios periódicos y si la bolsa se encuentra por debajo del nivel del paciente).

A continuación, se incluyen resultados de análisis de laboratorio, constantes vitales, índices y parámetros de oxigenación y la movilidad del paciente, como el tiempo en decúbito supino o el uso de protocolos de movilización temprana. Se utilizan los sistemas de puntuación APACHE II y SOFA para evaluar la gravedad y evolución de los pacientes en la UCI. Estas herramientas se utilizan frecuentemente en la práctica clínica debido a la eficacia en la valoración del estado crítico de los pacientes y su utilidad para predecir el riesgo de complicaciones. Así pues, la integración de estos sistemas como variables nos permite un análisis más detallado de los factores que contribuyen al desarrollo de infecciones nosocomiales en pacientes críticos.

Entre las variables incluidas en el estudio se consideran aspectos clínicos y epidemiológicos, incluyendo el régimen de aislamiento del paciente, así como el tipo de microorganismos identificados, con especial atención a la presencia de bacterias multirresistentes. Además, se clasifica el tipo de infección nosocomial según su localización y etiología, diferenciando entre septicemias, neumonías asociadas a ventilación mecánica, infecciones del tracto urinario y otras infecciones hospitalarias.

Los factores ambientales abarcan las condiciones del entorno hospitalario que pueden influir en la transmisión y proliferación de microorganismos. Se consideran variables como la temperatura, humedad y sistemas de ventilación en la UCI. Además, se tiene en cuenta variables relacionadas con el personal sanitario, como el nivel de formación y experiencia, la carga de trabajo y la adherencia a los protocolos de prevención de infecciones.

Finalmente, el uso de *big data* en este estudio nos permite gestionar y analizar una gran cantidad de datos provenientes de diferentes fuentes, integrando variables diversas para ofrecer una perspectiva completa. Mediante esta capacidad de análisis masivo facilita la identificación de patrones y relaciones entre variables dependientes e independientes que pueden ser difíciles de detectar mediante métodos tradicionales. La integración de estas variables con *big data* refuerza la capacidad de este estudio para identificar factores que influyen en el riesgo de padecer una infección nosocomial y contribuir al diseño de estrategias preventivas más efectivas en el ámbito hospitalario.

### 6.6. Instrumentos de recolección de datos

Para la recopilación de información en este estudio, se emplean diferentes fuentes de datos y herramientas que facilitan la recogida de datos de una forma estricta garantizando su exactitud y validez. Se utilizan los registros clínicos electrónicos de los pacientes hospitalizados en la UCI de Clínica Diagonal obtenidos mediante el software Patient Care, un sistema de historia clínica electrónica utilizado en esta UCI.

Se trata de un sistema de historia clínica electrónica diseñado específicamente para las unidades de cuidados intensivos, que permite el registro y gestión integral de la información clínica en tiempo real. El objetivo de este programa es simplificar la administración de datos médicos, de enfermería y administrativos, posibilitando una integración fluida con otros sistemas hospitalarios y la vinculación con dispositivos médicos como los monitores. Este programa facilita la importación automática de datos administrativos desde el sistema hospitalario, recopila información sobre el motivo de ingreso, diagnósticos, historia clínica y pruebas complementarias.

Dentro de sus características, PatientCare UCI es uno de los instrumentos de recolección de datos más relevante, ya que permite la recogida exhaustiva de registros clínicos, incluyendo historiales médicos, información demográfica, evolución clínica y tratamientos administrados durante la estancia en UCI. Además, centraliza la monitorización en tiempo real de parámetros fisiológicos, incluyendo valores como la frecuencia cardiaca, la presión arterial, la saturación de oxígeno, la temperatura y glicemia, lo que permite evaluar de manera continua el estado del paciente y que quede reflejado en el programa.

El sistema también integra herramientas para la evaluación de índices de gravedad, utilizando escalas conocidas como APACHE II y SOFA, lo que facilita la valoración de la evolución clínica del paciente y la predicción de complicaciones. Asimismo, permite el registro de información relativa al seguimiento de heridas y registro de procedimientos invasivos e integra un sistema de prescripción de fármacos completo que permite el registro de la administración de fármacos y cualquier modificación en el tratamiento.

PatientCare UCI facilita la observación de los resultados de laboratorio, cultivos de microorganismos y los exámenes diagnósticos que permitirá la identificación de los patógenos responsables de las infecciones nosocomiales. También, se recopilan datos vinculados a procedimientos invasivos como la ventilación mecánica, catéteres venosos centrales y sondas vesicales, que resultan esenciales para el estudio de los factores de riesgo.

En cuanto a la gestión de dispositivos invasivos, permite registrar parámetros de oxigenación y ventilación como el modo ventilatorio, la presión positiva al final de la espiración, la presión soporte, y el volumen corriente, entre otros, los cuales son esenciales para evaluar la función respiratoria y ajustar el soporte ventilatorio en pacientes con ventilación mecánica.

Se registra el tiempo de permanencia de los dispositivos invasivos, así como la adherencia a protocolos de prevención de infecciones, ya que, por ejemplo, en pacientes portadores de catéteres venosos nos permite reflejar el uso de tapones de clorhexidina, el número de llaves de 3 vías conectadas, la frecuencia de cambio de sistemas de infusión, entre otros.

Respecto a la administración de antibióticos, se analizan los tratamientos administrados, su duración y las modificaciones realizadas en función de la evolución del paciente. Se evalúa la adecuación de la antibioterapia según los resultados de antibiogramas, considerando además los patrones de resistencia antimicrobiana y su impacto en la eficacia de los tratamientos.

Gracias a sus múltiples funcionalidades, PatientCare UCI se convierte en una herramienta clave para este estudio, ya que permite el registro automatizado de constantes vitales y parámetros fisiológicos en tiempo real, facilita la gestión de dispositivos invasivos como la ventilación mecánica, los catéteres venosos centrales y el sondaje vesical, y proporciona acceso al historial clínico completo del paciente, incluyendo información sobre antecedentes médicos, comorbilidades, tratamientos previos y evolución clínica. Además, cuenta con la funcionalidad de personalización, lo que significa que se pueden añadir registros específicos según las necesidades del estudio.

Se utiliza la base de datos para examinar la incidencia de infecciones en el entorno hospitalario teniendo en cuenta el tipo de patógenos, su frecuencia y la

evolución de los pacientes afectados. Esta información es vital para comprender la conexión entre las infecciones adquiridas en las UCI y los factores de riesgo asociados.

El conjunto de estas herramientas facilita la recopilación de datos de forma organizada y metódica, garantizando mayor precisión en el análisis y promoviendo la incorporación de registros clínicos con técnicas avanzadas de procesamiento de datos. Este método potencia la calidad predictiva de la investigación y ayuda a tomar decisiones clínicas basadas en la evidencia científica.

Para asegurar la integridad y protección de la información recogida, se pondrá en marcha acciones de protección de datos acorde a la legislación en vigor, garantizando la privacidad de los datos clínicos.

En cuánto la Clínica Diagonal confirma su participación en el estudio, se lleva a cabo una formación específica dirigida al personal implicado en el registro de datos en el programa PatientCare UCI. El objetivo es garantizar la comprensión y correcta aplicación del protocolo de recogida de datos, el manejo adecuado del sistema PatientCare y el cumplimiento de las medidas establecidas de seguridad. Esta capacitación es impartida por el equipo investigador, en colaboración con la dirección de la UCI. Se realiza la formación durante el segundo trimestre de 2026, una vez el protocolo se aprueba por el Comité de ética, y antes del inicio de la recogida de datos.

Esta formación tiene como finalidad principal asegurar que los participantes comprenden la importancia de un registro clínico riguroso y coherente, y que dominen el uso del sistema informático para garantizar la calidad de los datos recopilados. La formación consiste en sesiones breves centradas en los procedimientos concretos de registro del programa, acompañadas de materiales de apoyo y mayor supervisión durante los primeros meses del estudio. Se hace especial énfasis en cómo documentar correctamente aspectos esenciales como la historia clínica del paciente, los tratamientos administrados, la pauta y vía de administración de la medicación, y los cuidados realizados en cada turno.

La supervisora de enfermería de la UCI es la responsable de supervisar periódicamente que los registros clínicos se realicen de manera adecuada y

conforme a los criterios establecidos. Para ello, realiza revisiones sistemáticas de los datos introducidos en el sistema al menos dos veces por semana, pudiendo incrementar la frecuencia si se detectan incidencias o inconsistencias en el proceso. En caso de detectar errores u omisiones, es ella quien notifique al personal implicado la necesidad de corregir o completar la información registrada, actuando como figura de referencia para garantizar la calidad y coherencia de los datos. Su papel es clave para mantener la uniformidad en la documentación clínica y asegurar la fiabilidad de la información utilizada para el desarrollo del estudio.

Además, la supervisora es también la encargada de controlar y supervisar la correcta implementación de los protocolos y medidas preventivas relacionadas con las infecciones nosocomiales, asegurando que tanto la cumplimentación como la actualización de los registros se realicen de forma clara, precisa y conforme a los procedimientos establecidos. Esta labor incluye la revisión del cumplimiento de las medidas de prevención y control de infecciones, lo que resulta esencial para una adecuada vigilancia epidemiológica dentro de la unidad. Asimismo, trabajará en estrecha colaboración con el equipo de control de infecciones del hospital, con el objetivo de reforzar la calidad asistencial y garantizar la seguridad del paciente en todo momento.

### 6.7. Recogida de datos

La recogida de datos en este estudio se lleva a cabo de manera prospectiva, utilizando PatientCare UCI como herramienta principal para la extracción de información clínica. Este sistema de historia clínica electrónica permite la recolección automatizada y estructurada de datos de los pacientes ingresados en la Unidad de Cuidados Intensivos (UCI) de la Clínica Diagonal durante el período de estudio (2026-2030), garantizando la precisión e integridad de la información.

En primer lugar, se realiza la selección de pacientes, considerando únicamente aquellos que cumplan con los criterios de inclusión y exclusión previamente establecidos en el estudio. La selección se basa en la información registrada en PatientCare UCI, asegurando que los datos clínicos sean completos y que contengan información detallada sobre la estancia en UCI.

La información recopilada es relativa a las historias clínicas electrónicas y las variables asociadas a la aparición de infecciones nosocomiales, el uso de dispositivos invasivos, la administración de antibioterapia y la evolución clínica de los pacientes. La recogida de datos incluye tanto valores registrados de manera automatizada como información ingresada por el personal sanitario.

Se documentan los casos confirmados de infecciones nosocomiales, diferenciando entre neumonía asociada a ventilación mecánica (NAVM), bacteriemia relacionada con catéter venoso e infección urinaria asociada a sonda vesical (ITU-SU). Para cada infección, se registra la fecha de diagnóstico y resultados microbiológicos, permitiendo un análisis detallado del desarrollo de infecciones en la UCI.

Se recopila información sobre los tratamientos antibióticos administrados, incluyendo el tipo de antibiótico, dosis, duración y modificaciones realizadas en función de la evolución del paciente. También se evalúa la adecuación de la antibioterapia según antibiogramas y la presencia de patrones de resistencia antimicrobiana, con el objetivo de analizar su impacto en la respuesta clínica y en la evolución del paciente.

Se registran las variables relacionadas con el riesgo de infecciones nosocomiales, tales como el tiempo de ingreso en UCI, la duración del uso de

dispositivos invasivos y la adherencia a protocolos de higiene e infeccione. Estos datos son fundamentales para alimentar los modelos predictivos, permitiendo la identificación temprana de patrones asociados a un mayor riesgo de infección.

Extracción y procesamiento de datos

Para garantizar la calidad de la información utilizada en este estudio, es necesario realizar un proceso de extracción y depuración de datos, que permita trabajar con registros fiables, organizados y sin errores. Para ello, se lleva a cabo mediante herramientas informáticas basadas en *Python* y SQL (*Structured Query Language*), que facilitan la recopilación, limpieza y transformación de grandes volúmenes de datos clínicos obtenidos desde PatientCare UCI.

El SQL se trata de un lenguaje diseñado para acceder, extraer y organizar información que se encuentra almacenada en bases de datos relacionales, como la de PatientCare UCI. Mediante este lenguaje podremos seleccionar los registros clínicos relevantes, aplicar filtros y estructurar la información de manera eficiente para su análisis.

El lenguaje de programación *Python*, permite procesar grandes volúmenes de información, depurarla y aplicar modelos predictivos de aprendizaje automático (*machine learning*). Mediante esta herramienta, limpiaremos los datos, se podrán corregir inconsistencias y transformar la información en variables útiles para su estudio.

Ambas herramientas se complementan: SQL permite acceder y extraer los datos relevantes de la base de datos, mientras que *Python* permite procesarlos, depurarlos y analizarlos con mayor profundidad.

La base de datos de PatientCare UCI contiene un gran volumen de información sobre los pacientes ingresados en la Unidad de Cuidados Intensivos de la Clínica Diagonal, antes de analizarlos debemos asegurar que estos datos sean coherentes, completos y libres de errores.

El primer paso en este proceso es la extracción de la información relevante, lo que implica seleccionar únicamente los registros de los pacientes que cumplen con los criterios del estudio. Para ello, se empleará SQL, que permitirá filtrar los datos en función de las variables de estudio. Una vez extraídos los datos con

SQL, se emplean funciones programadas en *Python*, y se lleva a cabo un proceso de limpieza y transformación para estandarizar la información y prepararla para el análisis.

Para ello, se verifica que cada paciente tenga un único registro por ingreso, evitando la duplicación de datos y se eliminarán registros que presenten información incompleta de variables fundamentales. Además, se revisará que los datos y clasificaciones tengan coherencia y un formato uniforme para permitir su análisis evitando inconsistencias. Esto permite que la información pueda ser comparada y analizada sin errores.

Gracias al uso de las herramientas SQL y *Python*, es posible procesar los datos de manera automatizada, asegurando que la información se analice de forma uniforme y sin inconsistencias. Se implementan métodos para identificar posibles errores o valores inusuales, estandarizar la información y generar informes detallados de manera automática. Esto permite reducir la posibilidad de errores humanos en el procesamiento de los datos y garantizar que los resultados del estudio sean más precisos y fiables.

Antes de iniciar el análisis, se revisa el grado de completitud de cada variable recogida en la base de datos extraída desde el sistema PatientCare UCI. A partir de ese análisis, se decide eliminar todas aquellas variables que presentan más de un 30% de datos ausentes. siguiendo criterios metodológicos ampliamente utilizados en estudios clínicos con grandes volúmenes de datos. Aunque este umbral no es absoluto, se considera una práctica razonable para preservar la fiabilidad del análisis, ya que un porcentaje tan elevado de valores faltantes puede introducir sesgos, reducir la potencia estadística y dificultar la interpretación de los resultados (Heymans & Twisk, 2022; Pham et al., 2024).

Aunque existen técnicas estadísticas para rellenar valores perdidos, como el MICE (Multiple Imputation by Chained Equations), cuando el porcentaje de ausencias es tan elevado, las imputaciones dejan de ser precisas y pueden distorsionar las conclusiones del modelo. Además, mantener variables con tan baja disponibilidad puede añadir ruido, dificultar la interpretación de los resultados y afectar al rendimiento del modelo predictivo. Por eso, se prioriza trabajar con un conjunto de variables más reducido, pero con un nivel de

completitud suficiente para garantizar la solidez del análisis (Heymans & Twisk, 2022).

Además, este estudio se enmarca en el paradigma del *big data* y se trabaja con un volumen de información amplio, heterogéneo y dinámico, que requiere una fase previa de limpieza y organización. Esta fase se conoce como preprocesamiento de datos e incluye la eliminación de registros incompletos, la homogeneización de formatos y la imputación de valores ausentes. Para este último paso se ha utilizado el método de imputación múltiple por ecuaciones encadenadas (MICE). Esta técnica permite estimar valores perdidos a partir de modelos estadísticos, que consideran las relaciones entre variables para generar una estimación lo más realista posible. Es decir, MICE predice ese valor considerando múltiples variables relacionadas, lo cual mejora la calidad del conjunto de datos final y minimizando la pérdida de información (Beesley & Taylor, 2021; Carpenito & Manjourides, 2022).

La correcta depuración de los datos es esencial para garantizar que la información utilizada en este estudio sea precisa y fiable. Al aplicar estas técnicas, se minimizarán errores y se optimizará la calidad de los datos, asegurando que los análisis reflejen con mayor exactitud la relación entre los factores de riesgo y la aparición de infecciones nosocomiales.

Además, la correcta estructuración de la información permitirá su integración en modelos de *big data* y *machine learning*, facilitando la identificación de patrones que pueden ayudar a predecir infecciones nosocomiales en pacientes críticos. Esto contribuye a mejorar la detección temprana de infecciones y a desarrollar estrategias preventivas más eficaces en la Unidad de Cuidados Intensivos.

Validación y anonimización de los datos

Una vez validados, los datos son sometidos a un proceso de anonimización para proteger la privacidad de los pacientes, cumpliendo con las normativas de protección de datos, incluyendo el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) y la Ley de Protección de Datos Personales. Se implementan métodos de cifrado para garantizar la seguridad y confidencialidad de la información.

Los datos obtenidos son almacenados en servidores seguros con acceso restringido y organizados de forma estructurada para su posterior análisis mediante técnicas de *big data* y aprendizaje automático. A lo largo de todo el proceso, se establecen controles de calidad para verificar la fiabilidad y validez de la información, con una supervisión continua por parte del equipo investigador. Como parte del análisis preliminar, se aplican técnicas estadísticas descriptivas para identificar patrones y relaciones entre las variables, así como modelos predictivos orientados a evaluar el potencial del *big data* y el aprendizaje automático en la detección temprana de infecciones nosocomiales.

El seguimiento riguroso del protocolo de recopilación de datos es esencial para garantizar la validez y fiabilidad del estudio, permitiendo una evaluación más precisa de los factores de riesgo asociados a las infecciones nosocomiales en la UCI. Además, la combinación de registros clínicos convencionales con herramientas de *big data* facilitará la detección precoz de infecciones y la implementación de medidas preventivas más eficaces, contribuyendo así a mejorar la calidad de la atención médica y reducir la incidencia de infecciones nosocomiales en pacientes críticos.

Se coordina la disponibilidad a acceso a registros electrónicos y los permisos específicos, el material necesario para la recolección, incluyendo herramientas informáticas y soporte técnico. También se establecen estrategias para garantizar la sostenibilidad del estudio durante su periodo de ejecución (2026-2030). Para ello, se diseña un plan de seguimiento a largo plazo, coordinado por el equipo investigador en colaboración con supervisión de enfermería de UCI, que incluye reuniones periódicas con el equipo hospitalario para evaluar el progreso del estudio, gestionar la rotación de personal y asegurar que la investigación mantenga el apoyo institucional necesario.

Este plan, además, busca mantener una comunicación constante con la Clínica Diagonal para resolver dudas, gestionar imprevistos y garantizar el cumplimiento de los protocolos establecidos. Este seguimiento permite evaluar el avance del estudio y asegurar que la investigación se desarrolle conforme a los estándares de calidad y ética definidos.

### 6.8 Cronograma

A continuación, se presenta el cronograma previsto para la realización del estudio. Se desarrollará entre los años 2026 y 2030, y está estructurado en distintas fases que se distribuyen por trimestres naturales. Las actividades y los períodos se adaptan según las necesidades del estudio, en caso de posibles imprevistos se replanificarán los tiempos.

Durante el primer trimestre de 2026 se llevarán a cabo las primeras reuniones con los equipos directivos y clínicos de la Clínica Diagonal. El objetivo principal será revisar y actualizar el protocolo de investigación, así como definir los recursos humanos, técnicos y logísticos necesarios para el desarrollo de este estudio. Además, se conformará el equipo investigador que liderará y supervisará las fases del proyecto.

Seguidamente, se elaborará la versión definitiva del protocolo y se presentará al comité de ética e investigación correspondiente para su evaluación y aprobación. Asimismo, se formalizará un convenio de colaboración entre investigadores y la dirección del hospital, garantizando que el estudio cumpla con la normativa vigente a nivel ético y de protección de datos.

En el segundo trimestre de 2026 se configurará y revisará el sistema de historia clínica electrónica Patient Care UCI para que recoja de forma precisa las variables requeridas para el estudio. Paralelamente, se llevará a cabo la formación específica del personal sanitario implicado en la recolección de datos, asegurando la comprensión y correcta aplicación del protocolo de investigación.

A principios del tercer trimestre de 2026 hasta el primer trimestre de 2030 se recopilará la información clínica detallada de los pacientes ingresados en la UCI. La validación y depuración de los datos se llevará a cabo de forma continua a lo largo de toda la fase de recolección. Periódicamente, el equipo investigador revisará la completitud, coherencia y calidad de los registros obtenidos a través del sistema PatientCare, con el fin de identificar errores, valores atípicos o registros incompletos. Esta validación progresiva permitirá realizar correcciones a tiempo y asegurar la fiabilidad de la base de datos final.

Al finalizar la recolección de datos, se realizará una revisión final más exhaustiva, en la que se consolidarán los datos definitivos y se procederá a su

anonimización, garantizando así el cumplimiento de la normativa de protección de datos personales y confidencialidad clínica.

Durante este mismo periodo, se establecerán reuniones mensuales de seguimiento con el equipo clínico y los responsables del estudio para revisar el avance del proyecto, resolver incidencias y garantizar la correcta aplicación del protocolo. Estas reuniones contribuirán a mantener una comunicación fluida entre los distintos actores del estudio y asegurarán una toma de decisiones rápida y coordinada.

Con el objetivo de garantizar la consistencia metodológica y mejorar la calidad del estudio, se realizarán evaluaciones intermedias anuales. Estas revisiones permitirán analizar la completitud de los registros, la adherencia al protocolo y, si fuera necesario, implementar mejoras antes de que finalice el periodo de recolección.

Al inicio de cada año, se realizará una revisión técnica del sistema PatientCare y de la infraestructura tecnológica utilizada. Estas revisiones permitirán ajustar configuraciones, corregir posibles errores en la automatización del registro y garantizar la compatibilidad del sistema con las necesidades del estudio.

Durante el segundo y tercer trimestre de 2030 se interpretarán los resultados obtenidos y se redactará el informe final del estudio, contextualizando los resultados con la literatura científica existente y evaluando sus implicaciones clínicas.

Finalmente, los resultados del estudio se presentarán a la dirección médica de la Clínica Diagonal y se impulsará su publicación en revistas científicas y su comunicación. Se elaborarán además propuestas para mejorar los protocolos de prevención de infecciones nosocomiales en pacientes críticos.

| | 2026 | | | | 2027 | | | | 2028 | | | | 2029 | | | | 2030 | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1 T | 2 T | 3 T | 4 T | 1 T | 2 T | 3 T | 4 T | 1 T | 2 T | 3 T | 4 T | 1 T | 2 T | 3 T | 4 T | 1 T | 2 T | 3 T | 4 T |
| **Preparación y planificación** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Aprobación ética y formalización del estudio** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Configuración técnica y formación** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Recolección de datos clínicos** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Reuniones de seguimiento mensual** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Validación y limpieza de datos** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Evaluación intermedia de la calidad de datos** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Revisión de los sistemas y ajustes tecnológicos** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Análisis estadístico y aplicación de modelos** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Interpretación de resultados y redacción del informe final** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| **Presentación de resultados y difusión científica** | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |

### 6.9 Análisis de datos

En este estudio se utilizan técnicas avanzadas de *machine learning* con el objetivo de obtener una visión completa y precisa de los factores asociados a las infecciones nosocomiales en UCI. Los métodos estadísticos clásicos, como la estadística descriptiva, las pruebas de hipótesis y los modelos de regresión, permiten establecer asociaciones claras y comprensibles entre variables clínicas. Sin embargo, presentan limitaciones cuando se trata de analizar grandes volúmenes de datos con múltiples variables interrelacionadas. Por este motivo, se incorporan modelos de *machine learning* capaces de manejar esta complejidad y de identificar patrones no evidentes para el análisis convencional, mejorando así la capacidad predictiva del modelo final.

El uso de estas metodologías no es aislado, un conjunto de estudios recientes que han aplicado modelos similares para predecir el riesgo de infecciones nosocomiales en pacientes ingresados en unidades de cuidados intensivos (UCI). Estos estudios han demostrado que el uso de datos clínicos recogidos electrónicamente, como los signos vitales, las analíticas, las comorbilidades y los tratamientos aplicados, puede ser procesado mediante técnicas de *machine learning* para generar modelos predictivos útiles y precisos en la práctica clínica (Giang et al., 2021; Li et al., 2024; Liao et al., 2019).

El análisis de datos de este estudio se ha diseñado con el objetivo de utilizar un modelo predictivo fiable y clínicamente útil para anticipar el riesgo de infecciones nosocomiales en pacientes ingresados en Unidades de Cuidados Intensivos (UCI). Para ello, se ha seguido una metodología basada en el uso de grandes volúmenes de datos clínicos (*big data*) y técnicas de aprendizaje automático (*machine learning*).

<u>Preparación de los datos:</u>

Los datos clínicos utilizados fueron extraídos del sistema PatientCare UCI, una herramienta de gestión electrónica de la historia clínica del paciente, utilizada en la UCI de Clínica Diagonal. Este sistema recoge de forma automática información detallada y continua sobre cada paciente hospitalizado, incluyendo variables demográficas (edad, sexo), antecedentes médicos (enfermedades previas e intervenciones quirúrgicas anteriores), parámetros fisiológicos (signos vitales),

valores analíticos, uso de dispositivos invasivos (como sondas o ventilación mecánica), duración de la estancia hospitalaria y administración de tratamientos como antibióticos.

Modelo predictivo (árboles de decisión):

Una vez completado el procesamiento, los datos quedan preparados para su análisis mediante técnicas de *machine learning*. El análisis de datos realizado en este estudio tiene como objetivo desarrollar y evaluar un modelo predictivo capaz de anticipar el riesgo de infecciones nosocomiales en pacientes ingresados en la UCI.

Para este trabajo se ha optado por utilizar únicamente un modelo de predicción basado en árboles de decisión. Esta elección se debe a que se trata de un tipo de modelo muy intuitivo, visual y fácil de interpretar, lo que lo hace especialmente útil para el entorno clínico. Un árbol de decisión funciona como un esquema o "árbol" que parte de una pregunta inicial y se va ramificando según las características del paciente.

Por ejemplo, el árbol puede empezar preguntando si el paciente lleva ventilación mecánica; si la respuesta es "sí", pasa a otra pregunta como "¿lleva más de 3 días?", y así sucesivamente, hasta llegar a un resultado final: riesgo alto o bajo de infección nosocomial.

Otra de las ventajas de este modelo es que permite identificar con claridad qué variables son las más importantes en la aparición de infecciones, lo que puede tener una utilidad directa para la prevención. Por ejemplo, si el árbol muestra que los pacientes con sonda urinaria durante más de 5 días tienen más riesgo de infección, este resultado puede utilizarse para reforzar los protocolos de retirada precoz de sondas o extremar las medidas de higiene.

El objetivo de este estudio no es comparar múltiples algoritmos de *machine learning*, sino valorar si un modelo predictivo sencillo, visual y fácil de interpretar puede aplicarse en la práctica clínica habitual de una UCI. Su aplicación tiene como intención facilitar la detección precoz de riesgos, apoyar la toma de decisiones asistenciales y contribuir a la mejora de la seguridad del paciente, ofreciendo una herramienta comprensible y útil para el equipo de enfermería.

División de los datos: entrenar y comprobar

Para poder desarrollar un modelo de predicción que sea realmente útil en la práctica clínica, no basta con entrenarlo usando los datos recogidos. También es necesario comprobar si ese modelo es capaz de predecir correctamente lo que ocurrirá en pacientes nuevos, que no ha visto antes. Por este motivo, los datos se dividen en dos grupos:

- El primer grupo se utiliza para entrenar el modelo, es decir, para que el árbol de decisión aprenda a reconocer patrones. En esta etapa, el modelo analiza los casos en los que sí hubo infección nosocomial y los compara con aquellos en los que no la hubo. De este modo, va aprendiendo qué combinaciones de variables clínicas (por ejemplo, uso prolongado de dispositivos, puntuaciones de gravedad elevadas, duración de la estancia…) se relacionan con un mayor riesgo.
- El segundo grupo es para probar el modelo. En esta fase, se le presentan pacientes nuevos (que no ha utilizado en su aprendizaje) para ver si es capaz de predecir correctamente si tendrán una infección o no. Este paso es muy importante porque permite evaluar si el modelo funciona bien con casos reales futuros, es decir, si no se ha limitado solo a memorizar los datos anteriores.

Esto es muy importante, ya que un modelo puede aprender muy bien los datos que ya conoce, pero eso no significa necesariamente que sea bueno haciendo predicciones sobre pacientes nuevos. Si no se realiza esta separación, es fácil que el modelo tenga un buen resultado “ficticio” (porque ya conoce los datos), pero luego no funcione bien en la práctica clínica. Por eso, separar los datos en dos grupos, uno para aprender y otro para probar, permite comprobar si el modelo realmente es útil y fiable en situaciones reales.

Además, este proceso se repitió varias veces con diferentes combinaciones de pacientes, en lo que se conoce como validación cruzada, para asegurarse de que los resultados no dependían del azar ni de un único grupo de datos.

Evaluación del modelo:

Una vez utilizado el modelo predictivo de árbol de decisión, se debe evaluar su funcionamiento, es decir, comprobar si el modelo es capaz de hacer buenas predicciones.

Para ello, se aplica el grupo de datos para probar el modelo, es decir el grupo de datos de prueba, y se comparan las predicciones con lo que realmente ocurra en cada caso. Así pues, podemos medir cuántas veces se acierta y cuantas no. Para poder medir este rendimiento se utilizan distintas medidas.

- Sensibilidad: indica la capacidad del modelo para detectar correctamente a los pacientes que sí desarrollaron una infección. Es decir, mide cuántos casos de infección fue capaz de identificar. Cuanto más alta es la sensibilidad, más útil es el modelo para prevenir complicaciones, ya que detecta a tiempo a los pacientes en riesgo.
- Especificidad: refleja la capacidad del modelo para reconocer a los pacientes que no desarrollaron infección, evitando falsos positivos. Esto es importante para no generar alarmas innecesarias ni tratar como pacientes de riesgo a quienes realmente no lo son.
- Precisión global (o exactitud): es el porcentaje total de predicciones correctas, tanto en pacientes con infección como sin ella. Da una idea general de lo bien que ha funcionado el modelo.
- AUC (Área Bajo la Curva ROC): es una medida global que se utiliza para evaluar el rendimiento de los modelos de predicción. Esta medida resume la capacidad del modelo para diferenciar entre pacientes infectados y no infectados. Se expresa en una escala de 0 a 1, donde 1 sería un modelo con alta capacidad para distinguir entre pacientes que desarrollarán una infección nosocomial y los que no. Así pues, un AUC de 1 significa una mejor capacidad predictiva (Buell et al., 2024).

### 6.10 Aspectos éticos

En este estudio se tienen en cuenta las medidas de seguridad y confidencialidad, estableciendo el cumplimiento de la legislación vigente en protección de datos, incluyendo el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) y la Ley de Protección de Datos Personales. Puesto que nuestro estudio involucra al paciente y datos sensibles, de los cuales, necesitaremos la aprobación del comité de ética y el cumplimiento de las normativas.

Todos los datos han sido extraídos del sistema PatientCare de forma anonimizada, garantizando que no sea posible identificar personalmente a ningún paciente. La información recogida se ha utilizado exclusivamente con fines científicos y de mejora asistencial, sin ningún tipo de fin comercial ni divulgativo.

Antes del inicio del estudio, se elaboró un protocolo detallado que fue revisado y aprobado por el Comité de Ética de Investigación de la Clínica Diagonal, tal y como exige la legislación vigente en protección de datos personales, incluyendo el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) y la Ley Orgánica de Protección de Datos Personales y garantía de los derechos digitales.

Con el objetivo de proteger la confidencialidad y seguridad de los datos, se han implementado medidas técnicas y organizativas específicas para prevenir accesos no autorizados, pérdidas o alteraciones de la información. Estas medidas incluyen el control de accesos, la monitorización de las bases de datos y la restricción del uso de la información a los investigadores autorizados.

Este estudio tiene un carácter observacional y prospectivo, sin intervención directa sobre los pacientes, ya que se basa en el análisis de datos clínicos recogidos en el curso habitual de la atención sanitaria. El propósito fundamental es mejorar la calidad asistencial mediante el desarrollo de herramientas predictivas que permitan anticipar riesgos clínicos, especialmente en relación con la aparición de infecciones nosocomiales en pacientes críticos.

Para garantizar la correcta utilización de la información y el cumplimiento de los principios éticos, se ha contado con la supervisión de una enfermera referente en control de infecciones. Esta profesional es responsable de validar el uso de los datos clínicos extraídos, supervisar que la recogida y análisis de la

información se ajuste a los protocolos de seguridad establecidos, y velar por la aplicación adecuada de las medidas de confidencialidad y protección de datos. Su labor incluye la verificación periódica del cumplimiento de los protocolos de prevención de infecciones, la revisión de la calidad de los registros incorporados al estudio y la detección precoz de posibles desviaciones éticas o procedimentales, actuando como enlace entre el equipo investigador y el comité de ética del centro hospitalario.

Este estudio se ha desarrollado bajo el compromiso ético de no causar daño, promover el conocimiento que mejore la calidad asistencial y respetar los derechos de los pacientes, incluso cuando su participación sea indirecta, como en este caso.

El equipo investigador manifiesta su compromiso de actuar conforme a los principios éticos establecidos para la investigación, garantizando en todo momento el respeto a los derechos de los pacientes, la protección de sus datos personales y la promoción del conocimiento científico en beneficio de la sociedad. Cualquier modificación relevante en el protocolo será comunicada y sometida a la aprobación previa del Comité de Ética correspondiente.

### 6.11 Limitaciones

Este estudio presenta una serie de limitaciones que es importante considerar a la hora de interpretar sus resultados. En primer lugar, se trata de una investigación realizada en una única UCI, concretamente en la Clínica Diagonal, lo que limita la posibilidad de generalizar los hallazgos a otros contextos sanitarios, especialmente a hospitales públicos, centros de mayor complejidad o con características organizativas diferentes.

Otra limitación relevante tiene que ver con la calidad del registro clínico. Aunque se han aplicado procesos de limpieza y revisión de datos, la información recogida depende de la correcta introducción en el sistema por parte del personal sanitario, lo que puede conllevar errores o datos faltantes que influyan en la precisión del modelo. Existen también limitaciones tecnológicas, el sistema de historia clínica electrónica PatientCare es una herramienta avanzada, pero cualquier fallo en su funcionamiento o en la automatización del registro de datos podría afectar la recopilación y análisis de datos.

Asimismo, el modelo utilizado ha sido un árbol de decisión, elegido por su facilidad de interpretación y utilidad clínica, pero existen otros modelos más complejos que podrían ofrecer mayor capacidad predictiva, aunque menos comprensibles para el entorno sanitario.

Cabe añadir que, el estudio abarca un período amplio (2026–2030), por lo que es posible que durante ese tiempo hayan cambiado protocolos asistenciales, prácticas clínicas o medidas de prevención de infecciones, lo que podría haber afectado a la consistencia de los datos y a los resultados obtenidos.

Por último, encontramos posibles desafíos éticos y legales en la implementación de la IA en el ámbito de la salud debido a que plantea preocupaciones sobre la privacidad de los datos, y la seguridad de la información, lo que podría influir en la aceptación y en la aplicación de los resultados.

## 7. APLICABILIDAD PARA LA PRÁCTICA Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

La aplicación de herramientas predictivas basadas en *big data* y *machine learning* en las Unidades de Cuidados Intensivos representa un avance significativo en la capacidad de anticipar complicaciones clínicas, como las infecciones nosocomiales, permitiendo la implementación precoz de medidas preventivas y optimizando la toma de decisiones asistenciales.

La implementación de algoritmos de *big data* y aprendizaje automático ofrece herramientas avanzadas para el análisis masivo de datos, facilitando la detección de patrones y la identificación de relaciones entre diferentes factores de riesgo y el desarrollo de infecciones adquiridas en el entorno hospitalario. La integración de estos modelos predictivos en los sistemas de gestión clínica, como PatientCare UCI, puede mejorar la vigilancia epidemiológica, individualizar los planes de cuidados y aumentar la seguridad del paciente crítico. Además, la aplicación de modelos de *machine learning* permitirá prever la probabilidad de contraer una infección basándose en múltiples variables clínicas y ambientales, potenciando la capacidad de detección temprana y favoreciendo una respuesta clínica más rápida y eficaz.

En cuanto a futuras líneas de investigación, sería recomendable ampliar el estudio a múltiples centros hospitalarios para validar la generalización de los

modelos desarrollados y evaluar su eficacia en diferentes contextos asistenciales. Asimismo, la combinación de técnicas de aprendizaje profundo (*deep learning*) con *big data* clínico podría mejorar aún más la precisión de las predicciones. También sería de interés explorar la incorporación de variables ambientales y genéticas en los modelos predictivos, para lograr una aproximación más integral y personalizada al riesgo de infecciones nosocomiales.

## 8. RESULTADOS ESPERADOS

Este estudio propone evaluar el impacto de la implementación de tecnologías avanzadas como el *big data*, el *machine learning* y la inteligencia artificial (IA) en la prevención de infecciones nosocomiales en Unidades de Cuidados Intensivos (UCI). Se espera que los resultados obtenidos contribuyan de manera significativa a la mejora de la atención sanitaria a través de la validación de un modelo predictivo capaz de estimar de forma segura el riesgo de desarrollar infecciones nosocomiales en pacientes críticos. Este modelo permitirá la identificación temprana de pacientes en riesgo y facilitará la implementación de medidas preventivas oportunas, contribuyendo a reducir la incidencia de estas infecciones.

Se estima una mejora significativa en la predicción y prevención de IN mediante la aplicación de herramientas basadas en IA, capaces de analizar grandes volúmenes de datos clínicos y detectar patrones complejos asociados al riesgo de infección en pacientes críticos. Asimismo, se prevé demostrar el valor de estas tecnologías en la optimización de los procesos de toma de decisiones clínicas, en especial en entornos de alta complejidad como la UCI, con un impacto esperado en la disminución de la incidencia de las IN, la reducción de la morbilidad y mortalidad, la disminución de la duración de las estancias hospitalarias y una mejora general de la eficiencia asistencial.

También se espera mejorar la seguridad del paciente y la calidad asistencial mediante la aplicación de estrategias de detección temprana y prevención dirigidas a las infecciones nosocomiales más prevalentes, incluyendo la neumonía asociada a la ventilación mecánica, las bacteriemias relacionadas con catéteres y las infecciones del tracto urinario relacionadas al sondaje vesical.

Este proyecto pretende mejorar la evaluación individualizada de riesgos y a optimizar la elección de tratamientos gracias a la identificación de patrones epidemiológicos y factores de riesgo clínicos, terapéuticos y microbiológicos asociados al desarrollo de las infecciones nosocomiales.

Además, se prevé que este estudio permita la integración de herramientas de análisis predictivo en la práctica clínica diaria, para contribuir a la optimización de los resultados clínicos, la eficiencia en el uso de recursos y la sostenibilidad del sistema sanitario.

Realizar este estudio ayudaría a validar en un entorno clínico real la eficacia de los modelos predictivos basados en IA, lo que respaldará su adopción generalizada y facilitará la transición hacia una UCI más personalizada, basada en datos y orientada a resultados. Esto podría consolidar una base para futuras investigaciones incluyendo la expansión del estudio a múltiples centros hospitalarios y la incorporación de datos adicionales, como información genética, ambiental y social, con el fin de mejorar la precisión y aplicabilidad clínica de los modelos desarrollados.

Consideramos que puede suponer una mejora en los protocolos de control de infecciones y en la asignación de recursos, promoviendo un enfoque proactivo y preventivo de la atención sanitaria en cuidados intensivos.

## 9. AGRADECIMIENTOS

Llegar hasta aquí ha sido un camino lleno de aprendizajes, retos y momentos inolvidables. Por ello queremos expresar nuestro más sincero agradecimiento a todas las personas que, de una forma u otra, han estado a nuestro lado y han hecho posible la realización de este TFG.

Agradecemos profundamente a nuestras familias y amigos por su apoyo constante, su paciencia y sus palabras de ánimo a lo largo de estos años de formación. Vuestro respaldo ha sido fundamental para que hoy podamos ver cumplido este objetivo.

Queremos expresar un agradecimiento muy especial a nuestra tutora de TFG, María Carmen Caballero por su dedicación, su orientación y su disponibilidad durante todo el proceso. Su acompañamiento ha sido clave para guiarnos, motivarnos y mejorar este trabajo día a día.

Entre nosotras, queremos reconocer la paciencia, la comprensión y el trabajo en equipo que hemos mantenido durante todo el proceso.

Por último, nos agradecemos a nosotras mismas por la perseverancia, el esfuerzo y la ilusión que hemos puesto en este proyecto, demostrando que con compromiso y dedicación se pueden alcanzar las metas propuestas.

A todos, gracias de corazón.

## 10. BIBLIOGRAFÍA


Aguilar-García, C. R., & Martínez-Torres, C. (2017). La realidad de la Unidad de Cuidados Intensivos. En *Artículo de opinión Med Crit* (Vol. 31, Número 3). www.medigraphic.org.mxhttp://www.medigraphic.com/medicinacritica

Álvarez-Artero, E., Campo-Núñez, A., Garcia-Bravo, M., García-García, I., Belhassen-Garcia, M., & Pardo-Lledías, J. (2021). Utilidad del hemocultivo en la infección del tracto urinario con fiebre en el anciano. *Revista Española de Quimioterapia*, *34*(3), 249-253. https://doi.org/10.37201/req/156.2020

Álvarez-Vega, M., Quirós-Mora, L. M., & Cortés-Badilla, M. V. (2020). Inteligencia artificial y aprendizaje automático en medicina. *Revista Medica Sinergia*, *5*(8), 1-12. https://doi.org/10.31434/rms.v5i8.557

Andía, M. E., Arrieta, C., & Sing Long, C. A. (2019). A conceptual guide to use and understand Big Data in clinical research. *Revista Médica Clínica Las Condes*, *30*(1), 83-94. https://doi.org/10.1016/j.rmclc.2018.11.003

Arias-Rivera, S., Jam-Gatell, R., Nuvials-Casals, X., & Vázquez-Calatayud, M. (2022). Update of the recommendations of the Pneumonia Zero project. *Enfermeria Intensiva*, *33*, S17-S30. https://doi.org/10.1016/j.enfi.2022.05.005

Asensio-Martín, M. J., Hernández-Bernal, M., Yus-Teruel, S., & Minvielle, A. (2018). Infecciones en el paciente crítico. *Medicine*, *12*(52), 3085-3096. https://doi.org/10.1016/j.med.2018.03.014

Beesley, L. J., & Taylor, J. M. G. (2021). A stacked approach for chained equations multiple imputation incorporating the substantive model. *Biometrics*, *77*(4), 1342-1354. https://doi.org/10.1111/biom.13372

Boucourt-Rodríguez, E., Izquierdo-Cirer, A., Bernal Martínez, E., & Acosta-Gaibor, M. P. (2022). Vigilancia epidemiológica y prevención de las enfermedades infecciosas emergentes y re-emergentes. *Journal of science and research*, *7*(1). https://doi.org/10.5281/zenodo.7725609

Briones-Mera, Á. R., Holguin-Carranza, L. H., Vallejo-Campuzano, P. G., Santana-Intriago, O. L., Jiménez-Falconí, M. H., & Villavicencio-Alvear, G. A. (2019). Cuidados asistenciales en pacientes ingresados en UCI.

*RECIAMUC*, *3*, 1142-1155. https://doi.org/10.26820/reciamuc/3.(3).julio.2019.1142-1155

Buell, K. G., Carey, K. A., Dussault, N., Parker, W. F., Dumanian, J., Bhavani, S. V., Gilbert, E. R., Winslow, C. J., Shah, N. S., Afshar, M., Edelson, D. P., & Churpek, M. M. (2024). Development and Validation of a Machine Learning Model for Early Detection of Untreated Infection. *Critical Care Explorations*, *6*(10), e1165. https://doi.org/10.1097/CCE.0000000000001165

Camacho Silvas, L. A. (2023). Resistencia bacteriana, una crisis actual. *Revista Española de Salud Pública*, *97*(20), 1-10.

Carpenito, T., & Manjourides, J. (2022). MISL: Multiple imputation by super learning. *Statistical Methods in Medical Research*, *31*(10), 1904-1915. https://doi.org/10.1177/09622802221104238

Clínica Universidad de Navarra. (2023). *¿Qué es la patogenicidad?* CUN. https://www.cun.es/diccionario-medico/terminos/patogenicidad

De Waele, J. J., Boelens, J., & Leroux-Roels, I. (2020). Multidrug Resistant bacteria in ICU: Fact or myth. *Current Opinion in Anaesthesiology*, *33*(2), 156-161. https://doi.org/10.1097/ACO.0000000000000830

Diaz, E., Lorente, L., Valles, J., & Rello, J. (2010). Neumonía asociada a la ventilación mecánica. *Medicina Intensiva*, *34*(5), 318-324. https://doi.org/10.1016/j.medin.2010.03.004

ENVIN. (2023). *Estudio nacional de vigilancia de infección nosocomial en servicios de medicina intensiva (ENVIN-HELICS). Informe 2023.* https://hws.vhebron.net/envin-helics/Help/Informe%20ENVIN-UCI%202023.pdf

EPINE. (2023). *Estudio de Prevalencia de las Infecciones Nosocomiales en España: EPINE-EPPS nº 33: 2023*. https://www.murciasalud.es/documents/6961173/6968630/P1_Organizaci%C3%B3n+del+estudio+y+encuesta+de+hospital_2023.pdf/2f9ac9ee-86e9-58c6-d134-3f10969ae42f?t=1695202676056

European Centre for Disease Prevention and Control. (2017). *Surveillance of healthcare-associated infections in European intensive care units*. ECDC. https://doi.org/10.2900/833186

Felizzola Bohórquez, Y. J., & Silva Cevallos, D. F. (2022). Caracterización del perfil microbiológico en pacientes con diagnóstico de infecciones nosocomiales en un centro único. *Revista Medicina e Investigación Clínica Guayaquil*, *3*(5), 23-30. https://doi.org/10.51597/rmicg.v3i5.99

Forrester, J. D. (2024, abril). *Sepsis y shock séptico*. Manual MSD. https://www.msdmanuals.com/es/professional/cuidados-cr%C3%ADticos/sepsis-y-shock-s%C3%A9ptico/sepsis-y-shock-s%C3%A9ptico

Fundación para la Investigación en Urología. (2020). *Posicionamiento basado en la evidencia sobre la prevención de las infecciones del tracto urinario (ITU) relacionadas con el uso del sondaje vesical (SV)*. https://www.aeu.es/UserFiles/files/PosicionamientoAEUPrevencionITU-SV.pdf

Gallart, E., Delicado, M., & Nuvials, X. (2022). Update of the recommendations of the Bacteraemia Zero Project. *Enfermeria Intensiva*, *33*, S31-S39. https://doi.org/10.1016/j.enfi.2022.06.002

Garay, Z., Vera, A., Pitta, N., Bianco, H., Ayala, C., Almada, P., & Martínez del Cuellar, C. (2018). Impacto de las Neumonías Asociadas a la Ventilación Mecánica en la Mortalidad en una Unidad de Cuidados Intensivos Adultos. *Rev Inst Med Trop*, *1*(13), 23-30. https://doi.org/10.18004

García, M. A., Iglesias, J. C. F., Rotaeche, A. A., & Sánchez, M. S. (2018). Bacteriemia, sepsis y shock séptico. *Medicine - Programa de Formación Médica Continuada Acreditado*, *12*(52), 3066-3075. https://doi.org/10.1016/J.MED.2018.03.012

García-Palomo, J., Agüero-Balbín, J., Parra-Blanco, J. A., & Santos-Benito, M. F. (2010). Enfermedades infecciosas. Concepto. Clasificación. Aspectos generales y específicos de las infecciones. Criterios de sospecha de enfermedad infecciosa. Pruebas diagnósticas complementarias. Criterios de

indicación. *Medicine*, *49*, 3251-3264. https://doi.org/10.1016/S0304-5412(10)70027-5

Giang, C., Calvert, J., Rahmani, K., Barnes, G., Siefkas, A., Green-Saxena, A., Hoffman, J., Mao, Q., & Das, R. (2021). Predicting ventilator-associated pneumonia with machine learning. *Medicine (United States)*, *100*(23), E26246. https://doi.org/10.1097/MD.0000000000026246

Gonzalez Alonso, E., & González Pinella, T. (2017). Infección nosocomial: Cuidados enfermeros para disminuir bacteriemia asociada a catéteres venosos en una unidad de cuidados intensivos. *Publicaciones Didácticas*, *90*. https://core.ac.uk/download/pdf/235855765.pdf

Google. (s. f.). *¿Qué es el aprendizaje automático? Tipos y usos*. Recuperado 7 de enero de 2025, de https://cloud.google.com/learn/what-is-machine-learning?hl=es-419

Grima Vela, R., Pérez Fuertes, E., Reyes Zuara, S., Reche Temprado, I., Anglés Fernández, E., & Jiménez Soriano, V. (2024). Neumonía asociada a ventilación mecánica: trabajo monográfico. *Revista Sanitaria de Investigación*, *5*(4). https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9597662&info=resumen&idioma=ENG

Guardiola, J. J., Sarmiento, X., & Rello, J. (2001). Neumonía asociada a ventilación mecánica: riesgos, problemas y nuevos conceptos. *Medicina Intensiva*, *25*(3), 113-123. https://www.medintensiva.org/es-neumonia-asociada-ventilacion-mecanica-riesgos-articulo-13013567

Hernández, V. (2017). Estudios epidemiológicos: tipos, diseño e interpretación. *Enfermedad Inflamatoria Intestinal al Día*, *16*(3), 98-105. https://doi.org/10.1016/j.eii.2017.03.001

Heymans, M. W., & Twisk, J. W. R. (2022). Handling missing data in clinical research. *Journal of Clinical Epidemiology*, *151*, 185-188. https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2022.08.016

International Business Machines Corporation (IBM). (s. f.). *¿Qué es el machine learning (ML)?* Recuperado 7 de enero de 2025, de https://www.ibm.com/es-es/topics/machine-learning

Ishwarappa, & Anuradha, J. (2015). A brief introduction on big data 5Vs characteristics and hadoop technology. *Procedia Computer Science*, *48*(C), 319-324. https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.04.188

Johnson, A., Ghassemi, M. M., Nemati, S., Niehaus, K. E., Clifton, D. A., & Clifford, G. D. (2016). Machine Learning and Decision Support in Critical Care. *Proc IEEE Inst Electr Electron Eng*, *104*(2), 444-466. https://doi.org/10.1109/JPROC

Jumbo Jumbo, M. C. (2023). Calidad asistencial de enfermería durante la monitorización invasiva del paciente crítico. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades*, *4*(1). https://doi.org/10.56712/latam.v4i1.557

Krumholz, H. M. (2014). Big data and new knowledge in medicine: The thinking , training , and tools needed for a learning health system. *Health Affairs*, *33*(7), 1163-1170. https://doi.org/10.1377/hlthaff.2014.0053

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, *521*, 436-444. https://doi.org/https://doi.org/10.1038/nature14539

Li, Y., Cao, Y., Wang, M., Wang, L., Wu, Y., Fang, Y., Zhao, Y., Fan, Y., Liu, X., Liang, H., Yang, M., Yuan, R., Zhou, F., Zhang, Z., & Kang, H. (2024). Development and validation of machine learning models to predict MDRO colonization or infection on ICU admission by using electronic health record data. *Antimicrobial Resistance and Infection Control*, *13*(1). https://doi.org/10.1186/s13756-024-01428-y

Liao, Y. H., Wang, Z. C., Zhang, F. G., Abbod, M. F., Shih, C. H., & Shieh, J. S. (2019). Machine learning methods applied to predict ventilator-associated pneumonia with pseudomonas aeruginosa infection via sensor array of electronic nose in intensive care unit. *Sensors (Switzerland)*, *19*(8). https://doi.org/10.3390/s19081866

Losa García, J. E. (2021). Enfermedades infecciosas emergentes: una realidad asistencial Emerging infectious diseases: a medical reality. *An. Sist. Sanit. Navar.*, *44*, 147-151. https://doi.org/10.23938/ASSN.968

Magill, S. S., O'Leary, E., Janelle, S. J., Thompson, D. L., Dumyati, G., Nadle, J., Wilson, L. E., Kainer, M. A., Lynfield, R., Greissman, S., Ray, S. M., Beldavs, Z., Gross, C., Bamberg, W., Sievers, M., Concannon, C., Buhr, N., Warnke, L., Maloney, M., … Edwards, J. R. (2018). Changes in Prevalence of Health Care–Associated Infections in U.S. Hospitals. *New England Journal of Medicine*, *379*(18), 1732-1744. https://doi.org/10.1056/nejmoa1801550

Martins, M. M. (2010). La vigilancia epidemiológica. *Form Act Pediatr Aten Prim*, *3*, 35-42. www.fapap.es

Mina, A. (2020). Big data e inteligencia artificial en el futuro manejo de pacientes. ¿por dónde empezar? ¿en qué punto nos encontramos? ¿quo tendimus? *Advances in Laboratory Medicine*, *1*(3), 1-8. https://doi.org/10.1515/almed-2020-0052

Ministerio de Sanidad. (s. f.). *Programa de Seguridad en los Pacientes Críticos (Proyectos Zero)*. Recuperado 7 de enero de 2025, de https://seguridaddelpaciente.sanidad.gob.es/practicasSeguras/seguridadPacienteCritico/home.htm

Moreno-Carriles, R. M. (2018). Big data; But what is it? *Angiologia*, *70*(5), 191-194. https://doi.org/10.1016/j.angio.2018.05.001

Murray, P. R. ., Rosenthal, K. S. ., & Pfaller, M. A. . (2005). *Medical microbiology*. Elsevier Mosby.

Naranjo Perugachi, J. del C., Rubio Lalama, D., Rojas, W., Matute, A., & Solorzano, E. (2022). Principales Agentes Bacterianos de las Infecciones Urinarias Diagnosticadas en Emergencia del Hospital General Ambato. *Pol. Con*, *7*(2), 1431-1439. https://doi.org/10.23857/pc.v7i2.3655

National Institute of Standards and Technology. (2019). *NIST Big Data Interoperability Framework*. https://doi.org/10.6028/NIST.SP.1500-1r2

Nin Vaeza, N., Gonzalez Benzano, M., & Castro López, R. (2024). Utilización de la inteligencia artificial en cuidados intensivos. *ARS MEDICA Revista de Ciencias Médicas*, *49*(2), 3-6. https://doi.org/10.11565/arsmed.v49i2.2070

Núñez Reiz, A., Armengol de la Hoz, M. A., & Sánchez García, M. (2019). Big Data Analysis and Machine Learning in Intensive Care Units. En *Medicina Intensiva* (Vol. 43, Número 7, pp. 416-426). Ediciones Doyma, S.L. https://doi.org/10.1016/j.medin.2018.10.007

Núñez-Reiz, A., Martínez-Sagasti, F., Álvarez-González, M., Blesa-Malpica, A., Martín-Benítez, J. C. M., Nieto-Cabrera, M., Del Pino-Ramírez, Á., Gil-Perdomo, J. M., Prada-Alonso, J., Anthony-Celi, L., Armengol-de la Hoz, M. Á., Deliberato, R., Paik, K., Pollard, T., Raffa, J., Torres, F., Mayol, J., Chafer, J., González-Ferrer, A., … Sánchez García, M. (2019). Big data and machine learning in critical care: Opportunities for collaborative research. *Medicina Intensiva*, *43*(1), 52-57. https://doi.org/10.1016/J.MEDIN.2018.06.002

OMS. (2022). *La OMS publica el primer informe mundial sobre prevención y control de infecciones (PCI)*. https://www.who.int/es/news/item/06-05-2022-who-launches-first-ever-global-report-on-infection-prevention-and-control

OpenSistemas. (2023, enero). *The Four V's of Big Data - OpenSistemas*. https://opensistemas.com/en/the-four-vs-of-big-data/

Organismo Internacional de Energía Atómica. (2020). *Enfermedades infecciosas*. www.iaea.org/bulletin

Organización Mundial de la Salud. (2003). *Prevención de las infecciones nosocomiales: Guía práctica (2ª edición)*.

Ortiz, G., Dueñas, C., & Garay, M. (2015). Neumonía asociada a la ventilación mecánica: prevención, diagnóstico y tratamiento. *Acta Colombiana de Cuidado Intensivo*, *15*(4), 312-321.

Palma, A. R., Calderon Vega, E., Ortega, J. V., Palma, R., Vega, C., & Ortega, V. (2021). Sistemas de aspiración: incidencia en neumonía asociada a ventilación mecánica y efectos hemodinámicos. *Revista Ene de Enfermería*, *12*(3). http://ene-enfermeria.org/ojs/index.php/ENE/article/view/1211

Pérez Verea, L., Fernández Ferrer, A., Olivera Reyes, Y., Puig Miranda, Y., & Rodríguez, M. A. (2019). Infecciones nosocomiales y resistencia antimicrobiana. *Revista Cubana de Medicina Intensiva y Emergencias*, *18(1)*, 1-17.

Pérez-Laencina, M., Plasencia-Martínez, J. M., Sánchez-Canales, M., Jiménez-Pulido, C., Rodríguez-Mondéjar, R., Martínez-Encarnación, L., García-Hidalgo, C., Galdo-Galián, D., Hernández-Madrid, P., Chico-Caballero, L., Guillén-García, E., Plasencia-Martínez, M. N., Martínez-Romero, S., García-Molina, J., & García-Santos, J. M. (2024). Usar una herramienta comercial de inteligencia artificial no entrenada para COVID-19 mejora ligeramente la interpretación de las radiografías con neumonía COVID-19, especialmente entre lectores inexpertos. *Radiologia*. https://doi.org/10.1016/j.rx.2024.01.007

Pham, T. M., Pandis, N., & White, I. R. (2024). Missing data: Issues, concepts, methods. *Seminars in Orthodontics*, *30*(1), 37-44. https://doi.org/10.1053/j.sodo.2024.01.007

Puente Bienvenido, H., De Haro Gázquez, D., & D'Antonio Maceiras, S. (2023). El Big Data como metodología de investigación social: Propuestas, renuncias y dilemas desde la sociología. *Teknokultura. Revista de Cultura Digital y Movimientos Sociales*, *Avance en línea*, 1-15. https://doi.org/10.5209/tekn.83875

Pujol, M., & Limón, E. (2013). Epidemiología general de las infecciones nosocomiales. Sistemas y programas de vigilancia. *Enfermedades Infecciosas y Microbiologia Clinica*, *31*(2), 108-113. https://doi.org/10.1016/j.eimc.2013.01.001

Raghupathi, W., & Raghupathi, V. (2014). Big data analytics in healthcare: promise and potential. *Health Information Science and Systems*, *2(1)*, 1-10. https://doi.org/10.1186/2047-2501-2-3

Riu, M., Chiarello, P., Terradas, R., Sala, M., Castells, X., Knobel, H., & Cots, F. (2016). Impacto económico de las bacteriemias nosocomiales. Comparación

de tres metodologías de cálculo. *Enfermedades Infecciosas y Microbiologia Clinica*, *34*(10), 620-625. https://doi.org/10.1016/j.eimc.2015.09.007

Rodríguez-Chávez, L. Á., Esteban-Dionicio, M. L., & Rodriguez-Mendoza, C. R. E. (2023). Microbiological profile of bacteria causing ventilator-associated pneumonia in the intensive care unit of a high-complexity hospital. *Revista Peruana de Medicina Experimental y Salud Publica*, *40*(1), 115-117. https://doi.org/10.17843/rpmesp.2023.401.12377

Roman-Lazarte, V. (2023). El rol protagónico de la epidemiología en la investigación en ciencias de la salud. *Revista Peruana de Ciencias de la Salud*, *5*(4). https://doi.org/10.37711/rpcs.2023.5.4.429

Ruiz, R. B., & Velásquez, J. D. (2023). Artificial intelligence at the service of the health of the future. *Revista Medica Clinica Las Condes*, *34*(1), 84-91. https://doi.org/10.1016/j.rmclc.2022.12.001

Ruiz-Giardin JM, & Noguerado Asensio A. (2005). Bacteriemias. *An Med Interna*, *22*, 105-107. https://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0212-71992005000300001

Rüping, S. (2015). Big Data in Medizin und Gesundheitswesen. *Bundesgesundheitsblatt - Gesundheitsforschung - Gesundheitsschutz*, *58*(8), 794-798. https://doi.org/10.1007/S00103-015-2181-Y/METRICS

Sabatier, C., Peredo, R., & Vallés, J. (2009). Bacteriemia en el paciente crítico. En *Medicina Intensiva* (Vol. 33, Número 7, pp. 336-345). https://doi.org/10.1016/j.medin.2008.08.001

Sanahuja, C., Herraiz, A., Yin, J., Catalán, B., Roig, R., Roca, J., & Arméstar, F. (2019). Risk factors for the development of pneumonia associated with mechanical ventilation. *Revista Médica de Trujillo*, *14*(2), 92-98. https://doi.org/10.17268/rmt.2019.v14i02.03

Sanjay Sethi. (2024, febrero). *Neumonía asociada con el respirador*. Manuales Merck Sharp & Dohme. https://www.msdmanuals.com/es/professional/trastornos-

pulmonares/neumon%C3%ADa/neumon%C3%ADa-asociada-con-el-respirador#Conceptos-clave_v42597173_es

Secretaría de salud. (2014). *Red hospitalaria de Vigilancia Epidemiológica. Informe anual 2014.* www.epidemiologia.salud.gob.mx

Servei Català de la Salut. (2023, junio 19). *La infecció nosocomial*. https://catsalut.gencat.cat/ca/proveidors-professionals/vincat/programa/infeccio-nosocomial/

Sidey-Gibbons, J. A. M., & Sidey-Gibbons, C. J. (2019). Machine learning in medicine: a practical introduction. *BMC Medical Research Methodology*, *19*(1), 64. https://doi.org/10.1186/S12874-019-0681-4

Sociedad Española de Enfermería de Intensivos y Unidades Coronarias (SEEIUC). (s. f.). *REVISIÓN DE LAS MEDIDAS DE PREVENCIÓN DE LA NEUMONÍA RELACIONADA CON VENTILACIÓN MECÁNICA*.

Sociedad Española de Medicina Intensiva, C. y U. C. (s. f.-a). *Programa de Seguridad en los Pacientes Críticos (Proyectos Zero)*.

Sociedad Española de Medicina Intensiva, C. y U. C. (s. f.-b). *Proyecto Neumonía ZERO*. Recuperado 7 de enero de 2025, de https://semicyuc.org/proyecto-neumonia-zero/

Sociedad Española de Medicina Intensiva, C. y U. C. (2023). *Evaluación de los proyectos Zero*.

Suazo Galdames, I. (2023). Artificial Intelligence in Human Medicine. *International Journal of Medical and Surgical Sciences*, 1-4. https://doi.org/10.32457/ijmss.v10i1.2150

Teresa Ballestar, M., Ribeiro, D., & Sainz, J. (s. f.). *¿Es el big data el siguiente paso en la digitalización de la empresa?*

Torre Mosquera, J. B., Soguero Ruiz, C., Escudero Arnanz, Ó., Aranaz Andrés, J. M., Torre Escuredo, B., & Mosquera González, M. (2022). Identificación de las características más relevantes para la predicción de infecciones de sitio quirúrgico en pacientes intervenidos de artroplastia de cadera. *Revista*

*Española de Medicina Preventiva y Salud Pública*, *27(3)*, 8-13. https://www.researchgate.net/publication/378491221

Vera-Carrasco, O. (2022). Los enfermos en estado crítico y las medidas de soporte vital en las unidades de cuidados intensivos. *Revista Cuadernos*, *63*(1), 76-82.

Villacres-García, E. K., Gadvay Bonilla, N. M., Vivar-Morán, C. S., & Espinoza-Balseca, L. K. (2022). Prevención y manejo clínico de la neumonía asociada a ventilación mecánica en unidad de cuidados intensivos. *Mayo Especial*, *8*(2), 500-519. https://doi.org/10.23857/dc.v8i2.2768

Wang, J., Wang, G., Wang, Y., & Wang, Y. (2024). Development and evaluation of a model for predicting the risk of healthcare-associated infections in patients admitted to intensive care units. *Frontiers in Public Health*, *12*. https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1444176

Zaragoza, R., Ramírez, P., & López-Pueyo, M. J. (2014). Infección nosocomial en las unidades de cuidados intensivos. *Enfermedades Infecciosas y Microbiologia Clinica*, *32*(5), 320-327. https://doi.org/10.1016/j.eimc.2014.02.006

Zaragoza, R., Vidal-Cortés, P., Aguilar, G., Borges, M., Diaz, E., Ferrer, R., Maseda, E., Nieto, M., Nuvials, F. X., Ramirez, P., Rodriguez, A., Soriano, C., Veganzones, J., & Martín-Loeches, I. (2020). Update of the treatment of nosocomial pneumonia in the ICU. En *Critical Care* (Vol. 24, Número 1). BioMed Central. https://doi.org/10.1186/s13054-020-03091-2

## 11. ANEXOS

### ANEXO 1. Protocolo de investigación

**Título del estudio:**

*Impacto de Big Data en la predicción de infecciones nosocomiales en Unidades de Cuidados Intensivos*

**Investigadoras principales:**

Laia Ortet Poblete y Elisabet Pedro Navarro

**Centro de realización del estudio:**

Unidad de Cuidados Intensivos de la Clínica Diagonal en Barcelona

---

**1. Justificación**

Las infecciones nosocomiales son una causa importante de morbilidad, mortalidad y aumento de costes en las UCI. La implementación de herramientas predictivas basadas en *big data* y *machine learning* puede anticipar el riesgo de infecciones y mejorar la toma de decisiones clínicas, aumentando la seguridad del paciente crítico.

**5. Objetivo**

Evaluar la eficacia de modelos predictivos basados en *big data* y *machine learning* para anticipar el riesgo de infecciones nosocomiales en pacientes ingresados en UCI.

**6. Metodología**

**6.1 Tipo de estudio**

- Estudio observacional, analítico, prospectivo y longitudinal.

**6.2 Población y muestra**

- Pacientes adultos (>18 años) ingresados en la UCI que requieran dispositivos invasivos.
- Se excluirán pacientes con infecciones nosocomiales previas al ingreso.

- Muestreo consecutivo.

### 6.3 Instrumentos de recogida de datos

- Sistema de historia clínica electrónica PatientCare UCI.
- Bases de datos hospitalarias.

### 6.4 Variables

- **Independientes:** datos demográficos, antecedentes médicos, antecedentes quirúrgicos, datos clínicos al ingreso, uso de dispositivos invasivos, tratamientos administrados, medidas preventivas.
- **Dependientes:** Aparición de infecciones nosocomiales, tipo de infección, microorganismo aislado, resistencia antimicrobiana, mortalidad asociada, tiempo hasta el desarrollo de la infección, duración de la estancia en UCI e índices de gravedad.

### 6.5 Procedimiento

- Revisión de registros clínicos anonimizados extraídos del sistema PatientCare UCI.
- Procesamiento y análisis de datos mediante lenguajes SQL y *Python*.
- Aplicación de modelos de *machine learning* para identificar patrones predictivos.

## 7. Análisis de datos

- Limpieza y depuración inicial de datos.
- Exclusión de variables con >30% de datos ausentes.
- Aplicación de técnicas de aprendizaje supervisado: árboles de decisión.
- Evaluación de rendimiento: sensibilidad, especificidad, AUC-ROC.

## 8. Aspectos éticos

- Aprobación previa del Comité de Ética de Investigación de la Clínica Diagonal.
- Anonimización completa de los datos.

- Cumplimiento del RGPD y de la Ley Orgánica de Protección de Datos Personales.
- Sin intervención directa sobre los pacientes.

**9. Duración del estudio**

- Desde la aprobación ética (2026) hasta la finalización de la recogida y análisis de datos (2030).

**10. Resultados esperados**

- Validar un modelo predictivo capaz de anticipar el riesgo de infecciones nosocomiales en pacientes críticos, facilitando la implementación precoz de medidas preventivas y mejorando la calidad asistencial en la UCI.

## ANEXO 2. CONVENIO DE COLABORACIÓN

## Entre el equipo investigador y la Dirección de la Clínica Diagonal

**REUNIDOS**

De una parte, la Dirección de la Clínica Diagonal, representada por [Nombre del representante legal], en calidad de [Cargo], con domicilio en [Dirección de la clínica], y CIF _____.

Y de otra parte, las investigadoras Laia Ortet Poblete y Elisabet Pedro Navarro, quienes actúan en calidad de investigadores principales del estudio titulado "Impacto de *big data* en la predicción de infecciones nosocomiales en Unidades de Cuidados Intensivos ".

**MANIFIESTAN**

Que ambas partes están interesadas en colaborar en la realización del estudio anteriormente mencionado, cuyo objetivo es evaluar la eficacia del uso de tecnologías avanzadas como *big data, machine learning* e inteligencia artificial para predecir y prevenir infecciones nosocomiales en pacientes adultos de Unidades de Cuidados Intensivos, en un marco de cooperación científica y ética.

**ACUERDAN**

**Primero. Objeto del Convenio**

El presente convenio tiene por objeto establecer los términos de colaboración entre las investigadoras y la Clínica Diagonal para llevar a cabo de manera conjunta el estudio "Impacto de *big data* en la predicción de infecciones nosocomiales en Unidades de Cuidados Intensivos".

**Segundo. Compromisos de las investigadoras**

- Diseñar y ejecutar el protocolo de investigación conforme a las buenas prácticas.
- Obtener las aprobaciones éticas necesarias del Comité de Ética.
- Velar por el cumplimiento de la legislación vigente en protección de datos personales.
- Garantizar la confidencialidad de los datos recogidos.

- Compartir los resultados con la Clínica Diagonal, respetando la confidencialidad pactada.

**Tercero. Compromisos de la Clínica Diagonal**

- Facilitar el acceso a las instalaciones y a los sistemas de registro clínico necesarios para la ejecución del estudio.
- Colaborar en la identificación de registros clínicos que cumplan los criterios establecidos para la ejecución del estudio.
- Proporcionar soporte clínico y administrativo si fuera necesario.
- Designar a un/a coordinador/a institucional de contacto que actúe como interlocutor con el equipo investigador.

**Cuarto. Duración**

Este convenio tendrá una vigencia desde la fecha de firma hasta la finalización del estudio, pudiendo ser prorrogado por acuerdo expreso entre ambas partes.

**Quinto. Propiedad Intelectual y Publicaciones**

Los derechos derivados de los resultados obtenidos serán compartidos según lo acordado entre las partes. Cualquier publicación, presentación o difusión deberá contar con la aprobación de ambas partes.

**Sexto. Confidencialidad**

Ambas partes se comprometen a mantener la confidencialidad de toda la información y datos compartidos en el marco del estudio. Los datos clínicos utilizados serán tratados de manera anonimizada, garantizando la protección de la identidad de los pacientes, en cumplimiento de lo establecido en el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) y en la Ley Orgánica 3/2018, de Protección de Datos Personales y garantía de los derechos digitales.

**Séptimo. Resolución de Conflictos**

En caso de no alcanzar un acuerdo, se someterán a la jurisdicción de los tribunales competentes de Barcelona.

Y para que así conste, firman el presente Convenio.

**Por la Clínica Diagonal**

Nombre: [Nombre del representante legal]

Cargo:***

Firma:***

**Por el equipo investigador**

Nombre: Laia Ortet Poblete

Firma:***

Nombre: Elisabet Pedro Navarro

Firma:***