



UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN AGUSTIN

TOPICO EN CIENCIA DE DATOS

---

# Visualizando la Vida: Exploración Intuitiva de Datos Clínicos en UCI Cardiovasculares

---

*Autor:*

Roy Angel Choquehuanca Anconeysa

*Profesora:*

Dr. Ana María Cuadros Valdivia

13 de junio de 2025

## Índice

<b>1. Introduccion</b>	<b>2</b>
<b>2. Trabajos relacionados</b>	<b>3</b>
2.1. Predicting Readmission to the Cardiovascular Intensive Care Unit Using Recurrent Neural Networks . . . . .	3
2.2. ClinicalPath: A Visualization Tool to Improve the Evaluation of Elec- tronic Health Records in Clinical Decision-Making . . . . .	4
2.3. Visualizing the recovery of patients in Critical Care Units . . . . .	4
2.4. A Novel Continuous Real-Time Vital Signs Viewer for Intensive Care Units . . . . .	6
<b>3. Propuesta</b>	<b>8</b>
3.1. Pipeline . . . . .	8

## 1. Introduccion

En los últimos años, el análisis de registros electrónicos de salud (EHR) se ha vuelto una herramienta clave en la investigación y monitoreo de pacientes críticos, especialmente en Unidades de Cuidados Intensivos (UCI) cardiovasculares. Estos registros contienen grandes volúmenes de datos heterogéneos que, si se analizan correctamente, pueden ofrecer una mejor comprensión del estado de los pacientes y apoyar la toma de decisiones clínicas. Sin embargo, uno de los desafíos principales es presentar esta información de forma comprensible y útil para los médicos, quienes requieren visualizaciones claras, rápidas e interactivas para extraer conclusiones relevantes.

Con la llegada de entornos computacionales interactivos como los notebooks (por ejemplo, Jupyter), se ha abierto la posibilidad de integrar código, resultados y visualizaciones en un mismo espacio de trabajo [3]. Estas herramientas han transformado el análisis exploratorio de datos clínicos, permitiendo mayor flexibilidad, trazabilidad y replicabilidad. Sin embargo, siguen existiendo barreras, como la necesidad de conocimientos técnicos avanzados para generar visualizaciones útiles, lo cual puede limitar su adopción por parte del personal médico o de investigadores sin formación en ciencia de datos.

Tareas críticas como la creación de visualizaciones, la identificación de anomalías en los datos clínicos o la exploración de tendencias en signos vitales y resultados de laboratorio continúan siendo procesos manuales, que interrumpen el flujo de trabajo y pueden generar errores o pérdida de información relevante [3][7]. Para atender estos retos, se han desarrollado herramientas como Lux, que genera automáticamente visualizaciones sugeridas al mostrar un dataframe, facilitando así la detección de patrones sin necesidad de escribir comandos complejos [1]. Asimismo, herramientas como Mage integran manipulaciones gráficas de datos y modelos con código, reduciendo la fricción cognitiva [1], y AutoProfiler (Dead or Alive) proporciona un perfilado de datos continuo con resúmenes visuales interactivos que permiten identificar errores y comportamientos inesperados en tiempo real[7].

Estas tecnologías surgen de la necesidad de asistir a usuarios durante la fase exploratoria de los datos clínicos, etapa crucial en la comprensión del estado de salud de los pacientes. Aplicadas a UCI cardiovasculares, estas herramientas pueden representar de manera automática tendencias de presión arterial, frecuencia cardíaca, oxigenación, historial de procedimientos o medicación, permitiendo a los médicos visualizar la evolución de los pacientes y tomar decisiones más informadas con rapidez.

El impacto de estas herramientas recae en su capacidad para aumentar la productividad, mejorar la calidad del análisis de datos clínicos y facilitar la accesibilidad para usuarios con diferentes niveles técnicos. Automatizar parcialmente tareas como la generación de gráficos, la validación de calidad de los datos y el resumen continuo se convierte en una estrategia crucial para fortalecer el monitoreo, predicción y preven-

ción de reingresos a la UCI en pacientes cardiovasculares [3][1][7].

Visualizar datos clínicos complejos y multidimensionales puede ser un reto para los profesionales de salud, especialmente si se carece de una plataforma intuitiva y automatizada. El análisis exploratorio de datos clínicos toma una gran parte del tiempo de los científicos de datos, representando hasta el 50 % del esfuerzo en proyectos de salud, lo cual se traduce en demoras para proveer insights accionables. Además, los notebooks actuales no brindan un soporte interactivo o automatizado que facilite la generación de visualizaciones médicas, validaciones de calidad de los datos clínicos ni una integración fluida entre gráficos y código, lo que entorpece los flujos de trabajo, en particular para el personal clínico que necesita retroalimentación visual inmediata para evaluar condiciones críticas. Herramientas como Lux[3] presentan limitaciones al trabajar con grandes volúmenes de datos de EHR, ya que su sistema de sugerencias visuales puede resultar poco intuitivo o engorroso, al depender de una desconexión entre la manipulación de los datos y la generación automática de gráficos útiles. Mage[1], por su parte, carece de interacción bidireccional entre código y gráficos; las modificaciones en la GUI no se reflejan automáticamente en el código, dificultando la trazabilidad y replicabilidad del análisis. Esto es especialmente problemático cuando se quiere generar dashboards clínicos dinámicos que respondan a los cambios del paciente en tiempo real.

Como objetivos se tienen los siguientes:

- Evaluar el uso de AutoProfiler como herramienta complementaria a los notebooks computacionales para facilitar la exploración visual de registros electrónicos de salud en pacientes cardiovasculares en UCI.
- Proporcionar visualizaciones automáticas y recomendadas de signos vitales, tratamientos y evolución clínica sin requerir instrucciones explícitas del usuario.
- Implementar mecanismos de perfilado continuo de datos clínicos que generen resúmenes visuales interactivos en tiempo real, permitiendo detectar patrones críticos o anomalías que puedan indicar riesgo de reingreso o complicaciones.

## 2. Trabajos relacionados

### 2.1. Predicting Readmission to the Cardiovascular Intensive Care Unit Using Recurrent Neural Networks

Este estudio[2] aborda una problemática crítica en el ámbito hospitalario: la decisión de cuándo dar de alta a un paciente de la Unidad de Cuidados Intensivos (UCI), particularmente en el contexto cardiovascular. La presión por liberar camas puede conllevar altas prematuras, aumentando los riesgos de reingreso y mortalidad. Los autores proponen

una herramienta basada en inteligencia artificial para apoyar esta toma de decisiones clínicas.

El objetivo principal fue desarrollar un modelo de aprendizaje profundo, específicamente una red LSTM (Long Short-Term Memory), capaz de predecir la probabilidad de reingreso a UCI cardiovascular. Se comparó el rendimiento de este modelo con otros enfoques clásicos y avanzados de machine learning (regresión logística, random forest, extra trees, redes neuronales feedforward y variantes de LSTM combinadas con CNN).

Se utilizó el conjunto de datos MIMIC-III, enfocado únicamente en pacientes con patologías cardíacas, seleccionando aquellos ingresados en las unidades CSRU (Cardiac Surgery Recovery Unit) y CCU (Coronary Care Unit). Se consideraron 12,797 estancias en UCI tras aplicar criterios de limpieza y filtrado. Se emplearon 14 variables clínicas seleccionadas con apoyo de expertos médicos, se puede visualizar en la Tabla 1.

## **2.2. ClinicalPath: A Visualization Tool to Improve the Evaluation of Electronic Health Records in Clinical Decision-Making**

La práctica clínica en entornos hospitalarios está limitada por el tiempo y la carga de trabajo. Muchos sistemas de registros electrónicos de salud (EHR) no están optimizados para facilitar la toma de decisiones clínicas. Este trabajo propone ClinicalPath, una herramienta de visualización que mejora el análisis longitudinal de historiales clínicos de pacientes, integrando resultados de exámenes y eventos hospitalarios en una única línea de tiempo interactiva[4].

Desarrollar una interfaz visual interactiva que ayude a los médicos a analizar la evolución clínica de un paciente mediante la visualización de pruebas diagnósticas, resultados anormales y eventos relevantes, permitiendo un mejor soporte a la toma de decisiones clínicas.

Se utilizó el repositorio FAPESP COVID-19 Data Sharing/BR, que contiene más de 30 millones de resultados de laboratorio de pacientes diagnosticados o sospechosos de COVID-19 provenientes de cinco instituciones brasileñas. La base de datos fue preprocesada para normalizar pruebas, unidades y nombres, reduciendo el número de test únicos a 73 y permitiendo análisis longitudinales coherentes, se puede visualizar en la Tabla 2.

## **2.3. Visualizing the recovery of patients in Critical Care Units**

Este trabajo presenta un estudio de caso sobre el desarrollo de CCViews, una herramienta de visualización de datos de pacientes en unidades de cuidados críticos (CCU).

Tabla 1: Descripción de las variables utilizadas en el modelo de Kessler et al. (2023)[2]

Variable	Descripción	Tipo de variable	Unidades / Límites / Observaciones
Edad	Edad del paciente	Numérica continua	Truncada en 89 años por anonimato
Peso	Peso corporal del paciente	Numérica continua	Kg; re-muestreado como constante horaria
Creatinina	Nivel de creatinina en sangre	Numérica continua	mg/dL; valores normalizados
pH sanguíneo	Medida de acidez o alcalinidad	Numérica continua	Sin unidades; rango fisiológico normal: 7.35–7.45
Potasio	Concentración de K en sangre	Numérica continua	mEq/L; valores normalizados
Sodio	Concentración de Na en sangre	Numérica continua	mEq/L; valores normalizados
Bicarbonato	Nivel de bicarbonato	Numérica continua	mmol/L
Bilirrubina	Nivel de bilirrubina total	Numérica continua	mg/dL
Hematocrito	Porcentaje de volumen de glóbulos rojos	Numérica continua	%
Leucocitos	Conteo total de glóbulos blancos	Numérica continua	células/L
Temperatura	Temperatura corporal	Numérica continua	°C; re-muestreada a 1h
Presión arterial media	Medida de presión arterial (ABP)	Numérica continua	mmHg
Frecuencia cardíaca	Latidos por minuto	Numérica continua	bpm
Oxigenación	Saturación de oxígeno	Numérica continua	%
Etiqueta de clase	Reingreso a UCI en 48h	Categorica binaria	“returning” / “not returning”

Su objetivo es ayudar a los clínicos a comprender la trayectoria de recuperación de los pacientes, especialmente en relación con intervenciones como la fisioterapia, y superar los desafíos de visualizar datos heterogéneos y a menudo incompletos.

Incluye una gran variedad de datos clínicos, se puede visualizar en la Tabla 3 y 4:

- Escalas diarias como MMS, CPAX, MRC, SOFA y RASS.
- Datos de fisioterapia (tipo, duración, método).
- Información demográfica y antecedentes médicos.
- Datos de telemetría de equipos de soporte vital.

Resultados y experiencia de usuario:

- El diseño siguió la metodología de desarrollo centrada en el usuario (UCSD) y el mantra de Shneiderman: "overview first, zoom and filter, then details on demand".
- Participaron en el diseño y pruebas distintos profesionales: enfermeros, fisioterapeutas, psicólogos y médicos de CCU.
- El sistema mostró casos detallados, incluyendo la evolución diaria de pacientes, facilitando el análisis del efecto de la fisioterapia y otras variables clínicas.
- Los profesionales valoraron positivamente la herramienta por su capacidad de ofrecer una visión integrada y comprensible de la recuperación del paciente.

## **2.4. A Novel Continuous Real-Time Vital Signs Viewer for Intensive Care Units**

El estudio introduce un sistema de visualización en tiempo real de signos vitales (VS Viewer), diseñado para mejorar la conciencia situacional y la toma de decisiones clínicas en entornos de UCIs con alta carga de trabajo.

El sistema captura y visualiza, se puede ver en la Tabla 5 y 6:

- Datos fisiológicos continuos (240 Hz) y tendencias (0.5 Hz) de signos vitales como frecuencia cardíaca, presión arterial, temperatura, etc.
- Datos provienen de monitores GE Marquette en red, con infraestructura redundante.

Resultados y experiencia de usuario:

- Evaluado con 908 encuestas a 28 médicos intensivistas durante rondas clínicas.

Tabla 2: Descripción de las variables procesadas en ClinicalPath [4]

Variable	Descripción	Tipo de variable	Unidades / Límites / Observaciones
Resultados de pruebas	Valores numéricos de exámenes clínicos	Numérica continua	Unidades diversas; normalizados por tipo de test
Categoría del resultado	Clasificación según valores de referencia	Catégorica ordinal	Muy bajo, bajo, normal, alto, muy alto
Tipo de prueba	Identificador de prueba médica	Catégorica nominal	73 pruebas normalizadas tras limpieza
Fecha del test	Fecha y hora del resultado	Temporal discreta	Formato dd/mm/yyyy
Historia clínica	Eventos relevantes (hospitalización, alta, fallecimiento, etc.)	Catégorica nominal	Codificada por color y forma en interfaz visual
Número de tests por día	Cantidad total de pruebas aplicadas por fecha	Numérica discreta	Usado en resúmenes y gráficas temporales
Cambio significativo	Variación relativa entre resultados consecutivos	Numérica continua	Marca si el cambio 100 % (RC 100)
Resultado clínico	Estado del paciente (alta, muerte, hospitalización)	Catégorica nominal	Proporcionado por algunas instituciones (HF3, HF4)

Tabla 3: Variables clínicas utilizadas en CCViews[5]

Variable	Descripción	Tipo	Unidad	Límites típicos
MMS	Manchester Mobility Score (movilidad)	Ordinal	0-7	0 = inmóvil, 7 = camina sin ayuda
CPAx	Evaluación física crítica (10 ítems)	Escalar / Vectorial	0-5 por ítem	Total: 0-50
MRC	Escala de fuerza muscular (6 grupos)	Escalar / Vectorial	0-5 por grupo	Total: 0-60
SOFA	Evaluación de disfunción orgánica	Escalar / Vectorial	0-4 por sistema	Total: 0-24
RASS	Nivel de sedación/agitación	Ordinal	-5 a +4	-5 = coma, 0 = alerta, +4 = agitado extremo

Tabla 4: Datos diarios complementarios en CCViews[5]

Variable	Descripción	Tipo	Unidad	Observaciones
Fisioterapia	Tipos de ejercicio realizados	Catégorica	-	Ej.: AROM, PROM, STS, SoEoB
Duración fisioterapia	Tiempo total de sesión diaria	Cuantitativa continua	Minutos	Representado en bloques de 15 min
Ventilación	Tipo de soporte respiratorio	Catégorica	-	Ej.: SIMV, CPAP, SV
Delirio	Severidad del delirio	Ordinal	1-9	1 = leve, 9 = severo
Disponibilidad para fisioterapia	Basado en RASS diario	Binaria	-	Verde = disponible, rojo = no disponible



- 56.6 % coincidieron en que mejoró la comprensión del estado del paciente; 10.1 % planeó intervenciones clínicas tras ver la herramienta por 1 minuto.
- La visualización a color y los diagramas de tendencia (como el índice de shock en 2D) ayudaron a reducir la sobrecarga de información y mejorar la priorización de atención.
- Los participantes valoraron especialmente la capacidad de ver datos históricos y múltiples pacientes a la vez, lo cual no es común en monitores tradicionales.

### **3. Propuesta**

En este trabajo se propone un modelo integral para el análisis evolutivo temporal de la enfermedades cardiovasculares en pacientes internados en UCI. El modelo busca abordar la complejidad de estas interacciones mediante un enfoque multifactorial que permite identificar, cuantificar y representar visualmente las relaciones dinámicas entre los pacientes internados en UCI y el tiempo en el que se encuentran en UCI.

#### **3.1. Pipeline**

Tabla 5: Signos vitales monitorizados en el VS Viewer[6]

Variable	Descripción	Tipo	Unidad	Rangos típicos
FC	Frecuencia cardíaca	Cuantitativa continua	lat/min	50–100
PAS	Presión arterial sistólica	Cuantitativa continua	mmHg	90–140
SpO <sub>2</sub>	Saturación de oxígeno	Cuantitativa continua	%	95–100
FR	Frecuencia respiratoria	Cuantitativa continua	resp/min	12–20
Temperatura	Temperatura corporal	Cuantitativa continua	°C	36.1–37.8
ETCO <sub>2</sub>	CO <sub>2</sub> al final de la espiración	Cuantitativa continua	mmHg	35–45
ICP	Presión intracraneal	Cuantitativa continua	mmHg	5–15
CPP	Presión de perfusión cerebral	Cuantitativa continua	mmHg	60–80

Tabla 6: Indicadores derivados y visualizaciones en VS Viewer[6]

Indicador	Fórmula o fuente	Tipo	Unidad	Uso clínico
Shock Index (SI)	FC / PAS	Cuantitativa derivada	adimensional	Diagnóstico de choque hipovolémico
Brain Trauma Index	ICP / CPP	Cuantitativa derivada	adimensional	Evaluación de trauma cerebral
Alertas visuales	Codificación por colores	Categórica	–	Umbrales establecidos por consenso clínico
Heatmap temporal	Visualización de tendencias	Cualitativa/Colorimétrica	–	Azul = pasado, Rojo = reciente



Figura 1: Propuesta

## Referencias

- [1] Alexandra Head, Fred Hohman, Titus Barik, Steven M. Drucker, and Robert DeLine. Mage: Fluid moves between code and graphical work in computational notebooks. <https://arxiv.org/abs/2009.10643>, 2020. arXiv:2009.10643.
- [2] Steven Kessler, Dennis Schroeder, Sergej Korlakov, Vincent Hettlich, Sebastian Kalkhoff, Sobhan Moazemi, Artur Lichtenberg, Falko Schmid, and Hug Aubin. Predicting readmission to the cardiovascular intensive care unit using recurrent neural networks. *Digital Health*, 9:1–13, 2023.
- [3] Donghyun Lee, Dominik Moritz, Kanit Wongsuphasawat, Alan J. Ko, and Bill Howe. Lux: Always-on visualization recommendations for exploratory dataframe workflows. <https://arxiv.org/abs/2105.00121>, 2021. arXiv:2105.00121.
- [4] Claudio D. G. Linhares, Daniel M. Lima, Jean R. Ponciano, Mauro M. Olivatto, Marco A. Gutierrez, Jorge Poco, Caetano Traina Jr., and Agma J. M. Traina. Clinicalpath: A visualization tool to improve the evaluation of electronic health records in clinical decision-making. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 29(1):401–411, 2022.
- [5] Liz Stuart, Christopher Haynes, Kate Tantam, Roger Gardner, and Marco A Palomino. Visualizing the recovery of patients in critical care units. *Information Visualization*, 22(3):209–222, 2023.
- [6] Shiming Yang, Samuel Galvagno, Neeraj Badjatia, Deborah Stein, William Teeter, Thomas Scalea, Stacy Shackelford, Raymond Fang, Catriona Miller, and Peter Hu. A novel continuous real-time vital signs viewer for intensive care units: Design and evaluation study. *JMIR Human Factors*, 11(1):e46030, 2024.
- [7] Hao Zhang, Xiaotong Song, Fred Hohman, and Zhiwei Liu. Dead or alive: Continuous data profiling for interactive data science. <https://arxiv.org/abs/2308.03964>, 2023. arXiv:2308.03964.