



Proyecto de curso: Myocardial Infarction Complications

Curso: INF648 Aprendizaje Automático, Teoría y Aplicaciones Autores:

- Acostupa Del Carpio, Juan José (20244906).
- Muñoz Saavedra, Breno Valentino (20162955).
- Huerta Firma, Ronny Michael (20184255).



Contenido

- 1. Introducción
 - 1.1. Contexto
 - 1.2. Problemática
- 2. Propuesta analítica
 - 2.1. Resumen del proyecto
 - 2.2. Variables disponibles
 - 2.3. Metodología y resultados
 - 2.4. Principales hallazgos
- 3. Conclusiones
- 4. Avances futuros

"Las enfermedades del corazón siguen siendo la principal causa de muerte en las Américas"

Organización Panamericana de La Salud¹



Infarto de miocardio en el Perú

100 infartos cada día - Sociedad Peruana de Cardiología²

4000 muertos por año - Ministerio de Salud del Perú³

7% - 14% muere en el hospital - Chehab et. al.4; Kuch et. al.5



Incluso un experto no puede siempre prever el desenlace de un paciente infartado.

Golovenkin et. al.6



¿Cómo prevenir la muerte del paciente infartado dentro del hospital?



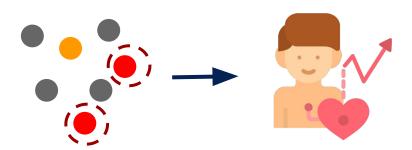
¿Cómo prevenir la muerte del paciente infartado dentro del hospital?

Automatizando la estratificación del riesgo

Instrumento o conjunto de criterios utilizados por profesionales de la salud para evaluar y clasificar a los pacientes según su probabilidad de experimentar un resultado clínico adverso

para

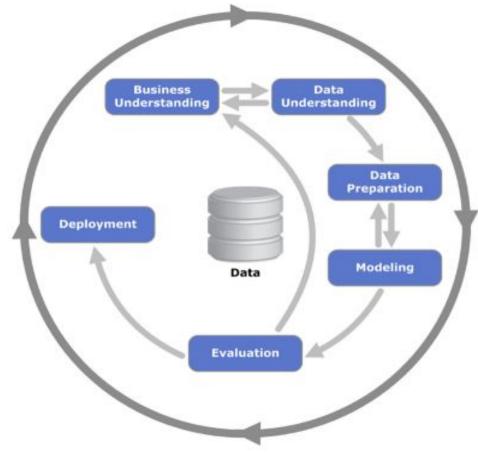
- Identificar pacientes en peligro
- Usar recursos de forma más eficiente
- Reducir error humano



Resumen del proyecto

Se ha desarrollado una herramienta de asistencia al diagnóstico de complicaciones post-infarto al miocardio, en donde se ha trabajado con datos del Myocardial Infarction Database

Para obtener un modelo predictivo eficiente fue necesario realizar primero un entendimiento y análisis del contexto y datos médicos, para finalmente obtener mediantes las métricas apropiadas una herramienta útil en el pronóstico de muerte en ataques al miocardio.



Descripción del conjunto de datos

Conjunto de datos extraído durante los años 1992 y 1995, en el Hospital Clínico Interdistrital de Krasnoyarsk.

Cuenta con 111 variables, que se dividen en las siguientes categorías:

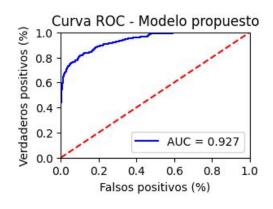
- Demográficas (2).
- Historial médico (9).
- Historial de arritmias (14).
- Comorbilidades (8).
- Signos vitales y condición en admisión (10).
- Variables de ECG (31).
- Tratamiento realizado (24).
- Laboratorio (9).
- Relacionadas al tiempo (4).

Metodología y resultados

1. Creación de modelo

- Definición de Variable objetivo: Paciente fallece / no fallece.
- Selección de variables: 58 de 111.
- Ajuste de parámetros: Uso de librería Optuna.
- Selección del mejor modelo: RandomForest.

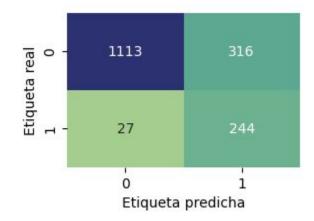
2. Evaluación del modelo



Métrica	Score	
Score F1	0.907	
Gini	0.927	
Precisión	0.921	
Recall	0.919	

3. Resultados obtenidos

Eligiendo un umbral fijo, obtenemos una sensibilidad > 90% y una especificidad de 78%



Principales hallazgos

Variables principales por categoría

Categoría	Variables	Seleccionadas	Importancia	Variable más importante
Demográficas	2	2	Alta	Edad
Historial médico	9	7	Media	Presencia de insuficiencia cardíaca (IC) crónica en la anamnesis
Historial de arritmias	14	1	Baja	Forma persistente de fibrilación auricular en la anamnesis
Comorbilidades	8	4	Baja	Bronquitis crónica obstructiva en la anamnesis
Condición de admisión	10	6	Alta	Presión arterial sistólica según UCI
ECG	31	16	Alta	Presencia de un infarto de miocardio anterior (ventrículo izquierdo)
Tratamiento	24	11	Muy Alta	Uso de opioides y AINEs (antiinflamatorios no esteroideos) durante la hospitalización
Laboratorio	9	7	Alta	VSG (Velocidad de sedimentación globular)
Relacionadas al tiempo	4	4	Muy Alta	Recurrencia del dolor en el segundo y tercer día del período hospitalario

Conclusiones

- Luego del análisis y resultados obtenidos, se puede sugerir que es posible incluir al modelo de predicción desarrollado como herramienta de apoyo al personal médico para una mejor toma de decisión e identificación de un mayor riesgo de mortalidad en pacientes ingresados por infarto al miocardio.
- El mejor modelo realizado tomando en cuenta el índice F1 ponderado de 0.907, fue RandonForest el cual mostro un rendimiento igual e incluso ligeramente superior a trabajos previos con el mismo conjunto de datos.
- Para obtener un modelo predictivo eficiente, fue necesario comprender correctamente el contexto de aplicación, en este caso el de urgencias médicas de ataque al miocardio.

Pasos futuros

Como posibles trabajos futuros se tiene:

- Mejora en la predicción del modelo mediante un análisis más detallado tomando en cuenta no solo los índices iniciales del paciente al momento de su internamiento por emergencias, sino adicionalmente la evolución del paciente hasta el tercer día.
- Se podría recopilar datos de hospitales peruanos para la comprobación del rendimiento del modelo de aprendizaje abordado en presente trabajo.

Gracias