# 

# **ETL - Detección de sepsis:**

1) Pacientes con características con mas del 60% de datos faltantes, eliminarlos. (porque si no tengo caracteristicas que necesito evaluar, esos que tienen más del 60% faltantes no me sirven)

2) Solo pacientes que tuvieran al menos 3 registros de signos vitales.

# **ETL - Predicción de mortalidad:**

3) Incorporación de los siguientes registros, además de los ya utilizados para el punto anterior:

* De la tabla ADMISSIONS: -subject\_id -admittime -deathtime -admission\_type -ethnicity -diagnosis -hospital\_expire\_flag
* De la tabla DIAGNOSES\_ICD: -icd9\_code
* De la tabla PATIENTS: -subject\_id -gender -dob -dod

# Definición sepsis

Se define la sepsis como “una disfunción orgánica potencialmente mortal causada por una respuesta desregulada del huésped a la infección” y se propone, la inclusión de criterios para tener en cuenta en el diagnóstico de la sepsis.

# Criterios

QSOFA y SOFA son dos sistemas de puntuación utilizados en medicina para evaluar la gravedad de la enfermedad en pacientes críticos.

Indice de Charlson:

• El índice de comorbilidad de Charlson es un instrumento que predice las complicaciones de la suma de ciertas enfermedades, como la capacidad funcional al alta y la mortalidad.  índice de Charlson <3 se asoció a mortalidad 10-14% pero con un índice >3 la proporción aumentó a 28%

## qSOFA: evaluar la posibilidad de riesgo para pacientes con sospecha de sepsis (0-3).

## 2 o + => Riesgo más alto de mortalidad o estancia prolongada

## Menor a 2 => No reduce la probabilidad de padecer sepsis, hay que seguir monitoreando.

-Frecuencia respiratoria >= 22 resp/min

-Alteración del sensorio < 15

-Presión arterial sistólica <= 100 mmHg

## SOFA: definir si existe disfunción o fallo orgánicos. (0-4)

## Diferente y < 3 => Hay disfunción orgánica.

## >3 => Fallo orgánico

QSOFA (acrónimo de "Quick SOFA") es un sistema de puntuación simplificado que se utiliza para identificar a los pacientes con sospecha de sepsis y evaluar la gravedad de la enfermedad. Los tres criterios de puntuación de QSOFA son:

-Respiración Pa03/FiO3 (mmHg)

-Coagulación (Plaquetas)

-Hígado (Bilirrubina mg/dl)

-Cardiovascular (PAM o su manejo)

-Sistema Nervioso Central (Escala de coma de Glasgow)

-Renal (Creatina ml/dL Y Gasto urinario mL/dia)

## SAPS-II:estimacion de la gravedad y mortalidad, este evalúa los “peores valores” registrados del enfermo durante las primeras 24 horas tras su ingreso

-HR

-SBP

-TEMP

-PAO2/FIO2

-UO (ML)

-S. UREA

-TLC

-K

-Na

-BICARBONATO

-BIL

-GCS

# Datos generales a tomar:

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación

Descripción generada automáticamente

# Puntuación para cada criterio

# Qsofa:

El puntaje para cada uno de los criterios de este indicador

Oscila entre 0 y 3 puntos; en caso de obtener una puntuación de 2 o más puntos, se asocia a un riesgo más alto de mortalidad o estancia prolongada en UCI. Una puntuación baja, no reduce la probabilidad de que un paciente padezca sepsis, se recomienda seguir monitoreando y evaluando el estado de este. Una puntuación alta por su parte, permite la adopción de medidas específicas de tratamiento que incluye la evaluación del puntaje SOFA (W. Seymour et al., 2016).

# SOFA:

El punto base de SOFA es el cero, es decir, que el puntaje mínimo para los criterios que este indicador incluye es de 0 y el máximo de 4. Una puntuación diferente de 0 y menor de 3, indica la existencia de disfunción orgánica y puntajes mayores, indican fallo orgánico. El incremento en esta puntuación durante las primeras horas de ingreso, refleja un riesgo en la mortalidad superior al 49%, y una puntuación mayor de 15 puntos refleja una mortalidad mayor al 90% (Moreno et al., 1999).

En la siguiente tabla se encuentra las variables o criterios que incluye este indicador,

además los puntos asignados a cada uno:

Interfaz de usuario gráfica, Aplicación

Descripción generada automáticamente

SAPS-II

Puntaje, oscila entre 0 y 163 puntos. Dichos valores, son recalculados sólo si el paciente reingresa luego del alta. Este indicador se compone de 12 variables fisiológicas y 3 variables relacionadas con la enfermedad. A estas variables, se añaden otros criterios la salud previa del paciente, y datos demográficos como la edad. Con todo ello, y dependiendo de la desviación de cada una de las variables con respecto de los valores normales, se analizan mediante una ecuación logística, que permite evaluar desde el punto de vista estadístico, la probabilidad de muerte del paciente (Le Gall, Lemeshow, & Saulnier, 1993).

Tabla

Descripción generada automáticamente

* Se realizó la búsqueda de las variables necesarias para ejecutar la medición de los modelos de severidad SOFA, qSOFA y SAPSII, estos modelos son utilizados para poder estimar sepsis, tiempo de estancia en la UCI y mortalidad.

# **Modelo de Machine Learning a seguir:**

**DE CLASIFICACIÓN**

* KNN K-Nearest Neighbors
* SVM SV Machine
* Naive Bayes
* Decision Tree
* Random Forest

# **Evaluación o prueba del modelo:**

* Cálculo de accuracy, recall, precisión. Y se ajustan los modelos usando validación cruzada:

Interfaz de usuario gráfica, Texto, Aplicación, Carta

Descripción generada automáticamente

Se ajustó el primer modelo de clasificación de árbol de decisión que se guiaba bajo los criterios de Qsofa, y se ampliaron los hiperparámetros a los de SOFA.

Pruebo con otro modelo de clasificación.

 Finalmente, mediante el uso de pipelines, se evaluó el modelo más óptimo

# **Predicción de mortalidad de paciente ingresado en UCI:**

# **Desarrollo y validación de un nuevo modelo pronóstico**

Un **nuevo modelo predictivo matemático**elaborado desde la Inteligencia Artificial **evalúa el riesgo de morir**de los pacientes ingresados en las Unidades de Cuidados Intensivos (UCI) de los hospitales y **facilita la toma de decisiones** de los profesionales médicos.

* Se compararon características demográficas y factores de riesgo de los paciente fallecidos en UCI con los supervivientes en el grupo de estimación.
* La mortalidad de la muestra analizada fue del 10,7%.
* La edad, la gravedad, los días de estancia pre-UCI y en UCI fue significativamente superior en el grupo de los fallecidos.
* Los pacientes médicos fueron los que tuvieron mayor mortalidad seguido de los pacientes que ingresaron por cirugía urgente.
* Entre los diagnósticos de patología médica el diagnóstico asociado con mayor mortalidad fue el hematológico, ya que una cuarta parte delos pacientes que ingresaron por este motivo fallecieron.
* Mientras que la mortalidad más baja fue la de los pacientes que ingresaron por causas metabólicas.
* Características demográficas
* Edad
* Sexo
* Índice de comorbilidad de charlson
* Causa de ingreso
* Puntuación de alguno de los criterios

El modelo **puede predecir la causa de la muerte de un paciente con un riesgo de mortalidad elevado**, así como el destino del paciente si el riesgo es bajo. A este tipo de modelo se le llama modelo predictivo jerárquico, porque hay dos niveles de predicción.

* El índice de comorbilidad de Charlson es un instrumento que predice las complicaciones de la suma de ciertas enfermedades, como la capacidad funcional al alta y la mortalidad

Tabla

Descripción generada automáticamente

 índice de Charlson <3 se asoció a mortalidad 10-14% pero con un índice >3 la proporción aumentó a 28%

# **Conclusión**

El uso de estos avances tecnológicos, permiten ayudar en los diferentes procesos de las

instituciones de salud como en la predicción y diagnóstico de enfermedades. Dentro de

estas, la sepsis es considerada como una afección con alta tasa de mortalidad

especialmente en las unidades de cuidados intensivos.

Uno de los grandes problemas que se tiene al querer implementar un modelo de aprendizaje de máquina dentro de un contexto empresarial, es que la parte de negocios o administrativa, necesita conocer cómo es que este modelo toma ciertas decisiones, o a partir de qué predice cierto valor, y esto es muy complicado si nosotros utilizamos técnicas de caja negra como las redes neuronales artificiales.

Pero hay otras técnicas de caja blanca que nos permiten ver cómo es que funcionan estas técnicas, y aquí tenemos por ejemplo los árboles de decisión, entonces podemos explicarlo inclusive para personas ajenas al contexto del aprendizaje de máquina.