# Prediccion de Ataque Cerebral

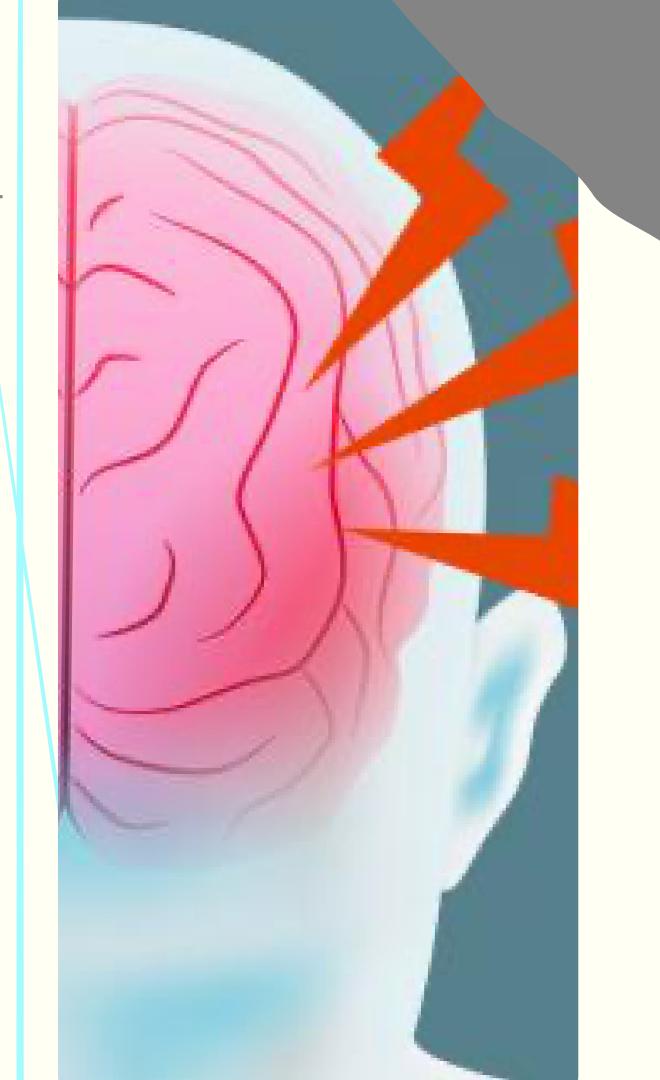
Gabriel Velez Joaquin Orbe Gabriel Torres

# Agenda

- Introducción
- Correcciones
- Algoritmo y mejor tecnica de entrenamiento
- Metricas de evaluación y curvas ROC
- Costo de Implementación
- Enlace GitHub
- Conclusiones
- Referencias

## Introducción

- Es necesario primero manipular la base de datos para luego poder trabajar con esta y encontrar las variables que más influyen en la variable de respuesta, probar distintos modelos y finalmente escoger el mejor.
- Objetivo: Determinar si una persona tiene una alta o baja probabilidad de sufrir un ataque cerebral.
- Lo que más nos ayuda, es saber si el paciente sufrió un ataque cerebral o no.

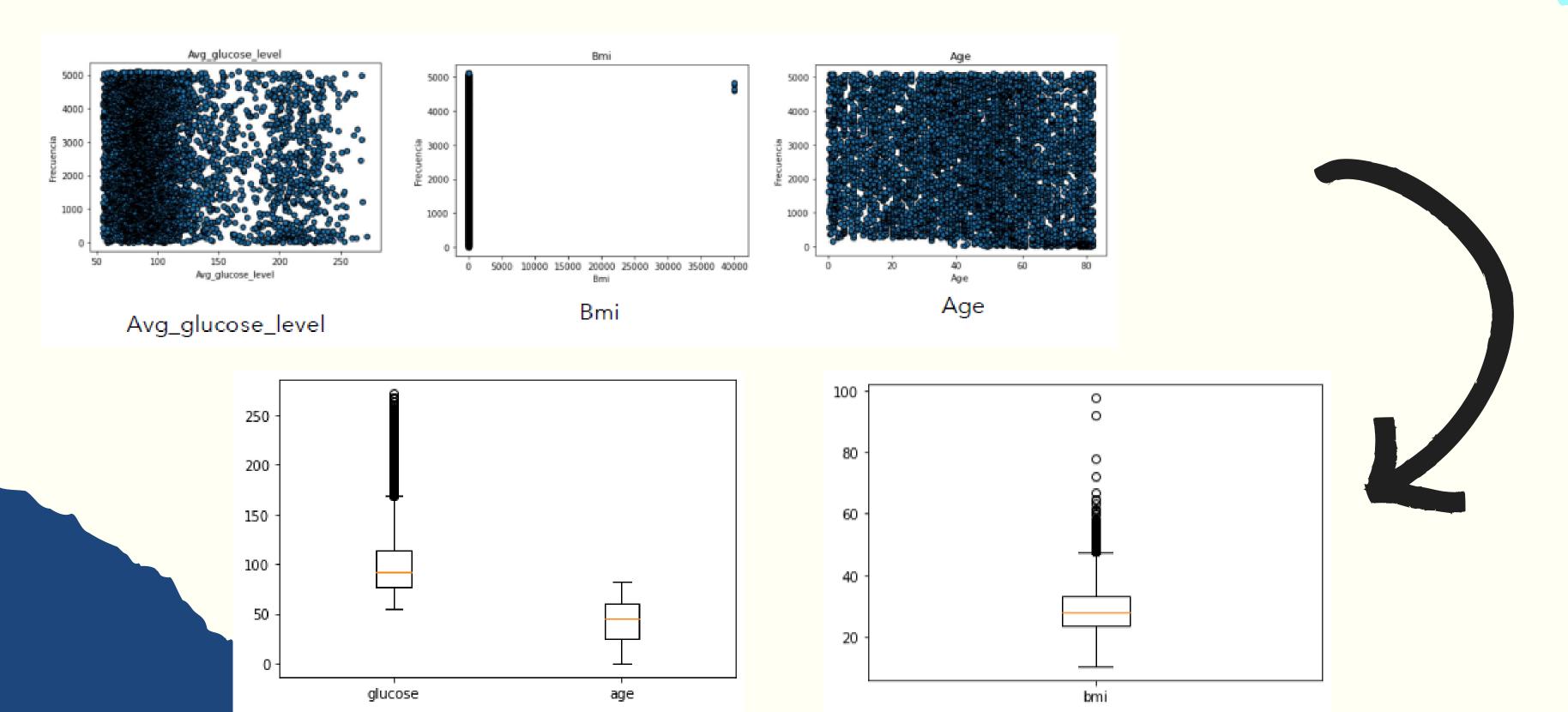




# Correcciones

- Gráfico de cajas en lugar de gráficos de dispersión
- Prueba estadística
- Set de prueba, validación y prueba

# Corrección 1: Gráfico de caja



### Corrección 2: Prueba estadística

Test de Wilcoxon: Compara las clasificaciones ordenadas de las muestras. Es adecuado para evaluar la efectividad de técnicas de clasificación, comparando así la precisión promedio de los modelos.

H0: u1 = u2 Donde u1 es el puntaje promedio del modelo entrenado con undesampling y

H1: u1 ≠ u2 u2 es el puntaje promedio del modelo entrenado con oversampling

Con un nivel de significancia del 5% y un valor p de 0,00195



Hay evidencias estadisticas para rechazar la hipótesis nula



Conclusion: Se escoge el modelo con underampling

### Corrección 3: Métricas para los algoritmos

#### Set de entrenamiento

#### **RFC**

Exactitud: 1.0 Precision: 1.0 Sensibilidad: 1.0 F1 Score: 1.0

AUC: 1.0

Especificidad: 1.0

ROC: 1.0

#### **SVM**

Exactitud: 0.7691 Precision: 0.7384 Sensibilidad: 0.8179 F1 Score: 0.7761

AUC: 0.7702

Especificidad: 0.7224 ROC: 0.7701704867006225

#### Set de validación

Exactitud: 0.9846 Precision: 0.9712 Sensibilidad: 1.0 F1 Score: 0.9854

AUC: 0.9839

Especificidad: 0.9677 ROC: 0.9838709677419355

Exactitud: 0.7894 Precision: 0.782 Sensibilidad: 0.8261

F1 Score: 0.8035

AUC: 0.7878

Especificidad: 0.7495 ROC: 0.7877746610565686

#### Set de prueba

Exactitud: 0.9876 Precision: 0.9764 Sensibilidad: 1.0 F1 Score: 0.9881

AUC: 0.9874

Especificidad: 0.9747 ROC: 0.9873551106427818

Exactitud: 0.7667 Precision: 0.7547 Sensibilidad: 0.8056

F1 Score: 0.7793

AUC: 0.7658

Especificidad: 0.726 ROC: 0.7658334367973072

#### Siguientes dos algoritmos

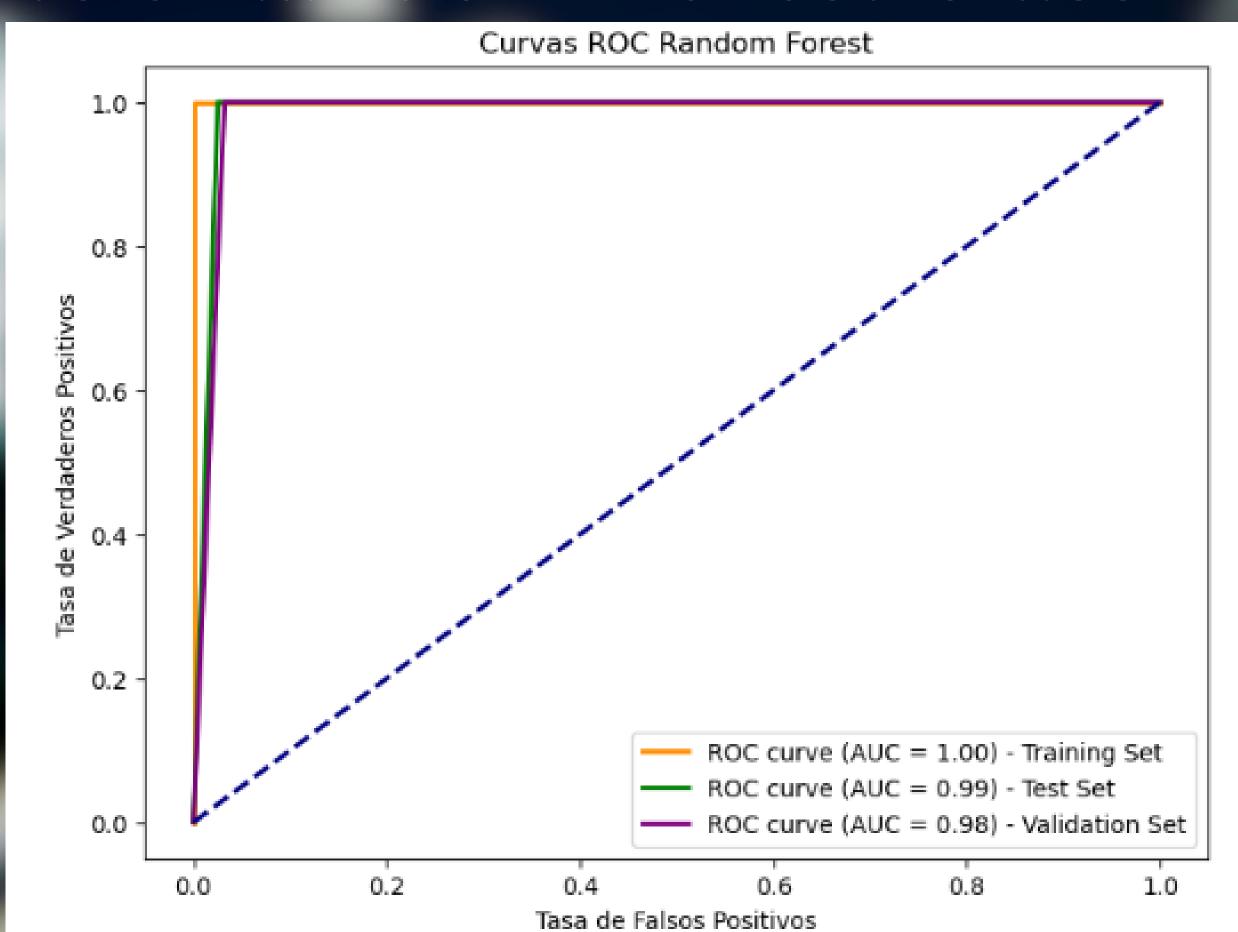
- Regresión Logística: Algoritmo simple que tiene capacidad de manejar muchos datos y es fácil de interpretar.
- Redes Neuronales Artificiales (ANN): Modelo no visto en clase. Capaz de modelar relaciones complejas en los datos y también es capaz de trabajar con grandes cantidades de estos. Este algoritmo usa capas ocultas que permiten aprender características más complejas de los datos.

# Continuación 5. Algoritmos y mejor técnica de entrenamiento

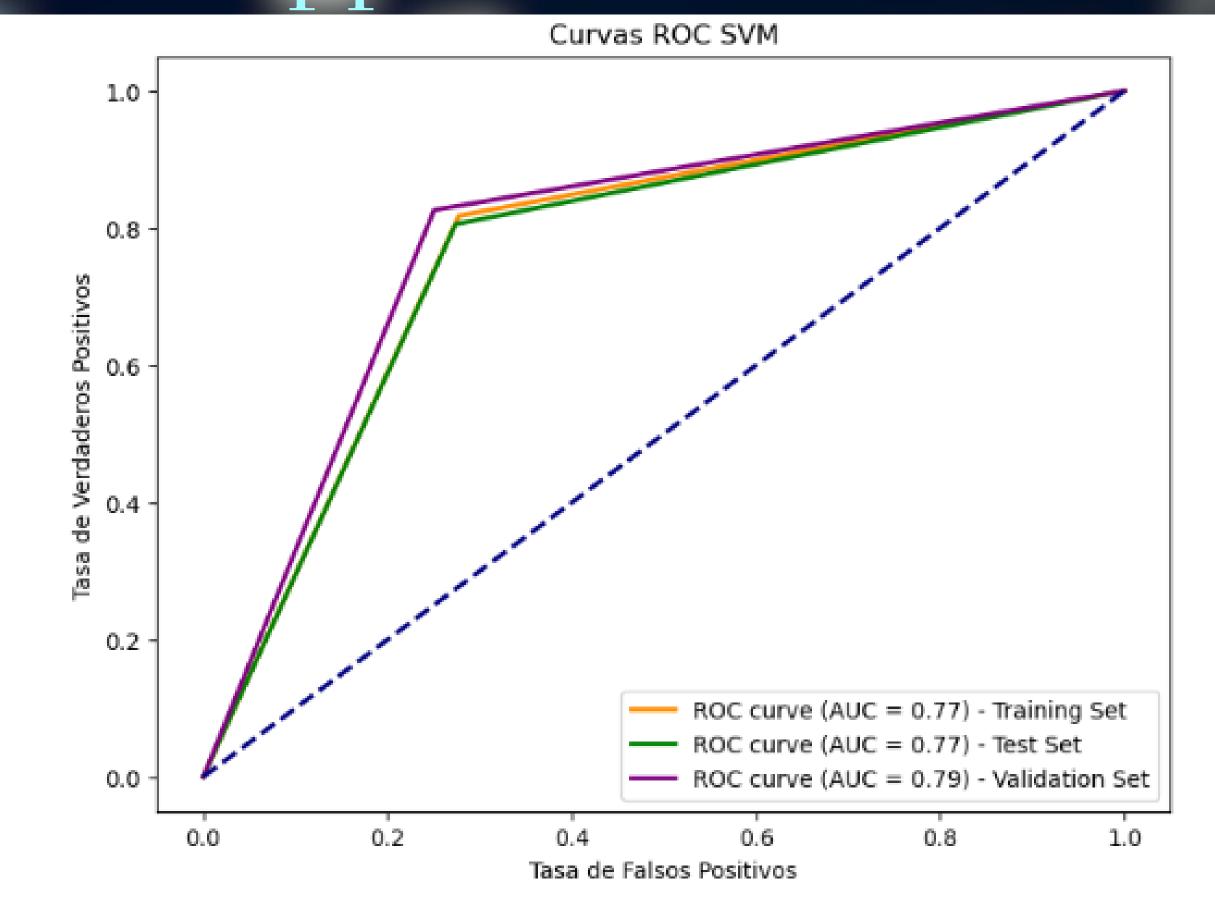
# Métricas de Evaluación y

curvas ROC

### ROC Random Forest Classifier



### ROC Support Vector Machines



# Regresión Logistica

#### Set de entrenamiento

Exactitud: 0.7343 Precision: 0.7073

Sensibilidad: 0.7793

F1 Score: 0.7416

AUC: 0.7352

Especificidad: 0.6912 ROC: 0.7352472410865873

### Set de validación

Exactitud: 0.7477 Precision: 0.7524

Sensibilidad: 0.7688

F1 Score: 0.7605

AUC: 0.7468

Especificidad: 0.7247

ROC: 0.7467529431765056

### Set de prueba

Exactitud: 0.7467 Precision: 0.7335

Sensibilidad: 0.7925

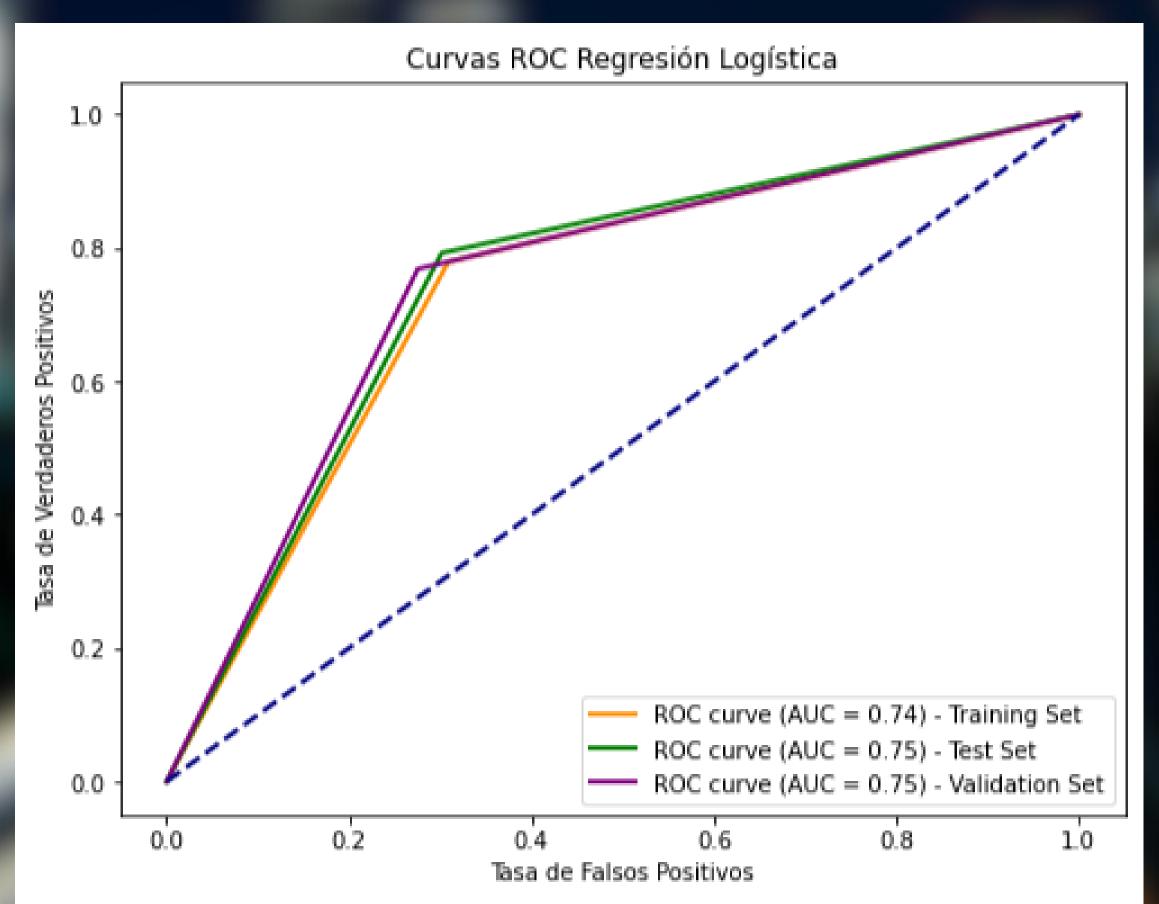
F1 Score: 0.7619

AUC: 0.7456

Especificidad: 0.6986 ROC: 0.7455889859151043



### Regresión Logística: Curvas ROC



### Redes Neuronales Artificiales (ANN)

#### Set de entrenamiento

Exactitud: 0.8474 Precision: 0.8146

Sensibilidad: 0.8909

F1 Score: 0.851

AUC: 0.8483

Especificidad: 0.8058 ROC: 0.8483283814374646

### Set de prueba

Exactitud: 0.8445 Precision: 0.8214

Sensibilidad: 0.8892

F1 Score: 0.854

AUC: 0.8435

Especificidad: 0.7977

ROC: 0.8434531711442691

#### Set de validación

Exactitud: 0.6102

Precision: 0.5725

Sensibilidad: 0.9951

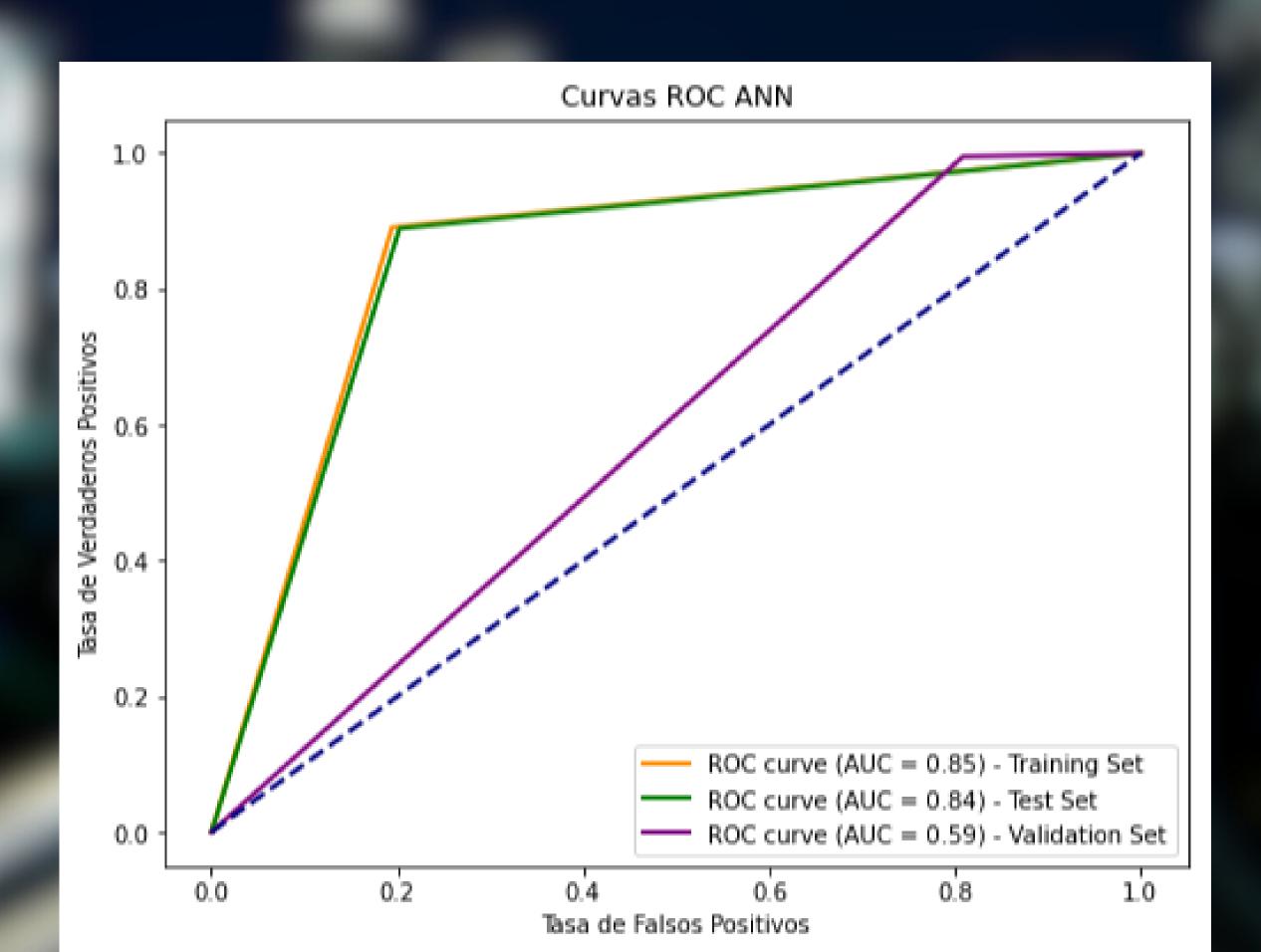
F1 Score: 0.7268

AUC: 0.5932

Especificidad: 0.1914

ROC: 0.5932285689999575

### Redes Neuronales Artificiales: Curvas ROC



### Costo de implementación

- Los costos de implementación del modelo están dados por varios factores que varían como: infraestructura, desarrollo e implementación.
- Ventajas:
  - Diagnóstico asistido
  - Detección temprana de afecciones
  - o Integración de modelos en el sistema
- Desventajas:
  - Costos elevados de integración
  - Modelo que soluciona una problemática muy específica



## GitHub

• https://github.com/ggvvmm/Proyecto-Analitica.git



### Conclusiones

- Se afirma que el modelo es exitoso, teniendo un porcentaje de predicción del 98% de exactitud y 97% de precisión; esto teniendo en cuenta que se eligió el modelo utilizado con Random Forest Classifier ya que fue el mejor en distintas caracteristicas
- Las mejores variables predictivas que ayudan a la importancia de la variable de respuesta "Stroke" son: la edad (age), el nivel promedio de glucosa (avg\_glucose\_level) e índice de masa corporal (Bmi)
- Se prefirió que el modelo sea sensible, ya que, al trabajar con temas de salud, puede ser riesgoso y se prefiere minimizar los falsos negativos

# Referencias

- Kuo, M. H., Chang, F. L., & Su, M. H. (2018). The benefits and challenges of applying big data in health care: A systematic review. Journal of nursing research, 26(3), 174-182. https://journals.lww.com/jnrtwna/Fulltext/2017/12000/The\_Lived\_Experience\_of\_Gynecologic\_Cancer.7.aspx
- Johnson, A. E., Stone, D. J., Celi, L. A., & Pollard, T. J. (2018). The MIMIC code repository: enabling reproducibility in critical care research. Journal of the American Medical Informatics Association.
  - https://academic.oup.com/jamia/article/25/1/32/4259424
- Gutierrez-Garcia, J. O. (2021). Datos de Entrenamiento, Validación y Prueba: ¿Cómo rearlos y qué objetivos tienen? Machine Learning. YouTube.
  - ``//www.youtube.com/watch?v=vdYzm4xC7mc

Moderal!