

• Laurentiu Deleanu • Ana Paula Postigo • Ignacio Zambudio •

# Modelo predictivo de retención y captación de talento

# OBJETIVO PRINCIPAL

**Nuestro modelo predictivo ha sido desarrollado con un objetivo claro: ayudar a IBM a identificar con anticipación qué empleados tienen una alta probabilidad de abandonar la organización.** Esta herramienta no solo permite entender los factores que inciden en la rotación, sino que también abre la puerta a estrategias personalizadas de retención y desarrollo de talento.

A lo largo de esta presentación, mostraremos cómo construimos este modelo, qué variables son más influyentes en la decisión de un empleado de irse, y cómo sus resultados pueden integrarse en la toma de decisiones empresariales.



# HERRAMIENTAS UTILIZADAS

1

- Python
- R Studio

2

- PowerBi
- Tableau
- Power Point
- Excel

3

- Kaggle
- GITHUB

4

- ChatGPT
- Machine Learning



# LIMPIEZA DE DATOS



## Data Base

Base de datos pública encontrada en Kaggle de IBM muy utilizada para modelos de attrition



## ETL

Se normalizaron datos ,se rellenaron valores nulos y se categorizaron para el modelo de machine learning elegido.

# ANÁLISIS EXPLORATORIO





# HR Analytics Dashboard

4 mil

Cantidad de Empleados

4.41 mil

Recuento de Attrition

36.92

Promedio de edad

7

avg Year at Company

9.19

avg km hasta trabajo

65.03 mil

Promedio de ganancia

JobRole	Suma de JobLevel
Sales Executive	1974
Research Scientist	1842
Laboratory Technician	1545
Manufacturing Director	891
Healthcare Representative	822
Manager	663
Research Director	531
Sales Representative	486
Human Resources	340
Total	9102

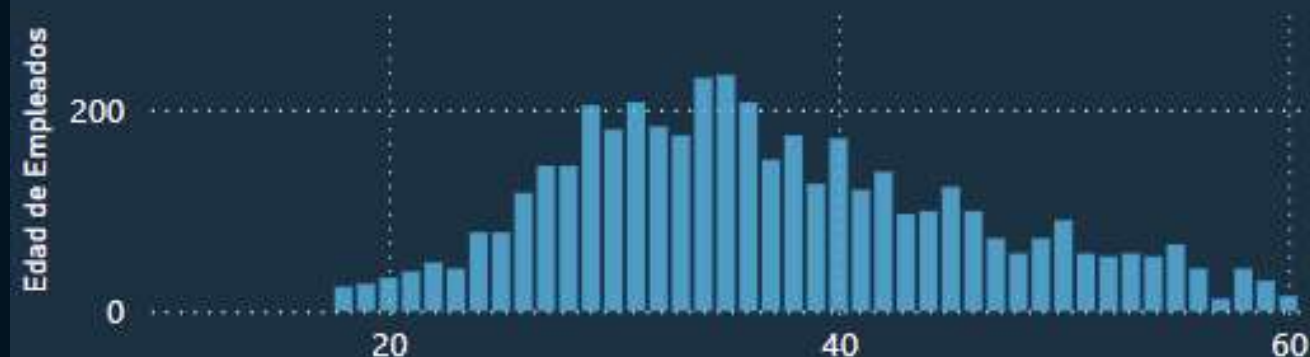


1.764 mil



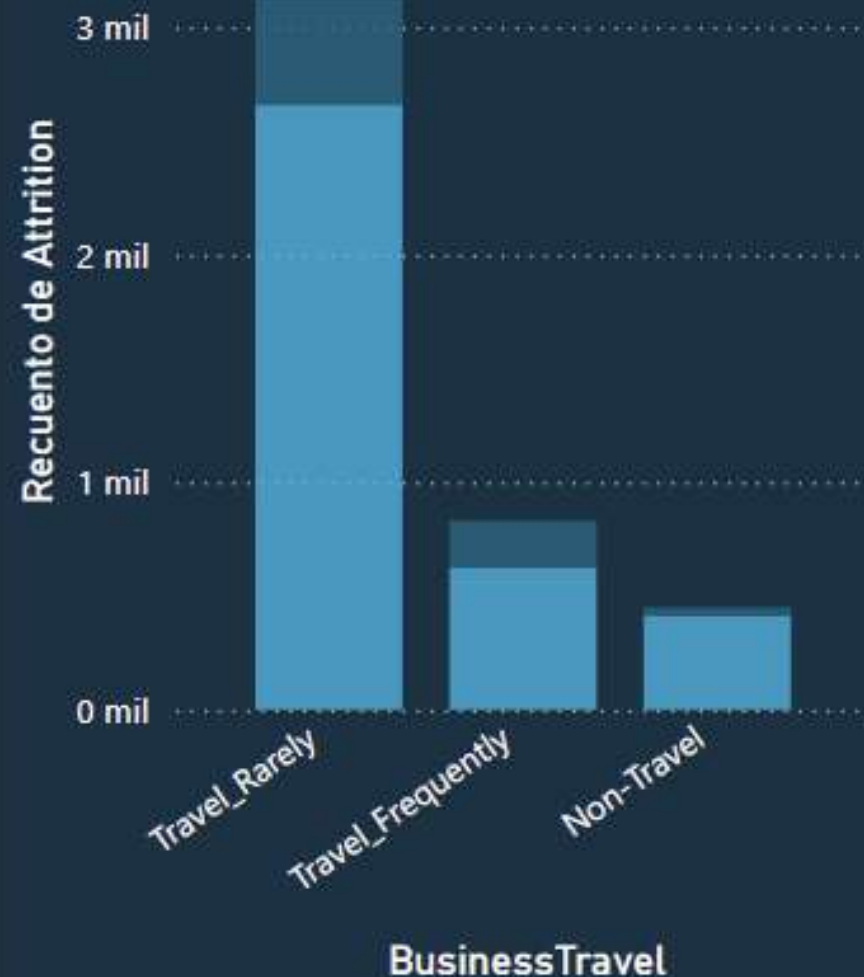
2.646 mil

## Edad de Empleados

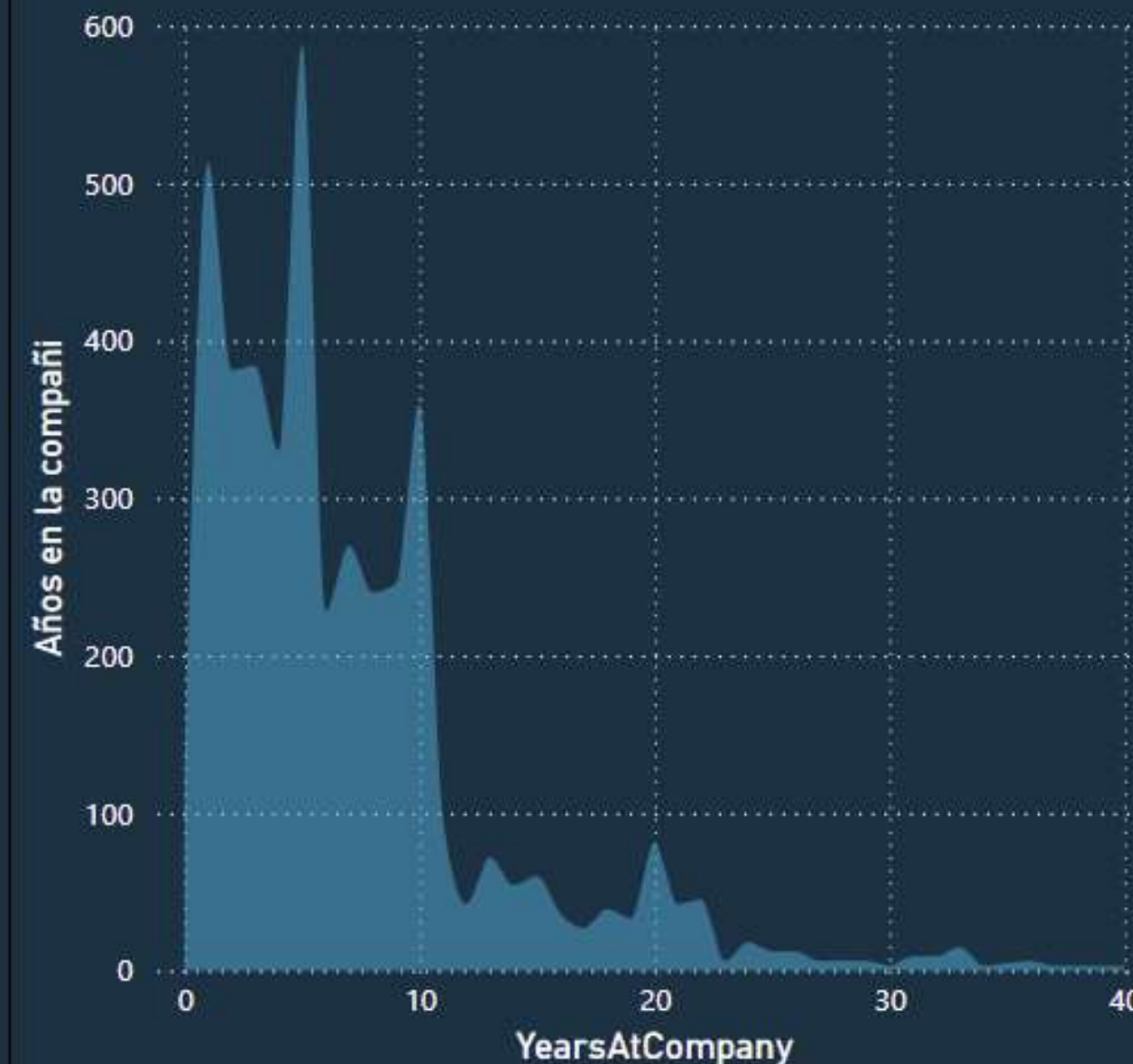


## Media de viajes

Attrition ● No ● Yes

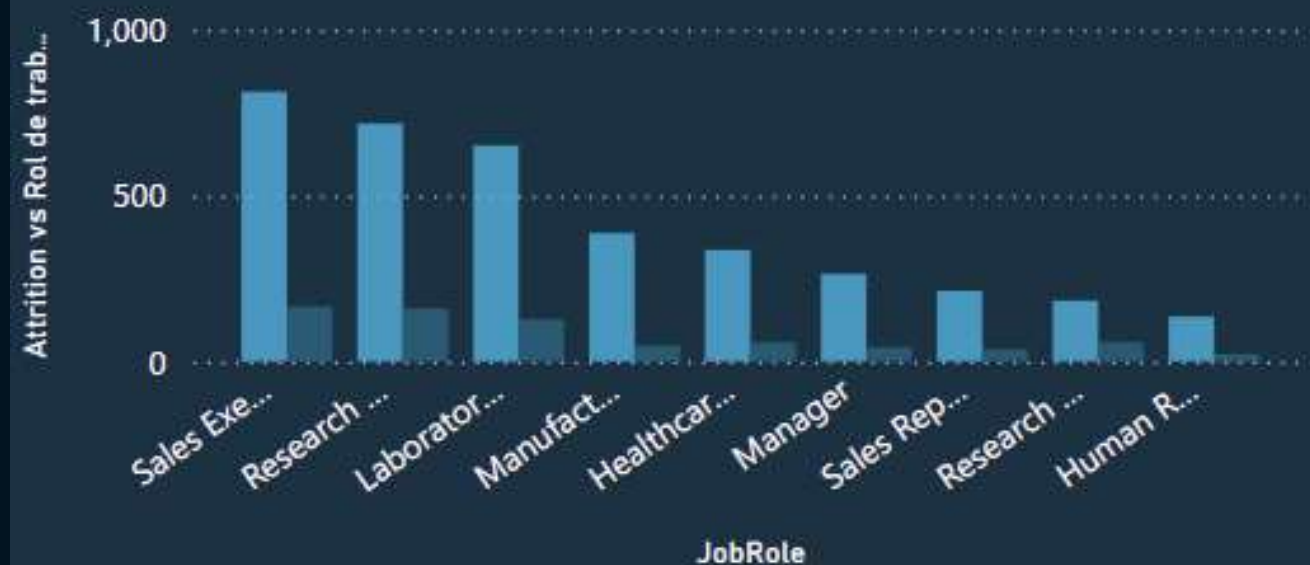


## Años en la compañía



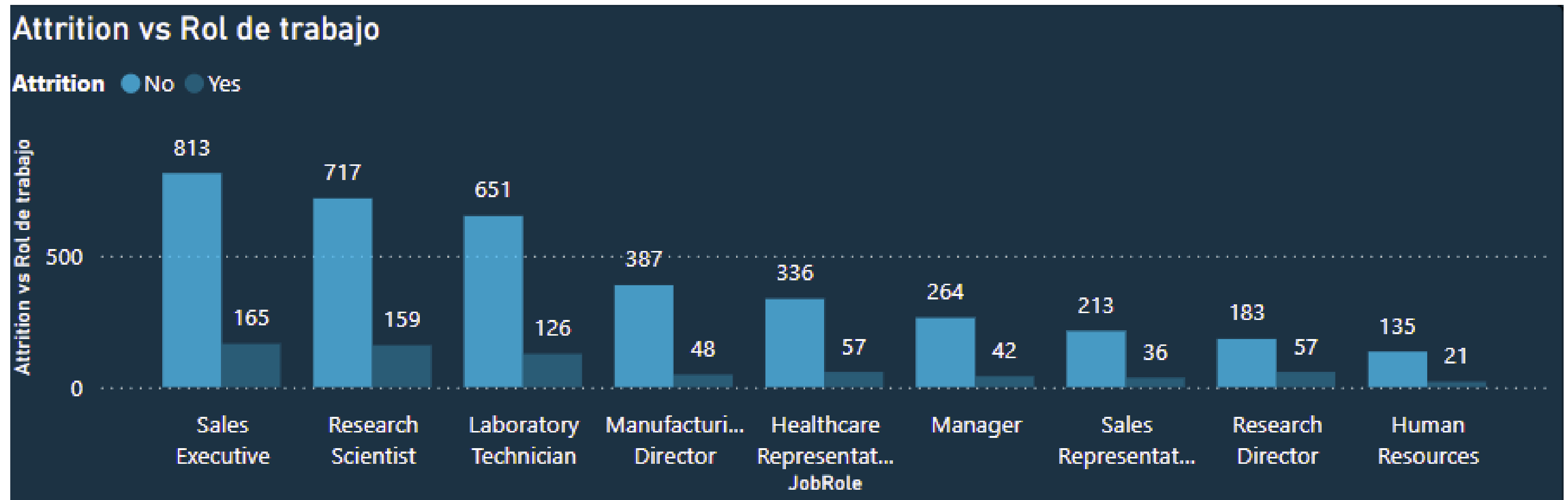
## Attrition vs Rol de trabajo por JobRole

Attrition ● No ● Yes



# Attrition vs JobRole

De forma común en todas las empresas podemos ver como los roles de trabajo y los diferentes departamentos se relacionan directamente con la satisfacción hacia el empleo que estamos desarrollando, lo que es determinante para que una persona se quede o no en una empresa.

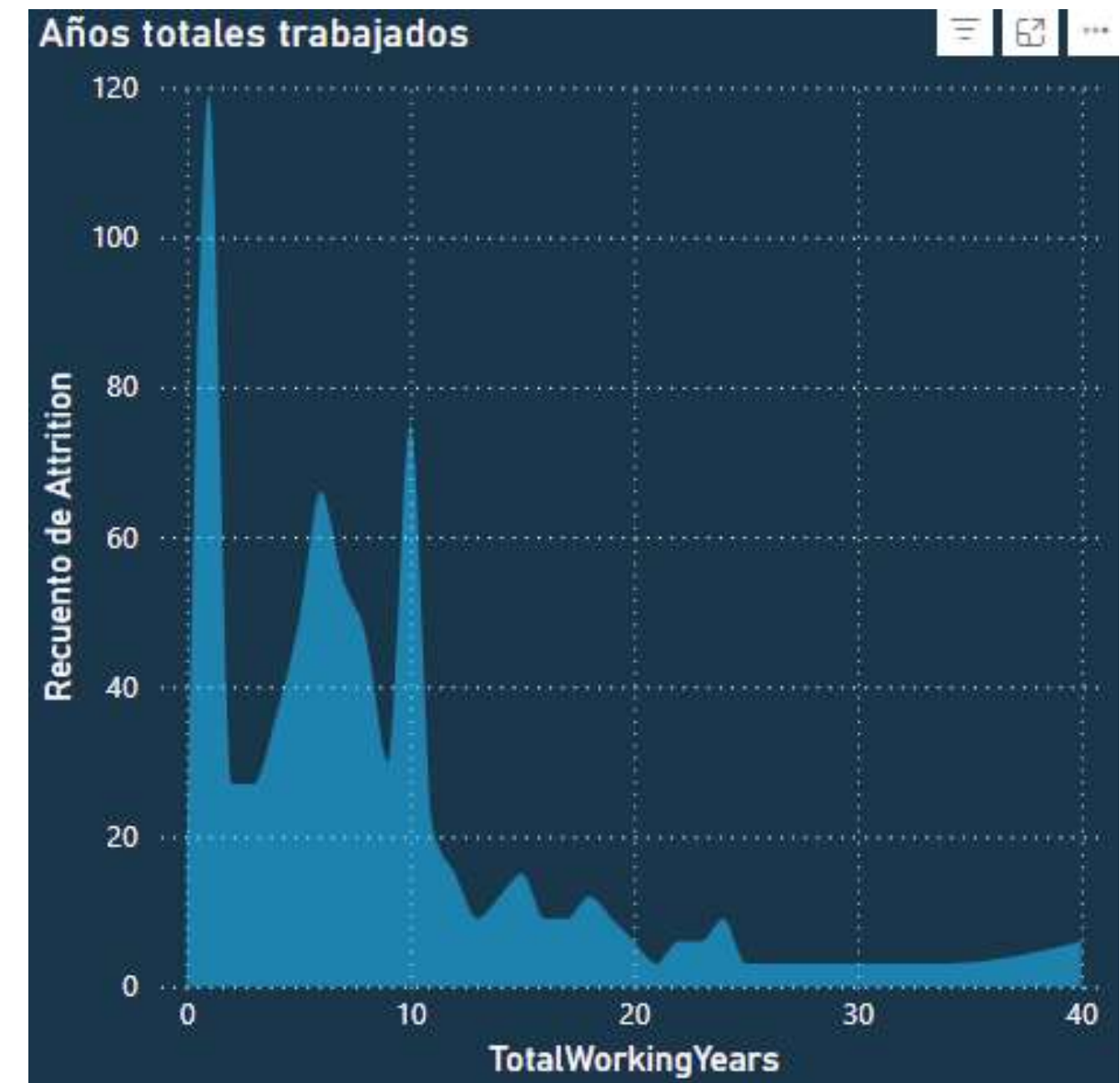




# Años trabajados en la compañía vs Años trabajados en total



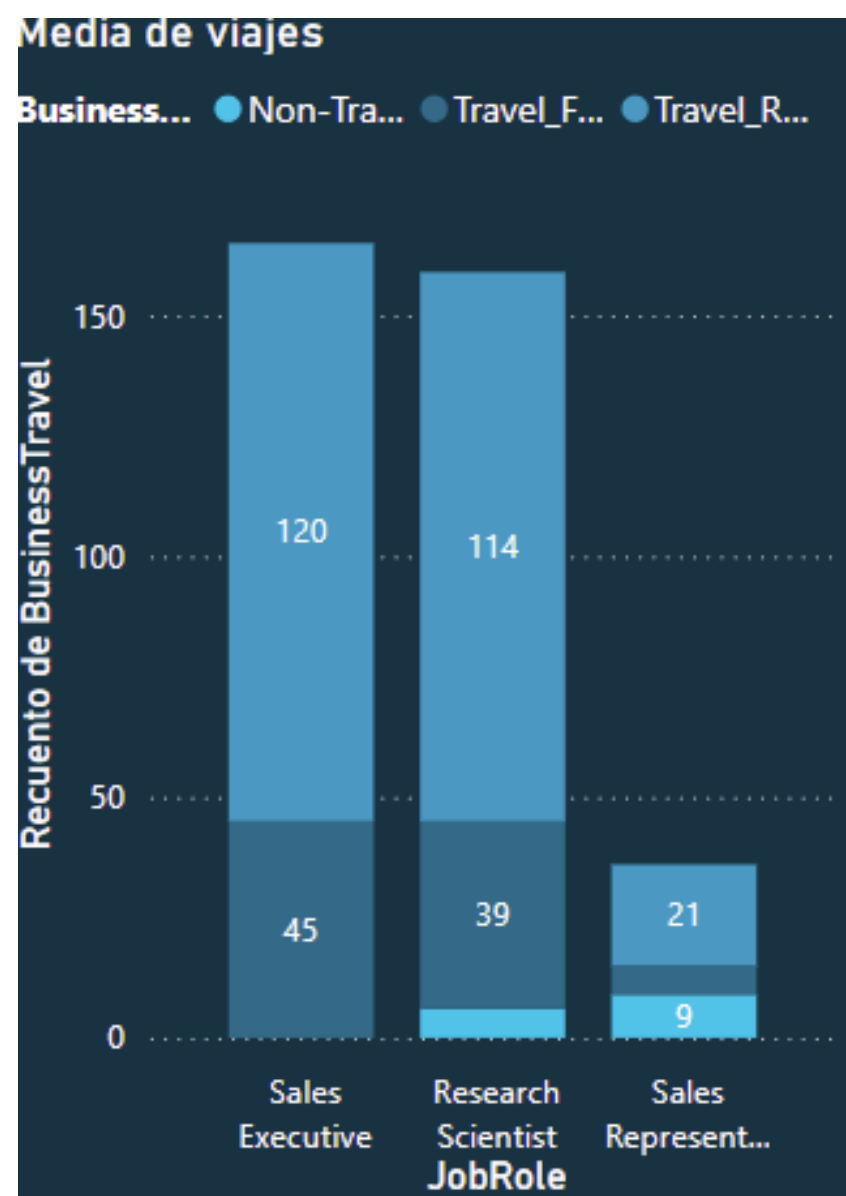
Existe una fuerte relación  
entre la experiencia  
laboral que tienen  
nuestros empleados al  
entrar a la empresa con  
los años que tardan en  
salir de ella



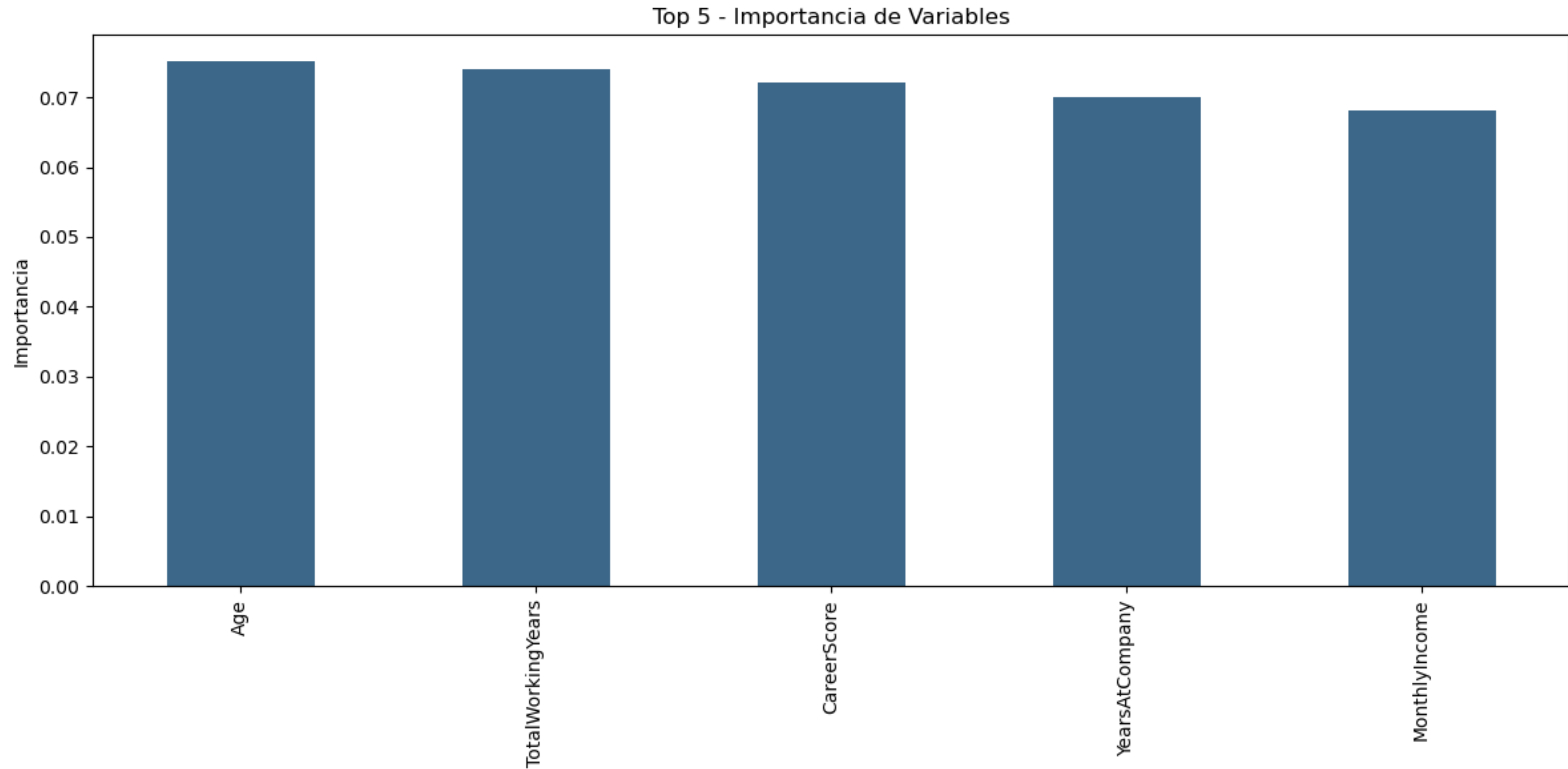


# Attrition vs BusinessTravel

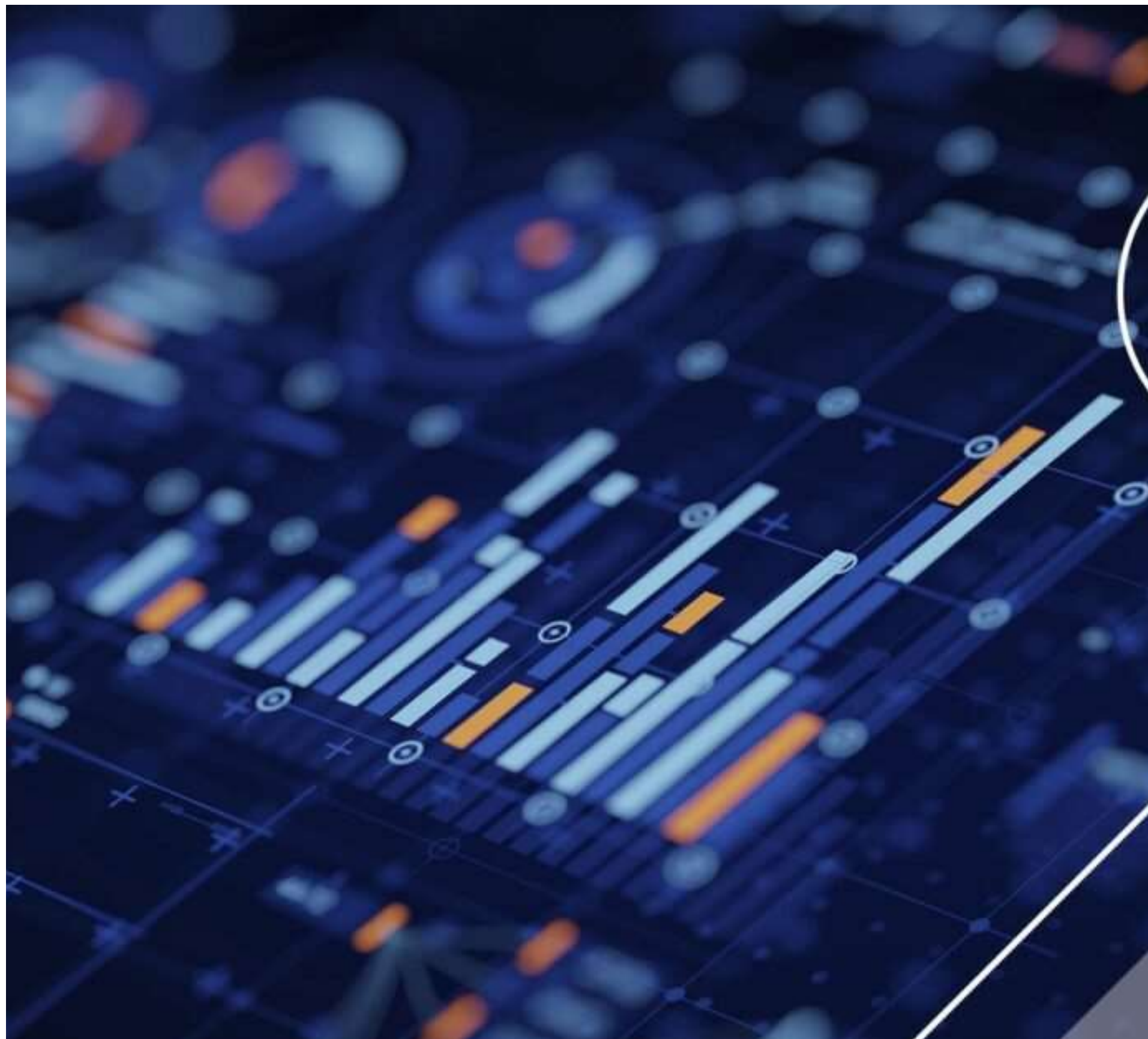
La última relación más importante que pudimos apreciar es la cantidad de viajes que suele hacer cada empleado, nos hemos dado cuenta que está muy focalizado por la cantidad de personas que se van por el rol de trabajo que tienen



# Variables más importantes







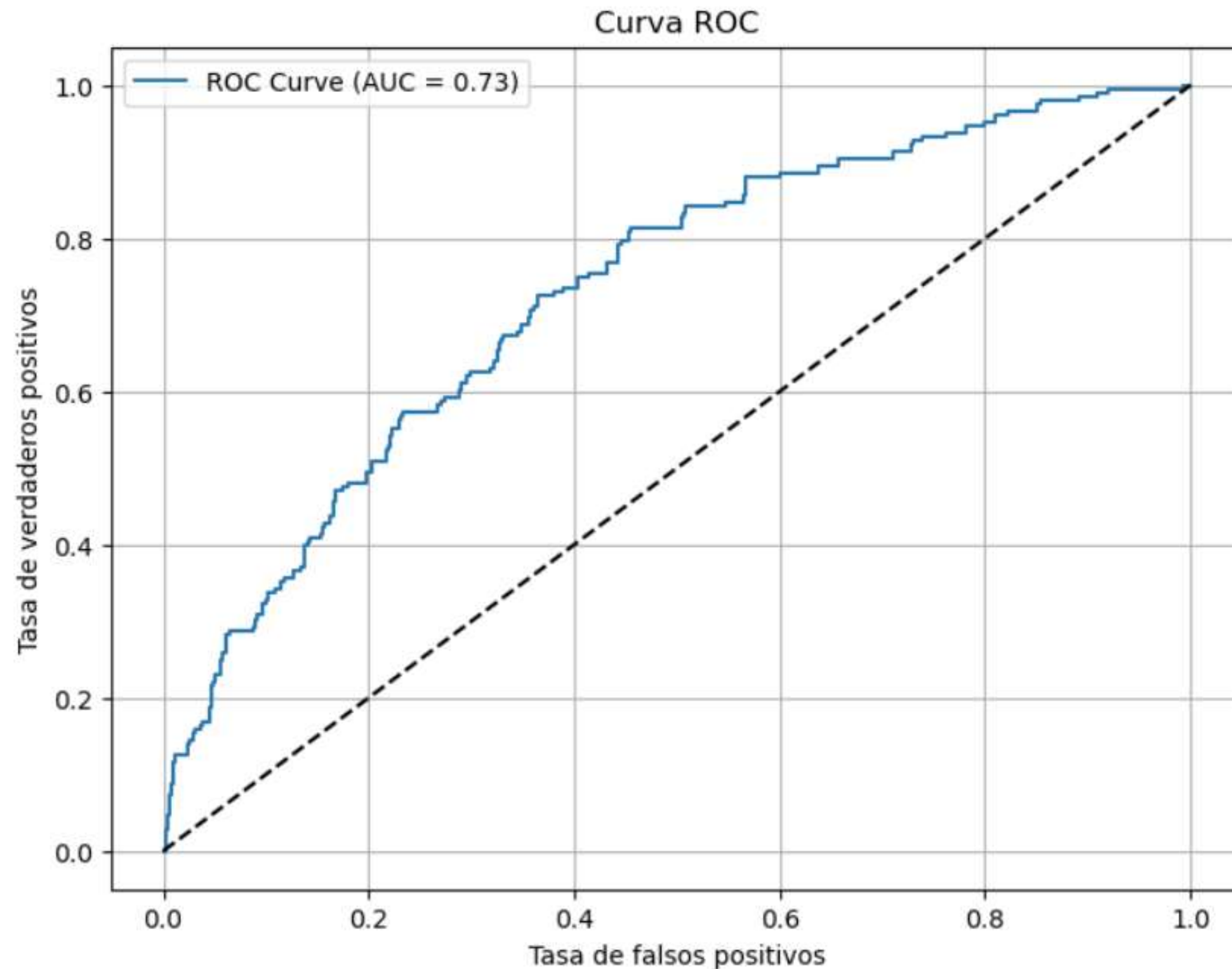
# ANÁLISIS PREDICTIVO

# TIPOS DE MODELOS PLANTEADOS

Modelos	Accuracy
XGBOOST	0.98
Regresión Logística	0.73
Random Forest Y PCA	0.98
Árbol de Decisión	0.97



# REGRESIÓN LOGÍSTICA



Es un modelo de clasificación dentro de los modelos supervisados que nos ayuda a predecir si un valor es 0 o 1, en nuestro caso es el modelo elegido ya que nos da una ACU más realista comparado con los otros modelos probados.

# CONCLUSIONES

## Experiencia

Habría que darle más prioridad a las personas que tengan entre 0-5 años de experiencia frente a las que tengan mayor experiencia laboral.

## Roles

Los roles de trabajo que más empleados pierden son: Sales Executive, Laboratory Technician, Research Scientist

## Viajes

Hemos concluido que las personas que viajan de manera intermitente son más propensas a irse de la empresa que las que viajan frecuentemente

## Género

Las mujeres son menos propensas a irse que los hombres.



# PRÓXIMOS PASOS



**Intentar dar más beneficios o más actividades para aumentar la satisfacción de los trabajadores en sus primeros años en la empresa**



**Intentar dar más bonos economicos y días de descanso a las personas que viajan más**



**Intentar hacer más actividades para reforzar el compañerismo en los roles de trabajo en los que no suelen quedarse.**



# GRACIAS