Proyecto 8: Modelo predictivo para la retención de empleados.

DAVID FRANCO
| DATA SCIENCE 2024



hack(io)

Objetivo y Herramientas

- Crear un modelo predictivo que permita identificar el riesgo que tiene un empleado para abandonar la empresa, interpretando los resultados y proponiendo estrategias de retención.
- Hemos utilizado imblearn, scikitlearn, Flask y streamlit.





- Cuesta un 33% del suelo anual del empleado saliente.
- Lleva de 8 a 12 semanas sustituir a un trabajador calificado.
- Y entre 1 y 2 meses para que pueda ser productivo.
- Datos para Estados Unidos de la Society for Human Resource Management (SHRM)



Presentación de la empresa

Por los puestos, podríamos pensar que se dedica a la manufactura de productos del sector farmacéutico (técnicos de laboratorio, I+D, ventas...), un sector valorado en \$100 billones de dólares en la India.

De acuerdo con el conjunto de datos, tendrían 4.410 empleados, aunque el análisis exploratorio sugiere que, sin los duplicados, serían unos 1.500.

Sus empleados tienen en 18 y 60 años, algunos de ellos con hasta 40 años en la empresa, lo que sugiere tiene una larga trayectoria.

Más de un 60% se dedica a puestos relacionados a I+D, y un 73% tiene formación en carreras de ciencias de la salud.

El 60% son hombres. Viven a una media de 10km de la empresa.

Perfil de los empleados



550

Ingreso mediano mensual en euros (₹49.000) En el país, son de media 362€.

2,7

Satisfacción media con el ambiente, el trabajo y el equilibrio vida-trabajo.

11

Años promedio en la empresa

(37

Edad promedio





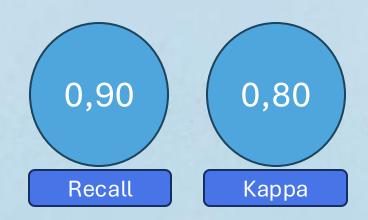
Resumen de los modelos probados el problema de clasificación

Modelo	Duplicados	Encoding	Outliers	Estandarización	Desbalanceo	Mejor modelo	Recall	Карра
1	Se mantienen	Catboost	42 eliminados	Standard	No gestionado	XGBoost	1/0.97	1/0.88
2	Se eliminan	Target	16 eliminados	Standard	No gestionado	GradientBoost	1/0.83	0.99/0.24
3	Se eliminan	Target	16 eliminados	Standard	59%-41%	Random Forest	0.95/0.88	0.89/0.75
4	Se eliminan	Catboost	13 eliminados	Standard	59%-41%	XGBoost	1/0.86	1/0.71
5	Se eliminan	Target	15 eliminados	Standard	50-50%	Decision Tree	0.96/0.79	0.93/0.57



Decision Tree: dónde preferimos el error.

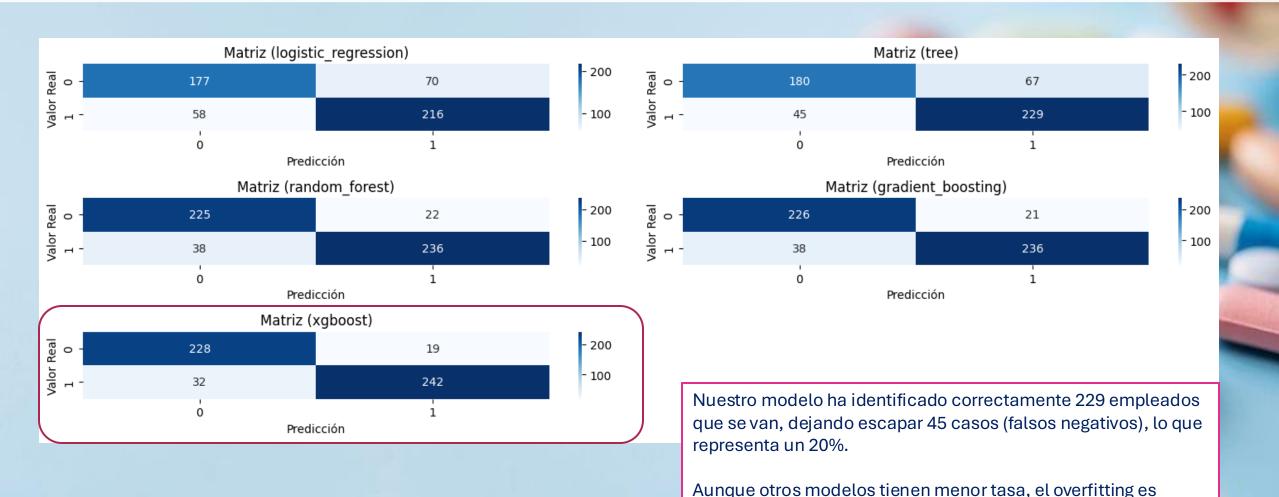
- Nos interesa priorizar el recall, minimizando los Falsos Negativos. Preferimos que el modelo nos diga que un empleado se marchará de la empresa aunque finalmente no sea así, pero queremos evitar el error (Falso Negativo) de decir que se queda cuando finalmente se acabará yendo.







Matrices de confusión

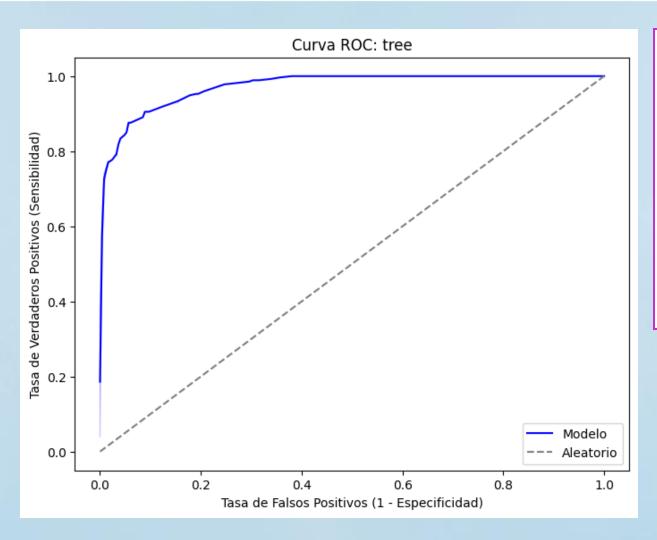


mayor y podría inducir a otros costes innecesarios para evitar

renuncias que, realmente, no lo iban a ser.



Curva ROC



- Recall alto (FPR): Detecta correctamente a la mayoría de los empleados que se van.
- Especificidad (TPR): Aunque no se prioriza aquí, la baja tasa de falsos positivos sugiere que el modelo también es bueno clasificando correctamente a los empleados que se quedan.



Gráfica SHAP



Variables importantes

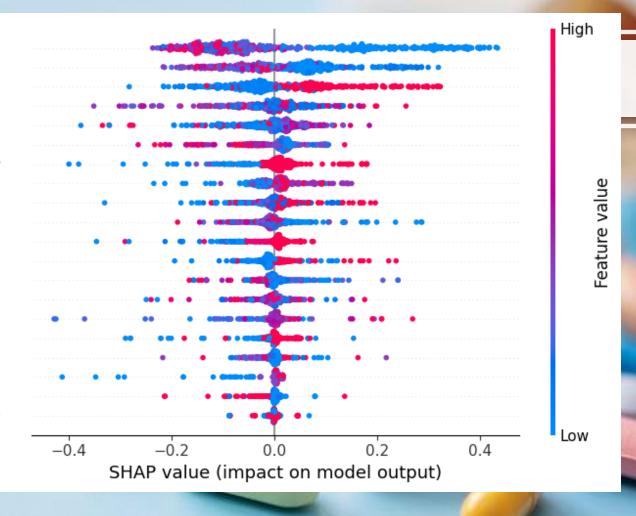
Cuantos más años en la empresa y con el mismo jefe, es más probable quedarse.

Una mayor distancia desde casa y estar soltero aumentan la probabilidad de dimitir.

La satisfacción con el ambiente y el trabajo afectan la probabilidad de quedarse o no.

En los sueldos no se muestra una tendencia demasiado clara, aunque se inclina a menores sueldos, mayores probabilidades.

YearsWithCurrManager standard YearsAtCompany_standard MáritalStatus NumCompaniesWorked standard DistanceFromHome standard TotalWorkingYears standard TrainingTimesLastYear JobSatisfaction lobLevel PercentSalaryHike_standard EducationField EnvironmentSatisfaction MonthlyIncome_standard Age standard JobRole Department YearsSinceLastPromotion standard BusinessTravel JobInvolvement Gender



Menos importantes

La edad, el género, el departamento y el puesto cambian poco la probabilidad. Las puntuaciones en el trabajo o los años desde la última promoción no parecen tener una tendencia clara.





hack(io)