Modelo predictivo de días de estancia hospitalaria como herramienta para la optimización de recursos

Proyecto integrador

Inspira Crea Transforma

Gustavo Rubio Juan Pablo Bertel Gustavo Jerez



Planteamiento del problema

El objetivo principal del proyecto es estimar la duración de la estancia hospitalaria de los pacientes en función de variables clínicas y operativas. La estancia hospitalaria es un indicador clave de la eficiencia hospitalaria y está asociada a costos, uso de recursos y calidad de atención. Este análisis tiene el potencial de optimizar la gestión hospitalaria y prever necesidades operativas

¿Cómo podemos predecir la duración total de la estancia hospitalaria de un paciente utilizando información clínica y operativa disponible durante las primeras 24 horas de la admisión del paciente?



Metodología CRISP-DM





Arquitectura



Etapa 1- Asegurar la calidad del dataset

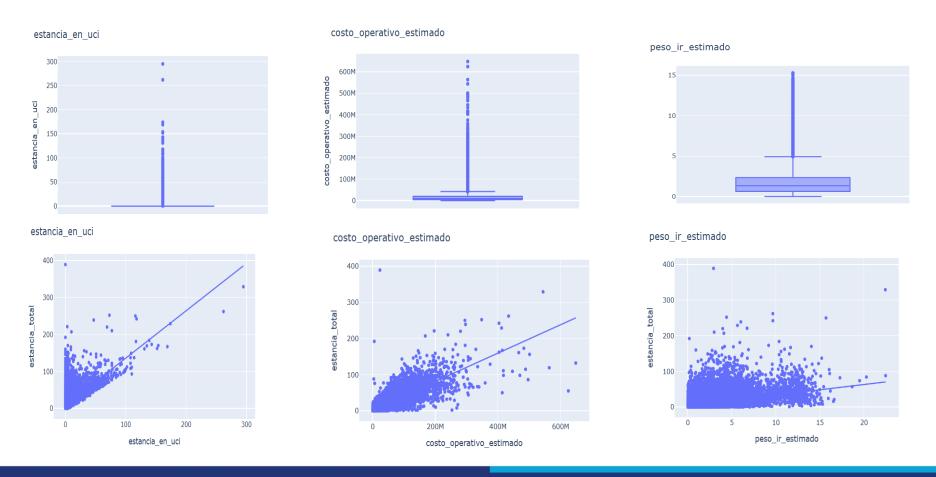
- Definición de variables de modelación y variable de respuesta
- Separación de variables numéricas y categóricas para análisis
- Limpieza de texto en variables categóricas
- Eliminación de registros nulos y duplicados

	estancia_en_uci	edad	costo_operativo_estimado	peso_ir_estimado
count	78052.000000	78052.000000	7.805200e+04	78052.000000
mean	1.458335	41.395711	1.743718e+07	1.820014
std	5.720490	27.512572	2.576580e+07	1.777316
min	0.000000	0.000000	2.296900e+02	0.000000
25%	0.000000	15.000000	4.607076e+06	0.636500
50%	0.000000	41.000000	9.537359e+06	1.360200
75%	0.000000	65.000000	1.942217e+07	2.404025
max	295.000000	128.000000	6.484755e+08	22.457400

	estancia_en_uci	edad	costo_operativo_estimado	peso_ir_estimado	estancia_total
estancia_en_uci	1.000000	0.000672	0.674788	0.527176	0.594789
edad	0.000672	1.000000	0.072235	0.069794	0.050194
costo_operativo_estimado	0.674788	0.072235	1.000000	0.497779	0.816013
peso_ir_estimado	0.527176	0.069794	0.497779	1.000000	0.424316
estancia_total	0.594789	0.050194	0.816013	0.424316	1.000000

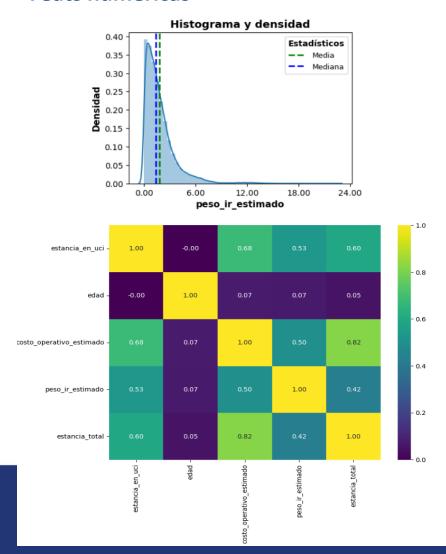


Etapa 2 - Análisis exploratorio de datos Feats numéricas





Etapa 2 - Análisis exploratorio de datos Feats numéricas

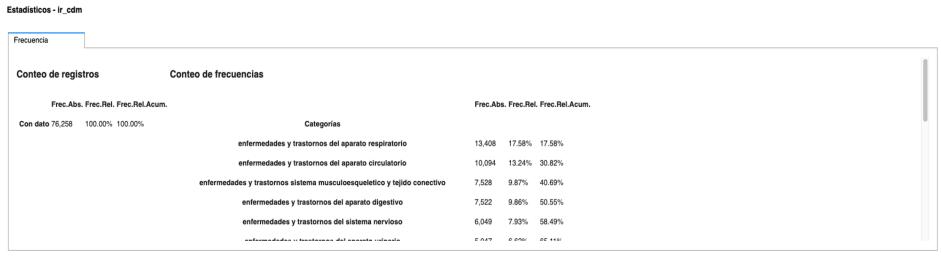


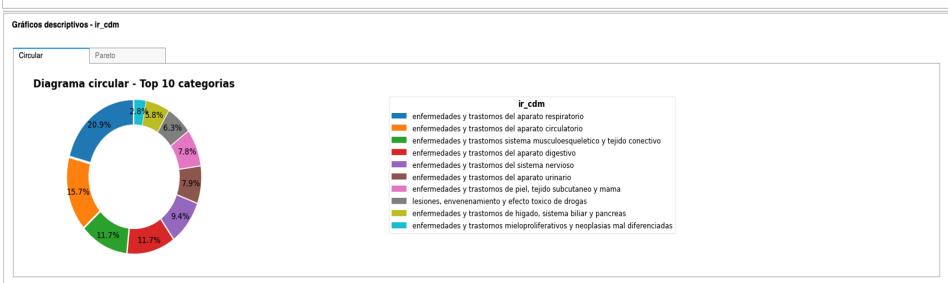
Frecuencia	TC y P	osición	Dispersión y Forma	Normalidad
Tendencia cent	ral	Posición		
	Resultado		Resultado	
Medida		Medida		
Moda	0.23	Mínimo	0.00	
Media	1.83	Percentil 1	0.03	
Media Armónica	0.00	Percentil 5	0.13	
Media Geométrica	0.00	Percentil 10	0.25	
Media Cuadrática	2.56	Percentil 25	0.64	
Media Trunc.(5%)	1.62	Percentil 50	1.37	
Media IQ	1.42	Percentil 75	2.42	
Media Wins.(5%)	1.73	Percentil 90	3.86	
Trimedia	1.45	Percentil 95	5.23	
Mediana	1.37	Percentil 99	8.56	
Mid Range	11.23	Máximo	22.46	
Mid Hinge	1.53			



Etapa 2 - Análisis exploratorio de datos

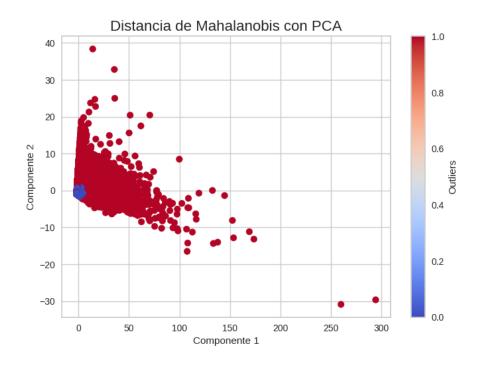
Feats categóricas





Etapa 3 - Ingeniería de características

Remover outliers de feats numéricas



¿Por qué no utilizar la distancia de Mahalanobis?



Etapa 3 - Ingeniería de características

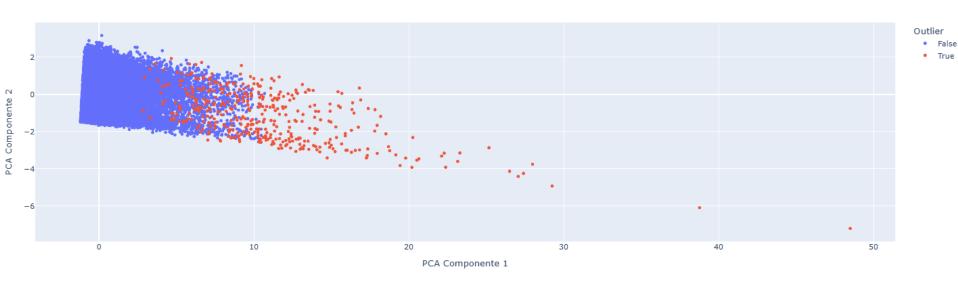
Remover outliers de feats numéricas

DBSCAN

DBSCAN Clustering (Proyección PCA)

Resultados de DBSCAN:

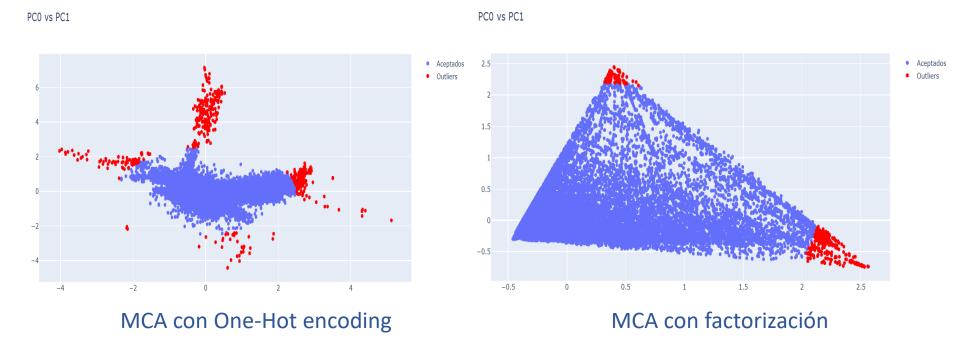
Coeficiente de Silueta: 0.8264040136567306 Índice de Davies-Bouldin: 0.5889918342636833



Etapa 3 - Ingeniería de características

Remover outliers de feats categóricas

Multiple Correspondence Analysis (MCA)





Etapa 3 - Ingeniería de características Remover outliers calculados

Outliers de variables numéricas - Mahalanobis: 4450

Outliers de variables numéricas - DBSCAN: 406

Outliers de variables categóricas - One Hot: 2092

Outliers de variables categóricas - Factorización: 2561

Registros del dataset inicial: 76258

Registros del dataset sin outliers: 71228

Porcentaje de datos removidos como outliers: 6.6%

	estancia_total
count	71228.000000
mean	9.174426
std	9.826989
min	0.000000
1%	0.000000
10%	2.000000
20%	3.000000
25%	3.000000
40%	5.000000
50%	6.000000
75 %	11.000000
90%	21.000000
95%	30.000000
99%	54.000000
max	54.000000

También se acota la variable de respuesta por encima percentil 99 (Winsorizing)



Etapa 4 - Preparación de los datos

- Particionar el dataset

Porcentaje de datos en partición train: 90.0% - registros: 64105 Porcentaje de datos en partición test: 10.0% - registros: 7123

- Reemplazar moda en categorías con poca frecuencia
- Estandarizar datos de entrenamiento
- Validar multicolinearidad en data de entrenamiento

	Variable	VIF
0	ir_cdm	1.181699
1	ir_grd_base	2.939995
2	nivel_de_complejidad	2.304809
3	procedimiento_principal	1.592875
4	diagnostico_principal	1.322133
5	estancia_en_uci	2.112041
6	edad	1.038850
7	costo_operativo_estimado	2.187669
8	peso_ir_estimado	1.956964



Etapa 5 - Entrenamiento del modelo

Torneo de modelos

Torneo 3: Removiendo outliers en todo el dataset - Mejor torneo

· Feats numéricas: DBSCAN

Feats categoricas: MCA con factorización y One-Hot

· Estandarización: StandardScaler

• Regularización target encoding: 1

Acotación de feat target: Si

	Model	MAE	MSE	RMSE	R2	RMSLE	MAPE	TT (Sec)
rf	Random Forest Regressor	3.2918	24.3708	4.9362	0.7489	0.5008	0.6081	5.8130
knn	K Neighbors Regressor	3.5773	29.2414	5.4071	0.6987	0.5381	0.6440	0.3620
Ir	Linear Regression	3.6818	30.6978	5.5400	0.6838	0.5475	0.6930	0.3280
ridge	Ridge Regression	3.6818	30.6978	5.5400	0.6838	0.5475	0.6930	0.0160
lasso	Lasso Regression	3.8024	32.5426	5.7040	0.6648	0.5641	0.7645	0.0160
dt	Decision Tree Regressor	4.5544	48.4978	6.9629	0.5006	0.6818	0.7782	0.1380



Regresión lineal

OLS Regression Results

_____ Dep. Variable: estancia total R-squared: Model: 0LS Adj. R-squared: 0.683 Method: F-statistic: Least Squares 1.537e+04 Date: Sun, 01 Dec 2024 Prob (F-statistic): 0.00 Time: 17:17:54 Log-Likelihood: -2.0060e+05 No. Observations: 64105 AIC: 4.012e+05 Df Residuals: 64095 BIC: 4.013e+05

Df Model: 9
Covariance Type: nonrobust

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]		
const	9.1748	0.022	419.998	0.000	9.132	9.218		
x1	0.2947	0.032	9.283	0.000	0.232	0.357		
x2	-0.1826	0.022	-8.202	0.000	-0.226	-0.139		
x3	6.6736	0.032	206.548	0.000	6.610	6.737		
x4	-0.2395	0.031	-7.836	0.000	-0.299	-0.180		
x5	-0.1745	0.024	-7.347	0.000	-0.221	-0.128		
х6	0.4636	0.037	12.377	0.000	0.390	0.537		
x7	0.0004	0.033	0.012	0.991	-0.065	0.065		
x8	1.0777	0.028	39.088	0.000	1.024	1.132		
x9	1.3475	0.025	53.647	0.000	1.298	1.397		
========								
Omnibus:		13791.	735 Durbin	-Watson:		2.000		

 Omnibus.
 13/91.733
 Darlin-Watson.
 2.000

 Prob(Omnibus):
 0.000
 Jarque-Bera (JB):
 130949.994

 Skew:
 0.766
 Prob(JB):
 0.00

 Kurtosis:
 9.832
 Cond. No.
 4.11

Mean Squared Error: 5.528730935339455

R^2 Score: 0.6812341378235647

Mean Squared Error Traim: 5.506468327398332

R^2 Score: 0.6831368000142211



Regresión polinómica x255 0.017 -0.746 0.456 -0.0125 x256 -0.0407 -4.012 0.000 0.010 x257 -0.0723 0.028 -2.5600.010 Cross-Validation RMSE para polinomio de grado: 3: [5.08447335 5.12517997 4.99600152 5.05107016 5.05102584] x258 0.0843 0.020 4.279 0.000 RMSE promedio: 5.0616 x259 0.0414 0.025 1.656 0.098 x260 -0.11430.029 -4.005 0.000 Desviación estandar de RMSE: 0.0426 x261 0.0786 0.028 2.767 0.006 x262 -0.0136 0.034 -0.402 0.687 x263 -0.13510.011 -12.7270.000 Test MAE: 3.4588 x264 -0.0042 0.028 -0.1530.878 Test RMSE: 5.1448 x265 -0.0094 0.023 -0.403 0.687 Test R-squared: 0.7255 x266 -0.0509 0.005 -10.4440.000 x267 0.0199 0.017 1.200 0.230 OLS Regression Results x268 -0.0519 0.012 -4.414 0.000 _____ x269 -0.0049 0.012 -0.4190.675 Dep. Variable: estancia total R-squared: x270 0.1334 0.037 3.623 0.000 Model: Adj. R-squared: 0.739 x271 0.0464 0.029 1.617 0.106 Method: Least Squares F-statistic: 834.6 x272 0.0189 0.034 0.550 0.582 Date: Sun, 01 Dec 2024 Prob (F-statistic): x273 0.1076 0.012 9.039 0.000 x274 -0.0267 0.025 -1.086 0.278 Time: 23:43:30 Log-Likelihood: -1.9432e+05 x275 0.0658 0.017 3.823 0.000 No. Observations: 64105 AIC: 3.891e+05 x276 -0.0773 0.023 -3.4140.001 Df Residuals: 63886 BIC: 3.911e+05 x277 0.0044 0.037 0.119 0.905 Df Model: 218 x278 -0.0265 0.033 -0.806 0.420 Covariance Type: nonrobust x279 -0.0491 0.016 -2.990 0.003 x280 0.0542 0.038 1.423 0.155 P>|t| [0.025 x281 -0.0422 0.024 -1.7610.078 x282 -0.0002 0.006 -0.044 0.965 x283 0.0349 0.034 const 2.1688 0.017 126.109 0.000 2.135 2.203 0.016 2.122 x284 -0.0283 -1.2180.223 126,109 2.135 2.203 0.023 x1 2.1688 0.017 0.000 -0.0420 -4.3120.000 x285 0.010 -0.085 0.010 x2 -0.03740.024 -1.5370.124______ x3 -0.27920.033 -8.407 0.000 -0.344-0.21414004,260 0.0066 0.027 0.244 0.807 -0.046 0.060 x4 Prob(Omnibus): Jarque-Bera (JB): x5 0.3785 0.023 16.475 0.000 0.333 0.423 Skew: Prob(JB): 0.849 0.5996 0.021 28.461 0.000 0.558 0.641 х6 Cond. No. -0.6599 0.043 -15.4260.000 -0.744 -0.576x7 x8 -0.0153 0.021 -0.7120.477 -0.057 0.027 x9 2.7756 0.029 95.459 0.000 2.719 2.833

Variables iniciales del modelo

Variables asociadas a términos cuadráticos, cúbicos e interacciones.



-0.045

-0.061

-0.128

-0.008

-0.170

0.023

-0.080

-0.156

-0.058

-0.055

-0.060

-0.013

-0.075

-0.028

0.061

-0.010

-0.049

0.084

-0.075

0.032

-0.122

-0.068

-0.091

-0.081

-0.020

-0.089

-0.011

0.003

-0.074

-0.061

0.046

0.020

-0.021

-0.017

0.123

0.090

-0.058

0.134

0.053

-0.114

0.050

0.036

-0.041

0.052

-0.029

0.018

0.206

0.103

0.086

0.131

0.022

0.100

-0.033

0.077

0.038

-0.017

0.129

0.005

0.011

0.067

0.017

-0.023

0.00

106406.344

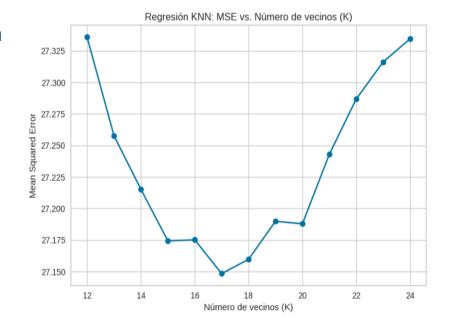


Se utilizó un enfoque de validación cruzada con cinco pliegues para evaluar diferentes combinaciones de hiperparámetros clave:

- weights: 'distance' (ponderación basada en la distancia de los vecinos).
- n_neighbors: 18 (cantidad óptima de vecinos).
- metric: 'euclidean' (distancia euclidiana como métrica principal).
- algorithm: 'auto' (selección automática del algoritmo más eficiente según el tamaño y estructura de los datos).

MAE: 3.4886 RMSE: 5.2528

R-squared: 0.7139

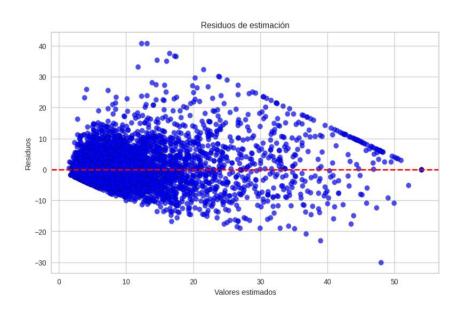


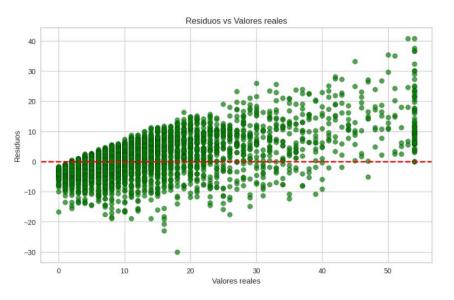






Análisis de residuos







Conclusiones

- El modelo proporciona predicciones confiables, mejorando la planificación de recursos como camas y personal médico. Al incluir variables clave como diagnósticos y costos operativos, refuerza la eficiencia hospitalaria y la calidad de atención al paciente.
- El modelo K-Nearest Neighbors (KNN) se destacó por su simplicidad, interpretabilidad y facilidad de implementación, lo que lo hace adecuado para entornos hospitalarios. Aunque no es el modelo más avanzado, equilibra rendimiento técnico y usabilidad.
- El tratamiento meticuloso de los datos (eliminación de valores atípicos, normalización y transformación de variables) garantizó un modelo representativo y generalizable, resaltando la importancia de la ingeniería de datos para el éxito del proyecto.
- El uso de tecnologías como AWS Glue y PostgreSQL permite procesar grandes volúmenes de datos de manera escalable y eficiente. Herramientas de visualización y notificaciones automatizadas facilitan la integración de los resultados en los flujos operativos del hospital.
- El modelo no solo contribuye a la sostenibilidad financiera del hospital, sino también a mejorar la
 experiencia del paciente. A futuro, se recomienda combinar la simplicidad de KNN con modelos
 avanzados como Random Forest, realizar pruebas en tiempo real y considerar nuevas fuentes de datos
 para incrementar su precisión y alcance.

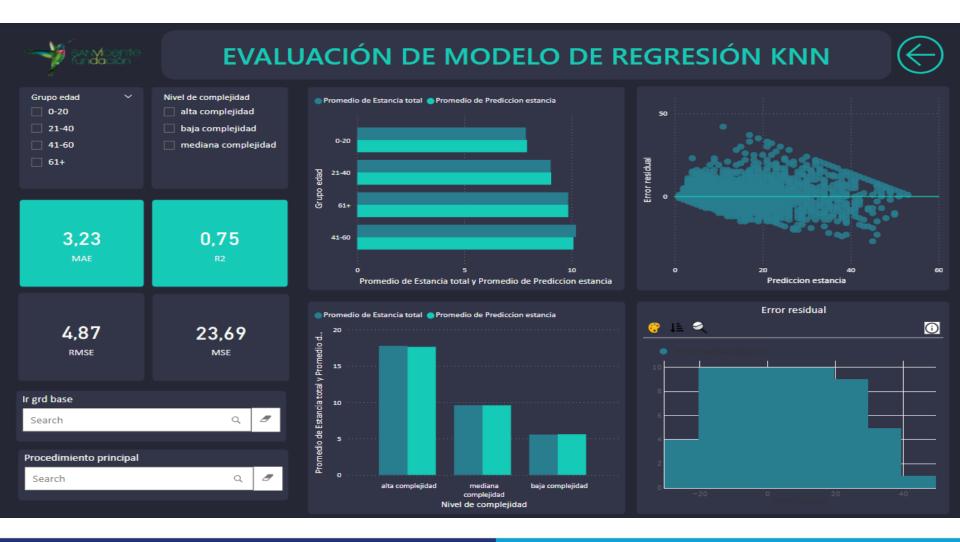


Interacción con el usuario





Interacción con el usuario





GRACIAS

