

0. Taula de continguts

- 0. Taula de continguts
- 1. Introducció
- 2. Informació del problema
- 3. Anàlisi exploratori descriptiu
 - 3.1 Anàlisi de les variables
 - 3.2 Desbalanceig de la classe objectiu
 - 3.3 Valors perduts
 - 3.4 *Outliers*
 - 3.5 Variables categòriques
 - 3.6 Particionat de les dades
 - 3.7 Estudi de dimensionalitat
- 4. Ajustament de models
 - 4.1 SVM
 - 4.1.1 Preprocessament
 - 4.1.2 Ajustament del model
 - 4.1.3 Resultat final
 - 4.2 XGBoost
 - 4.2.1 Preprocessament
 - 4.2.2 Ajustament del model
 - 4.2.3 Resultat final
 - 4.3 Regressió logística personalitzada
 - 4.3.1 Preprocessament
 - 4.3.2 Ajustament del model
 - 4.3.3 Resultat final
- 5. Model final
- 6. Model Card
- 7. Conclusions

1. Introducció

2. Informació del problema

3. Anàlisi exploratori descriptiu

En aquesta secció es presenta l'anàlisi exploratori descriptiu (AED) realitzat sobre el conjunt de dades proporcionat per al problema de predicció clínica. L'objectiu principal d'aquesta anàlisi és comprendre millor les característiques de les dades, identificar possibles problemes com valors perduts o *outliers*, i preparar les dades per a l'ajustament dels models predictius.

3.1 Anàlisi de les variables

Observem primer de tot la taula de dades per tenir una visió general de les variables disponibles i la seva tipologia. L'obtenim amb la comanda `df.describe().T`, que ens proporciona estadístiques descriptives per a les variables numèriques i categòriques. El resultat ha estat:

Variable	N	Mean (SD)	Min	25%	Median	75%	Max	Missing (%)
Age	9000	26.04 (10.01)	13.00	19.00	25.00	31.00	64.00	0.00%
Sex (0=F, 1=M)	9000	0.58 (0.49)	0.00	0.00	1.00	1.00	1.00	0.00%
BMI	9000	28.11 (5.43)	15.00	24.40	28.00	31.70	49.60	0.00%
Duration Untreated Psychosis	8872	19.22 (19.55)	0.30	6.40	12.50	24.30	125.00	1.42%
Family History	9000	0.12 (0.32)	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00%
Initial Response	9000	41.84 (30.16)	0.00	10.10	38.20	72.30	100.00	0.00%
Prior Antipsychotics	9000	0.41 (0.67)	0.00	0.00	0.00	1.00	2.00	0.00%
TRS (Target)	9000	0.32 (0.46)	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00%
Lymphocyte count	7009	1.80 (0.60)	0.50	1.38	1.80	2.20	4.02	22.12%
Neutrophil count	7015	5.01 (1.47)	1.50	4.01	5.02	6.01	9.96	22.06%
Triglycerides	6547	152.01 (61.10)	40.00	108.05	151.10	194.60	394.60	27.26%
Glucose	6381	95.86 (18.31)	65.00	82.20	95.50	108.30	159.60	29.10%
Alkaline Phosphatase	6062	85.17 (24.83)	30.00	68.20	84.70	101.90	179.30	32.64%
IL-17A	8999	2.66 (0.80)	-0.20	2.12	2.65	3.21	5.38	0.01%
CCL23	9000	3.78 (1.05)	-0.20	3.08	3.78	4.49	7.69	0.00%
TWEAK	9000	4.19 (1.24)	-0.54	3.37	4.19	5.04	8.92	0.00%
HLA-DRB1*04:02	9000	0.02 (0.15)	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00%
HLA-B*15:02	9000	0.03 (0.18)	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00%
HLA-A*31:01	9000	0.05 (0.21)	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00%
Polygenic Risk Score	8999	0.030 (0.14)	-0.44	-0.07	0.02	0.11	0.58	0.01%
Del 22q11.2	9000	0.009 (0.09)	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00%
Ki Whole Striatum	9000	0.0130 (0.002)	0.0080	0.0113	0.0129	0.0145	0.0200	0.00%
Ki Associative Striatum	9000	0.0130 (0.002)	0.0071	0.0113	0.0128	0.0146	0.0210	0.00%
SUVRc Whole Striatum	9000	1.18 (0.27)	0.80	0.97	1.16	1.36	2.00	0.00%
SUVRc Assoc. Striatum	9000	1.18 (0.27)	0.80	0.96	1.16	1.37	2.00	0.00%

Taula 1: Resum estadístic de totes les variables numèriques i categòriques del conjunt d'entrenament. Es mostra el recompte (N), mitjana i desviació estàndard, quartils i percentatge de valors perduts.

Observevem que el conjunt de dades conté un total de 9000 mostres i diverses variables predictives, així com la variable objectiu TRS (Target). Algunes variables presenten valors perduts, especialment les mèdiques com el recompte de limfòcits i neutròfils, triglicèrids, glucosa i fosfatasa alcalina, que gestionarem més endavant a la [secció 3.3](#).

Pel que fa les distribucions de les variables, la majoria semblen tenir una distribució aproximadament normal, o de combinacions de normals, com per exemple:

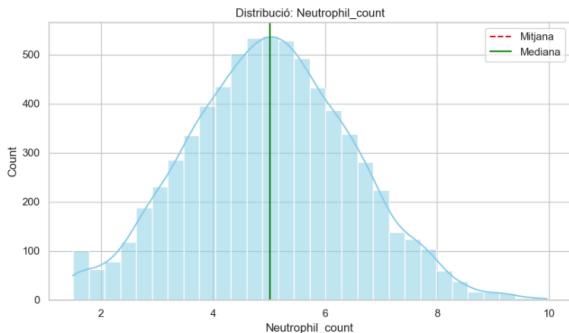


Figura 1: Distribució de Neutrophil count.

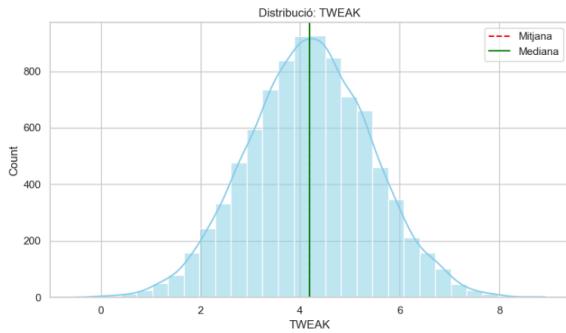


Figura 2: Distribució de TWEAK.

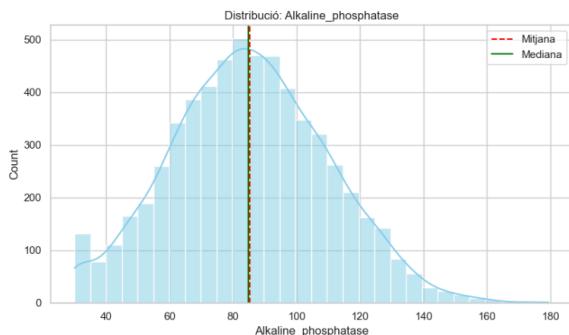


Figura 3: Distribució de Alkaline phosphatase

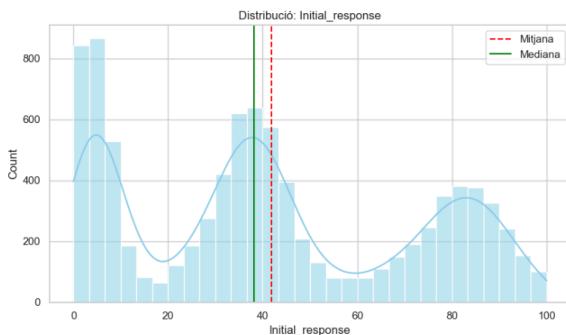


Figura 4: Distribució de Initial response.

Aquestes variables es poden utilitzar directament en els models predictius, ja que no requereixen transformacions addicionals per a la seva normalització. No obstant això, algunes variables com el Duration_Untreated_Psychosis o Age mostren una distribució més asimètrica:

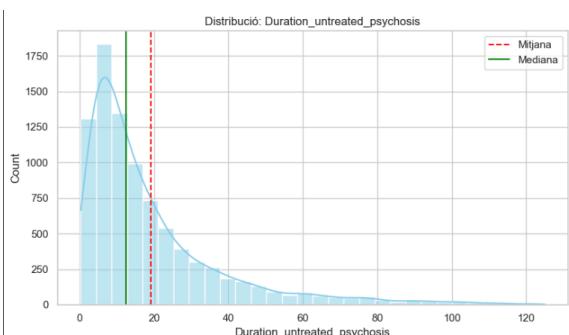


Figura 5: Distribució de Duration_Untreated_Psychosis.

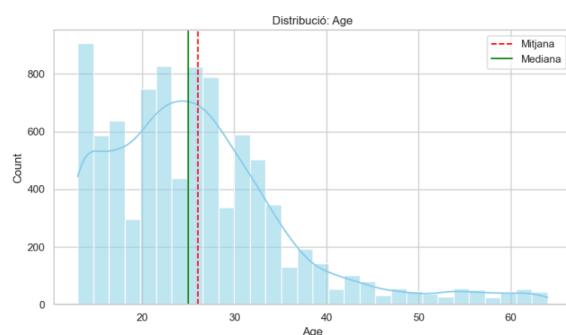


Figura 6: Distribució de Age.

En aquest cas podem veure unes cues llargues cap a la dreta, indicant la presència d'alguns valors extrems. Comprovem ràpidament amb el skewness que aquestes variables no són normals. Si tenen un skewness major a 1 o menor a -1, es consideren altament asimètriques. Comprovem:

ANÀLISI D'ASIMETRIA (SKEWNESS):

Variable	Skewness	Kurtosis	Estat
Duration_untreated_psychosis	2.150479	5.323006	● MOLT ASIMÈTRICA (Requiereix Log/BoxCox)
Age	1.258793	2.065980	● MOLT ASIMÈTRICA (Requiereix Log/BoxCox)
SUVRc_associative_striatum	0.457536	-0.422680	● NORMAL (Simètrica)
SUVRc_whole_striatum	0.434121	-0.408815	● NORMAL (Simètrica)
Polygenic_risk_score	0.405186	0.323084	● NORMAL (Simètrica)
Ki_associative_striatum	0.328552	-0.022675	● NORMAL (Simètrica)
...			

Aquest desequilibri en la distribució de les dades pot afectar el rendiment dels models predictius, especialment aquells que assumeixen normalitat en les variables. Per tant, considerarem aplicar

transformacions com el logaritme o Box-Cox a aquestes variables abans de l'ajustament dels models.

Mirem la correlació entre les variables numèriques per identificar possibles relacions lineals que puguin ser útils per a la predicció. Utilitzem un mapa de calor per visualitzar aquestes correlacions:

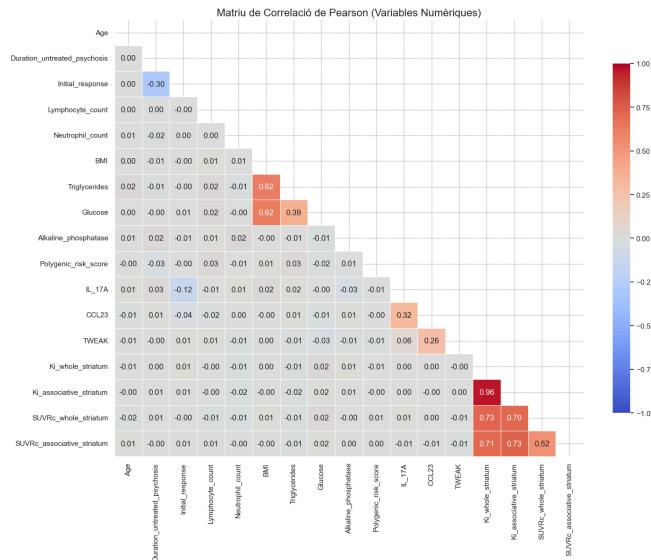


Figura 7. Matriu de Correlació de Pearson

Veiem que en termes generals, les correlacions entre les variables molt baixes o pràcticament 0, amb algunes excepcions:

Aquesta imatge mostra una **matriu de correlació de Pearson** (heatmap), que mesura la relació lineal entre diferents variables numèriques del teu dataset. Els valors van de **-1** (blau fosc, correlació negativa perfecta) a **+1** (vermell fosc, correlació positiva perfecta), passant per **0** (gris/blanc, sense correlació).

Aquí tens la interpretació detallada dels patrons més rellevants:

1. Redundància a les Variables avall dreta (Vermell Fosc) Aquest és el grup més destacat de la gràfica. Les variables relacionades amb l'estriat (*striatum*) mostren correlacions extremadament altes.

- o **Ki_whole_striatum vs. Ki_associative_striatum: 0.96**
- o **Ki vs. SUVRc: ~0.70 - 0.73**

2. Clúster Metabòlic (Vermell Mig):

- o **Triglycerides VS. Glucose: 0.62**
- o **Glucose VS. BMI: 0.39**

3. Relació entre no tractament i resposta inicial (Blau Fosc):

- o **Duration_untreated_psychosis VS. Initial_response: -0.30**

Aquestes correlacions suggereixen que certes variables estan fortament relacionades i podrien ser redundants en els models predictius. Gestionarem aquestes relacions en la fase de selecció de característiques per optimitzar el rendiment dels models.

3.2 Desbalanceig de la classe objectiu

La variable objectiu és TRS, que indica si un pacient desenvolupa resistència als tractaments antipsicòtics. La proporció de pacients la mirem executant `ratio_trs = df['TRS'].value_counts(normalize=True)`. El resultat és que el percentatge d'individus a la dataset que desenvolupa TRS és aproximadament del 31.5%, mentre que el 68.4% restant no desenvolupa resistència. Això indica un desbalanceig en les classes, que haurem de gestionar a l'hora de modelar. Aquest desbalanceig es denota en les variables categòriques:

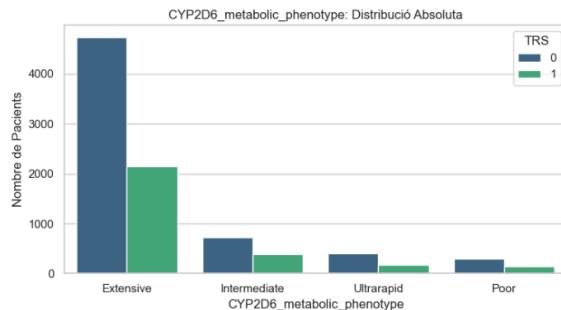


Figura 8: Distribució de la variable objectiu TRS

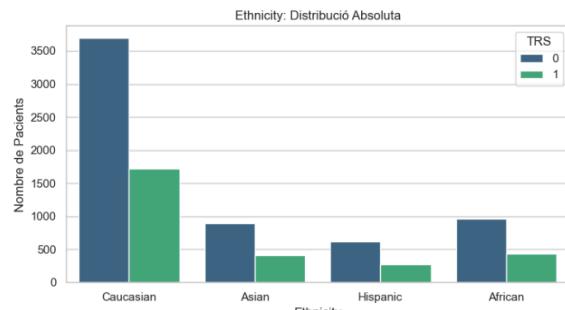


Figura 9: Distribució de la variable objectiu TRS

Veiem no hi ha cap biaix que provoqui el desbalanceig, ja que la distribució de les altres variables categòriques és força equilibrada. Per tant, per gestionar aquest desbalanceig en la fase d'ajustament dels models, considerarem tècniques com assignar pesos a les classes.

3.3 Valors perduts

3.4 Outliers

3.5 Variables categòriques

3.6 Particionat de les dades

3.7 Estudi de dimensionalitat

4. Ajustament de models

4.1 SVM

4.1.1 Preprocessament

4.1.2 Ajustament del model

4.1.3 Resultat final

4.2 XGBoost

4.2.1 Preprocessament

4.2.2 Ajustament del model

4.2.3 Resultat final

4.3 Regressió logística personalitzada

4.3.1 Preprocessament

4.3.2 Ajustament del model

4.3.3 Resultat final

5. Model final

6. Model Card

7. Conclusions