

Negation and Uncertainty Detection using Classical and Machine Learning Techniques

Judit Félez Guerrero^{a,1} and Èlia Campos Villaró^{b,2}^a1704833^b1703842

Abstract—An abstract is a brief summary that outlines the key aspects of a work. An example of a famous abstract is reproduced verbatim here for illustration purposes [vaswani_attention_2017]: The dominant sequence transduction models are based on complex recurrent or convolutional neural networks that include an encoder and a decoder. The best performing models also connect the encoder and decoder through an attention mechanism. We propose a new simple network architecture, the Transformer, based solely on attention mechanisms, dispensing with recurrence and convolutions entirely. Experiments on two machine translation tasks show these models to be superior in quality while being more parallelizable and requiring significantly less time to train. Our model achieves 28.4 BLEU on the WMT 2014 English-to-German translation task, improving over the existing best results.

Keywords—a, b, c, d

Contents

1	Introduction	1
2	EDA, Exploratory Data Analysis	1
2.1	Descripció general del dataset	1
2.2	Ànalisi	1
3	Preprocessing	2
4	Metric selection	2
5	Model selection	2
6	Final analysis	2
	References	

1. Introduction

L'objectiu d'aquesta pràctica és desenvolupar un model capaç de classificar pacients segons la presència o absència de la malaltia d'Alzheimer. La detecció precoç d'aquesta malaltia és clau per millorar la qualitat de vida dels pacients i optimitzar el tractament, i els models de classificació automàtica poden ser una eina per ajudar al professionals de la salut.

Per dur a terme aquest estudi, hem utilitzat una base de dades disponible a la plataforma Kaggle, <https://www.kaggle.com/datasets/rabieelkharoua/alzheimers-disease-dataset>, que conté informació clínica de 2149 pacients. Cada pacient està descrit amb 35 variables, que inclouen mesures mèdiques, resultats de proves i dades demogràfiques. La selecció d'aquesta base de dades es va basar en la seva mida suficient i la varietat d'informació disponible, que permet explorar diferents enfocaments de modelització.

Aquest informe documenta tot el procés seguit, des de l'exploració inicial de les dades i el preprocessament d'aquestes, fins a la selecció de mètriques i models, per finalitzar amb un ànalisis dels diferents resultats obtinguts. L'objectiu final és identificar quin model ofereix la millor precisió i robustesa per a la classificació de pacients amb Alzheimer.

2. EDA, Exploratory Data Analysis

2.1. Descripció general del dataset

El dataset utilitzat en aquest estudi conté informació clínica i demogràfica de 2149 pacients, identificats mitjançant un codi únic, *PatientID*, que va des de 4751 fins a 6900. Per a cada pacient disposem d'un conjunt ampli de variables que inclouen dades demogràfiques,

factors d'estil de vida, historial mèdic, mesures clíniques,valuacions cognitives i funcionals, simptomatologia i informació diagnòstica.

Les variables demogràfiques inclouen l'edat (*Age*, de 60 a 90 anys), el gènere (*Gender*, on 0 representa home i 1 dona), l'etnicitat (*Ethnicity*, codificada com 0: Caucasian, 1: African American, 2: Asian, 3: Other) i el nivell educatiu (*EducationLevel*, amb valors des de 0: None fins a 3: Higher),

Pel que fa als factors d'estil de vida,, el dataset recull l'índex de massa corporal (*BMI*, entre 15 i 40), consum de taba (*Smoking*), consum setmanal d'alcohol (*AlcoholConsumption*, de 0 a 20 unitats), el nivell d'activitat física setmanal (*PhysicalActivity*, de 0 a 10 hores), així com puntuacions de qualitat de la dieta (*DietQuality*, de 0 a 10) i de la son (*SleepQuality*, de 4 a 10).

L'historial mèdic dels pacients està representat per variables binàries que indiquen la presència de diferents condicions: antecedents familiars d'Alzheimer (*FamilyHistoryAlzheimers*), malaltia cardiovascular (*CardiovascularDisease*), diabetis, depressió, lesions cranials (*HeadInjury*) i hipertensió.

Les mesures clíniques inclouen la pressió arterial (*SystolicBP*, 90–180 mmHg; *DiastolicBP*, 60–120 mmHg) i diversos paràmetres de perfil lipídic, com el colesterol total, LDL, HDL i els triglicèrids.

Pel que fa a les valuacions cognitives i funcionals, el dataset incorpora la puntuació MMSE (*Mini-Mental State Examination*, entre 0 i 30), l'avaluació funcional (*FunctionalAssessment*, 0–10), la presència de queixes de memòria, problemes de comportament i la puntuació d'activitats de la vida diària (*ADL*).

Els símptomes associats al deteriorament cognitiu també es registren com a variables binàries, incloent la confusió, desorientació, canvis de personalitat, dificultats per completar tasques i oblis freqüents.

Finalment, la variable objectiu del nostre estudi és la columna *Diagnosis*, que indica la presència (1) o absència (0) de diagnòstic d'Alzheimer. La qual està desbalancejada, ja que aproximadament el 65% dels pacients no presenten Alzheimer a diferència del 35% que sí que el presenten.

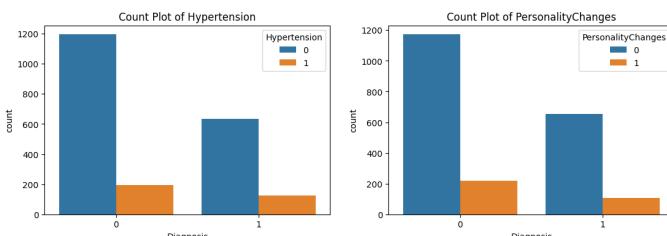
El dataset també inclou una columna denominada *DoctorInCharge*, que conté informació confidencial i presenta el mateix valor per a tots els pacients, de manera que no aporta variabilitat i quedrà exclosa de l'ànalisi.

2.2. Ànalisi

De les primeres coses que vam fer després de descarregar les dades va ser classificar-les en variables numèriques i categòriques, ja que el tipus de gràfic a generar depèn de la naturalesa de la variable.

Vam considerar les variables categòriques aquelles amb un màxim de deu valors únics. Per a aquestes, es van generar gràfics de barres agrupades pel diagnòstic, amb l'objectiu d'identificar variables que mostressin diferències evidents entre pacients amb i sense Alzheimer. La majoria de variables no mostraven gran canvi en les proporcions segons el diagnòstic, com es pot observar a la *Figura 1*:

Algunes variables, però, presentaven diferències significatives. Per exemple, la variable *MemoryComplaints* mostrava una distribució clarament diferenciada segons el diagnòstic, *Figura 2*, fet que era esperable.



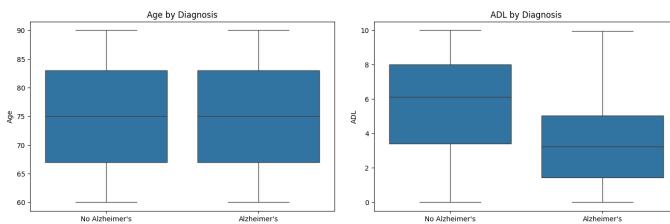
(a) Distribució de la hipertensió segons el diagnòstic

(b) Distribució de queixes de memòria segons el diagnòstic

Figure 1. Comparativa de variables categòriques segons el diagnòstic

Per a les variables numèriques, es van utilitzar boxplots, ja que els count plots no són informatius per a aquests tipus de dades. En general, moltes variables numèriques no mostraven diferències evidents entre grups, com és el cas de l'edat, *Figura 3*.

Algunes variables, com *ADL*, sí mostraven diferències clares entre pacients amb i sense Alzheimer, *Figura 4*.



(a) Distribució de l'edat segons el diagnòstic

(b) Distribució de l'ADL segons el diagnòstic

Figure 2. Comparativa de variables numèriques segons el diagnòstic

Per obtenir una anàlisi més sòlida de la rellevància de cada variable, vam calcular la matriu de correlació entre totes les variables numèriques, *Figura 5*. Aquesta matriu va indicar que les correlacions entre variables eren molt baixes, cosa que ens va portar a la decisió de no eliminar cap variable i considerar-les totes en el model.

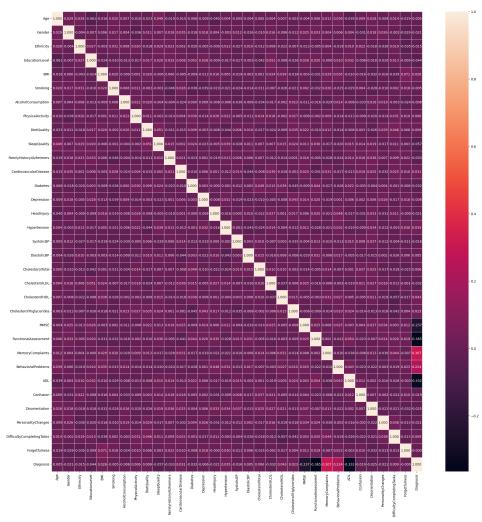


Figure 3. Matriu de correlació entre variables numèriques

A partir d'aquests resultats, vam concloure que certs models com KNN podrien no ser els més indicats per a aquesta base de dades, ja que les variables tenen poca correlació i la diferenciació entre classes no és immediata a simple vista.

98 3. Preprocessing

4. Metric selection

5. Model selection

6. Final analysis

Tau L^AT_EXtemplate built by Guillermo Jimenez.