**Buna ziua domni profesori**, ma numesc Dinica Mircea student la Informatica-Romana si sub coordonarea doamnei **lector universitar Lupea Mihaela** am realizat lucrarea de licenta **“Detecting Signs of Depresions in a Cross-Linguistic Context Using Machine Learning”.**

De ce am abordat **tema Depresiei**? Este o problema care afecteaza peste **300 de milioane** de personae global si este una din cele mai discutate conditii la momentul actual. Consecintele acesteia pot fi foarte grave si **metodele de identificare** a ei **necesita un specialist in domeniu**. Printre efecte sunt:

* Dezinteresul realizarii activitatilor de zi cu zi ce ne ajuta sa avem un stil de viata sanatos
* Probleme cu somnul care aduc la randul lor repercusiuni medicale
* Inabilitatea de a simti placere, astfel scazand motivatia de a realiza
* Ganduri sumbre care pot deveni actiuni care in cel mai rau caz pot duce la pierderea persoanei respective

**Metoda** pe care am sugerat-o pentru a ajuta la **preventia celor mentionate anterior** este un **model de AI** care poate fi inclus in aplicatii. Acesta este un **clasificator binar** care are ca **input un text**, iar **output ul este un label**: 0 pentru cand nu este depresie si 1 pentru cand se identifica depresie. De asemenea acesta sa poata fi folosit pentru **majoritatea limbilor**. In cadrul lucrarii de licenta am creat **doua modele**: unul pentru limba engleza si unul pentru limba romana.

Vom incepe cu cel pentru **engleza.** Am folosit un set de date care contine **7731 de intrari**, ca pre-procesare am folosit un tool **numit Linguistic Inquiry and Word Count, ultima sa varianta cea din 2022, din care rezulta 119 feature-uri.** Clasificatorul ales a fost **Random Forest**, iar pentru a evalua performanta acestuia am folosit **accuratetea, precizia, recall-ul, f1-score, confusion matrix si importanta fiecarui feature**.

**Setul de date este echilibrat**, avand aproape un numar egal de intrari care nu indica depresie, 3900, cu cel care indica depresie.3831. Cate un exemplu pentru fiecare label ar fi “it s so pointless for me to still be alive my life is worthless why am i still here” pentru depresie si “i hate when i have to call and wake people up”.

Tool-ul de preprocesare **LIWC categorizeaza cuvintele in multiple stari psihologice si parti de vorbire**, folosindu-se de un **dictionar care are ca cheie categoria si ca valoarea cuvintele apartinand categoriei respective**. Un motiv in plus pentru care am ales acest tool este pentru ca **dictionarul este translatat in mai multe limbi,** una din ele fiind romana. De asemenea, ne este data posibilitatea de a folosi o aplicatie pentru a procesa un document, in care trebuie doar **incarcat fisierul, ales categoriile,separatorul si dictionarul aferent**.

Se poate vedea interfata grafica a aplicatiei dupa ce analiza a fost facuta. Acesta a pastrat coloanele care erau deja si a adaugat categoriile alese si **procentajul de cuvinte din textul ca input care apartin fiecarei categorii.** Avem doua categorii care nu reprezinta procentaje, acelea fiind **WordCount si WordsPerSentence**, ce indica numarul total de cuvinte si numarul de cuvinte per propozitie respective.

Cateva exemple din categoriile respective sunt:

* Social: company,trust
* Culture: norwegian, political
* Lifestyle: accomplish, art
* Physical: aerobic, salad

Clasificatorul AI ales este **Random Forest**, care se bazează pe **arbori de decizie** pentru a prezice output-ul. Acest algoritm construiește multiplii arbori de decizie în timpul antrenării și folosește **votul majorității** pentru clasificare . Random Forest **este eficient în** **reducerea overfitting**-ului, combinând puterea mai multor arbori de decizie pentru a **îmbunătăți generalizarea și acuratețea modelului**.

Pentru modelul in limba engleza am atins o **acuratete de 97%, o precizie de 99%, un recall de 96% si un f1-score de 97%**. Aceste metrici se pot revedea si in **confusion matrix, avand mai multe fals negative decat fals positive, 43 comparat cu 7**.

In ceea ce priveste importanta feature-urilor, am obsercat ca **WordCount si WordsPerSentence joaca un rol important** in decizia luata de model, un input mai lung indicand o posibilitate mai mare ca textul sa apartina unei persoane depressive. Celealte feature-uri din primele 10 cele mai importante sunt categorii ce **coreleaza cu sanatatea mentala si emotiile negative**. “mental” si ”health” sunt subcategorii ale “Physical”, iar “emo\_sad” si “emo\_neg” sunt subcategorii ale “emotion”. De asemenea si observa si **tonul negative,** “tone\_neg” ce indicat tot supararea, iar **cause** sunt cuvinte precum: pentru ca, cum, de ce.

Cel de al doilea model, cel pentru limba romana a fost antrenat pe acelasi set de date, dar translatat folosind o librarie din python numita “Googletrans”. Aceasta foloseste api-ul de la google translate, dar autorul mentioneaza ca acuratetea translatarii poate fi mai slaba decat cea a api-ului original. Ca preprocesare am folosit tot analiza LIWC, insa penultima sa varianta cea din 2015, aceasta fiind cea mai recenta traducere in limba romana, rezultand cu aceasta **86 feature-uri, cu 33 mai putin ca in limba engleza**. Clasificatorul ales este tot Random Forest, iar metricile de evaluare sunt aceleasi: acuratete, precizie, recall, f1-score, confusion matrix si importanta feature-urilor.

Am obtinut o **acuratete cu 5% mai mica, de 92%, o precizie cu 2% mai mica, de 97%, un recall cu 9% mai mic si un f1-score cu 5% mai mic**. Se poate revedea acest lucru si in confusion matrix, avand mult mai multe **fals positive comparative cu modelul din engleza, 123 comparativ cu 43**.

In ceea ce priveste **feature-importance**, se poate observa ca modelul pentru limba romana **este mult mai dependent de lungimea input-ului**. WC si WPS avand o importanta mai mare decat la modelul pentru limba engleza. Totusi se pot observa din nou **si categoriile indicative de emotiilor triste: “sad”, “negemo”**. Este remarcat **si efectul translatarii, aceasta introducand puncte,interogari si** pronume personale la persoana 1 in propozitii. Categoriile “cause” si “health” sunt prezente din nou, iar acum avem o noua categorie **anxietatea, “anx”** ce are o importanta ridicata.

Astfel **slabiciunile comune** a celor doua modele sunt: **predictia depinde mult de lungimea input-ului** si **identifcarea positivelor**. Performanta modelului pentru limba romana a suferit din cauza versiunii mai vechi de LIWC folosit si a metodei de translatare care nu este cea mai precisa.

Ca aplicatie practica am realizat o **extensie pentru chrome** pentru a putea oferi utilizator-ului o **metoda rapida de a analiza textul dorit**. De asemenea nu am introdus o selectare a limbii textului de input, libraria folosita pentru translatare **“googletrans” avand o functionalitate de a detecta** limba in care un text este scris.

Se pot vedea mesajele corespunzatoare pentru fiecare categorie:

* Pentru text depresiv: ..
* Pentru textul care nu este depresiv: ..

Acum va voi prezenta aplicatia.