

Eötvös Loránd Tudományegyetem

Társadalomtudományi Kar

MESTERKÉPZÉS

**A depresszió tüneteinek felismerése szövegelemzés
módszerével Facebook posztok alapján**

Konzulens:

Németh Renáta

Készítette:

Farkas Alma Dalma

SVHKR4

Survey statisztika szak

2020. április

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés.....	4
1.1 <i>Téma indokoltsága.....</i>	4
1.2 <i>Dolgozat felépítése.....</i>	5
2. Elméleti háttér	6
2.1 <i>Depresszió, mint mentális zavar</i>	6
2.2 <i>Depresszió megítélése Magyarországon.....</i>	7
2.3 <i>Szövegelemzés, mint lehetséges megoldás</i>	9
2.4 <i>Facebook a magyaroknál.....</i>	10
2.5 <i>Korábbi eredmények.....</i>	10
2.5.1 <i>Fórum- vagy csoporttagság.....</i>	11
2.5.2 <i>Szakértői vélemény kiterjesztése tanuló algoritlussal</i>	11
2.5.3 <i>Klinikai nyilvántartás.....</i>	12
2.5.4 <i>Kérdőív.....</i>	13
2.5.5 <i>Etikai kérdések.....</i>	18
3. Kutatás.....	21
3.1 <i>Kutatás célja.....</i>	21
3.2 <i>Kérdőív bemutatása</i>	21
3.3 <i>Adatbázis bemutatása.....</i>	23
3.4 <i>Az elemzéshez használt csomagok bemutatása</i>	24
3.4.1 <i>Pandas</i>	24
3.4.2 <i>Natural Language Toolkit</i>	25
3.4.3 <i>spaCy.....</i>	25
3.5 <i>Adatok előkészítése</i>	26
3.6 <i>Elemzési módszer</i>	28
3.6.1 <i>Módszer bemutatása</i>	28
3.6.2 <i>Szótár kialakítása</i>	30
3.6.3 <i>Depressziós zavar a kérdőív alapján</i>	32
4. Elemzés, eredmények	33

5. Megbeszélés	38
5.1 <i>Eredmények interpretálása.....</i>	<i>38</i>
5.2 <i>Módszer hatékonysága.....</i>	<i>39</i>
5.2.1 Cronbach alfa.....	39
5.3 <i>Kitekintés, a kutatás lehetséges bővítése</i>	<i>41</i>
5.4 <i>Limitációk.....</i>	<i>42</i>
6. Összegzés.....	43
7. Irodalomjegyzék	46

1. Bevezetés

1.1 Téma indokoltsága

Napjaink egyik legtöbbet emlegetett és legmagasabb megbetegedési rátával rendelkező mentális zavara a depresszió. (Dolgozatomban a depresszió és depressziós zavar kifejezéseket szinonimaként használom, az egyszerűség kedvéért pedig a depresszióban nem szenvedőket egészségesnek hívom.) Az Eurostat 2014-es felmérése alapján Európa 18 éves és annál idősebb népességének 6,8%-a tapasztalt a mérés idejekor saját bevallása szerint depressziós tüneteket. Ami az országonkénti ranglistát illeti, Magyarország végzett az első helyen: az Európai Unió tagállamai közül nálunk a legmagasabb a depressziósok aránya, mégpedig 10,5%. (Eurostat, 2014)

További fontos tényező, hogy a depressziós megbetegedések a mai napig aluldiagnosztizáltak. Ennek következményeképpen sokakhoz nem jut el az a segítség, amire szükségük lenne a hétköznapjaikban.

Erre a problémára, mint lehetséges megoldás jutott eszébe több kutatónak is, hogy keressünk egy olyan platformot, ahol felismerhetjük a depresszióban szenvedőket, és célzott segítséget nyújthatunk számukra. Ilyen lehet a közösségi oldalakon hagyott „digitális lábnyomunk”¹ elemzése, hiszen társadalmunk nagyrésze megtalálható ezeken a platformokon, valamint könnyen hozzáférhetünk nagy adatmennyiséghez. Mára a témával foglalkozó nemzetközi szakirodalom igencsak kiterjedt: leginkább a Twitteren és Facebookon írt posztjaink szövegelemzési módszerekkel való elemzésével foglalkoznak (lásd pl. De Choudhury, 2013 és Eichstaedt, 2018). A magyar nyelvet viszont egyes sajátosságai miatt nehéz automatizált szövegelemzési módszerekkel vizsgálni, lásd például a magyar nyelv úgynevezett agglutináló, azaz ragasztó nyelv létét, ami azt jelenti, hogy a képzőket, jeleket, ragokat magához a szóhoz „ragasztjuk”. Ennek következtében előfordulhat, hogy a szótő jelentős mértékben megváltozik, vagy néhány extrém esetben már egyáltalán nem képezi részét a szónak, így azt sokkal nehezebb felismerni, mint például az angol nyelvben. Ez is hozzájárul, hogy a szövegelemzés hazánkban még igencsak kezdetleges szinten áll, így a téma magyar nyelvű szöveget elemző szakirodalma még közel sem mondható részletesnek. Dolgozatomban arra teszek kísérletet, hogy ezeket a nehézségeket figyelembe véve kialakítsak

¹ Digitális lábnyomként szokás emlegetni minden internetes és számítógépes tevékenységeink során képződött adat összességét. (Lásd pl. Weaver, Gahegan 2007)

egy működő, szövegelemzésen alapuló vizsgálati módszert, amivel a Facebook posztok elemzésével megállapítható, ha valaki depressziós zavarral küzd.

1.2 Dolgozat felépítése

Dolgozatom négy fő részből áll: az elméleti háttér, ezt követően a kutatás során használt módszer és maga a kutatás bemutatása, majd a kapott eredmények ismertetése, végül pedig az összegzés. Az első tartalmi részben részletesen kitérek a depresszióra, mint mentális zavarra, annak diagnosztikus kritériumaira, magyarországi helyzetére és megítélésére. Röviden bemutatom a szövegelemzés módszerét, és néhány korábbi kutatás segítségével alátámasztom annak indokolt használatát a témában. A Facebook posztok használatának indoklása végett kitérek a magyarok Facebook használati szokásaira is. Ezt követően bemutatom a témával foglalkozó szakirodalomban íródott fontosabb cikkeket és azok eredményeit, kitérve arra, hogy ezek melyen részét tartom indokoltnak használni a saját dolgozatomban és miért.

A második nagyobb részben bemutatom az általam használt adatbázist és kérdőívet, annak létrejöttének körülményeit és a kutatásom szempontjából releváns részleteit. Az elemzést Python programozási nyelv segítségével hajtom végre, az azon belül használt csomagokról is biztosítok egy-egy részletesebb leírást. Ezt követően leírom az adatok előkészítésének lépéseit, majd rátérek a módszer részleteinek bemutatására.

Miután ismertettem a kutatás körülményeit, a felhasznált adatbázisokat és azok létrejöttének körülményeit, a kutatás eredményeinek részletes leírására helyeződik át a hangsúly. Itt kitérek a korábban bemutatott szakirodalomban megfogalmazott hipotézisekre is az általam kapott eredmények fényében. Ebben a részben tárgyalom továbbá az általam felállított modell hatékonyságát, a modell esetleges bővítésének lehetőségeit, valamint annak korlátait is.

A dolgozatot pedig a negyedik, összegző résszel zárom. Itt röviden összefoglalom a kutatás körülményeit és módszertani háttérét, az így kapott eredményeket és azok jelentését, jelentőségét.

2. Elméleti háttér

2.1 Depresszió, mint mentális zavar

Ahhoz, hogy valakit depressziós zavarral diagnosztizáljanak, adott diagnosztikus kritériumoknak kell, hogy megfeleljen. Ezeket a kritériumokat kettő egymáshoz hasonló, de egymással közel sem azonos, betegségeket besoroló rendszer is megfogalmazza. Ezek a Classification Of Diseases (ICD), valamint a Diagnostic and Statistical Manual volume (DSM). Mind a kettőt folyamatosan fejlesztik és változtatják, így több változatban is elérhetőek. Dolgozatomban a ma használt verziójukat mutatom be.

ICD-10 szerinti diagnosztikus kritériumok	DSM-V szerinti diagnosztikus kritériumok
<i>Levertség</i>	<i>Levertség</i>
<i>Érdeklődés és öröm hiánya</i>	<i>Érdeklődés és öröm hiánya</i>
<i>Energia csökkenése, fáradtság</i>	Energia csökkenése, fáradtság
Koncentrációs és figyelem zavarok	Koncentrációs és figyelem zavarok
Csökkent magabiztosság, negatív önkép	Értéktelenség, bűntudat érzete
Bűntudat, haszontalanság érzése	Lelassult vagy felgyorsult mozgás, beszéd
Pesszimista kilátások a jövőre nézve	
Öngyilkossággal vagy önsértéssel kapcsolatos gondolatok, tettek	Öngyilkossággal vagy önsértéssel kapcsolatos gondolatok, tettek
Alvási nehézségek, insomnia vagy hypersomnia	Alvási nehézségek, insomnia vagy hypersomnia
Túlzott vagy csökkent étvágy	Túlzott vagy csökkent étvágy

1. táblázat ICD-10 és DSM-V depressziós zavar diagnosztikus kritériumainak összehasonlítása

Ahogy az a fenti táblázatban is látható, a legelső különbség a két osztályozási rendszer között az, hogy az ICD-10 (World Health Organization, 1992) tíz, míg a DSM-V (American Psychiatric Association, 2000) csak kilenc diagnosztikai kritériumot különböztet meg. Ezek közül a legtöbbjük (nyolc tünet) tökéletesen megfeleltethető egymásnak, ezeket a táblázatban is egymás mellett feltüntetve láthatjuk. Azonban míg az ICD-10 a „bűntudat, haszontalanság érzése” és a „pesszimista kilátások a jövőre nézve” tüneteket is külön kezeli, addig a DSM-V e kettő helyett egy harmadik, ezekkel nem kapcsolatban álló kritériumot fogalmaz meg: „lelassult vagy felgyorsult mozgás, beszéd”.

Mind a kettő rendszerben fontos, hogy a felsorolt tünetek közül egyszerre több is fennálljon: az ICD-10 azt mondja ki, hogy ahhoz, hogy valakit depressziósnak mondhassunk, a megfogalmazott tünetek közül legalább 4-et tapasztalnia kell az érintettnek, míg a DSM-V úgy határozza meg, hogy a felsorakoztatott tünetek közül legalább 5-nek fenn kell állnia. Továbbá mind a két esetben megszabják, hogy ezen négy, illetve öt tünet közül legalább egynek a kiemelt tünetek egyikének kell lennie. Ez az ICD-10 esetében az első három (levertség, érdeklődés és öröm hiánya, energia csökkenése és fáradtság) a DSM-V-nél pedig az első kettő kritérium (levertség, érdeklődés és öröm hiánya). Ezeket az 1. táblázatban dőlt betűvel szedve találjuk.

Mind a kettő esetben kitétel, hogy a felsorolt tünetek a korábban beállt állapotokhoz képest megváltozott, új állapotot jelentsenek, valamint, hogy legalább egy kéthetes intervallumon keresztül fennálljanak. Alapvetően az ICD a nemzetközileg hivatalosan elismert megbetegedéseket osztályozó rendszer, DSM pedig csak az Egyesült Államokban hivatalos, mégis sok más ország adaptálta ezt a rendszert. A megfogalmazott diagnosztikus kritériumokon túl további fő különbség a kettő között az, hogy az ICD minden megbetegedést osztályoz, míg a DSM a mentális betegségekre korlátozódik. Tyrer a 2014-es összehasonlító cikkében azt írja, hogy alapvetően a kettő felcserélhető, de jelentős különbségek vannak köztük. Az ICD kritériumai alapján meghozott diagnosztikai döntés sokkal nagyobb mértékben hagyatkozik a döntéshozók szakértelmére. Így általában hosszabb ideig is tart, amíg feláll egy diagnózis, viszont ennek eredményeképpen időtállóbb is. Ennek köszönhetően a kutatók általában ezt választják. Ugyanakkor Tyrer azt is kijelenti, hogy a DSM pontosabb és statisztikailag megbízhatóbb eredményt ad. (2014)

2.2 Depresszió megítélése Magyarországon

A depresszió és általánosságban minden mentális megbetegedés aluldiagnosztizáltságának egyik legfőbb oka a stigmatizációtól való félelem. A mai napig negatív közmegejtéléstől szenvednek a hasonló mentális zavarral szenvedők. Ezt támasztják alá Coppens és munkatársai nemzetközi kutatásukban (2013). Telefonos interjúkat készítettek országos reprezentatív mintán Németországban, Magyarországon, Írországon és Portugáliában. A megkérdezetteknek többek között állításokat kellett aszerint értékelniük, hogy azzal mennyire értenek egyet. Az „A depresszió a gyengeség jele”, valamint az „A depresszióban szenvedők veszélyesek” állításokkal is magasan a magyarok értettek a

leginkább egyet. Az első állítással a négy országot együtt tekintve átlagosan az emberek 35,4%-a értett egyet, míg a magyaroknál ez az arány sokkal magasabb, 60,4% lett. A másodiknál is hasonló a helyzet, az átlagos egyetértési arány 28,6%, míg a megkérdezett magyaroknál 35,3%.

A kutatás rávilágít egy másik, hasonlóan fontos tényezőre is: a magyarok általában nem bíznak a professzionális segítségben. Az általános „Professzionális segítség iránti bizalom” a négy országban együtt 69,3%-ot ért el. Ha viszont csak a magyarokat nézzük, itt található a legalacsonyabb érték, 55,4%. Ez azt jelenti, hogy a magyaroknak alig kevesebb, mint fele nem bízik abban, hogy ha valamilyen mentális vagy pszichológiai problémája van, annak megoldásában segítségére lehet egy szakember. Ezt ennél konkrétabban fogalmazza meg egy másik, ehhez hasonló állítás, ami úgy hangzik, hogy „Ha komoly érzelmi krízist tapasztalnék az életem ezen szakaszában, biztos lennék benne, hogy a pszichoterápia segítséget nyújtana a megoldásában”. Ezzel a négy ország átlagosan 77,5%-ban értett egyet, a tagországokra nézve viszont itt is Magyarország érte el a legalacsonyabb számot, 67,8%-ot. Tehát, a magyaroknak jelentős része már annak a lehetőségét is elutasítja, hogy olyan segítséget kérjen, ami egyes megbetegedések esetében szükséges.

Az előbb bemutatott kutatás óta eltelt 7 év, ami arra engedhetne következtetni bennünket, hogy azóta már biztosan változott valamit a helyzet. Erre Buchman-Wildbaum és társai cáfolnak rá 2015-ben kiadott, 14 évet lefedő longitudinális kutatásukban. (2015) Ezalatt az igencsak hosszú időtartam alatt négyszer kérdeztek meg embereket: 2001-ben, 2003-ban, 2007-ben és 2015-ben. Sorrendben 1869, 2476, 2118 majd 1142, összesen 7605 főt, minden esetben országos reprezentatív mintával. A mentális betegséggel küzdők társadalmi megítélését vizsgálták. Kutatásukban azt tapasztalták, hogy 2001-ben és 2003-ban a megkérdezettek 60%-a mutatott elutasító, negatív gondolatokat a vizsgált csoporttal szemben, ami 2015-re ugyan lecsökkent 57%-ra, a változás közel sem jelentős. A tanulmány legfontosabb kijelentése ez alapján az, hogy az idő előrehaladtával sem változott jelentősen a mentális betegségekkel küzdők társadalmi megítélése, az nem lett említésre méltóan pozitívabb. Társadalmunk több, mint fele negatívan vélekedik azokról, akik mentális zavartól szenvednek. Ezekkel az arányszámokkal a harmadik leginkább elutasított kisebbség lett a mentális betegséggel küzdők csoportja, csak az alkohol- és a drogproblémákkal küzdők előzték meg őket.

2.3 Szövegelemzés, mint lehetséges megoldás

Szinte minden, egymáshoz valamilyen módon hasonló emberekből álló csoportnak vannak nyelvi sajátosságai (lásd többek között a különböző nemek (Newman és m.társai, 2008) és különböző társadalmi osztályokba tartozók (Lawton, 1964) eltérő nyelvhasználatát). Ez alól a depressziós megbetegedésben szenvedők sem képeznek kivételt. Al-Mosaiwi és Johnstone például angol nyelvű internetes fórumokon hagyott bejegyzések elemzésével jutott arra a következtetésre, hogy azok, akik depressziós zavarral küzdenek, több – az ő kifejezését használva – abszolutista kifejezést használnak, mint az egészségesek. (2018) Ilyen abszolutista szavak az angol nyelvben az „absolutely”, „all”, „always”, „completely”, „definitely”, „full”, stb.

A Rude, Gortner, Pennebaker szerzőtrío kutatásában arra az eredményre jutott, hogy a depresszióban szenvedőknek énközpontúbb a kifejezésmódja. (2004) Ezt úgy mutatták ki, hogy jelenleg depressziós zavarral küzdőket, korábban depressziós, és depressziós tüneteket soha nem tapasztaló felnőtteket kértek meg arra, hogy esszéket írjanak. Ezeket az esszéket elemezve és összehasonlítva jutottak arra az eredményre, hogy az első, depressziós csoportba tartozók kimutathatóan többet használták a „me”, „I”, „my” szavakat, mint azok, akik az egészségesek csoportjába tartoztak.

Hasonló, de tovább finomított eredményeket hozott Himmelstein és munkatársai kutatása. (2018) Ők arra kérték meg a kutatásban résztvevőket, hogy idézzenek fel pozitív és negatív emlékeket. A negatív emlékek esetében ugyanarra a következtetésre jutottak, mint Rude-ék: a depresszióban szenvedők többször használták az „I” szócskát. Továbbá azt is felismerték, hogy általánosságban több szót használtak az emléküik leírásához, és inkább jelen idejű igéket használtak, mint az egészségesek. Ugyanakkor amikor pozitív emlékeket kellett felidézni, akkor ennek szinte pont az ellentéte történt. A depressziósok kevesebbszer használták az „I” szót, rövidebb, kevesebb szóból álló összefoglalóval írták le az emléküket, de ebben az esetben is inkább jelen idejű igéket használtak.

Ilyen, és ezekhez hasonló nyelvi sajátosságok szabályokba való sorolása lehetővé teszi, hogy szövegelemzési módszerek segítségével beazonosítsuk azokat, akik potenciálisan depressziós megbetegedéssel küzdenek. Hiszen hogyha ismerjük egy csoport sajátos szövegalkotási, szóhasználati és hasonló szokásait, akkor valószínűsíthetjük, hogy aki ugyanezekkel a szokásokkal él, az ugyanabba a csoportba is tartozik. Ezen módszer

használatával, ha elfogadjuk az előbbiből következő feltételezést, miszerint egy csoport sajátos szokásait annak majdnem minden tagja egyaránt használ, akkor alacsonynak várhatjuk a tévesen nem depressziósnak beállítottak számát, azaz az álnegatív kategorizáció valószínűségét. Elképzelhető, hogy valaki a csoporton kívül is él ugyanezekkel a nyelvi és szövegalkotási szokásokkal, ami viszont ennek pont az ellenkezőjét, álpozitív eseteket okozhat, azaz valakit tévesen depressziósnak titulálunk. Ez azonban a „kisebb rossz”, hiszen a célunk az, hogy csökkentsük az depressziós megbetegedések aluldiagnosztizáltságát, megtaláljuk azokat, akik ilyen tünetekkel küzdenek, és esetlegesen összekapcsoljuk a számukra szükséges, célzott és professzionális segítséggel.

2.4 Facebook a magyaroknál

Ma az egyik legkönnyebben hozzáférhető adatot biztosító platform a közösségi média (az angol szakirodalomban „Social Media Sites”, röviden SNS). Pár kattintással le tudjuk tölteni a valaha feltöltött összes adatunkat a Facebookról, beleértve azokat a tartalmakat is, amiket korábban letöröltünk a hírfolyamunkról, így könnyedén óriási mennyiségű adat állhat rendelkezésünkre.

Ugyanakkor az is nagy előnye a Facebook-ról szedett adatoknak, hogy a társadalmunk igen jelentős része reprezentálja magát ezen az oldalon. Folyamatosan nő azoknak a száma, akik rendelkeznek valamilyen közösségi oldalon regisztrált profillal. A KSH 2018-as eredményei alapján ez a teljes magyar társadalomnak már 86%-a volt. (KSH, 2018) Korcsoportokra lebontva ugyanez az arányszám a 16-24 éveseknél 94%, a 25-34 éveseknél pedig 87%. Ugyanitt azt is kimutatták, hogy általában a magyarok harmadik legkedveltebb időtöltése az interneten a közösségi oldalakon való részvétel.

2.5 Korábbi eredmények

A fent bemutatott sajátosságokat és előnyöket felismerve, több kutató készített már hasonló, SNS-okon írt bejegyzések elemzésével depressziót mérő elemzést, amiknek egy részét igyekszem lentebb bemutatni. Az általános, bevett szokás, amit ezek a cikkek és tanulmányok rendszerint követnek a következő: vesznek egy nagy adatbázist (minél nagyobb méretű az adatbázis, annál nagyobb bizonyossággal lehet következtetéseket levonni – lásd Junqué de Fortuny és m.társai, 2013 –, de figyelembe véve azt, hogy nem garantál tökéletes kimenetet pusztán a nagy adatbázis. Erre példa a Literary Digest fiaskó, amiről részletesebben:

Squire, 1988), ami általában az emberek egy csoportjának valamilyen közösségi média platformra íródott posztjainak az összessége. Tetszőleges szövegelemzési módszerrel ezeket elemzés alá vonják, és megpróbálják az alapján kimutatni, ha valaki depressziós zavarral küzd. A használt módszer hatékonyságát pedig valamilyen, általában külső forrásból vett adattal mérik, ami alapján biztosan, vagy a kutatás szempontjából elég nagy valószínűséggel el lehet dönteni, hogy az éppen vizsgált egyén depresszióval küzd (vagy küzdött korábban), vagy sem. Ezeknek általában négy nagy csoportját különbözteti meg a szakirodalom: 1) amikor depressziós megbetegedéssel foglalkozó csoport vagy fórumtagság alapján választják ki a kutatásban résztvevőket, vagy 2) szakértő, vagy szakértők egy csoportja osztályozza az adathalmaz egy részét aszerint, hogy az adott poszt depressziós felhasználóra enged-e következtetni, majd valamilyen tanuló algoritmus segítségével állítanak fel szabályokat, vagy 3) klinikai adatokkal rendelkeznek a kutatásban résztvevőkről, vagy 4) kérdőívet töltenek ki velük. A továbbiakban mind a négy típust részletesebben bemutatom, néhány példán keresztül, különös hangsúllyal arra a területre, amit én is alkalmazok a kutatásomban.

2.5.1 Fórum- vagy csoporttagság

Ebbe a kategóriába azok a kutatások tartoznak, amikhez a résztvevőket már előre úgy választják ki, hogy az éppen kutatott SNS-on depressziós megbetegedéssel foglalkozó csoport vagy fórum (aktív) tagja. Ebben az esetben a kutató azzal az előfeltételezéssel él, hogy az, aki korábban belépett egy ilyen csoportba vagy fórumba, maga is hasonló nehézségekkel küzd, vagy küzdött valamikor korábban az élete során. Erre példa a már korábban említett Mosaiwi és Johnstone által írt tanulmány (2018), amiben felfedezték, hogy a depresszióban szenvedők több abszolutista szót használnak, mint az egészségesek.

2.5.2 Szakértői vélemény kiterjesztése tanuló algoritmussal

Másik, igencsak közkedvelt módszer a tanuló algoritmusok (angol nyelvű szakirodalomban machine learning, lsd. pl. Brynjolfsson, Mitchell, 2017) használata a szakértői vélemény kiterjesztésére. Ennek tökéletes mintapéldája O’Dea és munkatársai Twitter posztokat (továbbiakban tweeteket) elemző kutatása, így ezen keresztül mutatom be a módszert. (2015) Összesen 14701 tweetet töltöttek le a Twitter API (Application Program Interface) segítségével, amiből véletlen kiválasztással létrehozták a 2000 elemszámú mintát. A machine learning szabályainak megfelelően nagyjából 10%-a ennek a mintának a –

szakkifejezéssel mondva – tanuló halmazba került, a többi pedig az úgynevezett teszhalmazba. A tanuló halmaz minden egyes elemét „felcímkézték”, azaz három mentális betegségekre specializálódott kutató segítségével minden tweet-ről eldöntötték, hogy az depresszióra enged következtetni, vagy sem. Három kategóriát hoztak létre: „erősen aggasztó”, „talán aggasztó”, vagy „figyelman kívül hagyható”. Először minden tweet a középső, „talán aggasztó” kategóriába került, majd onnan kellett áthelyezni a szakértők döntésének megfelelően. Ezután az algoritmus ezen a nagyjából 200 elemszámú tanulóhalmazon megpróbált szabályokat felismerni, ami alapján történhetett a kategóriákba sorolás. Ezeket „megtanulta”, azaz beépítette a működési mechanizmusába, majd ez alapján sorolta be a megfelelőnek vélt kategóriába a teszhalmaz elemeit is. Az összes vizsgált tweet 18%-át sorolta az algoritmus az „erősen aggasztó” csoportba.

Ez a módszer elég általános ahhoz, hogy lehetővé tegye ne csak írott szövegek, de képek, sőt akár videó tartalmak elemzését is. Ezt használta ki Reece és Danforth is, amikor Instagramon posztolt képek alapján próbálta megválaszolni a kérdést: mik azok a jellemzők, amik arra engedhetnek következtetni, hogy a posztoló depresszióban szenved. (2017) Azt tapasztalták, hogy azok a képek, amiket depressziósok posztoltak, általában kékebbek, szürkébbek és sötétebbek voltak, mint egészséges társaiké. Általánosságban többet posztoltak, és posztjaikra több kommentet is kaptak, a like-okra viszont ennek pont az ellentéte volt igaz. Érdekeségként fogalmazták még meg, hogy a depressziósok nagyobb arányban posztoltak arcokat tartalmazó képeket, de esetükben alacsonyabb lett az egy képen lévő arcok átlagos száma.

Ennél egy még kevésbé kidolgozott kutatási területet célt meg az a szerzőtrío, akik tinédzserek életéből kiragadott részletek videófelvételeiből próbálták meg meghatározni azt, hogy depressziósak-e. (Asgari és m.társai, 2014)

2.5.3 *Klinikai nyilvántartás*

Az utolsó kettő kategória esetében valamilyen külső forrásból kapott információval rendelkezünk arról, hogy a kutatásban résztvevők depressziósok-e. Az első típusa ennek az, amikor a kutatóknak hozzáférése van valamilyen klinikai nyilvántartáshoz, amiben egyértelműen fel van tüntetve, ha az egyént korábban bármikor depressziós zavarral diagnosztizáltak. A módszer hatékonyságának mérésére ez a legbiztosabb mód, ugyanis itt

konkrét, írásba foglalt orvosi bizonyíték van arról, ha valaki depressziós. Minden más esetben vagy be kell vonni szakértő pszichológus vagy pszichiáter segítségét, vagy a depressziós diagnózis nem megbízható. Ugyanakkor természetesen azt is fontos kiemelni, hogy ez a legritkébb, hiszen nagyon nehéz klinikai adatokhoz hozzájutni.

Ez a lehetőség adatott meg Johannes Eichstaedtnek is kutatásában (2018), ahol 114 ICD-9 alapján (ICD-10 előtti ICD verzió) klinikailag depresszióval diagnosztizált, és 569 egészséges résztvevő összes Facebook adatát vette elemzés alá. Eichstaedt többek között a topikelemzést választotta módszerül, ami egy olyan szövegelemzési módszer, ami egy általunk megadott számú témába sorolja a kívánt adathalmaz elemeit, azok egymáshoz való hasonlósága alapján. Az általa létrehozott 200 témán egy faktoranalízist, majd egy klaszterelemzést hajtott végre, aminek segítségével a szemantikailag hasonló témák egymás mellé kerültek. Ezzel csökkentette a különböző témák számát, majd megnézte, hogy a depressziósok és az egészségesek által megjelent témák mennyire térnek el egymástól. Kutatásában arra jutott, hogy nemcsak az egyén érzelmei, hanem annak interperszonális élményei (mint a magány, vagy ellenségeskedés), valamint a saját kognitív jellemzői (aggódásra, események túlgondolására való hajlam) is a depressziós megbetegedés nyelvi predikátorai közé tartozik.

Ennek a kutatásnak is, mint általában a klinikai rekordokkal rendelkezőknek sajátossága, hogy a dolgozatomban elején bemutatott ICD valamely változata által meghatározott diagnosztikus kritériumokkal dolgozik, nem a DSM-mel. Ennek oka az, hogy ahogy korábban is említettem, a világszerte hivatalosan elismert osztályozási rendszer az ICD, több pszichiáter is használja, mint a DSM-et, így a klinikai nyilvántartások nagy általánosságban inkább e rendszer szerint íródtak.

2.5.4 *Kérdőív*

A külső forrásból rendelkezésünkre álló információ másik lehetséges forrása a résztvevőkkel kitöltetett kérdőív. Ez lehet egy, a kutatók által összeállított kérdőív, ami a demográfiai- és más, a kutatás szempontjából fontos adatok mellett arra is rákérdez, hogy depressziós-e a kérdezett, vagy rendelkezik-e depressziós tünetekkel, esetleg korábban rendelkezett-e, diagnosztizálták-e valaha hasonló mentális zavarral stb. Ugyanakkor létezik többféle standardizált kérdőív is ugyanerre a célra. Mivel kutatásomban én is kérdőíves

adatokat használok viszonyítási alapul, így a szakirodalom ezen része nagyobb hangsúlyt kap a korábbi munkák áttekintésében.

A standardizált kérdőívek közül a legalapvetőbb és legrégebb óta használatos a Beck Depresszió Kérdőív (Beck Depression Inventory, röviden BDI). (1961) Eredetileg szakképzett kérdezők interjúk helyzet alapján töltötték ki az egyénre vonatkozó adatokat, de ma már inkább önbevallásos alapon működik a kérdőív kitöltése. A BDI 21 depressziós tünetet különböztet meg, amely mindegyikére vonatkozik egy kérdés, és mindegyik kérdésre 4 válaszlehetőség van. Ezek a válaszlehetőségek a tünet fennállásának erősségét jelzi, az adott válasz alapján pedig pontokat kapnak a kitöltők. Minél több ponttal rendelkezik valaki, annál nagyobb bizonyossággal lehet depresszióval diagnosztizálni. Ugyanakkor ez egy igen hosszú, körülményes és időigényes teszt, így Beck később létrehozta egy rövidebb verzióját is. (1972) Ebben már csak 9 tünetre kérdez rá olyan módon, hogy a kérdőív kitöltőjének állításokat kell értékelni egy 1-től 4-ig terjedő skálán aszerint, hogy az mennyire volt rá jellemző egy adott korábbi időszakban, ahol az 1-es érték azt jelenti, hogy „egyáltalán nem jellemző”, a 4-es pedig azt, hogy „nagyon jellemző”. A továbbiakban bemutatott szakirodalmak általában ezen két lehetőség (saját maguk által megfogalmazott kérdőív, vagy a rövidített BDI) közül választanak. Amennyiben ettől eltérnek, a használt kérdőív típusát is részletesebben bemutatom.

Bár több olyan kutatás is született már, amely alátámasztja, hogy az ilyen depressziós zavart mérő önbevallásos alapon működő kérdőívek elég jól teljesítenek ahhoz, hogy szoros együttjárást mutassanak a depresszió klinikai diagnózisával (lásd pl. Benedict és m.társai, 2003 és Fann és m.társai, 2005), fontos kiemelni, hogy nem helyettesítik azt. Egyrészt akármilyen erős az együttjárás, nem tökéletes (Isd. többek között Sprinkle és m.társai, 2002 és Dobson, Breiter, 1983), így fennáll a fals pozitív és a fals negatív megítélés esélye is. Azok jelenléte az elemzésben, akik valójában nem rendelkeznek depressziós zavarral, de mi úgy ítéljük meg, hogy mégis, jelentősen rontanak a módszer hatékonyságán. Legalább ugyanilyen nagy probléma ennek az ellentéte, amikor valaki depresszióban szenved, de nem ismerjük fel, így nemcsak tovább romlik a módszer hatékonysága, és nem lesz megbízható, az érintettnek továbbra sincs esélye megkapni a számára szükséges segítséget. Másrészt, mindezek mellett ahhoz, hogy helyesen és pontosan kiértékeljenek egy mentális zavart mérő tesztet, pszichológiai szakértelemre van szükség, ami nem mindig áll rendelkezésre a hasonló témájú kutatásoknál.

Ahogy arra már korábban is utaltam, nemcsak Európában és nemcsak angol nyelvű korpuszokon tartják fontosnak a tudósok a depressziós zavar szöveg alapú elemzése adta lehetőségek kihasználását. Már Izraelben is született olyan eredmény, miszerint a SNS-okon hagyott lábnyomuk bár ritkán tartalmaz explicit utalást szorongásra, de amikor igen, akkor az jó predikátora lehet a depresszióknak a fiatalok körében. (Ophir és m.társai, 2019)

Koreai nyelvterületen is születtek nagyon fontos kvantitatív szövegelemzéssel mérhető eredmények. (Park és m.társai, 2015) 234 fiatal felnőtt egyetemistát kérdeztek meg, aminek nagyjából 20%-a szenvedett depressziós zavartól. A kutatás alapján bebizonyosodott, hogy a depresszióban szenvedőknek a várakozásnak megfelelően valóban kisebb a(z online) kapcsolati hálójuk, és kevesebb reakciót – like-ot és kommentet – kapnak másoktól, mint az egészségesek. Ugyanakkor, amit nem feltétlen gondolnánk, egyáltalán nem kezdeményeznek kevesebb interakciót, és nem posztolnak kevesebbet a saját üzenőfalukra. Továbbá, mivel a depresszió egyik tünete az alvászavar, a cikk írói azzal a feltételezéssel éltek, hogy a depressziós csoportba tartozók késő éjszaka aktívabbak, mint a nem depressziós társaik. A kutatásuk során viszont arra az eredményre jutottak, hogy ez a hipotézis sem helytálló.

Különlegessége még ennek a kutatásnak, hogy Center for Epidemiologic Studies Depression Scale (CES-D) standardizált depressziót mérő kérdőívet használtak referenciaként. A CES-D egy 20 tételből álló teszt, ami az általános egyén depressziós tüneteit igyekszik felismerni a DSM-IV (DSM-V előtti DSM verzió) alapján, a tüneteket egy hetes intervallumra visszatekintve vizsgálva. 20 állítást fogalmaz meg, amik a kért érzelmire utalnak (pl. „Szomorú voltam”, „Barátságatlanok voltak velem az emberek”, „Boldog voltam”). Ezeket kell egy egytől négyig terjedő skálán értékelni az alapján, hogy milyen gyakran érezte az állításban foglaltakat a kitöltést megelőző egy héten belül. Az 1-es a „ritkán, vagy soha”, a 4-es pedig a „legtöbbször, vagy mindig” válaszlehetőséget fedi. (Radloff, 1977)

Japánban már kvalitatív szövegelemzést használtak egy 2015-ös kutatásban, ahol huszonevesek tweet-jeit vizsgálták logisztikus regresszió segítségével. Arra voltak kíváncsiak, hogy a „want to die” és a „want to commit suicide” szóösszetételek megjelenése összefüggésben van-e depressziós megbetegedéssel. (Sueki, 2015)

Nem meglepő azonban, hogy az angol nyelvterületeken íródott szakirodalmak már ezeknél általánosabb hipotéziseket és kijelentéseket céloznak meg, hiszen a legtöbb

szövegelemzési módszer eredetileg angol nyelvre készült és készül a mai napig. De Choudhury például az általános depressziónál még kevesebbet kutatott és aluldiagnosztizáltabb szülés utáni depressziót vizsgálta. (2014) Kisgyerekes anyukákat keresett meg és kérte el a Facebook adataikat a szülés előtti 50 és a szülés utáni 10 hétre visszamenőleg. Ezzel lehetővé tette, hogy egy hosszabb időintervallumot vonhasson elemzés alá, amivel felismerhetők az egyén online viselkedésében beállt változások. Elemzésében arra jutott, hogy a szülés utáni depresszió legjobb előre jelzője a nagyobb szociális izoláció, ami kisebb Facebook aktivitást és ezzel együtt a szociális tőkéhez való kisebb hozzáférést is jelent a szülés előtti állapothoz képest.

A referenciát nyújtó információt ebben az esetben is egy kérdőív nyújtotta, ami az itt bemutatott többi cikktől eltérően a Patient Health Questionnaire-9 (PHQ-9) diagnosztikus teszt volt. A CES-D-hez hasonlóan a PHQ-9 is a DSM-IV diagnosztikus kritériumokkal dolgozik, és mindegyik diagnosztikus kritériumra megfogalmaz egy kérdést. (Kroenke és m.társai, 2001) Ennek eredményeképpen ez az eddig bemutatott módszerek közül a legrövidebb, hiszen csak 9 kérdést kell megválaszolni. Ezek arra kérdeznék rá, hogy a kitöltő az utóbbi kéthetes intervallumban milyen gyakran érezte a depresszió egyes tüneteit egy négyfokú skálán, ami a „soha” válaszlehetőségtől a „szinte minden nap”-ig terjed. Ennél a kérdőívénél is pontokat kapnak a kitöltők. Minél gyakrabban tapasztalt egy tünetet, annál magasabb pontszámot kap, és minél magasabb az összesített pontszáma, annál veszélyeztetettebb a depressziós megbetegedésre nézve.

Az egyik legnagyobb volumenű kutatás Schwartz és munkatársai nevéhez fűződik. (2014) Majdnem két évnyi Facebook adatot kértek el 28.749 felhasználótól. Tanulmányukban arra helyezték a hangsúlyt, hogy a depresszió nem egy bináris változó, amivel valaki az élete egy adott pontjában vagy rendelkezik, vagy nem. Kimutatták, hogy a depressziós zavarra folytonos változóként is lehet tekinteni, és az egyén életében ez egy folyamatosan változó görbe is lehet. Ahhoz, hogy ezt ki tudják jelenteni, a kérdőívüknek a kérdezettnek nemcsak a depresszió-, hanem a szorongás- és stresszfaktorát is mérni szerették volna.

Ezért esett a választásuk a Depression, Anxiety, Stress Scales-21-re (DASS-21). A korábban bemutatott tesztekhez hasonlóan itt is négyfokú skálán kellett értékelni állításokat, most aszerint, hogy mennyire jellemző rájuk az adott mondat. A legnagyobb eltérés azonban a DASS-21 és az előző kérdőívek között, hogy ahogy a neve is sejteti, nemcsak depresszióra vonatkozó állításokkal operál, hanem a szorongás- és stresszszintet is méri. A nevében rejlő

21-es szám a tesztben résztvevő 21 állításra utal. Mind a három, a teszt által mért faktorra 7 változó foglalkozik, és minden esetben a kitöltést megelőző egy hetet kell figyelembe venni. (Henry, Crawford, 2005)

Végezetül pedig kettő olyan tanulmányt szeretnék bemutatni, ami amellett, hogy kérdőívet vesz viszonyítási alapul, szótár alapú módszerrel dolgozik – amit én is alkalmazok a kutatásomban. A már korábban is említett De Choudhury egy másik kutatásában munkatársaival összefogva több mint egy év Twitter posztjai alapján próbálta megállapítani, hogy valaki depresszióban szenved-e. (2013) A résztvevőkkel kitöltetett kérdőívben nemcsak demográfiai adatokra kérdeztek rá, hanem a Twitter felhasználói szokásaikra is, valamint arra, hogy diagnosztizáltak-e náluk valaha depressziót, ha igen, mikor és szedtek-e antidepresszánt. A kérdőív rendelkezett egy standardizált CES-D teszttel is, amivel a kitöltőkről meg tudták mondani, hogy a kitöltés időpontjában depressziósak-e. 1583 olyan kérdőív született, amiknek a kitöltői beleegyeztek abba is, hogy a kutatók letöltsék az egy évre szóló Twitter adataikat is. Amennyiben valaki bejelölte, hogy korábban diagnosztizáltak nála depressziót, akkor a diagnózist megelőző egy évből került ez letöltésre. Ebből minden adattisztítást követően 554 bizonyult használhatónak. Ezek közül is csak azokra koncentrált a kutatás, akiknek a legutóbbi évben saját bevallásuk szerint legalább kettő depressziós epizódja volt, ami 476 felhasználót jelentett. Ezeknek a felhasználóknak vonták elemzés alá a tweet-jeit a következő szempontok szerint: mennyire elhivatott Twitter felhasználó, milyen nyelvet és nyelvi szokásokat használ, mennyire kiterjedt a kapcsolati hálója, valamint említ-e valamilyen antidepresszáns gyógyszert. Ezek közül a nyelvi szokások mérését szeretném részletesebben bemutatni. Yahoo!-n „mental health” azaz mentális egészség címszó alatt található kérdéseket és válaszokat listáztak ki, amiknek véletlenszerűen kiválasztott 10%-át letöltötték. Az ezeket alkotó szavakat és szóösszetételeket egy szótárba helyezték, majd megnézték, hogy az általuk vizsgált tweet-ekben milyen gyakorisággal találhatók meg a szótárban szereplő szavak és szóösszetételek. Azt tapasztalták, hogy a szótárban lévő rövidebb kifejezések elég jól illeszkednek a depresszióban szenvedők szókészletéhez, tehát ez a módszer alkalmas arra, hogy SNS posztok alapján elég jó valószínűséggel kiszűrje azokat, akik depressziósak.

Hasonló eredményre jutott Moreno is, amikor 200 darab legalább harmadéves egyetemista publikus Facebook profiljának egy évre visszatekintő részletét elemezte. (2011) Ezen kutatás is DSM-V depresszióra vonatkozó diagnosztikus kritériumait használta. Az

alvászavar kivételével mindegyik kritériumra kerestek olyan kulcsszavakat vagy szinonimákat, amik arra engedhetnek következtetni, hogy a poszt írója depressziós zavarral küzd. Az alvászavart külön kezelték, mert úgy gondolták, hogy ha ezt a tünetet is a többivel együtt elemeznék, az a többiekhez képest felül lenne reprezentálva. Mivel a DSM-V rendszer alapján felállított depresszió diagnózisnak az is része, hogy a tüneteknek legalább 2 hétig fenn kell állnia, Moreno azt mondta, hogy azokat tekinti depressziósnak, akiknek ugyanazok 2 héten belül legalább 5 olyan Facebook posztja volt, ami valamelyik tünetnek megfelelt és legalább az egyik a levertség vagy az érdeklődés és öröm csökkenése volt. Bár ez egy elég szigorú kitétel, így is találtak 5 olyan Facebook profilt, ami az összes kritériumnak megfelelt, tehát depressziósnak bizonyult a felhasználó. Ez a teljes minta 2,5%-a.

2.5.5 Etikai kérdések

Guntuku és munkatársai 2017-ben összefoglalták a korábbi depresszió a SNS-okon témában íródott tanulmányokat, és cikkükben minden korábban íródott fontosabb kutatást megemlítenek. (2017) Az összefoglaló kitér a témát érintő igencsak fontos etikai kérdésekre is. Leírja, hogy a legfontosabb kérdés ebben az esetben az adatvédelem, valamint a fogalmak és módszerek pontos definiálása. Mivel a mentális betegségek a mai napig általánosan negatív megítéléstől szenvednek (lásd korábban), így nagyon fontos biztosítani a kutatásokban résztvevőknek, hogy az adataik nem kerülnek arra nem jogosultak kezébe. Elképzelhető, hogy egyes munkaadók vagy biztosítási cégek, ha birtokukban lenne az egyén mentális betegségéről szóló információ, akkor ennek fényében hoznák meg döntésüket vagy kezelnék az érintettet. Ugyanezen okokból kifolyólag felettébb fontos, hogy mindig pontosan és egyértelműen legyen meghatározva, hogy az adott kutatásban milyen definíciókkal dolgozunk, hiszen nem szeretnénk senkit sem tévesen rossz kategóriába sorolni.

Mikal, Hurst és Conway ennél részletesebben elemzi a kérdést. (2016) Öt darab kétórás csoportos interjút szerveztek meg, összesen 26 Twitter felhasználóval, akik között voltak klinikailag diagnosztizált depressziósok és egészségesek is. Arról kérdezték őket, hogy mit gondolnak, hogyan használják az emberek manapság a Twittert, milyen mintákat ismernek fel a társaik és saját Twitter használatukban; milyen elvárásaik vannak a Twitter felé adatvédelmi szempontból; mit gondolnak a társadalom mentális egészségének monitorozásáról; milyen különbségeket látnak abban, ha a társadalom egészét vizsgálják a mentális egészség témakörében, vagy az egyént; valamint meghallgatták a jelenlévő

javaslatait minden érintett témában. Ami az adatvédelmet illeti, többen nem voltak azzal tisztában, hogy amit egyszer kiraknak Twitterre, az onnantól kezdve az interneten megtalálható. Azt gondolták, hogy a régen írt tweet-jeik, kommentjeik elévülnek, vagy annyira nehéz azokat visszakeresni, hogy azt senki nem vállalná fel. Volt olyan is, aki azt mondta, hogy bizonyos időközönként végignézi a valaha megosztott összes tweet-két, és azokat, amikkel már nem ért egyet, vagy valamilyen egyéb okból kifolyólag már nem szeretne felvállalni, kitörli. Arról nem volt tudomása, hogy attól még, hogy azt kitörli, nem válik hozzáférhetelenné az adat. Az interjúkon résztvevők között általános egyetértés volt abban, hogy nem várnak tökéletes adatbiztonságot (leginkább azért, mert a Twitter egy ingyenesen, bárki számára elérhető platform), viszont nem tudják, hogy pontosan milyen mértékű az az adatbiztonság, amit számukra a Twitter biztosít.

Amikor a társadalom mentális egészségének ilyen módon történő monitorozására terelődött a szó, voltak, akik negatív véleményt alkottak, de ők voltak kisebbségben. A legtöbben azt mondták, hogy addig, amíg egész társadalomra nézve kutatják a kérdést, nincsen vele semmi baj. Ugyanakkor, ha a konkrét egyént ismeri fel valamilyen algoritmus és kezeli depressziósként, az könnyen stigmatizációhoz vezethet a megkérdezettek szerint, amit el szeretnének kerülni. Azok közül, akik depressziós megbetegedéssel bírnak, vagy bírtak korábban, volt, aki viszont azt hangsúlyozta, hogy egy ilyen elemzéssel könnyebben össze lehet kapcsolni a professzionális segítséget azzal, akinek szüksége van rá. Ugyanezen csoport nagyrésze azt is kijelentette, hogy ha az ő Twitter posztjaikat elemezné valaki, akkor elég nagy valószínűséggel ki lehetne mutatni azt, hogy ő depresszióban szenved, vagy szenvedett valamikor korábban.

- *„I think that sounds great! Especially, I think one common question is like, how long have you felt this way? I don't know. I don't know.”*
- *„Right, exactly. Forever.”*
- *„But if you could look at Twitter and just immediately a graph that shows mood swings over time. Absolutely!”*

Fentebb pedig egy a kutatásban közölt, két depresszióval diagnosztizált férfi között lezajlott párbeszédet láthatunk, amint arról beszélnek, hogy a hétköznapokban is hasznát vennék egy ilyen beépített algoritmusnak.

További fontos etikai kérdés a mentális egészséggel foglalkozó kutatásokkal kapcsolatban, hogy amennyiben valakit betegnek nyilvánítunk, értesítjük-e az érintettet. A Magyar Pszichológiai Társaság² Etikai Kódexe (2004) megfogalmazza többek között a szakma általános alapelveit is, aminek egyike az ügynevezett segíteni akarás. Ez azt jelenti, hogy a pszichológusoknak minden esetben az embertársain való segítség és az ártalmak elkerülése kell, hogy az elsődleges célja legyen. Ennek értelmében amennyiben egy kutatásban valakit mentális megbetegedéssel, vagy annak fennállásának veszélyével diagnosztizál, arról őt értesítenie kellene, és lehetséges gyógymódot felajánlani. Ugyanezt a kérdéskört járja végig részletesebben Shochet és O'gorman specifikusan a depresszióra és az öngyilkosságra való hajlamra koncentrálva. (1995) Ugyanakkor figyelembe kell venni, hogy a hasonló témában folytatott kutatásokat nem mindig pszichológusok végzik, így nem feltétlen vannak tisztában a fent említett etikai irányelvvel. Másrészt az igen sokszor említett és tárgyalt stigmatizációtól való félelem és az adatok megfelelő kezelése miatt a kutatásban résztvevőket a legtöbb esetben anonimitásról biztosítják. Ennek következményeképpen pedig hiába szeretné egy kutató értesíteni a veszélyeztetetteket, nincs rá módja. Ezen dolgot esetében is erről van szó, a kutatás anonim, így az algoritmus által depressziósnak titulált egyéneket nem áll módomban értesíteni.

² <http://mpt.hu/>

3. Kutatás

A dolgozatomban kétféle adatból dolgozom: kérdőíves eredményekből, valamint igen nagy időintervallumra kiterjedő Facebook adatokból. A Szinapszis Piackutató és Tanácsadó Intézet³ segítségével egy leginkább fiatalokból álló, 150 fős kényelmi mintán töltettek ki kérdőívet a kérdező laptopján, önkitöltős alapon, majd megkérték őket, hogy töltsék le ugyanarra a dedikált számítógépre az összes Facebook adatukat. A kitöltők egy része diákszövetkezeten keresztül lett elérve, de voltak olyanok is, akiket a cég a saját adatbázisából keresett fel, mert korábban részt vettek valamilyen kutatáson, így már rendelkezett a cég az elérési adatukkal. Minimális pénzbeli kompenzációban részesültek.

3.1 Kutatás célja

Dolgozatomban arra a kérdésre keresem a választ, hogy a SNS posztok szöveganalitikai módszerekkel, azon belül is konkrétan a szótár alapú osztályozással való elemzése alkalmas-e arra, hogy felismerje a depressziós zavarral küzdő résztvevőket. A kutatás további sajátossága, hogy bár több nyelven is született már hasonló kutatás, az még nem egyértelműen bebizonyított, hogy hasonló szövegelemzési módszerek magyar nyelven is alkalmasak arra, hogy beazonosítsa a depresszióban szenvedőket.

A kutatás a depressziós zavarral küzdő résztvevők sajátos Facebook felhasználói szokásait igyekszik felderíteni, egy nagyrészt fiatal egyetemistákból álló korpuszon. Mivel a kutatásban résztvevők teljes, a kérdőív kitöltését megelőző összes Facebook adata rendelkezésemre áll, így lehetőségem nyílik az adatok longitudinális elemzésére is. A már korábban említett Schwartz által vezetett kutatás kimutatta, hogy a depresszió nem egy bináris állapot, hanem általában egy folyamatosan változó görbével írható le a jelenléte, vagy éppen hiánya. Ezt felhasználva arra a kérdésre is megkísérlek választ adni, hogy azoknál, akiknél a Facebook posztjaik alapján depressziót lehet gyanítani, a tünetek megjelenése egyszeri eset, vagy hosszabb távon, esetleg rapszodikusán vissza-visszatérve jelentkeznek.

3.2 Kérdőív bemutatása

A kérdőíves adatfelvételnek a célja az volt, hogy minél többféle információt szerezzünk a kitöltőkről, amit később a Facebookon mutatott aktivitásuk fényében vizsgálni lehet. Ennek

³ <https://szinapszis.hu/>

fényében politikai beállítottsággal, véleménnyel és attitűddel, szabadidős tevékenységgel és zenei ízléssel foglalkozó kérdések is megtalálhatók voltak benne a személyesebb, depressziós tüneteket is mérő kérdések mellett. Néhány alapvető demográfiai kérdésre is válaszolni kellett a kitöltőknek, amikből megtudhatjuk többek között a kérdezettek korát, nemét, iskolai végzettségét és családi állapotát is. Mivel SNS-on folytatott viselkedés elemzésére külső viszonyítási alapként működő adat biztosítása volt a kérdőív eredeti célja, így néhány kérdésben felmérték a kitöltő általános internetezési és Facebook felhasználói szokásait is. Összesen nagyjából fél órát vett igénybe a kérdőív kitöltése.

A depressziós tüneteket a kérdőív kétféleképpen közelíti meg. Az első kérdés absztraktabban járja körül a témát. Olyan állításokat kellett értékelni, mint „Úgy érzem, nem ismerem magam igazán”, „Általában azt teszem, amit mások mondanak nekem”, „Mások véleménye jelentős hatással van rám” stb. aszerint, hogy az mennyire jellemző a kérdezettre egy egytől hétig terjedő skálán. Az egyes érték itt azt jelentette, hogy „egyáltalán nem jellemző rám”, a hetes pedig azt, hogy „nagyon jellemző rám”. Mivel ezt a megközelítést nagyon nehéz, szinte lehetetlen lenne megragadni Facebook-ra íródott posztok elemzésénél, így számomra a második, lentebb bemutatott kérdés bír a nagyobb jelentőséggel.

Egy – hogy a teljes kérdőív nyelvezetébe jobban illeszkedjen –, a szövegében minimálisan és skála értékeiben megváltoztatott PHQ-9 (Kroenke és m.társai, 2001) depresszióra vonatkozó kérdést illesztettek be a kérdőívbe. Az eredeti, standardizált PHQ-9 minden választ négyfokú skálán értékel, ezzel szemben a kutatásom eredményét adó kérdőívben az előbb bemutatott kérdéssel megegyezően, minden állítást egy egytől hétig terjedő skálán kellett értékelni. Ennek oka az volt, hogy a kérdőívben feltett összes többi kérdés is ilyen skálán volt mérve, amitől ebben az esetben sem kívánt eltérni a kérdőív megfogalmazója. Az állításokat aszerint kellett értékelni, hogy a kitöltést megelőző egy évre visszatekintve a kérdezettnek milyen gyakran okoztak problémát a megfogalmazott panaszok. Itt az egyes válasz a „soha” válaszlehetőséget jelölte, a hetes pedig azt, hogy „nagyon gyakran”. A 2. táblázatban látható a kérdés pontos megfogalmazása a kérdőívnek megfelelően.

Panasz	Skála						
	1	2	3	4	5	6	7
Kevés érdeklődés vagy örömezés tevékenységei során	1	2	3	4	5	6	7
Szomorúság, lehangoltság vagy reménytelenség	1	2	3	4	5	6	7
Nehezen tudott elaludni, éjszaka könnyen felébredt, vagy túl sokat aludt	1	2	3	4	5	6	7
Fáradtság vagy kevés energia	1	2	3	4	5	6	7
Rossz étvágy vagy túlzott evés	1	2	3	4	5	6	7
Rossz érzések saját magával kapcsolatban, vagy olyan gondolatok, hogy Ön sikertelen, vagy csalódást okozott önmaga vagy családja számára	1	2	3	4	5	6	7
Koncentrációs nehézségek, például újságolvasás vagy tévénézés közben	1	2	3	4	5	6	7
Mozgása vagy beszéde annyira lelassult, hogy mások is észrevehették, vagy ellenkezőleg, olyan nyugtalan volt, hogy a szokásosnál sokkal többet mozgott	1	2	3	4	5	6	7
Olyan gondolatok, hogy jobb lenne meghalni, vagy hogy valamilyen módon kárt tehetne önmagában	1	2	3	4	5	6	7

2. táblázat Kérdőívben feltett enyhén változtatott PHQ-9

3.3 Adatbázis bemutatása

A kérdőívkitöltők jelentős része (75%-a) nő, mindössze 37 férfi található a mintában. A legfiatalabb kitöltő 18 éves, a legidősebb 71, viszont az átlagos életkor 30. Ebből is adódik, hogy a megkérdezettek 64%-ának a legmagasabb iskolai végzettsége középiskola, ugyanakkor a teljes minta több, mint fele jelenleg is valamilyen felsőoktatási intézménybe jár. A minta legnagyobb része egyedülállóan vallotta magát és legalább középosztályba sorolná be magát.

Tekintettel arra, hogy mindenki az összes Facebook adatát (tehát a regisztrációjától kezdve a letöltés pillanatáig a Facebook felületén végrehajtott minden tevékenységét, beleértve azt is, amit később törölt az üzenőfaláról) letöltötte, így jelentős mennyiségű Facebook poszt gyűlt össze. Összesen közel 350.000, nagyrészt egyedi, saját vagy ismerős üzenőfalára, eseményhez vagy csoportba írt bejegyzést sikerült összegyűjteni. Ezek közül a legtöbb születésnapi köszöntés, így ezeket kiszűrve jelentősen csökken ez a mennyiség, de még így is nagyszámú, majdnem 130.000 poszt áll rendelkezésre.

Az adatbázisban megtalálható minden, a Facebook által biztosított információ a posztokról. Ezek:

- Ki írta a posztot (egyoldali kulccsal anonimizálva: mindenki kapott egy egyéni azonosítót, amiből nem lehet visszakódolni a poszt írójának nevét, így tudjuk, hogy melyik posztok származnak ugyanattól a felhasználótól, de a felhasználót később sem lehet beazonosítani)
- Mikor íródott a poszt
- Hova lett bejegyezve a poszt (felhasználó saját idővonalára, ismerős idővonalára, csoportba, eseményhez)
- Poszt szövege

3.4 Az elemzéshez használt csomagok bemutatása

A dolgozatomban később bemutatott minden elemzési részletet a Python nevezetű, nyílt forráskódú programozási nyelv segítségével végeztem el. Ezt leginkább azzal indokolnám, hogy a Python a szövegelemzési módszerek végrehajtásának egyik legkényelmesebben használható és leginkább kidolgozott felülete. Jelentős számú, ugyancsak nyílt forráskódú csomagokat érhetünk el Pythonban, amik kifejezetten a szövegelemzés lépéseit könnyíti meg. Ezek közül most az általam is használt Pandas, NLTK és spaCy csomagokat mutatom be kicsit részletesebben.

3.4.1 Pandas

A Pandas⁴ egy eredetileg Wes McKinney által írt, Pythonban használatos, ugyancsak nyílt forráskódú, adattáblák és idősorok megjelenítésére és elemzésére szolgáló csomag. A Wikipedia oldala⁵ szerint az angol „panel data” kifejezésből eredeztethető a Pandas elnevezés, ami az ökonómiában bevett elnevezése a többdimenziós strukturált adatállománynak. Az adatelemzés szinte minden területén előszeretettel használják ezt a csomagot, hiszen nemcsak azt teszi lehetővé, hogy létrehozzunk táblázatos adatállományokat, de azt is, hogy a legtöbb táblázatos elrendezéssel dolgozó fájlformátumot Pythonban könnyen értelmezhető módon ábrázoljunk és elemezzünk. A megjelenítése az Excel-ben vagy akár SPSS-ben már korábban megszokott outputhoz hasonló. Ezzel sokkal könnyebbé teszi a nagy mennyiségű,

⁴ <https://pandas.pydata.org/> Letöltve: 2020. 04. 04.

⁵ [https://en.wikipedia.org/wiki/Pandas_\(software\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Pandas_(software)) Megnézve: 2020.04.09.

táblázatba helyezhető adatok gyors és effektív elemzését, mint ha a Pythonba eredetileg is beépített listákat vagy szótárakat kellene használnunk. Mivel az én adatállományom is hasonló formátumú, így az elemzésemben nagy segítségemre volt ez a csomag.

3.4.2 Natural Language Toolkit

A Natural Language Toolkit⁶ (röviden NLTK) Steven Bird és Edward Loper által kidolgozott ugyancsak nyílt forráskódú, a természetes nyelv elemzésére specializálódott, azt jelentősen megkönnyítő kiegészítő csomagja a Pythonnak. Segítségével gyorsan és egyszerűen lehet nagy mennyiségű írott szöveget feldolgozni, sőt akár értelmezni is. Az egyik leginkább kiépített Python csomag, ami lehetővé teszi többek között a szövegek tokenizálását⁷, szótövezését és lemmatizálását⁸ is. Ugyanakkor már magyar nyelven is van kiépített úgynevezett stopszavakból álló listája, ami azokat a sokat használt szavakat szedi össze, amik esetleg beleszólhatnak az elemzésünk végeredményébe. Ilyenek többek között a kötőszavak, névelők, névutók, amiket igen gyakran használunk a hétköznapi szövegalkotásban, de érdemi információt nem hordoznak. Így például, amikor azt keressük, hogy egyes csoportok milyen szavakat használnak a leggyakrabban, akkor amennyiben nem vesszük ki ezeket az elemzésből, szinte kivétel nélkül minden csoport esetében az „a”, „az”, „egy”, „vagyok”, és hasonló korábban említett kategóriákba tartozó szavakat kapjuk eredményül, amit értelemszerűen el szeretnénk kerülni. Fontos ugyanakkor, hogy ezt a stopszavakból álló listát minden esetben a konkrét adatbázishoz és elemzéshez kell igazítani. Dolgozatomban a tokenizálást az NLTK csomaggal végeztem el, valamint kisebb módosításokkal az ebben található alapértelmezett stopszó listát is használtam.

3.4.3 spaCy

Több, az NTLK-hoz hasonló tulajdonsággal és funkcióval rendelkező leginkább szövegelemzésre, de machine learning-en alapuló (Brynjolfsson, Mitchell, 2017) módszerek kialakításában is használatos Python csomag a spaCy⁹. Matthew Honnibal és Ines Montani

⁶ <http://www.nltk.org/> Letöltve: 2020. 04. 04.

⁷ Tokenizálásnak nevezik azt, amikor a szöveget alkotó egységeket megkülönböztetjük egymástól. Egy ilyen egység lehet egy, de akár több szó is, például „gyere ide”. (Lásd bővebben Carus 1999)

⁸ Szótövezésnek szokás nevezni azt, amikor egy szóról levágunk minden toldalékot, és az anélkül megmaradt szótövet használjuk fel elemzésre. Ezzel szemben a lemmatizálás megkeresi a toldalékolt szó szótári alakját. A kettő akár jelentős eltéréseket is eredményezhet, lásd például az egerek szót. (Bővebben, angol nyelven Korenius és m.társai 2004)

⁹ <http://spacy.io> Letöltve: 2020.04.09.

névéhez köthető a csomag kialakítása, és az előzőekhez hasonlóan ez is nyílt forráskódú. Akár csak az NLTK, a spaCy is több nyelvre is kiépített jól működő tokenizáló és névelem felismerő¹⁰ algoritmussal bír. Mivel ez egy jelentősen újabb csomag, a készítőik úgy döntöttek, hogy nem építenek ki szótövezésre alkalmas parancsot, csak az annál eggyel praktikusabb és elemzést jelentősen megkönnyítő lemmatizálást teszik lehetővé. Az elemzésem szempontjából legnagyobb előnye a spaCy-nek az NLTK-val szemben, hogy ez a lemmatizáló algoritmus magyar nyelven is működik, Orosz György fejlesztésének köszönhetően.¹¹

3.5 Adatok előkészítése

Ahogy azt már korábban is említettem, a legelső dolog, amivel meg kellett küzdenem az adatbázis előkészítésekor, az a születésnapi köszöntések igen nagy száma. Mivel az nemcsak azokat a posztokat foglalja magába, amiket a saját üzenőfalukra írtak a felhasználók, hanem azokat is, amiket másoknak címeztek, így a posztok jelentős része (több, mint 60%-a) az, hogy „boldog születésnapot”, „boldog születésnapot”, „Isten éltesse” és ezek változatai. Továbbá volt néhány nem magyar nyelven íródott köszöntés is, így többek között a „happy birthday”-t is hozzá kellett adnom a kiszűrendő szóösszetételeket tartalmazó listához. Ahhoz, hogy ez egyszerűbb legyen, először a teljes szöveget kisbetűsítettem, azaz lecseréltem a nagybetűket is a velük megegyező kisbetűkre. Ennek köszönhetően nem kellett figyelembe vennem azt, ha valaki nagybetűvel kezdi a mondatot, vagy akár közben használ valamilyen okból kifolyólag nagy betűket, elég volt mindent kisbetűvel megfogalmazni.

Ezután tokenizáltam a szöveget. Ennek eredményének bemutatásaképp vegyük például az általam is elemzett adatbázisban szereplő *"Túl kell magad tenni mindenben, ami bánt, az igazságtalanságon, a hazugságokon, mert csak a lelked mérgezed! Ne változz meg, maradj igaz, amilyen voltál! Akiknek fontos vagy, azoknak mindig az is maradsz."* szöveget tartalmazó posztot. Ez ahogy láthatjuk, összesen 31 szóból áll. Ebben az állapotában, ha végig szeretnénk iterálni a mondaton, akkor minden iterációba egy-egy szó kerül. Tokenizálás után viszont a kimenet a következő: "*<Túl> <kell> <magad> <tenni> <mindenen> <,> <ami> <bánt> <,> <az> <igazságtalanságon> <,> <a> <hazugságokon> <,> <mert> <csak> <a> <lelked> <mérgezed> <!> <Ne> <változz> <meg> <,> <maradj> <igaz> <,> <amilyen> <voltál> <!>*

¹⁰ Névelemnek szokás nevezni minden valós tárgyat, helyszínt, személyt, szervezetet, terméket stb. megnevező főnevet, ami nem tökéletesen egyezik meg a tulajdonnevek listájával, de azzal jól közelíthető. A névelem felismerésről részletesebben: (Nadeau, Sekine 2007)

¹¹ <https://github.com/oroszegy/spacy-hungarian-models> Letöltve: 2020.04.09.

<Akiknek> <fontos> <vagy> <,> <azoknak> <mindig> <az> <is> <maradsz> <.>” Minden „<” és „>” között látható egység egy-egy tokennek megfeleltethető. Látható, hogy a tokenizálás után minden írásjelet is külön elemzésre alkalmas résznek tekinthetünk, így összesen 41 tokenről beszélhetünk ebben az esetben. Ennek a jelentősége igazán azért nagy, mert így lehetőségünk nyílik arra, hogy az általunk felépített algoritmus magától felismerje nemcsak a szavak, de a mondatok határait is.

Összesen majdnem 750.000 tokenből áll az általam elemzett Facebook poszt állomány. Ezek közül pedig több, mint 95.000 egyedi tokent tudtam megkülönböztetni. Ezt követően könnyebb elemezhetőség érdekében lemmatizáltam is a már tokenizált szöveget. Az előbb említett példamondat lemmatizálás után a következőképpen néz ki: „<túl> <kell> <magad> <tesz> <minden> <,> <ami> <bánt> <,> <az>, <igazságtalanság> <,> <a> <hazugság> <,> <mert> <csak> <a> <lelked> <mérgezed> <!> <ne> <változz> <meg> <,> <marad> <igaz> <,> <amilyen> <voltál> <!> <ak> <fontos> <vagy> <,> <az> <mindig> <az> <is> <marad> <.>” Látható, hogy továbbra is külön mondattani egységként vannak kezelve a különböző írásjelek is. A szavak nagy része viszont le lett cserélve a szavak szótári alakjára. Látható azonban, hogy ez a lemmatizáló szótár tökéletlensége miatt nem mindig megy végbe. Ilyen például a „mérgezed” szó, amit nem ismert fel a szótár, így nem lett lecserélve a „mérgez” alakú szótövére.

Ezekben a már korábban is említett NLTK és sPacy csomagok voltak segítségemre, amikben a magyar szótárak letöltése után egyszerű, egysoros parancsok állnak rendelkezésünkre, amit lefuttatva máris a kívánt tokenizált és lemmatizált szöveget kapjuk eredményül.

Ezt követően létrehoztam a stopszavakat tartalmazó listát. Ehhez a kiindulási alapot az NLTK-ban előre leprogramozott magyar nyelvű stopszó lista adta. Ezek közül néhányat töröltem a listából. Ilyen volt például a „nem”, „ne”, valamint a „minden” is, hiszen a kutatásom szempontjából fontos jelentéssel, vagy jelentésmegváltoztató tartalommal bírnak. Vegyük csak például azt, hogy ha valaki azt mondja, hogy az „élet rossz”, azt szeretném, ha az általam kialakított módszer kiszűrné, hiszen depresszióra utalhat, ugyanakkor, ha azt mondja, hogy az „nem rossz”, az ennek pont az ellentéte, és nem releváns a kutatás szempontjából. Emellett hozzá is kellett adnom néhány, az adathalmazhoz és kutatáshoz igazított stopszót, mint például a „haláli”, „halott pénz”, „kifogytam”. Ezek olyan szavak, amik tartalmaznak

olyan szórészletet, amik az általam kialakított szótár része (Isd. „halál” és „fogytam”), de nem olyan értelemben, hogy az a kutatás szempontjából releváns lenne.

Erre vegyük példaként az ugyancsak Facebook posztadatbázisomban megtalálható „A menő lányok mentek Halott Pénzre, csak előtte pózoltak egy kicsit. Hiányollak Veronika!” mondatot. Mivel a „halott” szó részét képezi a depresszióra utaló szavakból álló szótárnak, ezért az algoritmus alapvetően ezt a mondatot is lehetséges depressziós posztként értelmezné, holott láthatóan nem az. Ezért került fel a stopszó listára a „Halott pénz” kifejezés, ami egy magyar zenekar neve. Mivel attól még, hogy egy adott poszt rendelkezik valamelyik, a stopszó listán lévő szóval vagy kifejezéssel, lehet, hogy valamelyik másik a posztban használt szó vagy kifejezés alapján depresszióra adhat okot. (Vegyük például az adatbázisban nem szereplő, de lehetséges „Halott pénzt hallgatok, és közben sírok, olyan szomorú vagyok” mondatot.) Emiatt a stopszavakat tartalmazó posztokat nem töröltem az adatbázisból, hanem a stopszót cseréltem ki „xxx”-re. Így a stopszó lista végigfuttatása után az imént említett mondat a következőképpen néz ki: „A menő lányok mentek xxxre, csak előtte pózoltak egy kicsit. Hiányollak Veronika!” Ennek köszönhetően ezt a posztot már nem tekinti depressziósnek a felépített algoritmus.

3.6 Elemzési módszer

Mivel a célom a depresszió különböző tüneteinek felismerése, és az azokhoz tartozó posztok (azok íróinak) azonosítása, így kézenfekvő módszer az osztályozás. 9 tünet van, ami ugyanennyi kategóriának feleltethető meg, így többkategóriás osztályozásról beszélhetünk. Ezen belül is, az én választásom a szótár alapú többkategóriás osztályozásra esett.

3.6.1 Módszer bemutatása

Mint minden nagyobb adathalmazon végzett kutatásnál, a szövegelemzés esetében is arra törekszünk, hogy ne kelljen minden adatot megvizsgálni, hanem annak csak egy töredékét. Majd annak segítségével valamilyen automatizmust próbálunk felépíteni, ami a teljes adathalmazt megvizsgálja. Ilyen a korábban bemutatott machine learning módszere is. Igen gyakori az, hogy egyes szövegekről azt szeretnénk eldönteni, hogy milyen kategóriába tartozik. Sebők és munkatársai a szövegelemzés és szövegbányászat témáját érintő fontosabb definíciókat és módszereket felsorakoztató kötetében azt írja, hogy beszélhetünk úgynevezett „kemény” és „puha” osztályozásról. (2016) „Kemény” osztályozásnak nevezzük

azt, amikor bináris döntést akarunk hozni: arra vagyunk kíváncsiak, hogy egy adott szöveg vagy szövegrészlet az általunk vizsgált kategóriába tartozik, például szomorúságot fejez ki, vagy sem. Ezzel szemben „puha” osztályozásról beszélhetünk akkor, ha ezt egy skálán mérjük, tehát például, ha arra vagyunk kíváncsiak, hogy egy szöveg vagy szövegrészlet mennyire fed szomorú érzelmeket.

Fontos kitétele az osztályozás módszerének használhatóságának az, hogy már előre ismerjük azt a kategóriát, vagy kategóriákat, amikbe a szövegeket vagy szövegrészleteket be szeretnénk sorolni. Ez alapján beszélhetünk két- vagy többkategóriás osztályozásról. Kétkategóriás osztályozásról beszélünk például, ha van egy adathalmazunk, ahol csak pozitív vagy negatív érzelmeket kifejező szövegek vagy szövegrészletek találhatóak, és el szeretnénk dönteni, hogy melyik adat melyik kategóriába sorolható. Ezzel szemben a többkategóriás osztályozásnál ahogy a neve is sejtetheti, kettőnél több, tetszőleges számú kategóriát hozunk létre. Jelen esetben mivel a 9 tünetnek megfeleltethető 9 kategóriáról beszélünk, így többkategóriás osztályozásról beszélhetünk.

Mind a két esetben fontos, hogy már a kutatás elején, a kategóriák kialakításakor ismernünk kell a kategóriákra jellemző szöveges sajátosságokat. Ez sokszor nehéz feladat lehet, hiszen nem mindig könnyű megtalálni azokat a szavakat és kifejezéseket, amik csak egy kategóriába tartoznak, valamint vannak olyan kategóriák is, amikhez nehéz jellegzetes írásbeli kifejezést társítani. A módszer ezen nehézségeivel nekem is meg kellett küzdenem, hiszen például a „Rossz érzések saját magával kapcsolatban, vagy olyan gondolatok, hogy Ön sikertelen, vagy csalódást okozott önmaga vagy családja számára” és a „Szomorúság, lehangoltság vagy reménytelenség” tünetek között van némi átfedés, több olyan kifejezéssel is találkoztam, amik mind a két kategóriához tartozhatnának. Mivel a második, szomorúságra utaló tünet pedig kiemelt diagnosztikus kritérium, amire kimondottan kíváncsi voltam, hogy fennáll-e, így nem tehettem meg azt, hogy véletlenszerűen az egyik kategóriába sorolom az adott kifejezést.

Az előre ismert kategóriákba sorolásnak két típusa van a szövegelemzésben: a felügyelt tanulási megoldások, valamint a szótár alapú kategorizálás. Az első esetben nem kell szótárt kiépítenünk, valamint könnyebb a modell validitásának mérése. Ez egyezik meg a korábban említett machine learning módszerével. (Brynjolfsson, Mitchell, 2017) Ugyanakkor jelentős emberi erőforrást igényel a gépi tanulás algoritmusának kialakítása, valamint már magának a

teszthalmaznak a kialakítása és értékelése is. Ebben az esetben leválasztjuk a teljes adathalmazunknak egy nagy részét, amit teszthalmaznak nevezünk. Végignézzük lehetőleg szakértői segítséggel a teszthalmazba eső összes rekordot, és a megfelelő kategóriákba soroljuk. Ez minden esetben nagyon időigényes. Ugyancsak időigényes viszont a szótáralapú kategorizálás esetén a szótár felépítése, hiszen jelentős mennyiségű időt és energiát kell rászánni, hogy ha nem is az összes lehetséges, de minél több, a vizsgált csoport sajátos szóhasználati és mondatalkotási szokásaihoz illeszkedő szavakat és kifejezéseket összegyűjtsük. Azonban, mivel számomra a kérdőíves adatok jelentősen könnyebb validálási lehetőséget nyújtanak, így az én választásom a szótár alapú kategorizálásra esett.

Ebben az esetben az első és egyben legfontosabb, legtöbb felkészülést igénylő lépés az imént is tárgyalt szótár kialakítása. Ennek során összeszedjük az összes olyan szót, szófordulatot és kifejezést, amely előfordulhat az általunk elemzést alá volt szövegtörzsünkben, minden egyes kategóriára külön vizsgálva. Amennyiben ezzel elkészültünk, és úgy gondoljuk, hogy a jelenlegi kapacitásunk szerint összegyűjtöttünk minden jellemző szót és kifejezést, megnézzük, hogy az egyes kategóriákban lévő szavak és kifejezések mely szövegrészekben bukkanak fel, majd azokat a felbukkanó kifejezéseknek megfelelő kategóriába soroljuk.

Az én esetemben a diagnosztikus kritériumoknak megfelelő 9 kategóriát hoztam létre. Ezek a továbbiakban a 2. táblázatban látható sorrendnek megfelelően: érdektelenség, levertség, alvási nehézség, fáradtság, étvágy, értéktelenség, koncentrációs nehézség, motoros agitáció, önsértés. A DSM-V diagnosztikus kritériumoknak megfelelően ezek közül legalább 5-nek fenn kell állnia, amiből legalább egy kiemelt tünet, és azokat legalább 2 héten keresztül kell a kérdezettnek tapasztalnia. Így az algoritmusomban azokat tekintetem depressziósnak, akiknek legalább 5 olyan Facebook posztja van, ami az általam létrehozott kategóriák legalább egyikébe esik, azok közül legalább egy vagy az érdektelenség vagy a levertség, és a legelső és legutolsó ilyen poszt között legalább kettő, de nem több, mint 6 hét telt el.

3.6.2 Szótár kialakítása

A szótár kialakításában egy 12 főből álló, minimális kvótakritériumoknak megfelelő kényelmi módszerekkel kiválasztott csoport volt segítségemre. Összesen 7 nőt és 5 férfit kérdeztem meg, akik közül a legfiatalabb 24, a legidősebb pedig 57 éves volt. A korátlag 30.

Ahogy ezek alapján látható, a megkérdezettek kiválasztásakor arra törekedtem, hogy az adatbázisban résztvevőkkel legalább a demográfiai jellemzőikben hasonló embereket válasszak ki. Az általam megkérdezettek közül a legtöbben egyetemi végzettséggel rendelkeznek.

A megkérdezés önkitöltős kérdőív formájában ment. A kérdőív elején egy rövid leírást biztosítottam arról, hogy miről szól a kutatás, amiben a kitöltők segítenek, valamint garantáltam, hogy a velem megosztott adataikat csak én látom. Ezután megkértem őket, hogy segítsenek összegyűjteni olyan szavakat, szófordulatokat és kifejezéseket, amiket, ha valaki kimond, vagy valamilyen SNS-on megoszt másokkal, az egyik tünet fennállására engedhet következtetni. Majd felsorakoztattam egymás alá a 9 diagnosztikus kritériumot, és a könnyebb érthetőség kedvéért mindegyikre írtam egy példát, így a kérdezetteknek csak folytatniuk kellett a felsorlást.

Így minden tünetre legalább 50 szót, szóösszetételt és kifejezést gyűjtöttem, összesen 453-at. Igyekeztem néhány gyakori helyesírási hibát is figyelembe venni a szótár felépítésekor, például a lelkiismeret-furdalás esetében a szótárhoz adtam a „lelkiismeret-furdalás”, „lelkiismeret furdalás”, „lelkiismeretfurdalás”, valamint a „lelki ismeret furdalás” formákat is. Figyelembe vettem szleng szavakat is, így – továbbra is maradva az előbb említett példánál – hozzáadtam többek között a „lelkifurka” kifejezést is.

Már korábban is említettem, hogy nem mindig volt könnyű eldönteni egy-egy kifejezésről, hogy melyik tünethez passzol inkább. Ilyen volt például az „aludni akarok”, ami egyszerre tartozhat a fáradtság kategóriájába és az alvászavaréba. Mivel a legtöbb kifejezés több megkérdezettnél is felmerült, így általános szabályként azt állítottam fel az ilyen több helyre is besorolható kifejezéseknél, hogy abba a kategóriába teszem, amibe a legtöbben tették.

Mivel ezek a szavak és kifejezések a hétköznapijainkban használt, toldalékos alakban jelentek meg az általam összegyűjtött kérdőívekben, így ezeket is lemmatizált alakra kellett hoznom ahhoz, hogy a lemmatizált szövegben megtalálhassam őket. Volt néhány olyan kifejezés, amiknek ugyanaz volt a lemmája, ilyen volt például a „kétségek közt”-re utaló „kétségek” és a „kétségbe von”-ra utaló „kétségbe” szavak, ahol mind a két esetben ugyanaz, a „kétség” szó adja a lemmát. Ugyanakkor voltak olyan szavak is, amik lemmatizálva már

teljesen más jelentéssel bírtak. Ilyen például a „szórakozott” szó, aminek a sPacy-vel kapott lemmatizált alakja a „szórakozik”. Mivel ez teljesen mást jelent, és egyáltalán nem utal a depresszió jelenlétére, így ezt le kellett vennem a listáról. Így az új, lemmatizált szavakból álló szótár összesen 417 kifejezést foglal magába.

3.6.3 Depressziós zavar a kérdőív alapján

Mivel az eredeti, adatbázis kialakításában résztvevő kérdőívben a PHQ-9 depresszióra vonatkozó részlet nem sokkal, de meg lett változtatva, így először azt is megfelelő formára kellett hoznom. A hétfokú Likert skálán megadott értékeket átkonvertáltam négyfokú skálán értékelhető értékekre. Így már alkalmazhattam a PHQ-9 által meghatározott depressziós kritériumokat, miszerint azokat tekinthetjük „súlyosan depressziósnak”, akik a megszerezhető 27 pontból legalább 20-at szereznek. (9 kérdés van, mindegyikre legfeljebb 3 pontot lehet kapni. 0 pontot ér az, ha valaki a „szinte soha” nem tapasztalja a kérdésben foglalt depressziós tünetet, aki pedig „szinte minden nap”, az 3 ponttal gazdagodik.) Miután elvégeztem az átskálázást és a pontozást, azt tapasztaltam, hogy a megkérdezettek közül mindössze 10 kitöltő ért el több, mint 20 pontot. Ez a teljes minta 6,5%-a. Mivel ez egy nagyon kis része a mintának, így a PHQ-9 által meghatározott eggyel kevésbé veszélyeztetett csoportot, a „közepesen súlyos depresszióban szenvedőket” is belevettem az elemzésbe. Ebbe a kategóriába azok tartoznak, akik legalább 15 pontot értek el. Ezzel a kiegészítéssel már 29 résztvevőt mondhatunk depressziósnak, ami a teljes minta majdnem 20%-a.

4. Elemzés, eredmények

A kérdőíves adatoknak köszönhetően a résztvevőkről több alapvető demográfiai adattal is rendelkezem. Ezek közül a legfontosabbakat és a résztvevők változók szerinti konkrét és százalékos eloszlását is a 3. táblázatban mutatom be.

Változó	Válaszlehetőségek	Darabszám	Százalékos arány
Nem	Férfi	37	24,7
	Nő	113	75,3
Korcsoport	18 - 28	95	63,3
	29 - 48	36	24
	49 -	19	12,7
Legmagasabb iskolai végzettség	8 általános	8	5,3
	Szakmunkásképző, szakiskola	6	4
	Középiskola	96	64
	Főiskola vagy egyetem	40	26,6
Jelenleg felsőoktatási intézménybe jár	Igen	76	50,6
	Nem	74	49,4
Melyik társadalmi osztályba sorolná magát	Felső-közép osztály	11	7,3
	Középosztály	90	60
	Alsó-közép osztály	27	18
	Munkásosztály	14	9,3
	Alsó osztály	2	1,3

3. táblázat Kutatásban résztvevők demográfiai változók szerinti eloszlása

Ami a posztadatbázis elemzését illeti, összesen 719 olyan egyedi posztot sikerült beazonosítanom, ami a depresszió legalább egyik tünetére utaló szót vagy kifejezést használtak. Ennek a tünetenkénti eloszlása látható a 4. táblázatban. Látható, hogy ezek közül magasan a legtöbb poszt a levertség kategóriájába tartozik. Ez érthető, hiszen ez az egyik talán legáltalánosabb olyan tünet, amivel azok is könnyen és gyakran küzdhetnek, akik nem szenvednek depresszióban. Ezt követő második legtöbb poszt a motoros agitáció kategóriába esett, ami azokat a posztokat foglalja magába, amik fizikai vagy beszédbeli felgyorsulásra, vagy éppen ellenkezőleg, lelassulásra engedhetnek következtetni. Ennek azért ilyen kimagaslóan nagy az értéke, mert az ezt a tünetet lefedő szótár tartalmazza a „késés” szót is, ami elég gyakorta fordul elő. Fontosnak tartom kiemelni a harmadik leggyakoribb tünet csoportját is, ami az önsértésé. 139 olyan posztot találtam, ami valamilyen módon öngyilkosságra, halálvágyra vagy önsértésre utaló szót vagy kifejezést foglal magába. Ez egy igencsak, már majdnem aggasztóan magas szám. Ennek oka kettős: egyrészt előfordul, hogy valaki

kiposztolja a Facebook üzenőfalára azt, hogy „öljetelek meg”, de egyáltalán nem gondolja komolyan. Ugyanakkor vannak olyanok, akik ironikusan, vagy éppen vicces felhanggal használnak hasonló kifejezéseket, amit az szótáralapú osztályozás relatíve egyszerű módszere nem képes kiszűrni.

Tünet	Darabszám
Érdektelenség	48
Levertség	209
Alvási nehézség	61
Fáradtság	58
Étvágy	0
Értéktelenség	24
Koncentrációs nehézségek	23
Motoros agitáció	157
Önsértés	139

4. táblázat Depressziós tüneteket jelző posztok száma, tünetenként

Még egy szembetűnő dolog a darabszámok vizsgálatakor az, hogy az étvágy kategóriába egy poszt se került. Az ezzel a tünettől foglalkozó lista olyan szavakat és kifejezéseket foglalt magába, mint „mindent megeszek”, „hízok”, „étvágytalan”, „kihíztam” stb., amik közül egyik sem jelent meg az általam elemzett posztok egyikében sem. Ezt azzal lehetne magyarázni, hogy ezek olyan kifejezések, amit a hétköznapi élő beszédben sem túl gyakran használunk, a SNS-okon hagyott posztjainkban pedig még annyira se. (A dolgozatban a könnyebb érthetőség végett a szótárt alkotó szavakat és kifejezéseket minden esetben a még lemmatizálatlan állapotban idézem.)

Az 5. táblázatban az étvágy diagnosztikus kritérium mellett a másik 8-ra is láthatunk egy pár példát, valamint azt kivéve mindegyikre hoztam egy-egy, a konkrét adatbázisból idézett szövegrészletet, amit a kutatásban résztvevők posztoltak korábban.

Tünet	Példa a szótárból	Példa az posztadatbázisból
Érdektelenség	„leszarom”, „apátia”, „hagyjatok békén”	„Eljutottam arra a pontra, hogy bizonyos dolgokat egyszerűen gondolkodás nélkül leszarok.”
Levertség	„sír”, „csüggedt”, „minden rossz”	„Néha olyan jól esik sírni egy kicsit.. behúzni a függönyt, ráülni az ágyra, felvenni a fejhallgatót, kikapcsolni a külvilágot, zenét hallgatni, közbe nézni ki az ablakon és sírni. ...”
Alvási nehézség	„nem tudok aludni”, „álmatlanság”, „túl sokat alszom”	„Áááá..nem tudok aludniiii mááár! pattan ki a szemem!!!!”
Fáradtság	„fáradt”, „erőtlen”, „kimerült”	„Végre haza. Nagyon fáradt vagyok :(”
Étvágy	„dagadt vagyok”, „nem jön rám semmi”, „mint egy bálna”	Nem volt példa az adatbázisban.
Értéktelenség	„én hibám”, „értelmetlen”, „értéktelen”	„Én vagyok a hibás.... EGYÉRTELMŰ!”
Koncentrációs nehézségek	„szétestem”, „határozatlan”, „dekoncentrált”	„De mondhatom, jól szétestem ...”
Motoros agitáció	„kések”, „elindulni sem tudok”, „kapkodok”	„Némi késéssel,de érkezem... az első órát teljesen lekésem, a másodikról 10 percet... -.-”
Önsértés	„öljetek meg”, „halálvágy”, „kilehel”	„Ölj meg! Nyírj ki! Akassz fel!!! Nem bírom!!! :(:(<3 „

5. táblázat Példák a szótárból és a posztadatbázisból, tünetenként

Miután mind a 9 depressziós tünetre utaló szavakból és kifejezésekből álló listát végigfuttattam a teljes posztadatbázison, 90 olyan Facebook felhasználót találtam, akinek a teljes Facebook felhasználói ideje alatt (ez lehetett akár közel 10 év is) legalább egy olyan posztja volt, ami valamelyik tünetre engedhet következtetni. Ezt tovább szűrve azokra, akik megfelelnek a depresszió azon diagnosztikai kritériumának, hogy az 5 fennálló tünetből az egyiknek legalább az első kettő, kiemelt tünet egyikének kell lennie (érdektelenség vagy levertség), 55 személyt találtam. Ezt követően tovább szűkítve a csoportot, kiszűrtem azokat, akinek a teljes Facebook felhasználói ideje alatt legalább 5 különböző tünetre utaló posztja volt. Ez 22 felhasználót adott.

Ezután megnéztem, hogy hány olyan felhasználóval találkozok, akiknek egy legalább két-, de legfeljebb hathetes intervallumon legalább öt különböző tünetre utaló posztja volt.

Összesen 4 ilyen személyt találtam az általam elemzett mintában. Közülük háromnak az elemzésre biztosított Facebook adatuk ideje alatt kettő ilyen epizódja is volt, a negyediknek egy. Epizódnak nevezek tehát egy olyan legalább két-, de legfeljebb hathetes időintervallumot, ahol a felhasználónak legalább 5 különböző depressziós tünetre utaló posztja volt, ahol ezen 5 különböző tünet közül legalább az egyik vagy az érdektelenség, vagy a levertség.

Fontosnak tartom kiemelni, hogy a depressziós posztok a felhasználó által valaha közzétett összes poszthoz vett aránya a korábban említett 22 lehetséges depresszióban szenvedők közül nem ennek a 4, legalább egy depressziós epizóddal rendelkező felhasználónak volt. Az 6. táblázatban láthatjuk felhasználónként lebontva, hogy egyénileg az összes általuk közzétett poszt számához képest mekkora azoknak a posztoknak az aránya, ami a depresszió valamelyik tünetére utalhat. Azokat, akiket az algoritmus depressziósnak tekintett, félkövér betűvel kiemelve láthatjuk. Látható, hogy a depressziósoknak relatíve magas a depressziós tünetre utaló posztjainak aránya az összeshez képest. Ugyanakkor vannak olyan felhasználók is, akiknek ez az arány nagyobb, és az algoritmus nem tekintette őket depressziósnak. Hogy kizárhassuk, hogy ezeket a felhasználókat fals negatívként definiálja az algoritmus, lineáris regresszióval néztem meg, hogy a depressziós posztok magas aránya és depressziós zavarral való küzdés összefügg-e. Az így kapott T érték igen magas, 0,792, így kijelenthetjük, hogy a két változó között nincs lineáris összefüggés.

Felhasználó	Depressziós posztok aránya
fi066	0,08000%
fi021	0,08106%
fi055	0,23101%
fi160	0,23592%
fi018	0,27609%
fi044	0,33177%
fi088	0,36043%
fi136	0,41541%
fi164	0,41682%
fi190	0,41710%
fi140	0,42118%
fi059	0,46404%
fi135	0,49180%
fi194	0,60814%
fi056	0,65714%
fi174	0,74000%
fi020	0,92247%
fi054	0,92593%
fi077	1,23782%
fi128	1,44444%
fi087	2,14739%
fi155	3,01418%

6. táblázat Depressziós posztok aránya felhasználónként

Ami viszont általánosan a posztok számát illeti, már nem mondhatjuk el ugyanezt. Hasonló módon, lineáris regresszióval megvizsgálva a T érték 0,01 lett, tehát azt mondhatjuk, hogy van összefüggés: azok, akik depresszióban szenvednek, általában többet posztolnak, mint egészséges társaik. Mivel 4 felhasználót tekinthetünk depressziósnak, ami a teljes minta mindössze 0,25%-a, ezért ugyanezt a lineáris regressziót lefutattam úgy is, hogyha mind a korábban említett 22 olyan felhasználót, akinek a teljes Facebook felhasználói ideje alatt legalább 5 különböző tünetre utaló posztja volt, is depressziósnak tekintjük (így a

depressziósok aránya már 14%-ra emelkedik). Ebben az esetben még kisebb ez a T érték, tehát a lineáris összefüggés kijelentése helytálló.

A fent említett 4, az algoritmus által depressziósnak tekinthető felhasználónál az összesen 7 depressziós epizódot tudtam azonosítani. Ezek mindegyikében a két kiemelt tünet közül legalább az egyiknek fenn kellett állnia a depresszió DSM-V szerinti diagnosztikus kritériumai szerint, azonban a 7-ből 6 esetben ez a levertség tünete volt. Mindössze egy olyan epizódot tudtam beazonosítani, ahol a felhasználó nem tapasztalta a levertséget, az érdektelenséget viszont igen. A levertséghez hasonlóan az önsértés tünete is egy kivétellel mindegyik epizódban megjelent. Ezekben az epizódokban a legtöbbször megjelenő tünetek még az alvási nehézség, a motoros agitáció, valamint a fáradtság tünete.

Mind a négy esetben a depressziós epizódot megelőzően és azt követően is több tünetre utaló posztot is megosztottak az érintett felhasználók. Nem találtam arra példát, hogy valaki depressziós epizódot mutasson, majd „teljesen gyógyultnak” tekinthetően soha többet ne posztoljon valamelyik tünetre utaló szöveget. A 3 felhasználó esetében, akiknek 2 ilyen epizódja is volt: mindhármuknál az első epizódot követő 1 vagy 2 évben volt a második. Ami az évszámokat illeti: találtam olyan epizódot is, ami a 2010-es évek elején történt, amikor a Facebook fellendülőben volt, újdonságnak számított, így több mindent közöltek az üzenőfalukon az emberek. Ugyanakkor találtam olyan epizódot is, ami 2019-re datálható.

5. Megbeszélés

Ebben a fejezetben az általam kapott korábban tárgyalt eredményeket vetem össze a dolgozat elején bemutatott korábbi szakirodalmak eredményeivel.

5.1 Eredmények interpretálása

Moreno kutatásában a DSM-V szerinti 9 diagnosztikus kritérium közül csak 8-at mért, az alvászavarra nem tért ki az elemzése. Ezt azzal indokolta, hogy azt gondolja, ha együtt mérné az alvászavart a többi tünettől, akkor az jelentősen túl lenne reprezentálva többi tünethez képest. Erre a jelen kutatás rácsófolni látszik: az alvászavar tünetére utaló Facebook bejegyzések száma nemcsak egyáltalán nem több, mint a másik 8 tünettől foglalkozó posztok, de több olyan tünet is van, ami jelentősen nagyobb mértékben volt reprezentálva az általam elemzett mintán. Ahogy az a 4. táblázatban látszik, az alvászavar mindössze a negyedik leggyakoribb tünet az összes közül.

Morenoé mellett több olyan kutatással is találkozhatunk, ahol külön kezelik az alvászavar tünetét. Ám ezek legtöbbször azzal a hipotézissel élnek, hogy azok, akik depresszióban szenvednek, kimutathatóan aktívabbak éjszaka (többet posztolnak, kommentelnek, stb.), mint egészséges társaik. Azonban erre többen is rácsófoltak, az általam bemutatott szakirodalmak közül is (Park és m.társai, 2015, valamint De Choudhory, 2013), így a dolgozat szándékosan nem tér ki ennek a kérdésnek a vizsgálatára.

Ugyanígy több tanulmány által vizsgált kérdés az, hogy a depressziós zavarral küzdők Facebook aktivitása – posztolási gyakoriságot vizsgálva – eltér-e az egészségesekétől. Ebben a kérdésben is hasonló döntésre jutott a Reece és Danforth (2017), valamint a Park és társai (2015) által írt kutatás is: nincs bizonyíték arra, hogy a depresszióban szenvedők kevesebbet posztolnának. Ezen dolgozat a korábban tévesnek bizonyult hipotézis ellenkezőjét támasztja alá. A mintára illesztett lineáris regresszió alapján azt mondhatjuk, hogy a depresszióban szenvedők általában többet posztolnak, mint az egészségesek. A dolgozat azt is vizsgálta, hogy a depressziós tünetek legalább egyikére utaló posztok a felhasználó által írt összes poszthoz vett aránya lineáris kapcsolatban áll-e a depressziós zavar fennállásával. Mivel az ezen változókra illesztett lineáris regresszió nem adott szignifikáns eredményt, így azt mondhatjuk, hogy nem igaz, hogy a több depressziós tünetre utaló poszt jó indikátora lenne a depressziós zavarnak.

A legnagyobb előnye a dolgozatban vizsgált adatbázisnak, hogy majdnem minden felhasználó esetében egy majdnem 10 évre kiterjedő intervallumban íródott összes Facebook bejegyzést magába foglalja. Ennek eredményeképpen módomban állt a Schwartz által tett kijelentést – miszerint a depressziós zavar nem bináris érték, hanem esetlegesen többször, más erősségben visszatérő változó (2014) – is vizsgálni. Hasonló eredményre jutottam: kivétel nélkül minden esetben, ahol depressziós epizódot tudtam azonosítani, ott az epizódot vagy epizódokat megelőzően és azt követően is találtam a depresszió valamely tünetének megfelelő posztot. Továbbá, az algoritmus által 4 depressziósnak nyilvánított felhasználó közül 3-nál 2 depressziós epizódot is sikerült beazonosítanom. Mind a három esetben az első depressziós epizódot követő 2 éven belül volt a második. Tehát, a Schwartz által megfogalmazott állítást, miszerint a depressziós zavar visszatérhet, különböző erősséggel jelenhetnek meg különböző időpontokban, ezen dolgozat is alátámasztja.

5.2 Módszer hatékonysága

Ahogy a témában íródott irodalmak igen nagy része (lásd pl. Seabrook 2018, valamint Settani, Marengo, 2015), a használt módszer hatékonyságának mérésére én is a Cronbach alfa választottam. Ez a mérőszám a becsült és a valódi kimenet közötti átlagos kovariancia, valamint a teljes szórás függvényeként adódik, így alkalmas arra, hogy megmondja, a használt módszerünk mennyire pontosan prediktál.

5.2.1 Cronbach alfa

A Cronbach-féle alfa, vagy röviden Cronbach alfa (Cronbach, 1951) egy alapvetően belső konzisztenciát mérő statisztikai eszköz. A több különböző változón együtt mért belső konzisztencia magas értéket vesz fel abban az esetben, ha ezek a bemeneti változók jól mérnek egy tőlük különböző, egyszerű, de valamilyen okból kifolyólag rejtett tulajdonságot. A kiszámítása a következő két képlet alapján történhet:

$$\alpha = \frac{N}{N-1} \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N \sigma_{Y_i}^2}{\sigma_X^2} \right)$$

$$\alpha = \frac{N * \bar{c}}{(\bar{v} + (N-1) * \bar{c})}$$

Ahol a képleteket alkotó elemek:

- N : bemeneti változók száma
- σ_X^2 : vizsgált bemeneti változók összpontszámának értéke
- $\sigma_{Y_i}^2$: az éppen aktuális bemeneti változó (i) szórásnégyzete
- \bar{c} : bemeneti változók közötti átlagos kovariancia
- \bar{v} : átlagos szórásnégyzet

Az ezáltal számított érték minden esetben egyenesen arányosan nő a bemeneti változók közötti korreláció értékével. Hiszen minél inkább eltérő irányokba tartanak ezek a bemeneti változók, annál kisebb a valószínűsége, hogy jó predikátorai legyenek ugyanazon kimeneti változónak.

Alkalmazásának két nagyobb területe van: skálát alkotó változók konzisztensségét és predikátor algoritmusok hatékonyságát méri vele. Az angol nyelvű szakirodalomban igen elterjedt a második használati köre, több modellt is az általa generált Cronbach alfa értékkel jellemeznek. Ennek oka a mérőszám igen könnyű kiszámíthatósága, valamint az, hogy ezáltal egymással összehasonlíthatók a különböző modellek. 0 és 1 közötti értéket vehet fel, ahol a 0 azt jelenti, hogy nagyon rosszul, az 1 pedig azt, hogy tökéletesen prediktálunk a függő változóra. Általában 0,7-es feletti értéket tekintünk elég jónak.

Ugyanakkor, mint azt már többen kimutatták korábban, kisebb mintaelemszámra ez a mérőszám sem tökéletesen megbízható. (Bonett és Wright, 2015, Bujang és m.társai, 2018) Minél kisebb az elemszám, annál nehezebb magas Cronbach alfa értéket produkálni. Az én adatbázisomat adó 150-es mintaelemszám megközelítőnek jónak tekinthető. Ugyanakkor mivel nagyon alacsony a depressziós zavarral küzdők aránya a mintában – mind a Facebook posztok, mind a kérdőívek alapján –, így mégis nehéz megmondani, hogy mennyire jól határozza meg a módszer azt, ha valaki depressziós. Ez magyarázza az általam kapott gyenge összefüggést jelző 0,23-as értéket is.

A kérdőív alapján 29 depressziósként definiált kitöltő közül 4-et sikerült a Facebook posztjai alapján beazonosítani. Ami azt jelenti, hogy a depressziósok 13%-át sikerült megtalálni. Ugyanakkor, ha a másik irányból közelítjük meg a kérdést, csak olyanokat kategorizált depressziósnak az algoritmus, aki a kérdőív alapján is az, így a konkrét mintán a fals pozitív osztályozás valószínűsége 0.

5.3 Kitekintés, a kutatás lehetséges bővítése

A szótáralapú osztályozás módszerének sajátossága, hogy szinte soha nem mondható teljesen késznek egy szótár. Mindig jöhetnek szembe olyan szavak és kifejezések, amiket korábban valamiért nem vettünk be a szótárba, alakulhatnak ki új szóhasználati és mondatalkotási szokások is a depressziós zavarral küzdők csoportjában, valamint abban sem lehetünk biztosak, hogy az összes általuk már korábban bevett szokást már sikerült felismerni és beépíteni a modellbe. Ugyanakkor egy szakértő segítségével kialakított szótár minden esetben pontosabb eredményt ad, így az itt bemutatott kutatás elsődleges lehetséges bővítését ez adná.

Ugyancsak a szótárhoz kapcsolódó lehetséges bővítés az esetleges helyesírási hibák és elgépelések figyelembevétele. Ahogy korábban is említettem, igyekeztem a leggyakoribb helyesírási hibákkal megalkotott szavakat és kifejezéseket is hozzáadni a szótárhoz, ugyanakkor ez közel sem tekinthető teljesnek. A szótár mellé be lehetne építeni a módszerbe egy, a szótárban helyet foglaló szavakon és kifejezéseken alapuló hasonlóságot mérő algoritmust, ami felismeri azt, ha például valaki arra gondolt, hogy „mostanában nagyon sokat sírok”, de véletlenül azt gépelte be, hogy „mostanában nagyon sokat srok”. Ugyanezt a problémát lehetne megpróbálni orvosolni egy kiépített helyesírás ellenőrző és javító algoritmussal, aminek a nemzetközi szakirodalma ugyancsak egyre nagyobb teret hódít magának (lásd pl. Brill, Moore 2000, Mays és m.társai, 1991, valamint Pollock, Zamora, 1984), ugyanakkor magyar nyelven még közel sincs tökéletesítve.

Ugyanakkor további kvalitatív és kvantitatív változót is létre lehetne hozni, és azokkal gazdagítani az elemzést. Többek között meg lehetne vizsgálni, hogy van-e összefüggés az időszak és a depresszió megjelenése között. Ez lehet egy leginkább depressziós posztokat felölelő évszak vagy hónap, vagy akár napszak is, ami megállapítja, hogy melyik napszakban gyakoribb a depressziós posztok.

Az elemzés nem tért ki a kutatásban résztvevők kapcsolati hálójára. Több kutatás is összefüggést talált a SNS-okon posztolt depresszív bejegyzések és a kisebb (online) kapcsolati háló között (pl. Park és m.társai, 2015). Meg lehetne vizsgálni, hogy magyar nyelvterületen is van-e hasonló összefüggés mind a kapcsolati háló, mind a kedvelések esetében. Továbbá meg lehetne vizsgálni a posztok hosszát, azok megalkotásához használt szavak változatosságát.

5.4 Limitációk

Az elemzés legnagyobb limitációja a korábban említett alacsony depressziós zavarral rendelkező résztvevők arányában rejlik. Ennek következtében nem lehet tökéletesen meghatározni a módszer hatékonyságát, hiszen nagyon alacsony azoknak a száma, akiket be kellene depressziósként kellene azonosítani az algoritmusnak.

További hiányossága a kutatásnak a pszichológiai szakértelem hiánya. A kérdőívben feltett PHQ-9-nek kicsit megváltoztatott változatának a kiértékelését annak előírása alapján végeztem, de mint korábban is hangsúlyoztam, ezen kérdőívek pontos és helyes kiértékelését csak szakértő végezheti el. Másrészt, a kérdőív kisebb változtatásából esetlegesen adódó eltérések mérésére se tér ki a dolgozat.

Harmadik limitációja a kutatásnak pedig az, hogy a kérdőívben csak arra kellett választ adniuk a kitöltőknek, hogy jelenleg, vagy a kitöltést megelőző egy évben tapasztalta-e a depressziónak egyes tüneteit. Nem rendelkezünk információval arra nézve, hogy korábban tapasztalták-e ezeket a tüneteket, sem arról, hogy valaha konkrétan diagnosztizálták-e őket depresszióval vagy egyéb más mentális zavarral.

6. Összegzés

Dolgozatomban arra a kérdésre kerestem a választ, hogy az általam választott szótár alapú osztályozási módszer az angol nyelvű szövegek mellett magyar nyelvű korpusz elemzésekor is alkalmas-e arra, hogy felismerje a depresszió egyes tüneteire utaló Facebook posztokat. Emellett arra is kíváncsi voltam, hogy a depressziós zavar valóban folyamatos görbeként jellemezhető-e, azaz nemcsak két értékkel rendelkezik, miszerint vagy jelen van, vagy nem, hanem különböző minőségben és erősségben térhetnek vissza a tünetei.

A kutatás legnagyobb motivációját az adta, hogy a depressziós zavar a mai napig jelentős aluldiagnosztizáltságtól szenved. Ennek egyik oka az, hogy Magyarországon még mindig negatív jelzőkkel illetjük a mentális megbetegedésben szenvedőket. A mentális zavarral küzdők félnek attól, hogy a társadalom stigmatizálja őket, ami a társadalmunk jelenlegi hozzáállása alapján indokolt is. Ennek következtében az érintettek sokszor inkább nem vesznek tudomást a betegségüktől, azt nem kezelik. Másrészt a magyarok nem hisznek a pszichológusok és pszichiáterek által nyújtott professzionális segítségben. Tehát, még ha el is fogadják, hogy a depressziós zavar egy olyan megbetegedés, ami célzott segítséget igényel, általában nem hisznek abban, hogy ezt a mentális egészséggel foglalkozó szakemberek valóban képesek lennének megadni. Ez is azt eredményezi, hogy a mentális zavarral küzdők nem kérnek segítséget.

A kutatást 150, leginkább fiatal egyetemistának a Facebook posztjainak szövegelemzésen alapuló vizsgálata adta. A dolgozatban ismertetett DSM-V mentális megbetegedéseket osztályozó rendszer által meghatározott 9 diagnosztikus kritérium alapján létrehoztam 9 osztályt, mindegyik tünetnek egy osztályt megfeleltetve. Egy 12 fős csoport megkérdezésével minden tünetre létrehoztam egy legalább 50 olyan kifejezésből álló listát, amelyek arra engedhetnek következtetni, hogy az adott Facebook poszt a vizsgált tünetre utalhat. Ennek köszönhetően minden adattisztítást, lemmatizálást és az azt követő kifejezések újra egyeztetését követően egy 417 szót és kifejezést tartalmazó szótárt sikerült kiépítenem.

Ahogy az a bemutatott szakirodalmak alapján látható volt, négy csoportja van a témában íródott szakirodalmaknak aszerint, hogy a depressziós zavar fennállását milyen referenciával támasztják alá. Ezek:

- amikor a mintába depressziós témával foglalkozó csoport- vagy fórumtagság alapján választanak résztvevőket,
- amikor valamilyen tanuló algoritmussal terjesztik ki a szakértői véleményt,
- amikor klinikai nyilvántartással rendelkeznek a kutatásban résztvevőkről, valamint
- amikor kérdőívet töltenek ki a résztvevőkkel.

Jelen kutatás a negyedik, a résztvevőkkel kérdőívet kitöltető kategóriába tartozik. A kutatásban résztvevőkkel egy részletesebb kérdőív került kitöltésre, amiben többek között egy enyhén megváltoztatott PHQ-9 depressziót mérő teszt is helyet kapott. Ennek segítségével határoztam meg, hogy kik azok a résztvevők, akik valóban depressziós zavarral küzdenek, és ahhoz képest mértem az általam kiépített modell hatékonyságát.

A 150 Facebook felhasználó összes valaha írt Facebook posztját tartalmazó adatbázis magába foglalta azokat a bejegyzéseket is, amiket a felhasználó később valamilyen okból kifolyólag törölt, valamint nemcsak a saját üzenőfalára, de csoportba, eseményhez, vagy más felhasználó üzenőfalára írt posztot is. Összesen majdnem 350.000 Facebook poszt állt tehát rendelkezésemre. Ezek közül a legtöbb más felhasználó üzenőfalára íródott, és valamilyen módon születésnap köszöntést fogalmazott meg. Ezért legelső lépésként ezeket a posztokat eltávolítottam az adatbázisból, hiszen az elemzés szempontjából nem tartalmaznak semmilyen releváns információt. Ezt követően kicsit több, mint 130.000 poszt alkotta az adatbázist.

Az elemzés megkönnyítéséhez a dolgozatban is bemutatott Pandas, NLTK és sPacy Python kiegészítő csomagok voltak segítségemre. Az elemzés megkönnyítése érdekében a posztokat alkotó szövegeket nemcsak tokenizáltam az NLTK csomag segítségével, de ezt követően a magyar nyelven kialakított, sPacybe beépített lemmatizáló szótár segítségével lemmatizáltam is. Mivel a szótár kialakításában résztvevő megkérdezettek értelemszerűen nem a szavak és kifejezések lemmáit adták meg, hanem azok általános, hétköznapi használatban jelenlévő formáit, így azokat is lemmatizáltam.

A DSM-V depressziós diagnózis feltételei alapján azt tekintettem depressziósnak, akinek egy legalább 2, de legfeljebb 6 hetes időintervallumon belül legalább egy depressziós epizódja volt. Akkor beszélhetünk epizódról, ha egy felhasználónál az adott időintervallumon belül legalább 5 olyan posztot sikerült beazonosítani, amik különböző depressziós tünetekre

utalnak, valamint azok közül legalább egy a két kiemelt tünet egyikére, tehát vagy a levertségre, vagy az érdektelenségre utalt. Ily módon 4 depressziós felhasználót sikerült beazonosítanom, 7 depressziós epizóddal.

Bár a módszer hatékonyságát mérő Cronbach alfa mérőszám alacsony, 0,23-as értéket adott, a kutatásban résztvevő depressziós zavarral rendelkező résztvevők alacsony száma miatt ez nem jelenti azt, hogy a módszer rosszul működne. A kérdőív alapján 29 résztvevőt tekinthetünk depressziósnak, aminek 13%-át sikerült beazonosítani. Ugyanakkor a Facebook posztok elemzése alapján depressziósnak nyilvánított 4 felhasználó a kérdőív alapján kapott értékei szerint is depressziósnak mondható. Tehát, a módszer másodfokú hibaválósínúsége 0. Ezen adatok figyelembevételével kijelenthető, hogy a módszer kisebb javításokkal és bővítésekkel alkalmas arra, hogy magyar nyelven vizsgálja a depressziós zavar jelenlétét Facebook posztokban.

Ami a depresszió longitudinális vizsgálatát illeti: a dolgozat végén ismertetett eredmények alapján kijelenthető, hogy a depresszió valóban nem bináris skálán mérhető. Mind a négy depressziósnak ítélt Facebook felhasználó esetében minden depressziós epizódot megelőzően és azt követően is több olyan posztot sikerült beazonosítani, ami a depresszió valamely tünetére utal.

7. Irodalomjegyzék

- Al-Mosaiwi, M., & Johnstone, T. (2018). In an absolute state: Elevated use of absolutist words is a marker specific to anxiety, depression, and suicidal ideation. *Clinical Psychological Science*, 6(4), 529-542.
- American Psychiatric Association. (2000). Diagnostic criteria from dsM-iV-tr. American Psychiatric Pub.
- Asgari, M., Shafran, I., & Sheeber, L. B. (2014, September). Inferring clinical depression from speech and spoken utterances. In 2014 IEEE international workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP) (pp. 1-5). IEEE.
- Beck, A. T., & Beck, R. W. (1972). Shortened version of BDI. *Postgrad Med*, 52, 81-85.
- Beck, A. T., Ward, C., Mendelson, M., Mock, J., & Erbaugh, J. (1961). Beck depression inventory (BDI). *Arch Gen Psychiatry*, 4(6), 561-571.
- Benedict, R. H., Fishman, I., McClellan, M. M., Bakshi, R., & Weinstock-Guttman, B. (2003). Validity of the beck depression inventory-fast screen in multiple sclerosis. *Multiple Sclerosis Journal*, 9(4), 393-396.
- Bonett, D. G., & Wright, T. A. (2015). Cronbach's alpha reliability: Interval estimation, hypothesis testing, and sample size planning. *Journal of Organizational Behavior*, 36(1), 3-15.
- Brill, E., & Moore, R. C. (2000, October). An improved error model for noisy channel spelling correction. In Proceedings of the 38th annual meeting on association for computational linguistics (pp. 286-293). Association for Computational Linguistics.
- Brynjolfsson, E., & Mitchell, T. (2017). What can machine learning do? Workforce implications. *Science*, 358(6370), 1530-1534.

- Buchman-Wildbaum, T., Paksi, B., Sebestyén, E., Kun, B., Felvinczi, K., Schmelowszky, Á., ... & Urbán, R. (2018). Social rejection towards mentally ill people in Hungary between 2001 and 2015: Has there been any change?. *Psychiatry research*, 267, 73-79.
- Bujang, M. A., Omar, E. D., & Baharum, N. A. (2018). A review on sample size determination for Cronbach's alpha test: a simple guide for researchers. *The Malaysian journal of medical sciences: MJMS*, 25(6), 85.
- Carus, A. B. (1999). U.S. Patent No. 5,890,103. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
- Coppens, E., Van Audenhove, C., Scheerder, G., Arensman, E., Coffey, C., Costa, S., ... & Postuvan, V. (2013). Public attitudes toward depression and help-seeking in four European countries baseline survey prior to the OSPI-Europe intervention. *Journal of affective disorders*, 150(2), 320-329.
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *psychometrika*, 16(3), 297-334.
- De Choudhury, M., Counts, S., Horvitz, E. J., & Hoff, A. (2014, February). Characterizing and predicting postpartum depression from shared facebook data. In *Proceedings of the 17th ACM conference on Computer supported cooperative work & social computing* (pp. 626-638).
- De Choudhury, M., Gamon, M., Counts, S., & Horvitz, E. (2013, June). Predicting depression via social media. In *Seventh international AAAI conference on weblogs and social media*.
- Dobson, K. S., & Breiter, H. J. (1983). Cognitive assessment of depression: Reliability and validity of three measures. *Journal of Abnormal Psychology*, 92(1), 107.
- Eichstaedt, Johannes C., et al. "Facebook language predicts depression in medical records." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 115.44 (2018): 11203-11208.

Eurostat (2017). Do you feel depressed? <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-eurostat-news/-/DDN-20170323-1?inheritRedirect=true&redirect=%2Feurostat%2F>

Letöltve: 2020.13.23.

Fann, J. R., Bombardier, C. H., Dikmen, S., Esselman, P., Warmms, C. A., Pelzer, E., ... & Temkin, N. (2005). Validity of the Patient Health Questionnaire-9 in assessing depression following traumatic brain injury. *The Journal of head trauma rehabilitation*, 20(6), 501-511.

Guntuku, S. C., Yaden, D. B., Kern, M. L., Ungar, L. H., & Eichstaedt, J. C. (2017). Detecting depression and mental illness on social media: an integrative review. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, 18, 43-49.

Henry, J. D., and Crawford, J. R. (2005). The short-form version of the depression anxiety stress scales (DASS-21)

Himmelstein, P., Barb, S., Finlayson, M. A., & Young, K. D. (2018). Linguistic analysis of the autobiographical memories of individuals with major depressive disorder. *PloS one*, 13(11).

Junqué de Fortuny, E., Martens, D., & Provost, F. (2013). Predictive modeling with big data: is bigger really better?. *Big Data*, 1(4), 215-226.

Kódexe, P. S. E. Magyar Pszichológiai Társaság–Magyar Pszichológusok Érdekvédelmi Egyesülete, 2004.

Korenius, T., Laurikkala, J., Järvelin, K., & Juhola, M. (2004, November). Stemming and lemmatization in the clustering of finnish text documents. In *Proceedings of the thirteenth ACM international conference on Information and knowledge management* (pp. 625-633).

Kroenke, K., Spitzer, R. L., & Williams, J. B. (2001). The PHQ-9: validity of a brief depression severity measure. *Journal of general internal medicine*, 16(9), 606-613.

KSH (2018). Digitális gazdaság és társadalom.

http://www.ksh.hu/docs/hun/xftp/idoszaki/ikt/ikt18.pdf?fbclid=IwAR1upzOs0gE_uwNIDGcWUco1LxsEQrVn2gzOlsuuvgehPTiUpA5E2fnDhtc Letöltve: 2020.03.23.

Lawton, D. (1964). Social class language differences in group discussions. *Language and speech*, 7(3), 183-204.

Mays, E., Damerau, F. J., & Mercer, R. L. (1991). Context based spelling correction. *Information Processing & Management*, 27(5), 517-522.

Mikal, J., Hurst, S., & Conway, M. (2016). Ethical issues in using Twitter for population-level depression monitoring: a qualitative study. *BMC medical ethics*, 17(1), 22.

Moreno, Megan A., et al. "Feeling bad on Facebook: Depression disclosures by college students on a social networking site." *Depression and anxiety* 28.6 (2011): 447-455.

Nadeau, D., & Sekine, S. (2007). A survey of named entity recognition and classification. *Linguisticae Investigationes*, 30(1), 3-26.

Newman, M. L., Groom, C. J., Handelman, L. D., & Pennebaker, J. W. (2008). Gender differences in language use: An analysis of 14,000 text samples. *Discourse Processes*, 45(3), 211-236.

O’Dea, B., Wan, S., Batterham, P. J., Calear, A. L., Paris, C., & Christensen, H. (2015). Detecting suicidality on Twitter. *Internet Interventions*, 2(2), 183–188. doi:10.1016/j.invent.2015.03.005

Ophir, Y., Asterhan, C. S., & Schwarz, B. B. (2019). The digital footprints of adolescent depression, social rejection and victimization of bullying on Facebook. *Computers in Human Behavior*, 91, 62-71.

Park, S., Kim, I., Lee, S. W., Yoo, J., Jeong, B., & Cha, M. (2015, February). Manifestation of depression and loneliness on social networks: a case study of young adults on Facebook. In *Proceedings of the 18th ACM conference on computer supported cooperative work & social computing* (pp. 557-570).

- Pollock, J. J., & Zamora, A. (1984). Automatic spelling correction in scientific and scholarly text. *Communications of the ACM*, 27(4), 358-368.
- Radloff, L. S. (1977). The CES-D scale: A self-report depression scale for research in the general population. *Applied psychological measurement*, 1(3), 385-401.
- Reece, A. G., & Danforth, C. M. (2017). Instagram photos reveal *posztok aránya felhasználónként* predictive markers of depression. *EPJ Data Science*, 6(1), 1-12.
- Rude, S., Gortner, E. M., & Pennebaker, J. (2004). Language use of depressed and depression-vulnerable college students. *Cognition & Emotion*, 18(8), 1121-1133.
- Schwartz, H. A., Eichstaedt, J., Kern, M., Park, G., Sap, M., Stillwell, D., ... & Ungar, L. (2014, June). Towards assessing changes in degree of depression through facebook. In *Proceedings of the workshop on computational linguistics and clinical psychology: from linguistic signal to clinical reality* (pp. 118-125).
- Seabrook, E. M., Kern, M. L., Fulcher, B. D., & Rickard, N. S. (2018). Predicting depression from language-based emotion dynamics: longitudinal analysis of Facebook and Twitter status updates. *Journal of medical Internet research*, 20(5), e168.
- Sebők, M. (2016). *Kvantitatív szövegelemzés és szövegbányászat a politikatudományban*.
- Settanni, M., & Marengo, D. (2015). Sharing feelings online: studying emotional well-being via automated text analysis of Facebook posts. *Frontiers in psychology*, 6, 1045.
- Shochet, I. M., & O'gorman, J. G. (1995). Ethical issues in research on adolescent depression and suicidal behaviour. *Australian Psychologist*, 30(3), 183-186.
- Sprinkle, S. D., Lurie, D., Insko, S. L., Atkinson, G., Jones, G. L., Logan, A. R., & Bissada, N. N. (2002). Criterion validity, severity cut scores, and test-retest reliability of the Beck Depression Inventory-II in a university counseling center sample. *Journal of counseling psychology*, 49(3), 381.

- Squire, P. (1988). Why the 1936 Literary Digest poll failed. *Public Opinion Quarterly*, 52(1), 125-133.
- Sueki, H. (2015). The association of suicide-related Twitter use with suicidal behaviour: A cross-sectional study of young internet users in Japan. *Journal of Affective Disorders*, 170, 155–160. doi:10.1016/j.jad.2014.08.047
- Tyrer, P. (2014). A comparison of DSM and ICD classifications of mental disorder. *Advances in psychiatric treatment*, 20(4), 280-285.
- Weaver, S. D., & Gahegan, M. (2007). Constructing, visualizing, and analyzing a digital footprint. *Geographical Review*, 97(3), 324-350.
- World Health Organization. (1992). The ICD-10 classification of mental and behavioural disorders: clinical descriptions and diagnostic guidelines. *Weekly Epidemiological Record= Relevé épidémiologique hebdomadaire*, 67(30), 227-227.