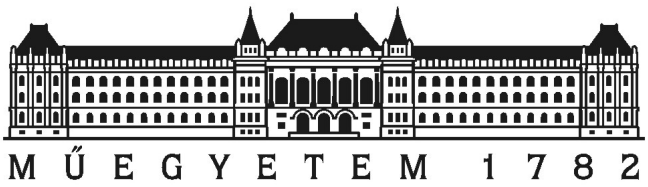


TDK DOLGOZAT

Elsőéves VBK hallgatók teljesítményének vizsgálata a Covid előtti és utáni időszakból

Köller Donát Ákos & Vlaszov Artúr
BME Matematikus MSc
Adattudomány szakirány

Témavezető: Szilágyi Brigitta
Geometria Tanszék

BME Matematika Intézet
Budapest
2022

Tartalomjegyzék

1. Bevezetés

....

A dolgozat első felében a 2019-es és 2021-es évek adatain végzett adatelemzés kerül bemutatásra, ahol a többféle bemeneti adat és mérőszám egymáshoz való viszonyát és az adatrekordok klaszterezhetőségét vizsgáltuk és hasonlítottuk össze a két évben. A dolgozat második fele prediktív analitikával foglalkozik, ahol gépi tanulás segítségével első félév végi teljesítménymutatók prediktálhatóságát vizsgáltuk, illetve azt, hogy a predikciót végző algoritmusok és modellek esetén mely változók milyen mértékben befolyásolták a jósolt eredményt.

2. Fogalmak és definíciók

A dolgozatban tárgyalt módszerek megértéséhez szükséges néhány fogalom és definíció ismerete, amelyeket ezen fejezetben taglalunk. (ergo ezeket innen ki fogom törölni, csak még nem tudom, hova rakjam)

- **One-vs-Rest elv:** Bináris osztályozó algoritmusok esetén használt eljárás, amely többosztályos osztályozási feladat esetén használatos. Lényege, hogy minden osztály esetén képezünk egy új virtuális osztályt, amely az összes többi osztályt tartalmazza, majd minden ilyen osztálypár esetén a bináris osztályozó meghatározza a kérdéses adatrekord esetén az osztályba tartozási valószínűségeket. Végül azt a címkét prediktáljuk a rekordnak, amely osztály esetén a legnagyobb ez a valószínűség.

3. A kognitív tesztről

4. Adatprepació

4.1. Adatok jellemzése, adattisztítás

Az adatokat az EduBase és Neptun rendszerből lekérve nyertük több adattábla formájában. A táblákból a kutatáshoz használt adatok egyrészt olyan bemeneti adatok, amelyeket a szemeszter első hetéig bezárólag érnek el a hallgatók, másrészt olyan teljesítménymutatók, amelyekről csak a félév végén van információnk (utóbbiak prediktálására építünk modelleket a prediktív analitikai részben). Ezek egy része alapvetően rendelkezésünkre állt a táblákból, másokat a meglévő sorokból és oszlopokból megfelelő *feature engineering* segítségével hoztunk létre. A változók pontos megnevezése és jellege az 1. táblázatban látható.

Emelt érettségi	Bináris változó arra vonatkozóan, hogy a hallgató matematikából emelt érettségit tett-e.
Matematika tagozat	Bináris változó arra vonatkozóan, hogy a hallgató matematika tagozatos volt-e.
Szak	Kategorikus változó, a hallgató szaka a VBK-n.
Matematika 1. blokk	Az elsőéves VBK hallgatók által írt kognitív teszt matematika részén az 1-4. kérdésekre adott helyes válaszok száma.
Matematika 2. blokk	A kognitív teszt matematika részén az 5-10. kérdésekre adott helyes válaszok száma.
Matematika 3. blokk	A kognitív teszt matematika részén a 11-14. kérdésekre adott helyes válaszok száma.
Kognitív eredmény	A kognitív teszt kognitív készségeket mérő részén elért százalékos teljesítmény (0-100-as skálán).
0. ZH pontszám	A BME központi 0. ZH-n elért pontszám.
Tanulmányi pont	A felvételi pontszám tanulmányi pontokból származó része.
Érettségi pont	A felvételi pontszám érettségi pontokból származó része.
Többletpont	A felvételi pontszám többletpontokból származó része.
Matematika A1a	A Matematika A1a tárgyból szerzett érdemjegy.
Kumulált átlag	Az első félév végén megállapított kumulált átlag.

1. táblázat. A vizsgált változók a két évben

A felderítő és modellezési fázisban használt adattáblát a rendelkezésre álló táblák megfelelő mértékű tisztításából, majd ezt követő Neptun-kód alapú összeillesztéséből nyertük. Ezen műveleteket Python-ban valamint R-ben végeztük el.

A kezdeti adattáblák közül a matematika és kognitív eredményeket tartalmazó adatsor tisztítására volt a legnagyobb szükség, ugyanis az EduBase rendszerben az egyes oszlopokra vonatozó mezőket a hallgatók töltötték ki, így a kategorikus változók nem voltak rendszerezve. Először egységesítettük a szakmegnevezést ("Vegyészmérnöki", "Biomérnöki", "Környezetmérnöki"), ahol pedig nem volt egyértelmű a szak, azt "UNKNOWN"-ra állítottuk. Ezt követően a teszten elért matematika és kognitív eredményt százalékos formátumról 0-1 közötti tizedestört formátumra változtattuk, valamint létrehoztunk 3 új oszlopot, amely a matematikateszt 3 blokkjában helyesen megválaszolt kérdések számát mutatja. Végül a vizsgálataink szempontjából irreleváns oszlopokat eltávolítottuk, valamint azon oszlopokat is kiszűrtük, amelyek értéke a többiből egyértelműen következtethető volt.

A kumulált átlagokat, felvételi pontszámokat illetve 0. ZH eredményeket tartalmazó tábláknál egy-egy hiányos és/vagy anomáliás sor, illetve az irreleváns oszlopok eltávolítá-

sán kívül nem volt szükség adattisztításra, a matematika jegyeket tartalmazó tábla pedig minden hallgató minden Matematika A1a tárgyból tett vizsgaalkalmáról és az azon szerzett érdemjegyről tartalmazott adatrekordot, így ezekből meg kellett határozni azt a végső érdemjegyet, amellyel a hallgató a tárgyat elvégezte. A végső összeillesztés során 10-20 fős sorvesztéssel is kellett számolnunk mindkét évben, ugyanis voltak olyan hallgatók, akikről nem minden táblában volt adat (vagy azért, mert nem írtak kognitív tesztet, vagy azért, mert az első félév vége előtt elhagyták a szakot). Az így kapott adattáblák, amelyek a 2019-es és 2021-es évet reprezentálják, rendre 200 és 220 adatrekordot tartalmaztak.

5. Felderítő adatelemzés a két évben

A felderítő elemzés célja az adatok ábrázolása egyszerűen és gyorsan, annak érdekében, hogy az adattípusok egyszerű viszonyai szemléletesen áttekinthetőek legyenek. Erre a célra alkalmasak a oszlopdiagramok, szórásdiagramok, folyamatábrák és más grafikonok.

5.1. Általános ábrák

5.2. Folyamatábrák (Sankey-diagramok)

A Sankey-diagramok olyan folyamatábrák, amelyekben az ábrázolt folyamok szélessége arányos a megfelelő folyamértékekkel. Ezáltal könnyen ábrázolhatóak adott állapotok közötti vándorlások, illetve ezek egymással vett aránya. Egy hátránya van, hogy egy ábrán csak két osztálycsoport között olvashatjuk le az áramlásokat. Ha egy harmadik osztálycsoportot is belehelyezünk, és csak a másodikkal kötjük össze, akkor az első és a harmadik közötti vándorlások nem jelennek meg az ábrán.
Dolgozatunkban négy opciót vizsgáltunk a két évben az elérhető adatoknak megfelelően. Mindkét esetben az állapotok a hallgatók valamely eredményét jelentették, például felvételi pontszámot.

1. 2019. matematikai teszt 1.,2. és 3. részeiben helyesen megoldott feladatok száma.
2. 2019. kognitív teszt eredmény - *A1* jegy - *A2* jegy.
3. 2019. és 2021. években: felvételi pontszám - nulladik ZH - kognitív teszt eredmény.
4. 2019. és 2021. években: felvételi pontszám - kognitív teszt eredmény - első féléves átlag - kumulált átlag.

Az első két esetben csak a 2019-es évfolyamról volt adat. Az utolsó esetben 2021-ben megegyezett a kutatás idejében az első féléves és a kumulált átlag, így ennél az utóbbi értelemszerűen nem lett még egyszer beletéve.

A matematikai teszt részeinek eredményein és az *A1*, *A2* jegyeken kívül a többi változó folytonos volt, így szükség volt ezek diszkretizálására. Öt-öt osztály lett létrehozva minden esetben, de nem feltétlenül került mindegyikbe hallgató. Az átlagok kerekítve lettek, a felvételi, kognitív teszt és nulladik zh pontszámok másképp lettek osztályozva.

A felvételi pontszámok terjedelmük alapján öt azonos hosszúságú intervallumra lettek osztva. A harmadik változatban a nulladik zh és a teszt eredményei nullától az elérhető pontszámig lettek felosztva 20%-os lépésközökkel. A negyedik változatban, mivel a kutatás későbbi szakaszában készült, már a teszt eredmény is a terjedelem szerint lett felosztva, nem az elérhető pontszám alapján.

Ezután for ciklus használatával elkészültek a tranzíciós mátrixok. Egy ilyen mátrix i-edik sorának j-edik eleme azt mutatta, hogy az egyik változó i-edik osztályában hány olyan hallgató volt, aki a másik változó j-edik osztályába került. Ez a folyamok szélességének megadásához volt szükséges.

A *plotly.graph_objects* könyvtár *go.Sankey* függvényével lettek elkészítve egyenként az ábrák. Minden esetben meg kellett adni számozva a kiinduló és beérkező állapotokat, így a középső csoportok mindkét listában szerepeltek. A program index alapján kapcsolta össze a két listából az állapotokat, így kellett egy harmadik lista, amelynek a megfelelő indexű eleme a két állapot közötti folyam mérete. Ezen kívül a folyamokhoz és magukhoz az állapotokhoz is színeket kellett még rendelni, ismét egy-egy listában, figyelve az indexeket.

Végül a kirajzolódott ábrát kellett kézileg igazítani, ugyanis az eredmények csoportjai nem feltétlenül álltak megfelelő sorrendben a függőleges tengelyen, illetve azokban az esetekben, amikor nem volt mind az öt osztályban hallgató, egy-egy csoport átcsúszott egy másik eredmény oszlopába. Ezek nem okoztak gondot, ugyanis a csoport mozgatásával a hozzátartozó sávok automatikusan mozogtak együtt.

A 2021-es gólyák a kutatás idejében még nem vehették fel az *A2* tárgyat, így értelemszerűen csak a 2019-es évfolyamra készült ez az ábra.

Az ábrán rögtön látható, hogy a kognitív tesztben mindenki 20% felett teljesített, de nagyon kevés hallgatónak sikerült 80%-nál magasabb eredményt elérni. Legtöbben 40% és 60% közötti pontszámot szereztek, a második legnagyobb osztály a 60-80%-os.

Ehhez képest az *A1* tárgyon elért jegyek eloszlása egyenletesebb. Néhány hallgatónak nem sikerült elvégezni a tárgyat, nagyobb részük kettest vagy hármast szerzett, és körülbelül a harmaduk 45/55 arányban négyest és ötöst szereztek.

A folyamokat illetően, azok, akiknek nem sikerült a tárgy, a kettes és a hármas tesztosztályban voltak, azaz közülük valakinek nem sikerült 40%-ot elérni, de egyikőjük sem teljesített 60%-nál jobban. A tesztet legjobban megírok pedig többségben ötöst vagy négyest szereztek, azonban a négyes tesztosztályból több hallgató is csak hármast tudott szerezni. A hármas osztályból minden jegyhez megy folyam, a legtöbb ketteshez és hármashoz, illetve körülbelül a negyede egyenletesen oszlik el a négyes és ötös között. Egy érdekes eset van, a kettes tesztosztályból valakinek sikerült ötöst szerezni a tárgyból.

Ennek ellenére ebből az osztályból a hallgatók kétharmada legfeljebb kettest ért el.

Ezekből sejthető, hogy egy hallgató teljesítménye a teszt során összefügg a további teljesítményével, de lehet jelentős romlás és javulás is.

Az *A2* tárgy jegyeinek eloszlása ismét más, több ötös és négyes, kevesebb hármas és körülbelül ugyanannyi kettes lett, és egy hallgatónak nem sikerült elvégezni. Érdekes, hogy az első körben kettest szerző hallgatók majdnem harmada javított négyesre vagy ötösre, a négyest szerző hallgatóknak pedig majdnem a fele kettesre rontotta. Hármasból is sokan javítottak, körülbelül a negyedük továbbra is hármast szerzett, viszont több, mint harmaduk rontott. Ötöst szerzőkből hatan kettesre rontottak (kb. 13%).

5.3. Klaszterezés

6. Prediktív analitika

6.1. Modellek és metodológia

Következő lépésként azt vizsgáltuk, hogy a két évben külön a bemeneti adatok alapján mennyire pontosan lehet előrejelezni egyes teljesítménymutatók értéket, illetve hogy a predikciókra nézve a különböző bemeneti változók, más néven *attribútumok* milyen és mekkora szereppel bírnak. Ehhez többféle modellen többféle *gépi tanuláson alapuló osztályozó algoritmus* használatára volt szükség. A kutatás során kétféle eredmény alaposabb vizsgálatára összpontosítottunk mindkét évben: a "Matematika A1a - Analízis" tárgyból kapott érdemjegyre illetve az első félév végén megállapított kumulált tanulmányi átlagra. Ezen feladatok a felügyelt gépi tanulási problémák közé esnek, ahol a kitüntetett célváltozót szeretnénk a többi bemeneti változóval előrejelezni. Ekkor a gépi tanulás során a teljes adathalmazt tanító és teszthalmazra bontjuk, a tanító adathalmazon betanítjuk az algoritmusokat úgy, hogy a tanítóhalmazbeli adatok célváltozóját minél pontosabban prediktálják. Ezt követően valamilyen metrika szerint kiválasztjuk a betanított algoritmusok közül a legjobbat, majd az általánosítóképesség ellenőrzése végett a teszthalmazon is visszamérjük a teljesítményét. A cél a minél hatásosabb előrejelzés mellett az egyes éveknél használt és optimalizált algoritmusok esetén a különböző attribútumok prediktív erejének összehasonlítása volt.

A két vizsgált probléma közül az előbbi alapvetően egy osztályozási probléma öt osztállyal, míg az utóbbi egy regressziós feladat. Az előbbi feladathoz ötféle algoritmust, *Gradient Tree Boosting-ot, Naive Bayes-t, logisztikus regressziót, SVM-et* és *lineáris regressziót* használtunk, az utóbbihoz csupán lineáris regressziót (ezen algoritmusok pontos működése és optimalizálása a következő fejezetben lesz ismertetve). Mivel azonban viszonylag kevés adat állt a rendelkezésünkre, ezért az érdemjegyek prediktálásánál az adatrekordok esetén a pontos érdemjegy helyett érdemjegy csoportok előrejelzésére kon-

centráltunk. A matematika érdemjegycsoportok prediktálására így kétféle modell került felvázolásra: egy *3 csoport modell*, illetve egy *2 csoport modell*.

A 2 csoport modell esetén a két csoportot a {5,4,3} illetve {2,1} osztályok adják, míg a 3 csoport modellnél az osztályok {5,4}, {3,2} illetve {1} módon alakultak. Az előbbi esetben az osztályok intuitívan a lemorzsolódási veszélyeztetettség szerint formálódtak, míg az utóbbiban egy általánosabb "jól teljesítő", "rosszul teljesítő", "lemorzsolódott" csoporthármast kívántunk elérni. Mindkét modell esetén külön vizsgáltuk a teljesítményt összes hallgatóra vonatkozóan illetve szétbontva vegyészmérnök és biomérnök hallgatókra egyaránt (a környezetmérnökökről nem állt rendelkezésre elég adat, így őket a szakonkénti bontásban kihagytuk).

Az egyes modellek és almodellek esetén a tanítás előtt főkomponens analízist (Principal Component Analysis) is alkalmaztunk. Az eljárás lényege, hogy az attribútumok súlyozott kombinációjával új attribútumokat hozunk létre, kevesebb számút mint az eredeti attribútumok száma, oly módon, hogy az információveszteség minimális legyen. Ennek következtében az adatok egy kisebb dimenziós térbe transzformálódnak át, s az ehhez használt megfelelő súlyozás pedig az attribútumok tapasztalati kovarianca mátrixának segítségével határozható meg. PCA használata során az algoritmusok gyorsabban tanulnak a kisebb dimenziószám miatt, és olykor jobb eredményt is érnek el. Jelen kutatásban másrészt azért is döntöttünk a PCA alkalmazása mellett, mert a korábbi, ugyanezen problémakört vizsgáló, általunk átnézett tanulmányok nem használtak PCA-t még nagyobb attribútum szám esetén sem, ugyanakkor mi a korai tanító-tesztelési fázisnál azt tapasztaltuk, hogy az áttranszformált adatokon jobban teljesítenek az osztályozó algoritmusok, így potenciálisan megéri alkalmazni.

Implementálás

Valamennyi modellnél a teljes adathalmazt felbontottuk tanító- és teszthalmazra 70-30 arányban, majd a tanítóhalmazra illesztett PCA modellt alkalmaztuk a teszthalmazra is. Ezt követően a változókat kvantilis alapú 0-1 skálázásnak vetettük alá, ahol az algoritmusok jobb teljesítőképessége és a változók kiértékelés utáni összehasonlíthatósága végett a különböző attribútumok értékeit a kvantilisek mentén a $[0, 1]$ intervallumba transzformáltuk át, valamint az érdemjegy csoportok prediktálásához a 2 és 3 csoport modelleknél a célváltozó-értékeket rendre 1, 0-ra illetve 2, 1, 0-ra módosítottuk. Az algoritmusok hiperparamétereinek optimális megválasztására *5-szörös kersztvalidációt* alkalmaztunk. Keresztvalidáció során a tanítóhalmazt felbontjuk K egyenlő részre, melyek közül az egyiket kinevezzük validációs halmaznak. Ezt követően az algoritmusokat betanítjuk a maradék K-1 részen, amelyeket aztán a validációs halmazon kiértékelünk. Ezt összesen K alkalommal ismételjük, mindig másik részt választva validációs halmaznak, majd azt az algoritmust dedikáljuk a legjobbnak amelynek az aggregált teljesítménye a K

darab iteráció során a legjobb. A keresztvalidációnál használt, jóságot mérő metrikának a *kiegyensúlyozott pontosságot* (Balanced Accuracy) választottuk, amely a címkeosztályok kiegyensúlyozatlanságát figyelembe véve az egyes osztályokhoz tartozó Recall értékek számtani közepét adja vissza. A választott metrika mellett meghatároztuk a legjobb algoritmusokat, amelyeket a teszthalmazon visszamértünk, valamint kiértékeltük az ily módon választott modellek esetén az egyes változók fontosságát is.

6.2. Osztályozó algoritmusok és optimalizálásuk

6.2.1. Lineáris regresszió

A lineáris regresszió jellegéből adódóan alapvetően folytonos célváltozó prediktálására alkalmas, ugyanakkor kategorikus, ordinális címkéjű adatok osztályozására is fel lehet használni. Az algoritmus lényege, hogy a magyarázóváltozók mindegyikéhez egy-egy súlyt rendelünk, majd az adatpont attribútumértékeinek vesszük a súlyokkal való súlyozott összegét, és esetleg egy bias tagot hozzáadva az így kapott szumma lesz a prediktált címkeérték. A cél a tanítás során a súlyok optimális megtalálása, miközben a tanítóhalmazon minimalizáljuk a predikciós hibát.

6.2.2. Naive Bayes

A Naive Bayes algoritmus működése mögött álló alapelv az, hogy feltesszük az attribútumok feltételes függetlenségét, amennyiben a célváltozó értéke ismert. Osztályozás során azt vizsgáljuk, hogy mely címkeérték mellett a legnagyobb a valószínűsége annak, hogy az adott adatrekord attribútumai éppen a felvett értékeket kapták. A megfelelő valószínűségeket a tanítóhalmazbeli adatok attribútumértékeinek különböző címkék melletti relatív gyakoriságai adják.

6.2.3. Gradient Tree Boosting

A Gradient Boosting algoritmus egy Ensemble típusú osztályozó, amelyek lényege, hogy sok gyenge teljesítményű prediktor (*weak learner*) eredményét felhasználva hoz egy erős predikciót.

6.2.4. Logisztikus regresszió

A logisztikus regresszió alapvetően bináris osztályozási problémák megoldására alkalmas, de kiterjeszthető másfajta feladatok megoldására is. Lényege, hogy a lineáris regresszióhoz hasonlóan az adatrekord attribútumértékeinek súlyozott összegét használjuk egy szigmoid[1] függvény bemeneteként, amely azt utána leképzi az $(0, 1)$ intervallumra, és amennyiben az output 0.5-nél nagyobb, úgy a pozitív osztályba soroljuk az adott rekordot.

[1] A szigmoid függvény: $\sigma(z) = \frac{1}{e^{-z}}$, ahol $z = x_1w_1 + x_2w_2 + \cdots + x_nw_n + b$ a súlyozott összeg.

6.2.5. SVM

Az SVM (Support-Vector-Machine) egy lineáris szeparálást használó bináris osztályozó algoritmus, amely egyéb problémákra is kiterjeszthető. Lényege, hogy különböző magfüggvénye segítségével az adatrekordokat egy magasabb dimenziós térbe képzi le, ahol olyan szeparáló hipersíkot keres, amely maximalizálja a vele párhuzamos, adatpontot nem tartalmazó térrészt. A cél a megfelelő magfüggvény és a szeparáló hipersík megtalálása, amellyel a különböző címkéjű adatpontok lineárisan szeparálhatóak.

6.3. Implementálás és optimalizálás

Fontosabb optimalizációs lépések csak a 2-3 csoport modellek esetén történtek. A Naive Bayes és lineáris regresszió algoritmusoknál jellegük és/vagy implementálásuk végett nem történt optimalizálás, a többi algoritmus esetén az alábbi hiperparaméterek kerültek változtatásra:

- **kNN**:
  - Távolságmérték (euklédeszi, Mahalanobis)
  - Szomszédok száma (5 és 15 között változtatva)
  - Szomszéd címkeértékének súlyozása (uniform, távolság reciprokra, távolság reciproknégyzete)

- **Gradient Tree Boosting**:
  - Tanulóráta (0.01 és 5 között változtatva 0.1-es lépésközzel)
  - Boosting fázisok száma (5 és 100 között változtatva 5-ös lépésközzel)
  - Vágási feltétel (négyzetes hiba, Friedman MSE)
  - Maximális famélység (3,4 és 5)

- **Logisztikus regresszió**:
  - Regularizációs paraméter (0.05 és 5 között változtatva 0.05-ös lépésközzel)
  - Önoptimalizálási módszer ("SAG", "SAGA")

- **SVM**:
  - Regularizációs paraméter (0.1 és 5 között változtatva 0.1-es lépésközzel)
  - Magfüggvény (lineáris, legfeljebb 3-ad fokú polinomiális, RBF)

7. Modellek kiértékelése

			Osztályozó algoritmusok				
			Grad. Boost.	Naive B.	Log. reg.	SVM	Lin. reg.
3 csoport	Összesített	2 PC	66.67	62.67	52.00	58.67	61.33
		4 PC	**70.67**	60.00	57.33	53.33	65.33
		6 PC	65.33	62.67	54.67	68.00	64.00
		8 PC	64.00	68.00	53.33	62.67	64.00
	Szakonként	2 PC	78.71	80.36	73.85	67.24	80.36
		4 PC	75.41	80.36	47.80	65.59	78.71
		6 PC	**82.02**	80.36	75.47	67.21	82.02
		8 PC	80.36	78.71	37.42	75.44	78.71
2 csoport	Összesített	2 PC	59.42	69.57	69.57	72.46	69.57
		4 PC	59.42	71.01	**73.91**	69.57	73.91
		6 PC	63.77	69.57	73.91	71.01	73.91
		8 PC	68.12	69.57	71.01	73.91	72.46
	Szakonként	2 PC	67.31	67.31	65.69	62.41	64.03
		4 PC	64.00	64.00	67.31	67.31	63.97
		6 PC	64.03	65.69	64.07	65.65	67.27
		8 PC	64.07	62.51	57.49	67.34	**68.96**

2. táblázat. A 2019-es adatsor eredményei

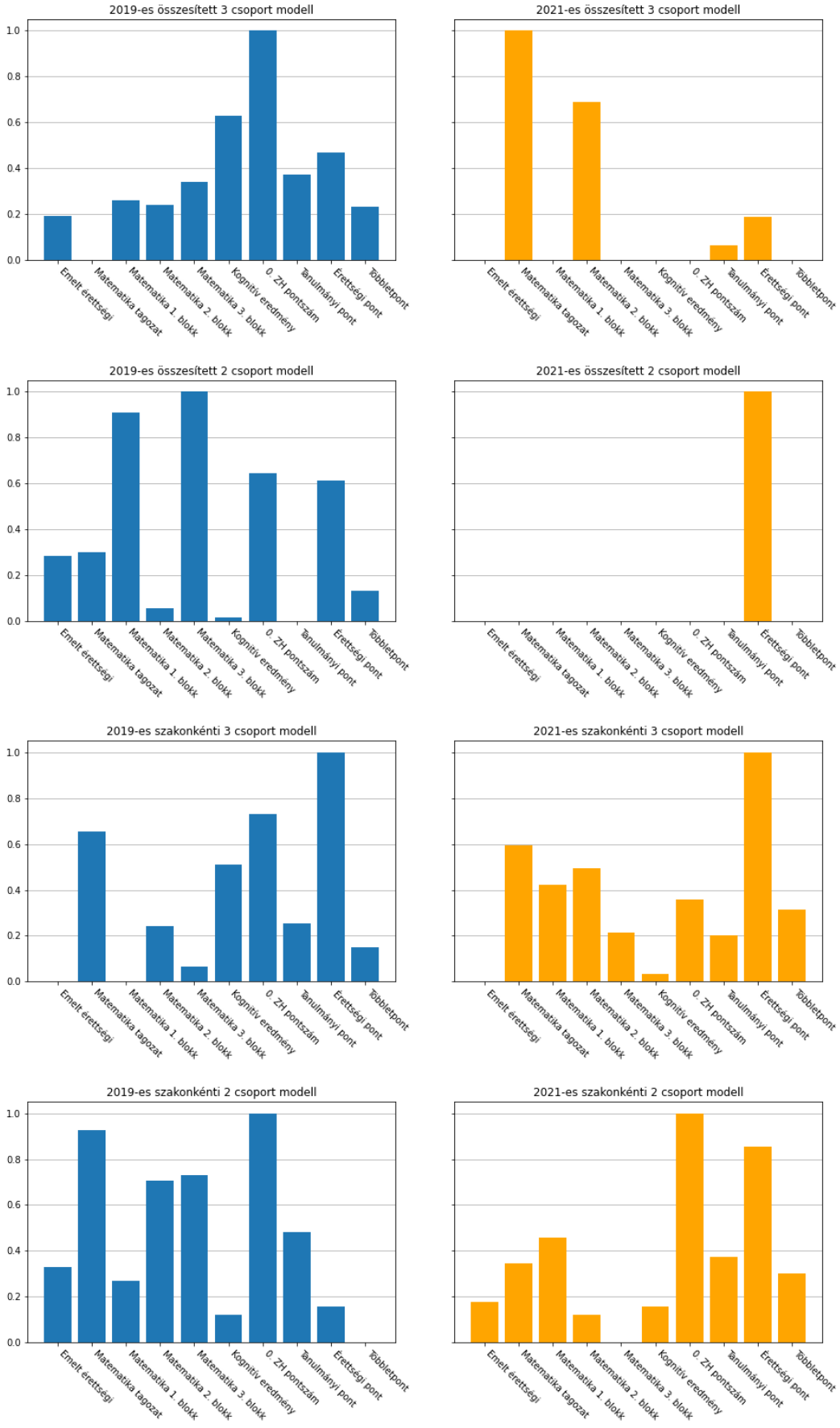
Az 2. táblázatban a 2019-es adatokra optimalizált modellek teljesítménye látható, ahol az első három oszlop a modellt és a használt főkomponensek (PC) számát mutatja, míg a jobb oldali öt oszlop az optimalizált algoritmusok teljesítményét szemlélteti. A szakonkénti bontásban szereplő teljesítménymutatók értékei a vegyész- és biomérnök hallgatók adatain elért pontszámok, az egyes szakokon tanuló hallgatók számával vett súlyozott átlagai. A 3 csoport modellek esetén a Gradient Boosting algoritmus, míg a 2 csoport modellek esetén a regressziós algoritmusok teljesítettek a legjobban, ugyanakkor a 2 csoport modellek teljesítménye többségében alulmúlja a 3 csoport modellekét. Mivel a 2 csoport modellben az osztályok eloszlása kiegyensúlyozottabb, ez arra enged minket következtetni, hogy a 2-es és 3-as érdemjegyet szerzők között a bemeneti adatok tekintetében nincsenek nagy különbségek.

			Osztályozó algoritmusok				
			Grad. Boos.	Naive B.	Log. reg.	SVM	Lin. reg.
3 csoport	Összesített	2 PC	53.74	72.97	67.75	**73.30**	56.80
		4 PC	61.86	70.49	65.82	66.63	51.91
		6 PC	68.27	68.53	67.73	70.80	64.00
		8 PC	66.31	70.20	67.21	67.17	64.00
	Szakonként	2 PC	64.84	81.89	59.23	64.77	49.35
		4 PC	55.55	**83.07**	66.69	66.66	67.91
		6 PC	66.69	82.85	66.65	53.67	53.31
		8 PC	59.26	82.96	68.51	62.95	55.53
2 csoport	Összesített	2 PC	69.45	67.89	69.77	69.77	67.89
		4 PC	72.74	72.90	78.23	76.51	77.91
		6 PC	67.89	72.90	79.80	79.80	76.19
		8 PC	68.05	74.62	79.96	**83.24**	79.63
	Szakonként	2 PC	60.23	77.41	72.87	73.01	79.68
		4 PC	63.92	74.86	72.59	69.60	78.27
		6 PC	67.61	77.84	81.08	76.42	**81.53**
		8 PC	68.32	77.84	77.41	69.75	79.68

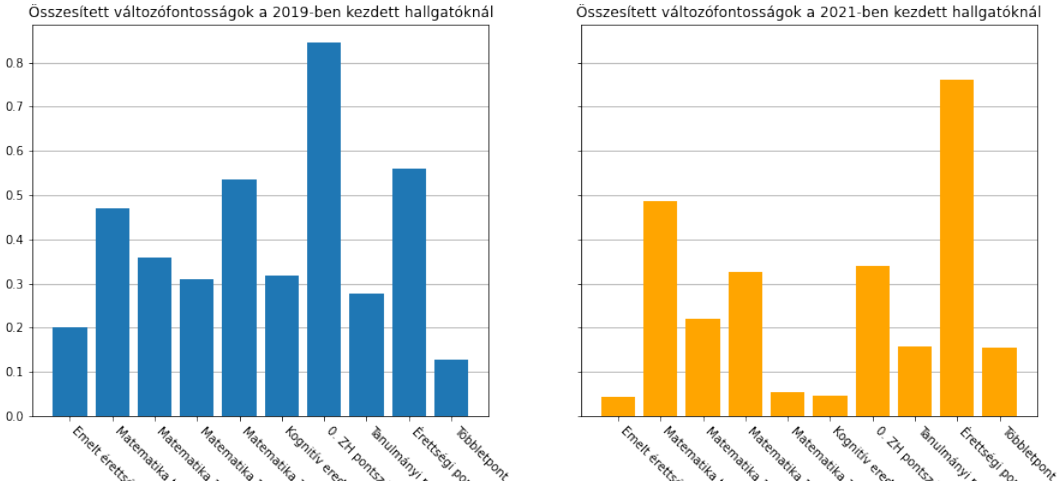
3. táblázat. A 2021-es adatsor eredményei

A 3. táblázat a 2021-es adatokon optimalizált algoritmusok eredményét szemlélteti az előző ábráéval megegyező metodológia szerint. Ezen adathalmazon összességében jobban teljesítettek az osztályozók, mint a 2019-es adatsoron, átlagosan a legeredményesebb algoritmusnak a Naive Bayes nevezhető, amely a szakonkénti bontású 3 csoport modellen ért el minden főkomponensszám mellett 80% feletti teljesítményt, ugyanakkor a 2 csoport modell esetén a regressziós és SVM algoritmusok is 80% közeli vagy afölötti eredményt értek el.

A két év négy modelljén külön-külön legjobban teljesítő algoritmusok esetén az egyes változók fontosságát a **??**. ábra, míg az évenként összesített és leátlagolt változó fontosságokat pedig a 2. mutatja.



1. ábra. Az attribútumok prediktív ereje a legjobban teljesítő algoritmusoknál



2. ábra. Az változók átlagolt fontossága a két évben

Hivatkozások