Samostalni seminarski rad u okviru kursa :

Istraživanje Podataka 1

Gubitak klijenata banke

Marko Nikitović

mi20123@alas.matf.bg.ac.rs

Matematički fakultet, Univerzitet u Beogradu

1. Uvod

Analiza podataka o napuštanju pomaže bankama da bolje razumeju razloge za odlazak klijenata, što im omogućava da preduzmu efikasne korake za zadržavanje klijenata. Ovo može uključivati razvoj personalizovanih programa lojalnosti, prilagodbe ponuda i usluga, kao i unapređenje korisničke podrške.Kao što znamo, mnogo je skuplje privući novog klijenta nego zadržati postojećeg.

Za banke je od koristi znati šta navodi klijenta na odluku da napusti kompaniju. Upravljanje odlivom klijenata postaje ključna strategija za banke u savremenom bankarskom sektoru, jer im omogućava da ostanu konkurentne i ostvare dugoročni uspeh. Održavanje postojećih klijenata i smanjenje njihovog odliva može značajno doprineti finansijskoj stabilnosti i rastu banke, a analiza podataka igra ključnu ulogu u ostvarivanju ovih ciljeva.

Mi ćemo se ovim problem baviti na skupu podataka “Bank Customer Churn” preuzetog sa sajta *Kaggle*.

Na ovom skupu prikazaćemo nekoliko metoda za klasifikaciju I klasterovanje, a na kraju ćemo se pozabaviti I sa pravilima pridruživanja.

1.1. Eksplorativna analiza podataka

Prvo je potrebno upoznati se sa skupom podataka, skup sadrži 10000 instanci I inicijalno 18 atributa.

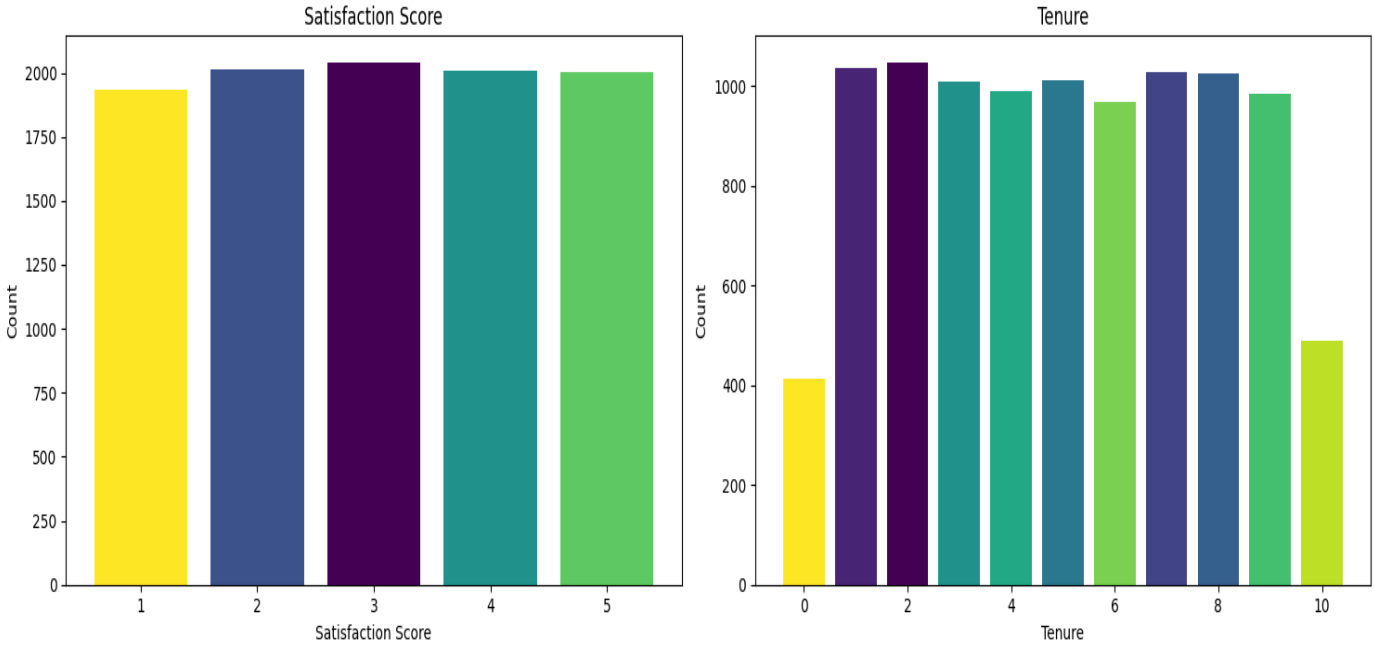
Svojstvo **Exited** predstavlja našu ciljnu promenljivu. Spisak atributa, njihovo značenje I tip :

- **RowNumber** – numerički
- **CustomerId** – identifikator klijenta, numerički atribut
- **Surname** – prezime klijenta, kategorički atribut
- **CreditScore** – je numerička ocena ili broj koji se koristi kako bi se procenila kreditna sposobnost ili kreditna istorija jednog pojedinca ili entiteta, numerički atribut
- **Geography** – država prebivališta klijenta, kategorički
- **Gender –** pol, binarni kategorički
- **Age –** godine, numerički atribut
- **Tenure** – referiše na broj godina koliko je klijent član banke, kategoriki (ordinalni)
- **Balance –** stanje na računu klijenta, numerički
- **NumOfProducts –** predstavlja informaciju o broju finansijskih proizvoda ili usluga koje je klijent akvizirao ili trenutno koristi od strane banke, kategorički (ordinalni)
- **HasCrCard –** indikator da li klijent poseduje kreditnu karticu u ovoj banci, binarni
- **IsActiveMember –** da je klijent trenutno aktivan i koristi banku za svoje finansijske potrebe, binarni
- **EstimatedSalary –** označava procenjeni ili očekivani prihod ili godišnju platu osobe koja se analizira, numerički

- **Exited –** ciljna promenljiva, indikator da li je klijent napustio banku, binarni
- **Complain –** da li je klijent imao žalbe ili ne, binarni
- **Satisfaction Score** – procena koliko je korisnik zadovoljan uslugama banke, numerički
- **Card Type** – tip kartice koju klijent poseduje, kategorički (ordinalni)
- **Points Earned** – broj poena koji je skupljen korišćenjem kreditne kartice, numerički

Atributi RowNumber, CustomerId, Surname nisu relevantni za dalju analizu, zato ih izbacujemo iz dalje obrade.

Figure 1.1.1 : Grafikoni apsolutnih frekvencija za redne (ordinalne) atribute



Na narednim slikama ce biti prikazano raspodele atributa po klasama, prvo za kategoricke atribute a zatim za numericke. Ovo uporedjivanje na moze dati znacajne informacije o vaznosti atributa prilikom klasifikacije podataka.

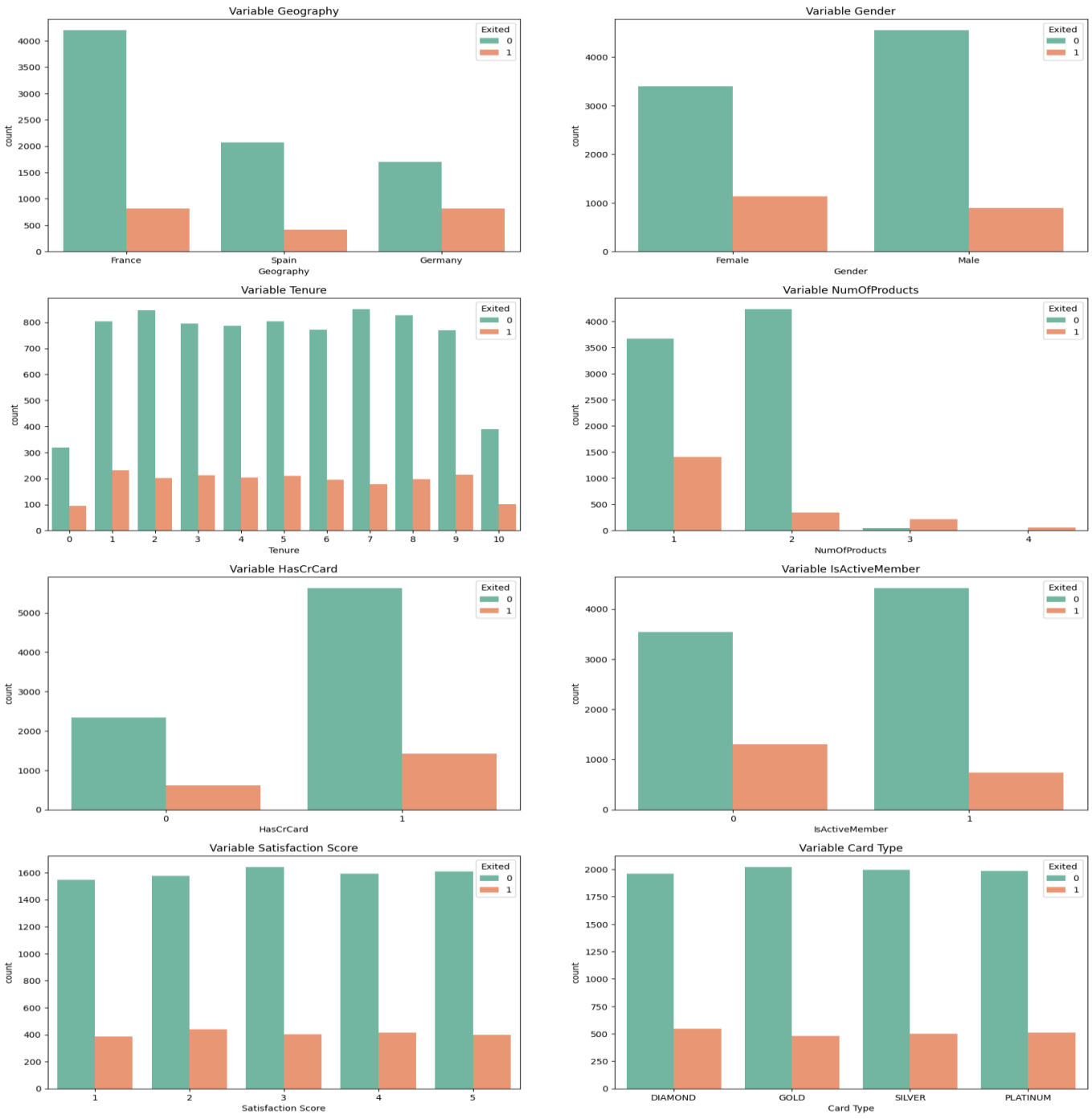


Figure 1.1.2: Raspodele kategorickih atributa po vrednosti ciljne promenljive

Za kategoricke atribute priblizno su podjednako raspodeljeni po ciljnoj promenljivoj osim atributa ”NumOfProducts”

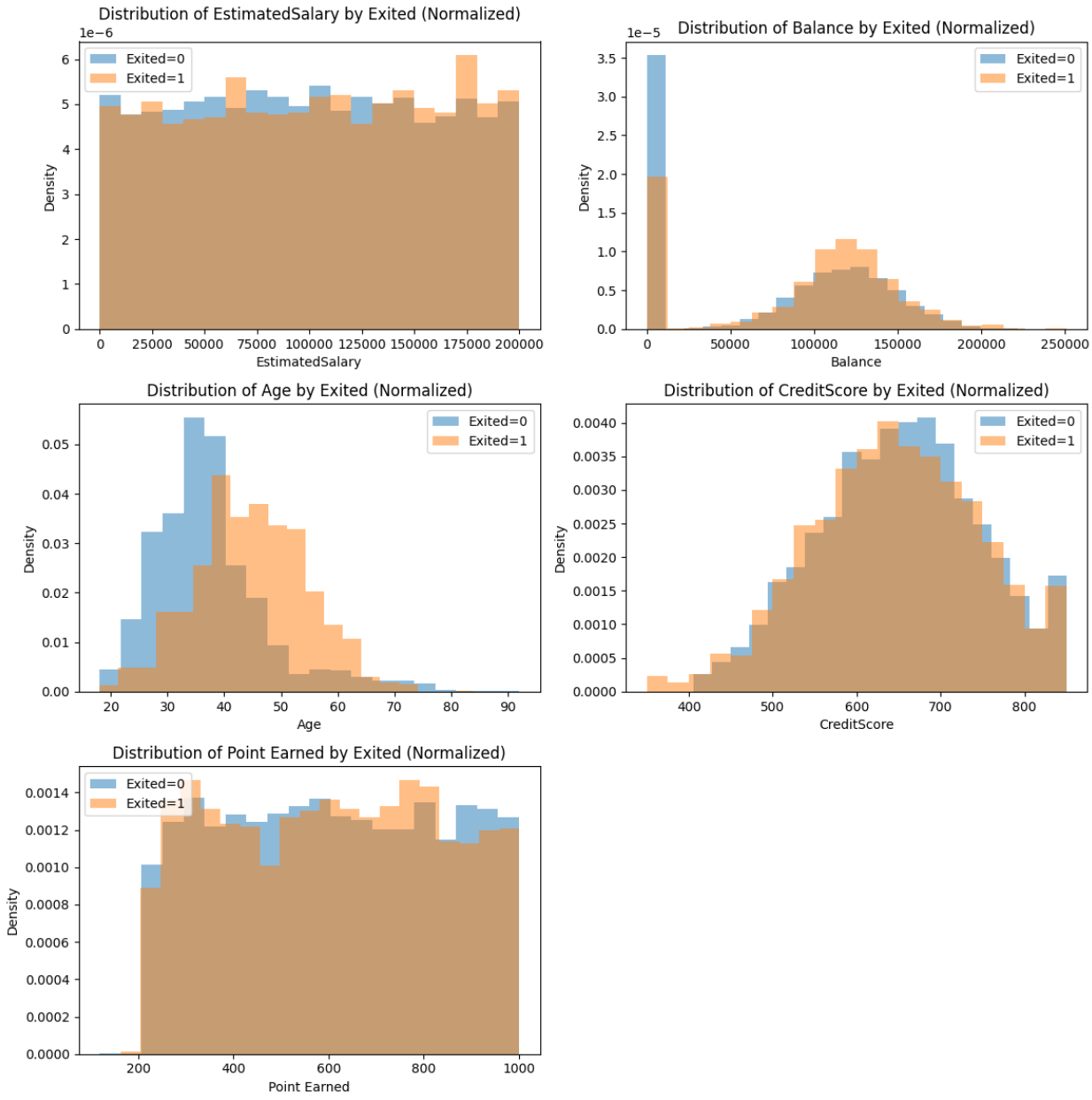


Figure 1.1.3: Raspodele numerickih atributa po vrednosti ciljne promenljive

Sa grafikona koji predstavlja raspodelu atributa Age, mozemo primetiti da postoji znacajnija razlika u raspodeli po klasama. Odnosno, da za Exited = 1 (klijenti koji su napustili) je vise pomerena u desno, odnosno da je cini starije stanovnistvo. Sto znaci, da mozemo da pretpostavimo da ce vecina modela za klasifikaciju iskoristiti upravo ovaj atribut za predvidjanje.

1.2. Pretprocesiranje podataka

Matrica korelacije

Vrednosti u matrici korelacije variraju između -1 i 1. Vrednost -1 označava savršeno negativnu korelaciju, što znači da se promene u jednoj varijabli suprotno menjaju u odnosu na promene u drugoj. Vrednost 1 označava savršeno pozitivnu korelaciju, što znači da se promene u jednoj varijabli paralelno menjaju sa promenama u drugoj. Vrednost 0 ukazuje na potpunu odsutnost korelacije između varijabli.

Na sledecoj slici data je matrica korelacije naseg skupa podaka.

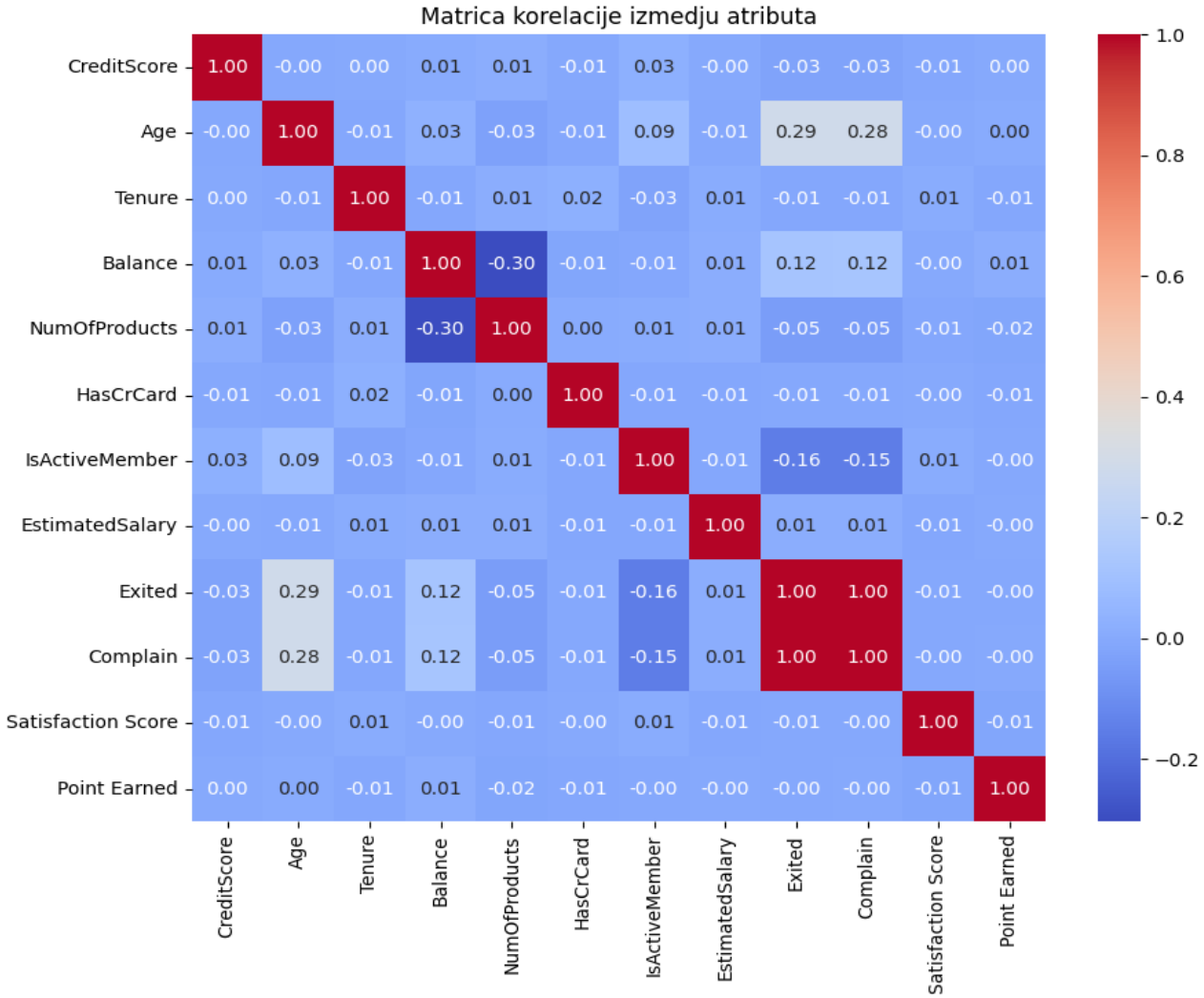


Figure 1.2.1: Matrica korelacije

Iz matice možemo primetiti da postoji apsolutna korelisanost izmedju atributa **Exited** I **Complain**, iz dalje analize izbacujemo podatke vezane za atribut **Complain**. Ukoliko to ne bismo uradili, naši modeli ne bi ništa naučili iz ostalih podataka, zato što bi se većina modela baziralo upravo na korelisanosti ove dve promenljive.

Nedostajuće vrednosti

Pošto veliki deo algoritama ne podržava rad sa nedostajućim vrednostima, pre bilo kakvog rada sa podacima trebalo bi se pozabaviti njima.

Na narednoj slici je prikazano da naši podaci ne sadrže nedostajuće vrednosti, pa deo analize vezano za njihovu nadoknadu preskačemo.

```
In [4]: data.isna().any()

Out[4]: RowNumber           False
        CustomerId          False
        Surname             False
        CreditScore         False
        Geography           False
        Gender              False
        Age                 False
        Tenure              False
        Balance             False
        NumOfProducts       False
        HasCrCard           False
        IsActiveMember      False
        EstimatedSalary     False
        Exited              False
        Complain            False
        Satisfaction Score  False
        Card Type           False
        Point Earned        False
        dtype: bool
```

Figure 1.2.2: Nedostajuće vrednosti u skupu podataka

Balansiranost klasa

Ova pojam se odnosi na ravnotežu između broja instanci (ili primera) u svakoj klasi koju model treba da nauči prepoznati ili klasifikovati.

U našem slučaju reč je odnosu broja instanci izmedju dve klase atributa **Exited** koj predvidjamo. U nastaku je dat njihov odnos.

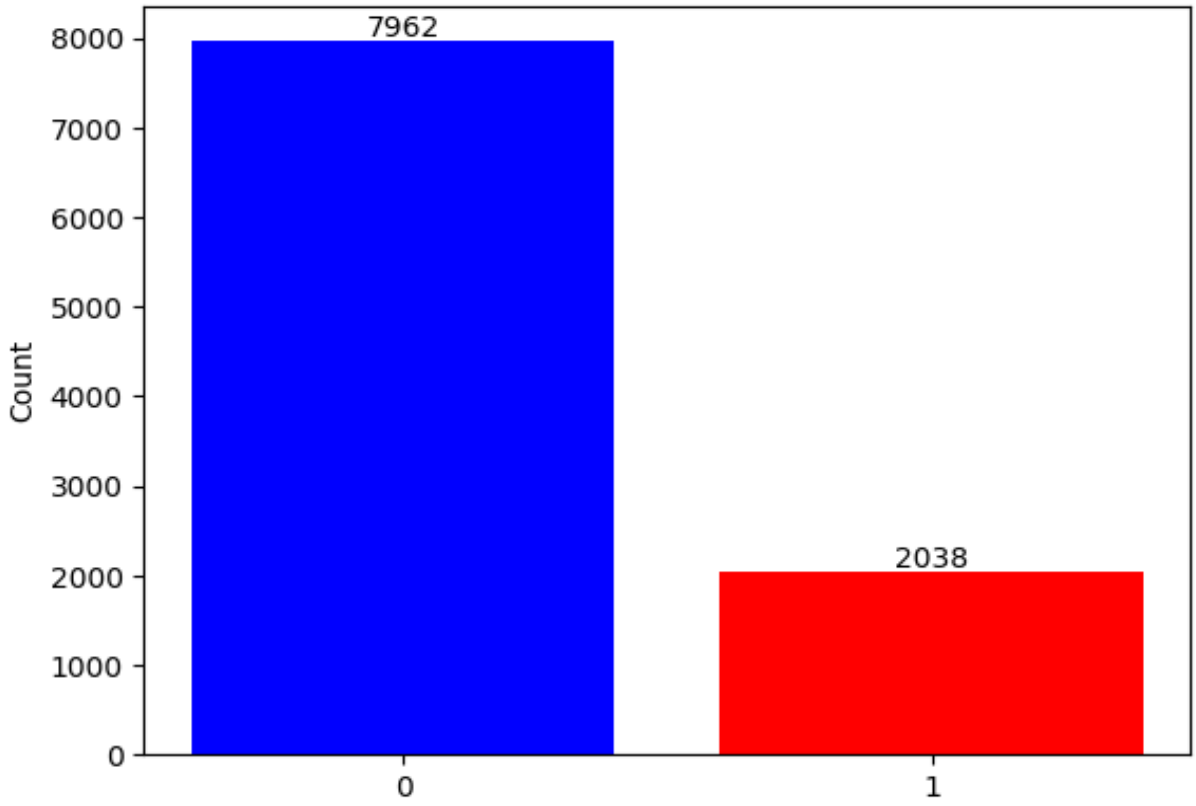


Figure 1.2.3: Odnos broja instanci koje 0 klase, odnosno 1

Mozemo primetiti da postoji nebalansiranost izmedju klasa, u odnosu 4:1. Ovaj problem se odnosi pre svega na klasifikaciju, I može uticati na kvalitet predvidjanja manjinske klase.

Obrada elemenata van granica

Predstavlja važan deo tokom pretprocesiranja podataka, jer elementi van granica mogu da utiču na brojne algoritme klasifikacije I klasterovanja (npr. Algoritam K-Nearest Neighbours).

Analiza elemenata van granica u našem skupu podataka data je u nastavku.

	lower	min	num_lower	upper	max	num_upper	percantage
EstimatedSalary	-96577.09625	11.58	0	296967.45375	199992.48	0	0
Balance	-191466.36000	0.00	0	319110.60000	250898.09	0	0
Age	14.00000	18.00	0	62.00000	92.00	359	4
CreditScore	383.00000	350.00	15	919.00000	850.00	0	0
Point Earned	-176.50000	119.00	0	1387.50000	1000.00	0	0

Figure 1.2.4: Udeo elemenata van granica u numeričkim atributima

Samo atribut **Age** sadrži elemente van granica, I to 4% što ne predstavlja puno, I nećemo modifikovati dato svojstvo.

Računali smo gornju I donju granicu, koristeći sledeće formule: upper = Q3 + (1.5 * IQR) I lower = Q1 - (1.5 * IQR). Gde Q3 I Q1 predstavljaju redom, 25 % I 75% kvantile.

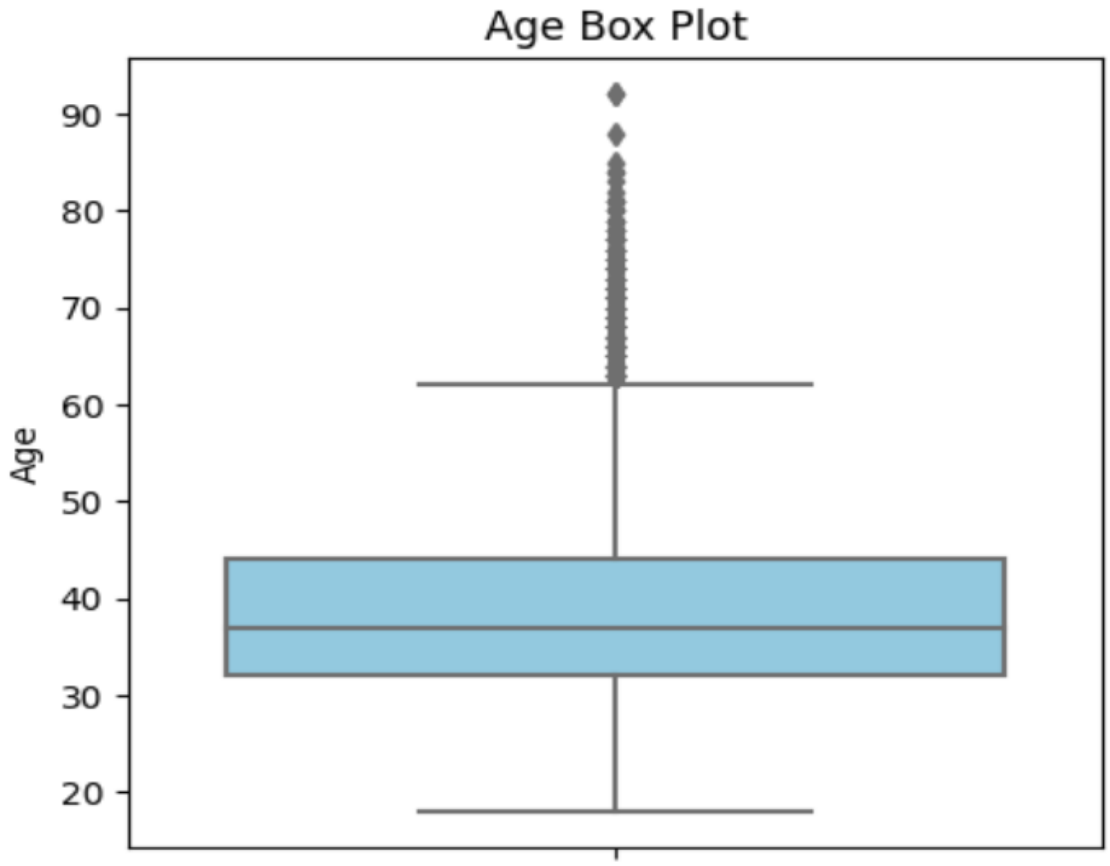


Figure 1.2.5: Box plot za atribut Age I prikaz elemenata van granica

Binarizacija kategoričkih atributa

Na samom kraju pretprocesiranja podataka, potrebno je izvršiti binarizaciju kategoričkih atributa.

Binarizacija (ili kodiranje) kategoričkih atributa je proces prevođenja tih atributa u numeričke vrednosti kako bi se omogućila upotreba tih atributa u modelima mašinskog učenja. Na uštrb povećvanja dimenzionalnosti podataka.

U našem slučaju primenili smo binarizaciju (primenom OneHotLabel Encoder-a) na atirbute Gender, Geography, Card Type.

Ovim postupkom povećali smo dimenzionalnost podataka za 6 dimenzija.

2. Klasifikacija

Klasifikacija je važan koncept u mašinskom učenju i statistici, a označava proces dodeljivanja klasa tj kategorija objektima na osnovu njihovih karakteristika ili osobina. Predstavlja metodu nadgledanog učenja.

Kokrento u našem slučaju mi predvidjamo atribut **Exited**, koji može imati vrednosti 0 ili 1, na osnovu informacija o klijentu.

Primenićemo algoritme: stabla odlučivanja I SVM (metoda potpornih vektora).

Pre daljeg rada podelili smo podatke na test I trening skup, I izvršili skaliranje podataka koristeći MinMaxScaler, koji se podatke dovodi na opseg [0,1]. Skaliranje je neophodno uraditi, pre svega jer ćemo u nastavku koristiti SMOTE za balnsiranje klasa.

2.1. Stabla odlučivanja

Ovaj algoritam donosi odluke na osnovu niza uslova ili atributa, gradeći hijerarhijsko stablo koje se sastoji od čvorova i grana. Svaki čvor u stablu predstavlja testiranje određenog atributa, dok grane vode do podstabala ili ishoda.

```
Classification report for model DecisionTreeClassifier on training data
--------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       1.00      1.00      1.00      5971
           1       1.00      1.00      1.00      1529

    accuracy                           1.00      7500
   macro avg       1.00      1.00      1.00      7500
weighted avg       1.00      1.00      1.00      7500

--------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model DecisionTreeClassifier on training data
--------------------------------------------------------------------------
      B     M
B  5971     0
M     0  1529
--------------------------------------------------------------------------
F1 score:  1.0
Accuracy score:  1.0
```

Figure 2.1.1: Rezultati na trening skupu

```
Classification report for model DecisionTreeClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.88      0.87      0.87      1991
           1       0.51      0.52      0.51       509

    accuracy                           0.80      2500
   macro avg       0.69      0.70      0.69      2500
weighted avg       0.80      0.80      0.80      2500

--------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model DecisionTreeClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------
      B    M
B  1731  260
M   243  266
--------------------------------------------------------------------------
F1 score:  0.5140096618357488
Accuracy score:  0.7988
```

Figure 2.1.2: Rezultati na test skupu

Možemo primetiti da je došlo do preprilagođavanja modela trening skupu podatak. Ograničićemo parametre I izvšiti GridSearch da bi našli najbolji model, metrika koju koristimo za pretragu je f1 skor, cv parametar je postavljen na 3.

GridSearchCV

```
params = {'criterion': ['gini', 'entropy'],
          'max_depth': [2,4,6,8,10],
          'class_weight':[
              {1:1, 0:1},
              {1:2, 0:1},
              {1:3, 0:1}
          ]
         }
```

Figure 2.1.3: Parametri koji se prosledjuju GridSeachCV

Nakon primene GridSearch-a dobijamo da su najbolji paramteri:

```
{'class_weight': {1: 2, 0: 1}, 'criterion': 'gini',
'max_depth': 6}
```

```
Classification report for model DecisionTreeClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.89      0.91      0.90      1991
           1       0.62      0.57      0.59       509

    accuracy                           0.84      2500
   macro avg       0.76      0.74      0.75      2500
weighted avg       0.84      0.84      0.84      2500

--------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model DecisionTreeClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------
      B    M
B  1812  179
M   219  290
--------------------------------------------------------------------------
F1 score:  0.5930470347648262
Accuracy score:  0.8408
```

Figure 2.1.4: Rezultati na test skupu nakon primene GridSearch-a

Mozemo primetiti da su nam se povecali kako f1 skor, tako i preciznost modela.

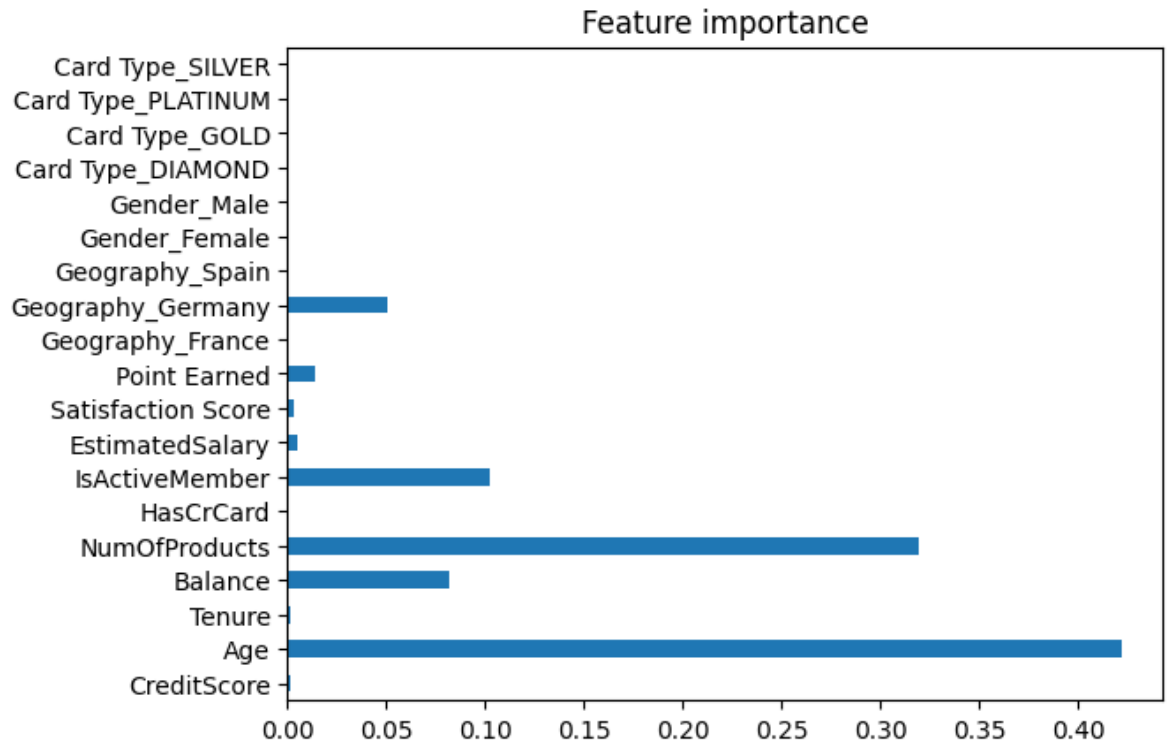


Figure 2.1.5: Značaj atributa za DecisionTree model

Možemo primetiti da upravo važi ono što smo zaključili tokom inicjalnog analiziranja podataka.

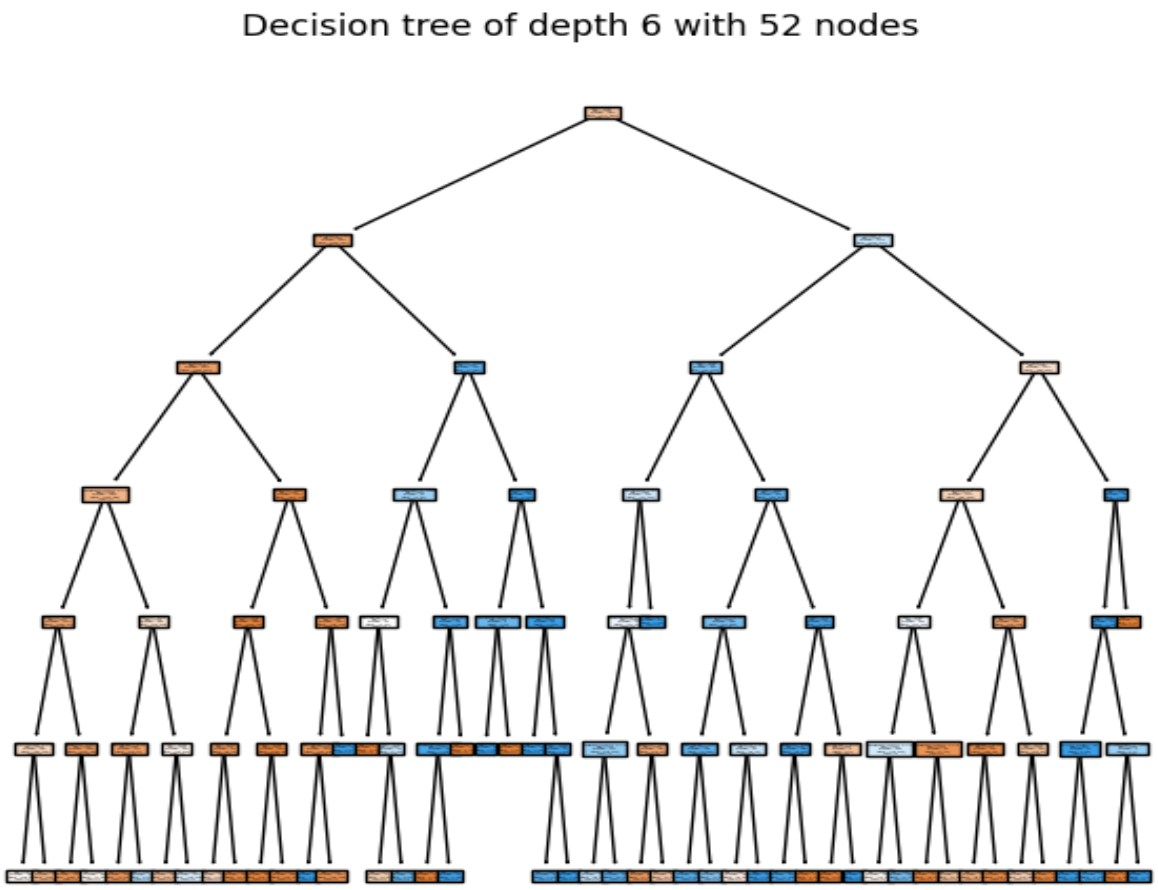


Figure 2.1.5: Struktura drveta odlučivanja, koju smo dobili treniranjem modela

Slučajne šume

Slučajna šuma (Random Forest) je ensemble algoritam u mašinskom učenju koji se koristi za klasifikaciju i regresiju. Funkcioniše tako što kombinuje mnogo stabala odlučivanja kako bi se poboljšala tačnost i smanjio rizik od preprilagođavanja (overfitting).

```
Classification report for model RandomForestClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.88      0.97      0.92      1991
           1       0.79      0.46      0.58       509

    accuracy                           0.87      2500
   macro avg       0.83      0.72      0.75      2500
weighted avg       0.86      0.87      0.85      2500

--------------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model RandomForestClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
      B    M
B  1928   63
M   274  235
--------------------------------------------------------------------------------
F1 score:  0.5824039653035936
Accuracy score:  0.8652
```

Figure 2.1.6: Rezultati RandomForrest

Primenićemo GridSearch da bi poboljšali model, sa sledećim parametrima :

```
parameters = {'max_depth': [2,4,6,8,10],
              'criterion': ['entropy', 'gini', 'log_loss'],
              'n_estimators': [50, 100, 200, 300]
             }
```

```
Classification report for model RandomForestClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.89      0.95      0.92      1991
           1       0.72      0.53      0.61       509

    accuracy                           0.86      2500
   macro avg       0.80      0.74      0.76      2500
weighted avg       0.85      0.86      0.85      2500

--------------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model RandomForestClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
      B    M
B  1886  105
M   240  269
--------------------------------------------------------------------------------
F1 score:  0.609286523216308
Accuracy score:  0.862
```

Figure 2.1.6: GridSearchCv primenjen na RandomForrest

Možemo primetiti da negativnu klasu modeli dosta bolje pogadjaju, to je posledica nebalansiranosti klasa u skupu podataka. Problem nebalansiranosti probaćemo da rešimo primenom OverSampling tehnike (prilikom UnderSampling gubimo ogromnu količinu informacija, dok je OverSampling dao empirijski bolje rezultate od Over-Under sampling-a na ovom skupu podaka).

Koristićemo SMOTE algoritam, nakon kojeg ćemo opet izvršiti treniranje.

```
Classification report for model RandomForestClassifier on training data
--------------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.91      0.88      0.89      1991
           1       0.58      0.66      0.62       509

    accuracy                           0.83      2500
   macro avg       0.75      0.77      0.76      2500
weighted avg       0.84      0.83      0.84      2500

--------------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model RandomForestClassifier on training data
--------------------------------------------------------------------------------
      B    M
B  1747  244
M   172  337
--------------------------------------------------------------------------------
F1 score:  0.618348623853211
Accuracy score:  0.8336
```

Figure 2.1.7: Primena RandomForresta nakon balansiranja

Mozemo primetiti da nam je se povecao recall na uštrb preciznosti i da su rezulati priblizno isti.

2.2. SVM (metoda potpornih vektora)

SVM (Support Vector Machine) funkcioniše tako da pronađe hiperravan (u dvodimenzionalnom prostoru to je prava linija, a u višedimenzionalnom prostoru to je ravna površina) koja najbolje razdvaja dve klase podataka u skupu za učenje. Cilj je postići maksimalnu marginu između te hiperravni i najbližih tačaka oba razreda.

SVM može koristiti različite kernel funkcije da preslika podatke u višedimenzionalni prostor kako bi se omogućilo bolje razdvajanje ako je problem nelinearan. Kerneli su funkcije koje omogućavaju transformaciju podataka u prostor više dimenzija.

Osetljiv je na neskalirane podatke, pošto računa rastojanja izmedju tačaka kako bi pronašao optimalnu razdvajajuću ravan. Zato pre primene samog algoritma izvršićemo skarliranje koristeći StandarScaler.

Da bi podesili hiperparametre modela koristićemo GridSearch. Parametri :

```
params = [
            {
                'kernel': ['linear'],
                'C': [0.01, 0.1, 1, 10],
            },
            {
                'kernel': ['rbf'],
                'C': [0.01, 0.1, 1, 10],
                'gamma': [0.01, 0.1, 1, 10],
            },
        ]
```

```
Classification report for model SVC on test data
--------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.89      0.92      0.91      1991
           1       0.64      0.56      0.60       509

    accuracy                           0.85      2500
   macro avg       0.77      0.74      0.75      2500
weighted avg       0.84      0.85      0.84      2500

--------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model SVC on test data
--------------------------------------------------------------------
      B    M
B  1831  160
M   222  287
--------------------------------------------------------------------
F1 score:  0.600418410041841
Accuracy score:  0.8472
```

Figure 2.2.7: Rezultati za SVM korišćenjem GridSearch-a

HistGradientBoostingClassifier

GradientBoostingClassifier je algoritam nadgledanog učenja koji spada u kategoriju ansambl modela.

Ansabml modeli kombinuju više osnovnih modela kako bi poboljšali prediktivnu snagu. Ključna ideja iza Gradient Boostinga je da se svaki sledeći osnovni model fokusira na ispravljanje grešaka koje su prethodni modeli napravili.

HistGradientBoostingClassifier je varijanta GradientBoostingClassifier-a koja je optimizovana za brzinu i efikasnost.

Ključna ideja histograma je grupiranje podataka u diskretne intervale, tzv. "korpe" (bins), i računanje statistika unutar svake korpe.

Pošto ćemo pokušati da optimizujemo algoritam na velikom broju parametara, umesto GridSearch-a korstićemo RandomizedSearchCv zbog nedsotatka hardversih resursa.

Za razliku od GridSearch-a on nasumično izabira određeni broj kombinacija hiperparametara iz hiperparametarskog prostora. To znači da nema garancije da će pronaći najbolju kombinaciju hiperparametara, ali je verovatno da će naći dovoljno dobru kombinaciju za mnogo manje vremena nego GridSearch.

Prostor hiperparametara :

```
param_grid = {
    'learning_rate': [0.01, 0.1, 0.2],
    'max_depth': [3, 4, 5],
    'max_iter': [100, 200, 300],
    'max_leaf_nodes': [15, 31, 63],
    'min_samples_leaf': [1, 2, 4],
    'l2_regularization': [0.0, 0.1, 0.2],
    'max_bins': [50, 100, 255]
}
```

```
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.91      0.91      0.91      1991
           1       0.64      0.63      0.64       509

    accuracy                           0.85      2500
   macro avg       0.77      0.77      0.77      2500
weighted avg       0.85      0.85      0.85      2500

------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model HistGradientBoostingClassifier
------------------------------------------------------------
      B    M
B  1811  180
M   188  321
------------------------------------------------------------
F1 score:  0.6356435643564358
Accuracy score:  0.8528
```

Figure 2.2.8: HistGradientBoostingClassifier-a

```
Classification report for model HistGradientBoostingClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
              precision    recall  f1-score   support

           0       0.90      0.91      0.91      1991
           1       0.63      0.62      0.63       509

    accuracy                           0.85      2500
   macro avg       0.77      0.76      0.77      2500
weighted avg       0.85      0.85      0.85      2500

--------------------------------------------------------------------------------
Confusion matrix for model HistGradientBoostingClassifier on test data
--------------------------------------------------------------------------------
      B    M
B  1806  185
M   192  317
--------------------------------------------------------------------------------
F1 score:  0.6271018793273986
Accuracy score:  0.8492
```

Figure 2.2.9: HistGradientBoostingClassifier I SMOTE balansiranje

2.3. Poredjenje modela

Za poredjenje modela koristićemo ROC krivu I metriku AUC.

AUC (Area Under the Curve) je statistička metrika koja se često koristi za evaluaciju performansi binarnih klasifikacionih modela. AUC meri površinu ispod ROC krive (Receiver Operating Characteristic curve), a ROC kriva prikazuje odnos između stope istinito pozitivnih (True Positive Rate, TPR) i stope lažno pozitivnih (False Positive Rate, FPR) za različite pragove klasifikacije.

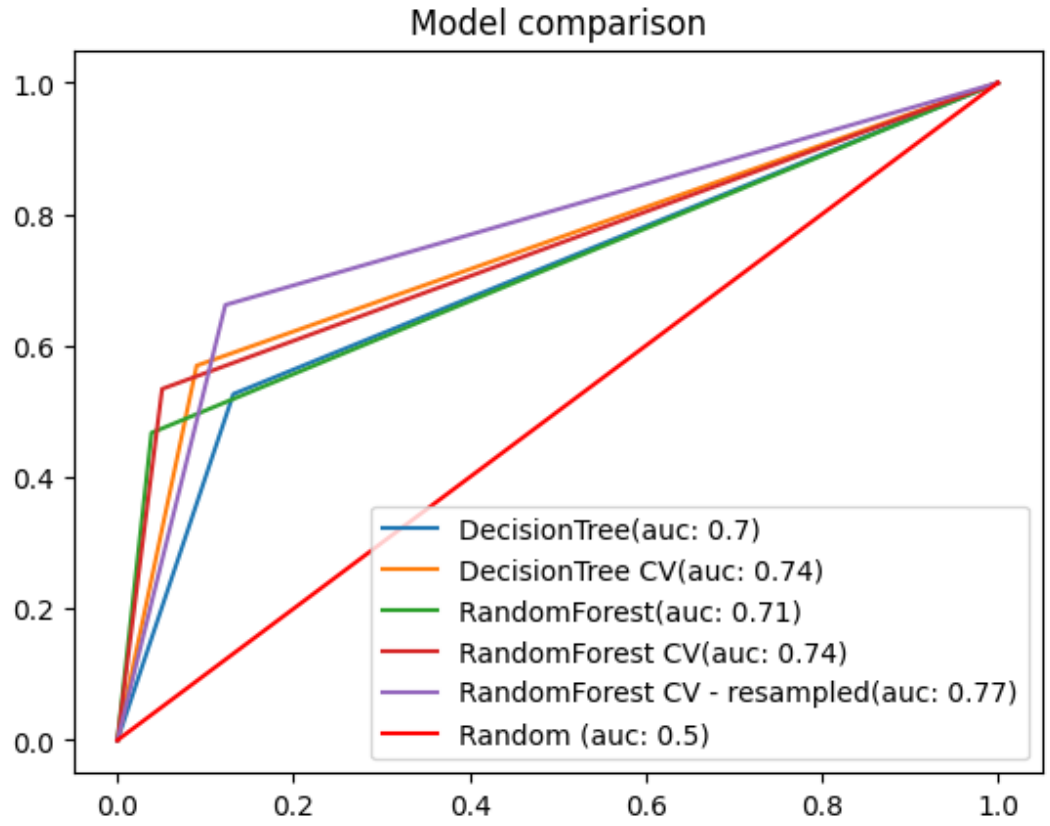


Figure 2.3.1: ROC kriva za prvi skup modela

Po vrednosti AUC, možemo zaključiti da je najbolje rezultate dao RandomForrest nakon primene SMOTE alogritma.

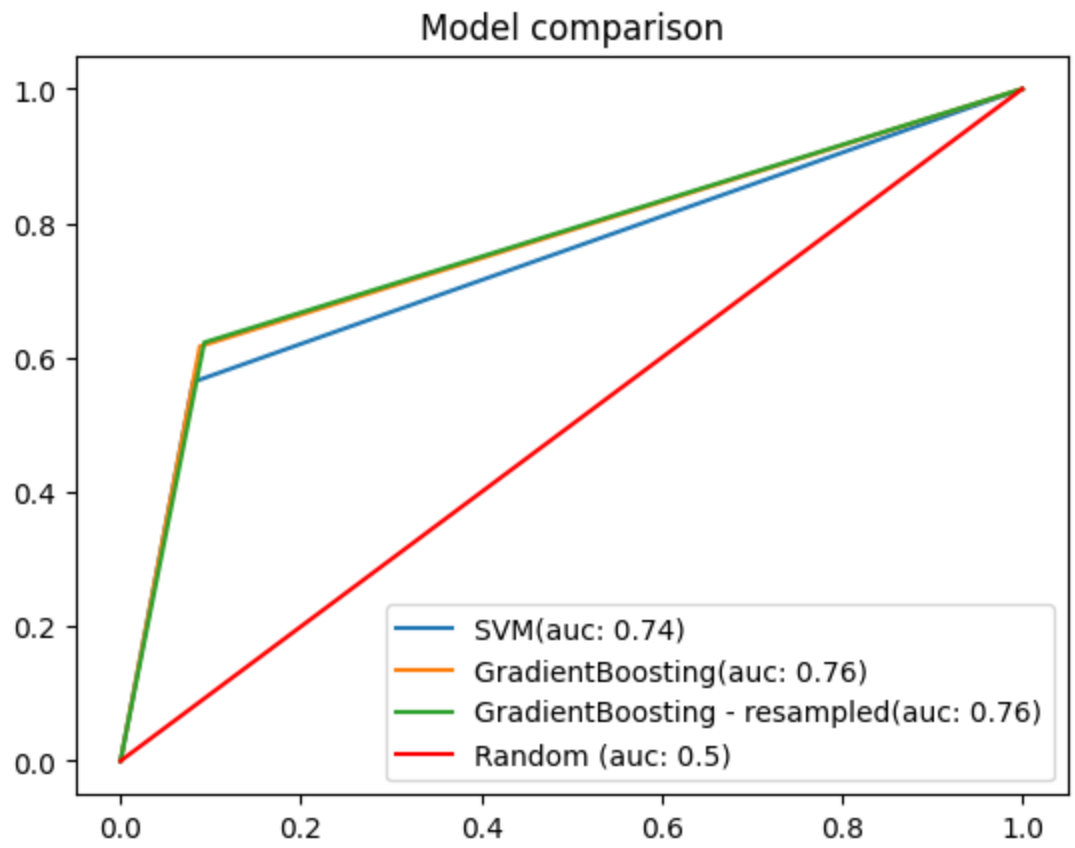


Figure 2.3.2 : ROC kriva za drugi skup modela

Iz ovog skupa modela, najbolje se pokazao GradientBoostingClassifier, koji je približnog kvaliteta kao najbolji model iz prvog skupa.

3. Klasterovanje

Klasterovanje je tehnika nenadgledanog učenja u oblasti analize podataka koja se koristi za grupisanje sličnih podataka zajedno u klastere ili grupe.

Glavni cilj klasterovanja je otkriti prirodne strukture u podacima, tako da slični podaci budu u istom klasteru, dok se različiti podaci nalaze u različitim klasterima.

Koristićemo metode: K-sredina I hijearhijsko klasterovanje.

Pre daljeg rada, a pošto se algoritmi baziraju na razdaljinama, potrebno je izvršiti skaliranje podatka što smo mi I učinili, koristeći StandarScaler.

3.1. K – sredina

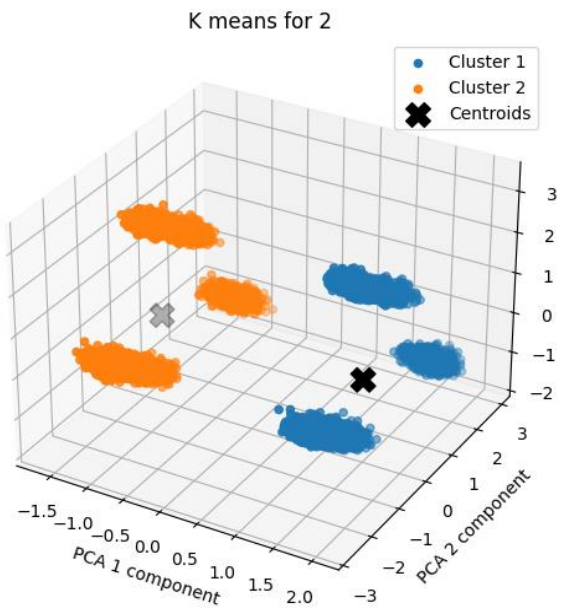
Glavni cilj K-sredina je minimizacija unutarklasterne varijanse, tj. razdaljine između tačaka unutar istog klastera. Algoritam pokušava pronaći K klastera tako da suma kvadrata udaljenosti između svake tačke i centra njenog klastera bude minimizovana.

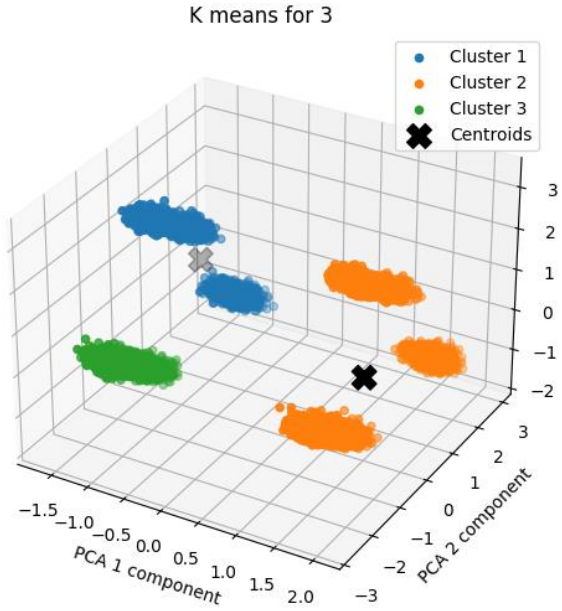
Algoritam počinje slučajnim izborom K početnih centara klastera. Zatim se iterativno izvršava dva koraka: prvo, svaka tačka se dodeljuje klasteru čijem centru je najbliža, a zatim se centri klastera ponovno izračunavaju kao srednje vrednosti svih tačaka u svakom klasteru.

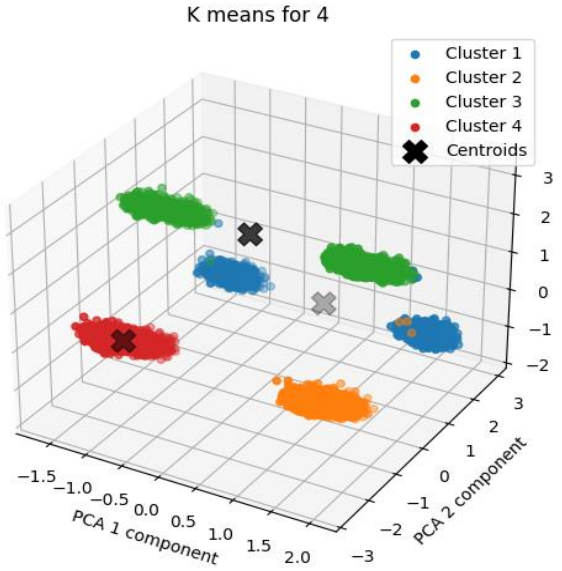
PCA redukcija

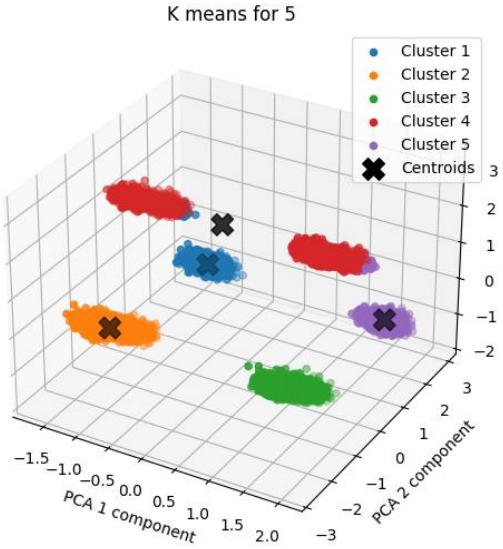
Skup podataka je visoko dimenziolan, tačnije imamo 18 dimenzija, potrebno je izvršiti dimenzionalnu redukciju skupa podataka pre svega zbog problema: “prokletsta dimenzionosti” , poboljašanja intrepretacije, smanjenje šuma a I smanejenje računaranskog opterećenja.

Nakon primene PCA metode naš skup sada ima 3 nova atributa, uz ukupno objašnjenu varijansu od 28.33 %.


K means for 2
Cluster 1
Cluster 2
Centroids
PCA 1 component
PCA 2 component


K means for 3
Cluster 1
Cluster 2
Cluster 3
Centroids
PCA 1 component
PCA 2 component


K means for 4
Cluster 1
Cluster 2
Cluster 3
Cluster 4
Centroids
PCA 1 component
PCA 2 component


K means for 5
Cluster 1
Cluster 2
Cluster 3
Cluster 4
Cluster 5
Centroids
PCA 1 component
PCA 2 component

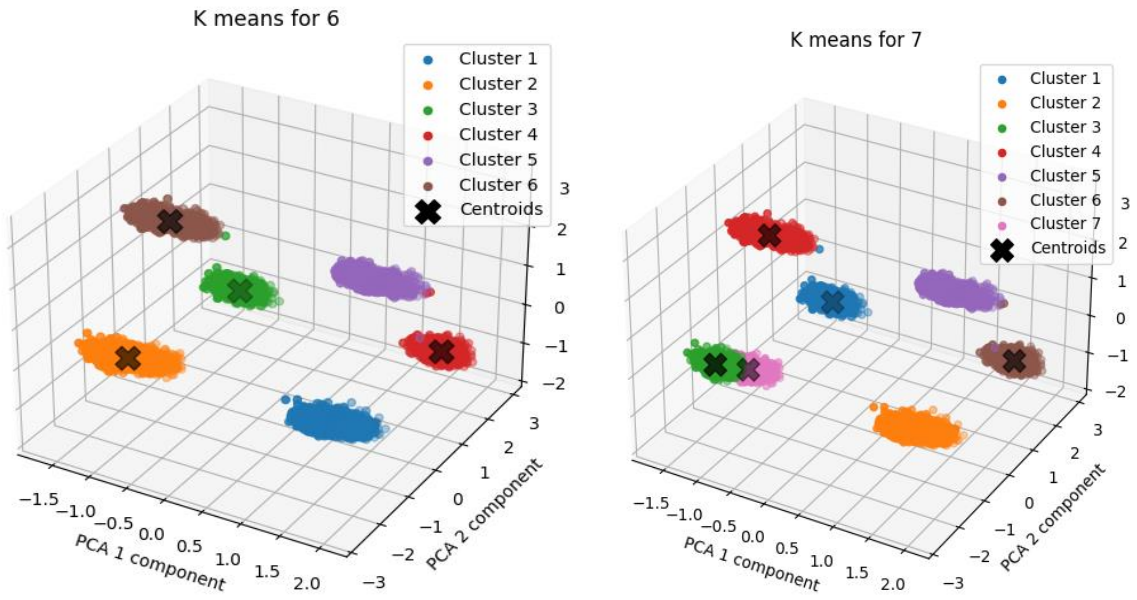


Figure 3.1.1: Klasteri I centroid za različite vrednosti K

Možemo odmah primetiti da se jasno izdvaja 6 klastera. To ćemo utvrditi na osnovu SSE (suma kvadratnih gresaka) I koeficijenta senki.

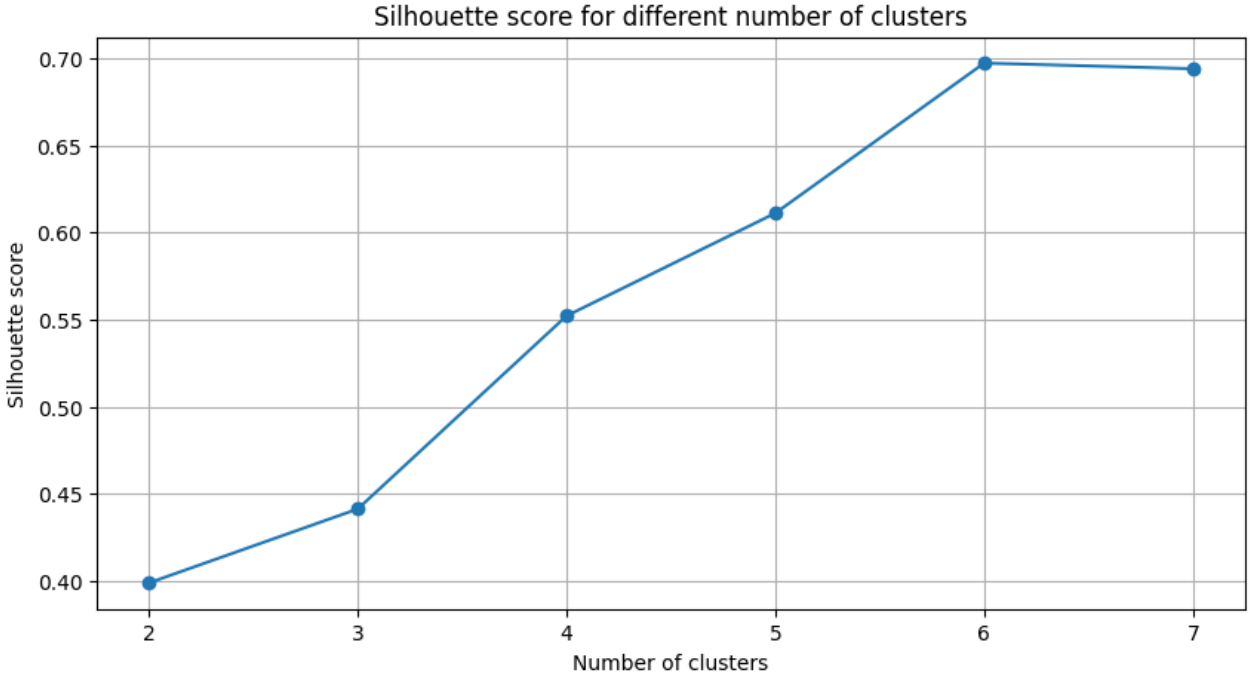


Figure 3.1.2: Koeficijenti senki

Figure 3.1.3: SSE za različite vrednosti K

Na osnovu grafika možemo utvrditi isto ono što smo I sa same vizualizacije klastera.

t-SNE dimenzionalna redukcija

Predstavlja drugu metodu dimenzionalne redukcije podataka. Glavne razlike izmedju PCA I t-SNE predstavljaju.

Tip transformacije:

PCA je linearna transformacija podataka. To znači da novi atributi (glavne komponente) koje se generišu kao rezultat PCA-a su linearna kombinacija originalnih značajki.

t-SNE je nelinearna transformacija podataka. Ona očuvava sličnosti između tačaka u originalnom prostoru tako da slične tačke budu bliže jedna drugoj u smanjenom prostoru, ali to ne čini linearno.

Očuvanje varijacije:

PCA se fokusira na očuvanje maksimalne varijacije u podacima. Prve glavne komponente zadržavaju veći deo varijacije u podacima.

t-SNE se ne fokusira na očuvanje varijacije. Umesto toga, t-SNE se fokusira na očuvanje sličnosti između tačaka, čime se stvaraju gusti klasteri.

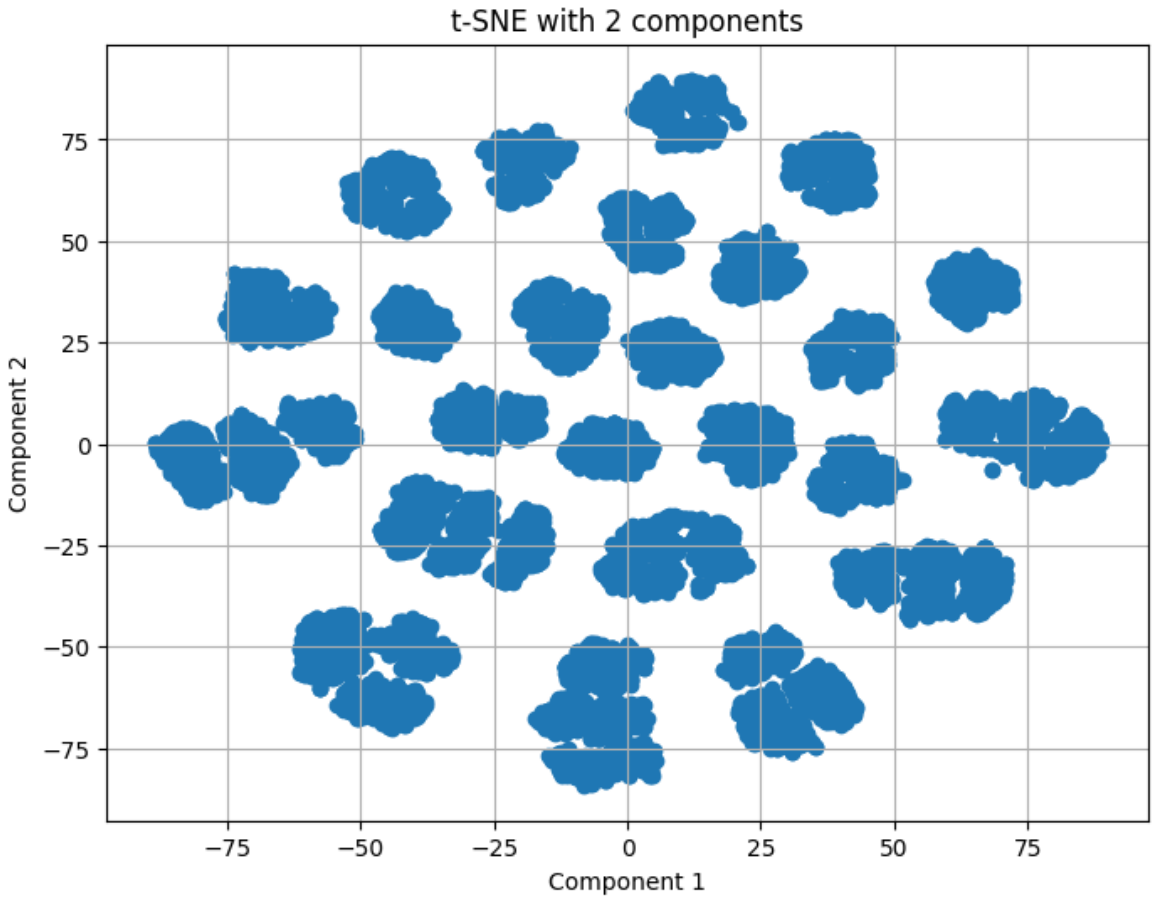


Figure 3.1.3: podaci nakon primene t-SNE

Možemo primetit da je se opet iskristalisao odredjeni broj grupa što može biti posledica velikog broj kategoričkih atirbuta.

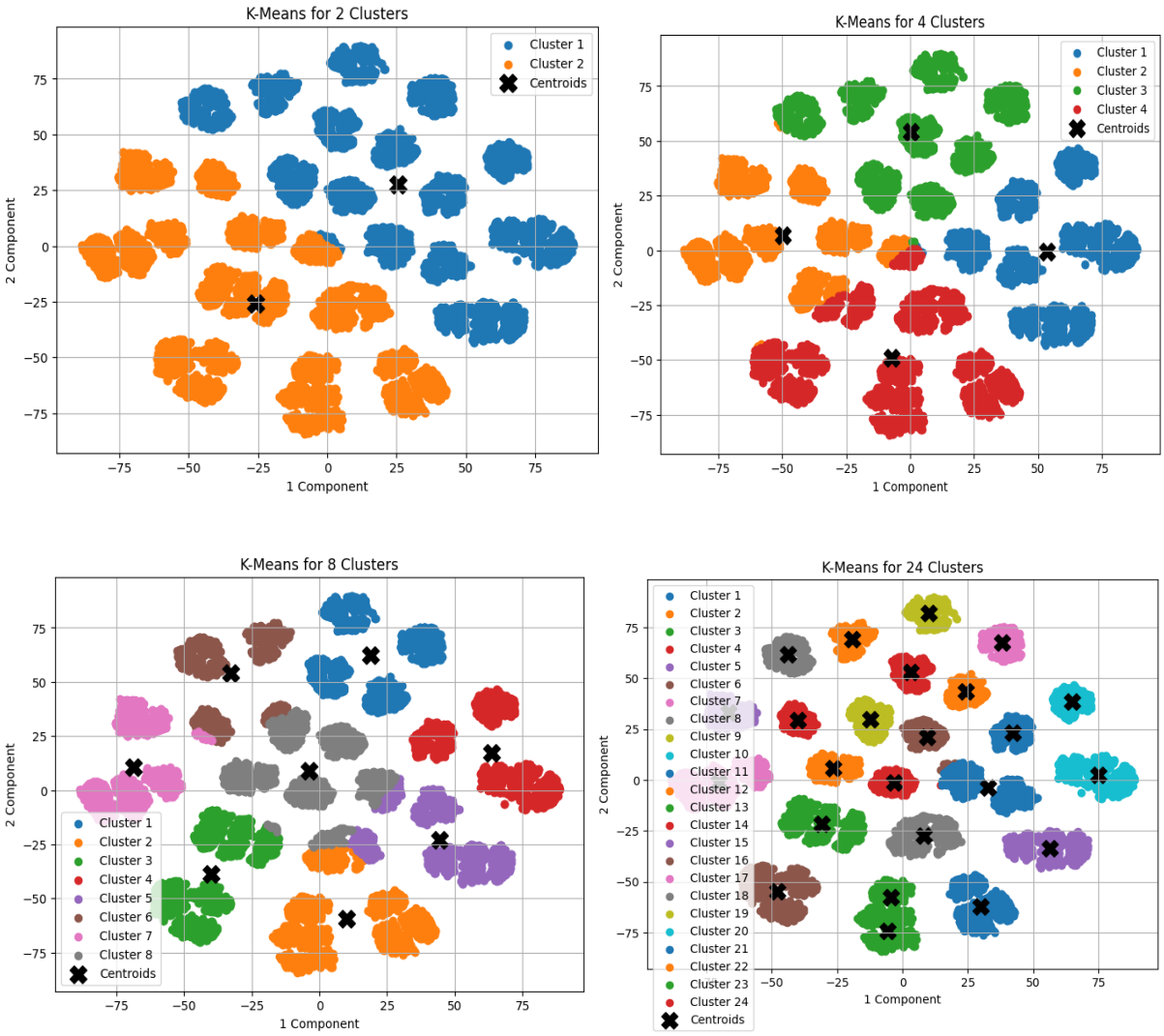


Figure 3.1.4: K - means za različite vrednosti parametra K, t-SNE

U nastavku će biti dati I grafici SSE I koeficijenta senki.

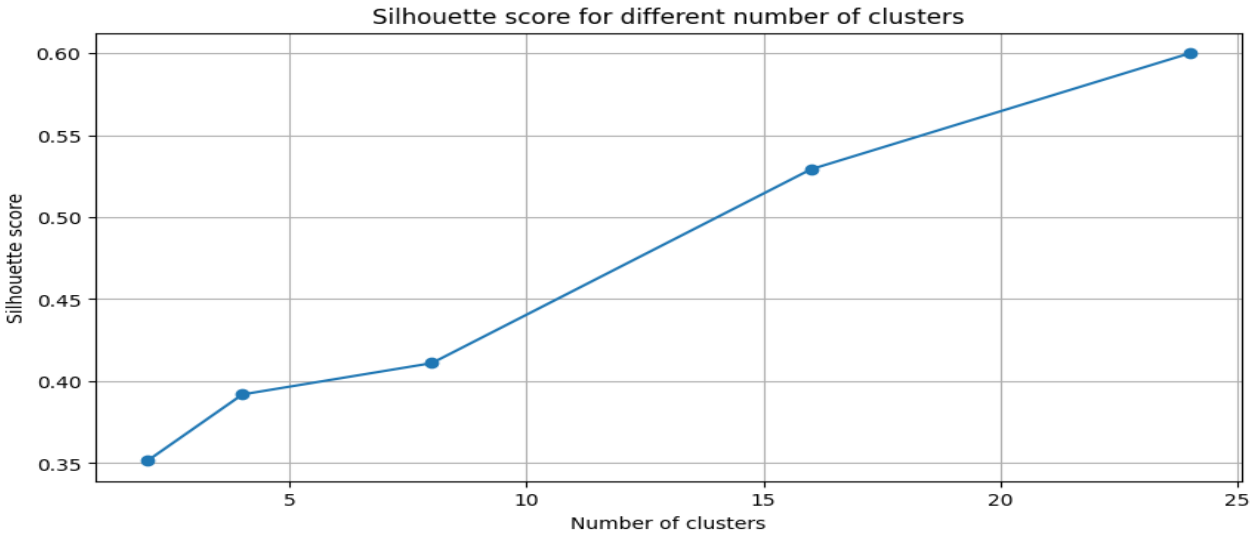


Figure 3.1.5: Koefcijenti senki

Figure 3.1.6: SSE

Ono što smo mogli utvditi I samim prebrojavanjem klastera, a što nam potvrđuju I grafici iznad, da je optimlan broj klastera oko 24.

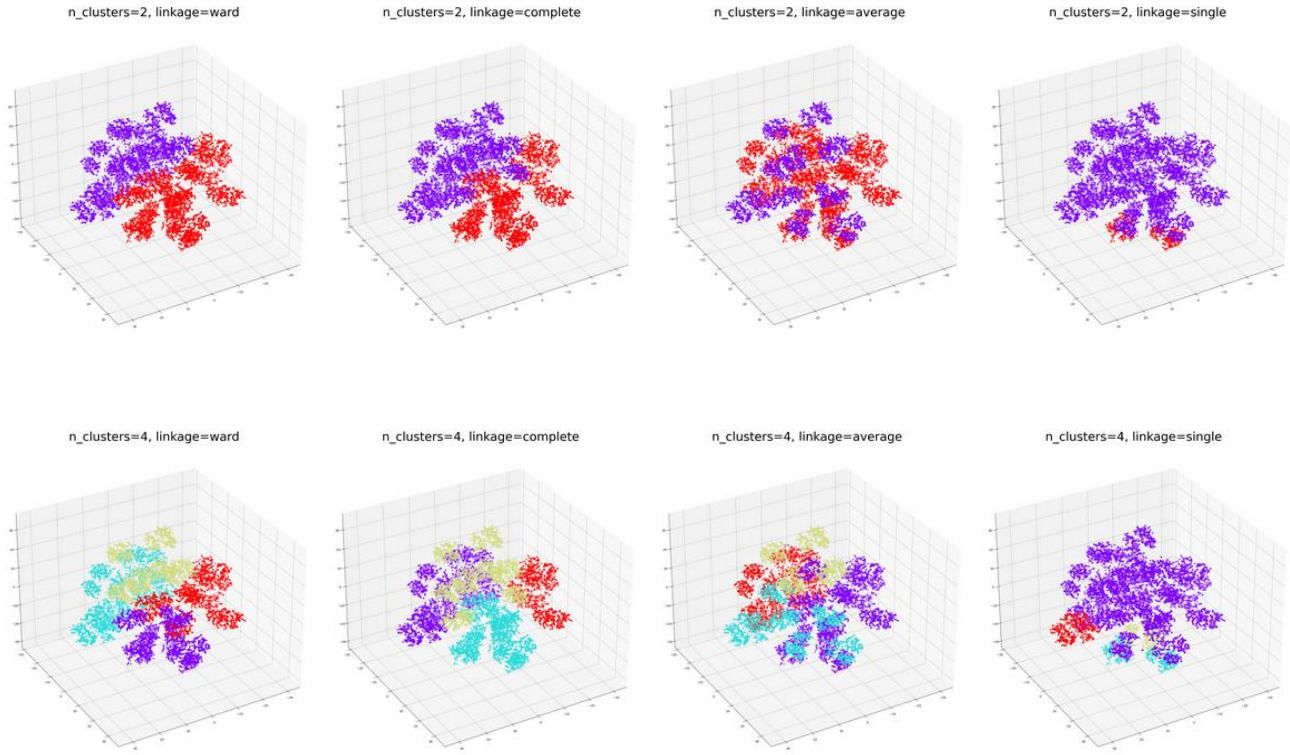
3.2. Hijearhijsko - sakupljajuće klasterovanje

Hijerarhijsko sakupljajuće klasterovanje je tehnika klasterovanja koja ima za cilj grupisanje podataka u hijerarhijsku strukturu klastera.

Ova tehnika počinje sa svakim podatkom kao pojedinačnim klasterom i postepeno spaja (aglomeriše) slične klastera kako bi se formirala hijerarhijska stabla klastera. Ovo stablo se često prikazuje u obliku dendrograma.

Pre samog nastavka izvršili smo dimenzionu redukciju pomoću metode t-SNE, pošto smo prilikom rada sa PCA već pronašli optimalan broj klastera.

U potrazi za najboljom strategijom isprobavamo *ward, single, complete i average* sa različim vrednostima hiper – parametra K.



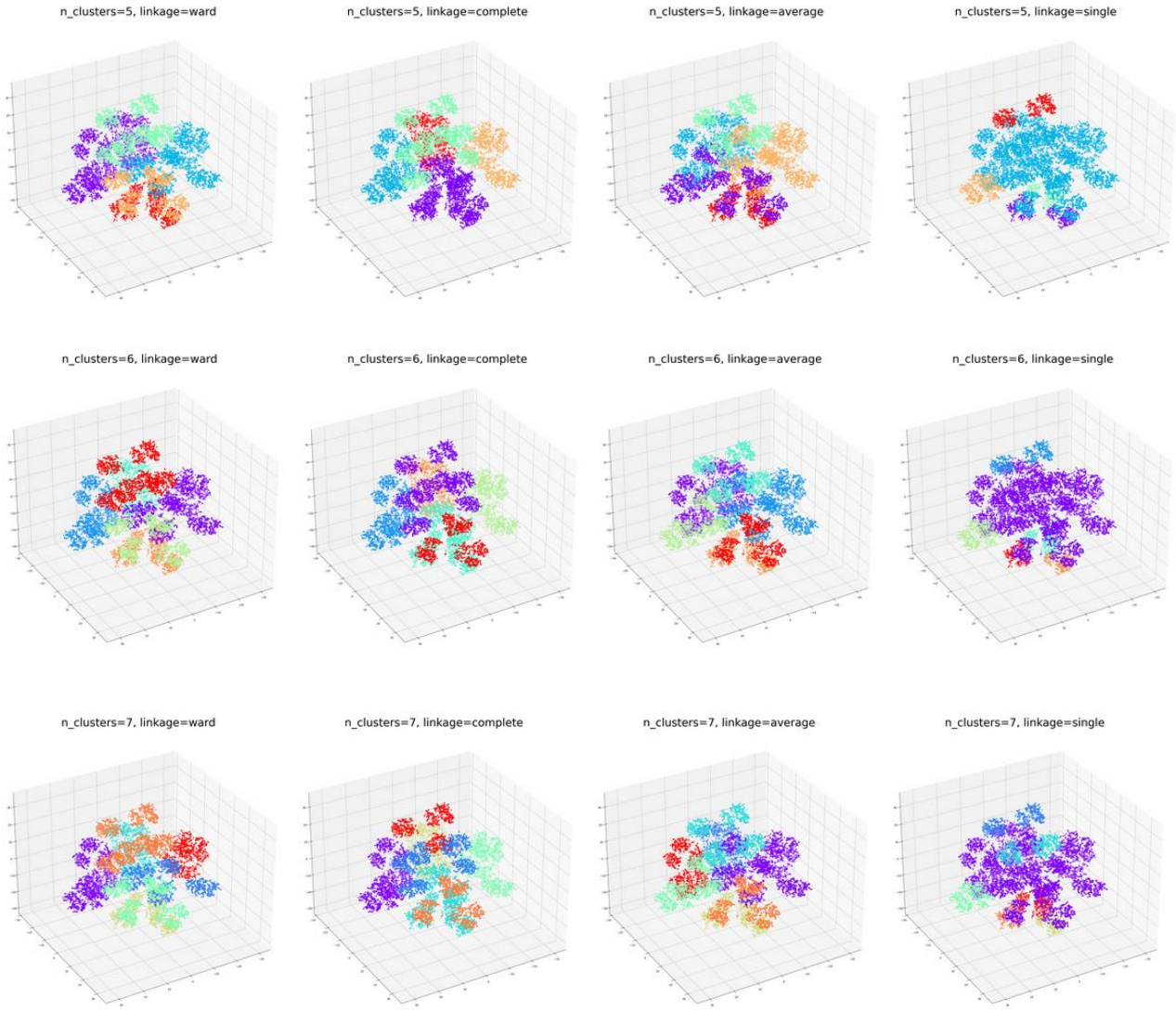


Figure 3.2.1: Hijearhijsko klasterovanje

Poredeći koeficijente senki, možemo zaključiti da je od svih strategija najbolja ward sa 7 klastera.

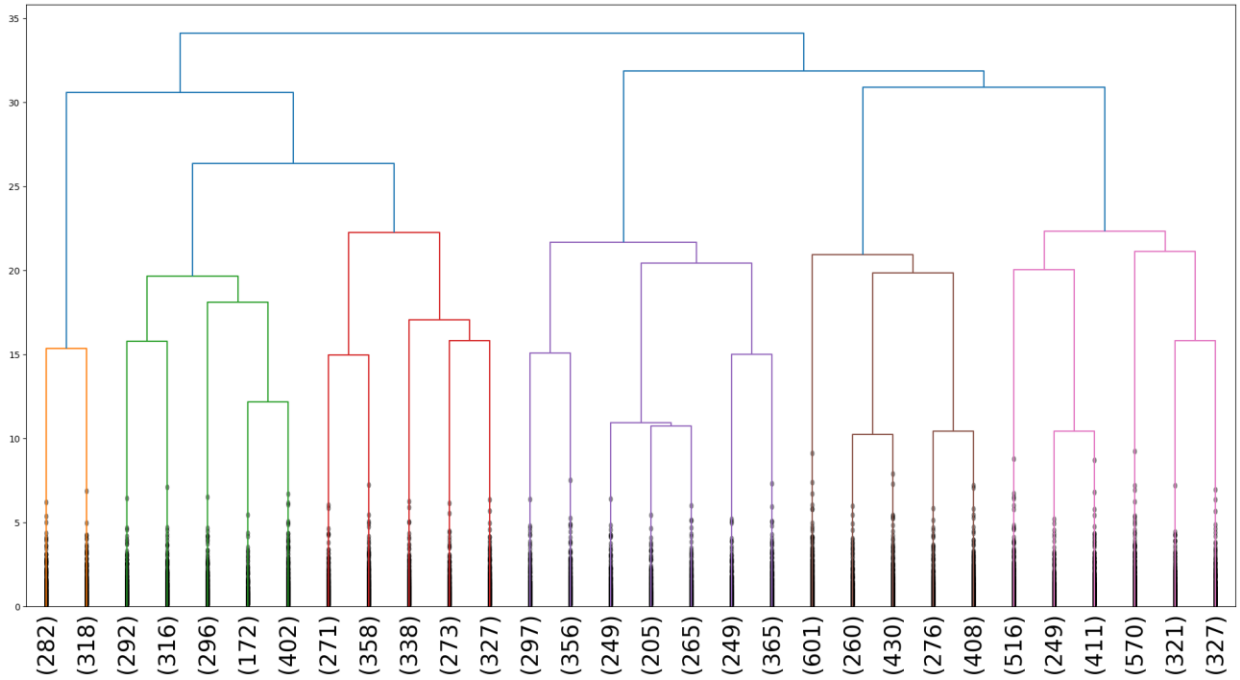


Figure 3.2.2: Dendogram – strategija ward

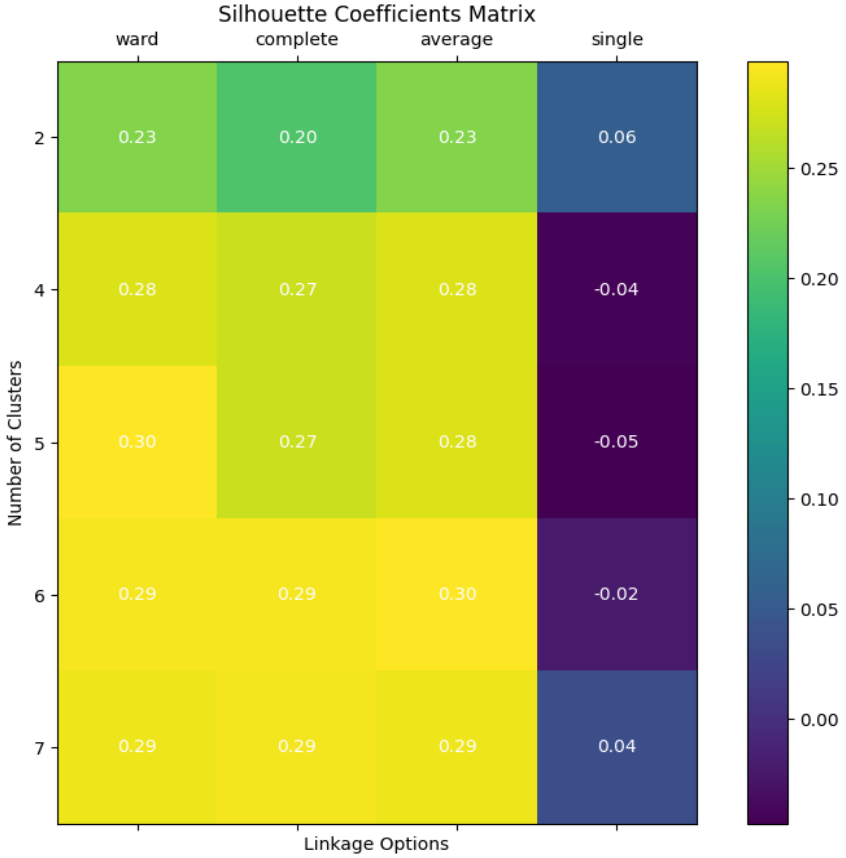


Figure 3.2.3: Matrica koeficijenata senki

4. Pravila pridruživanja

Služe za otkrivanje zanimljivh povezanosti izmedju podataka. Na našem skupu podataka primenili smo Apriori algoritam, korišćenjem alata *SPSS Modeler.*

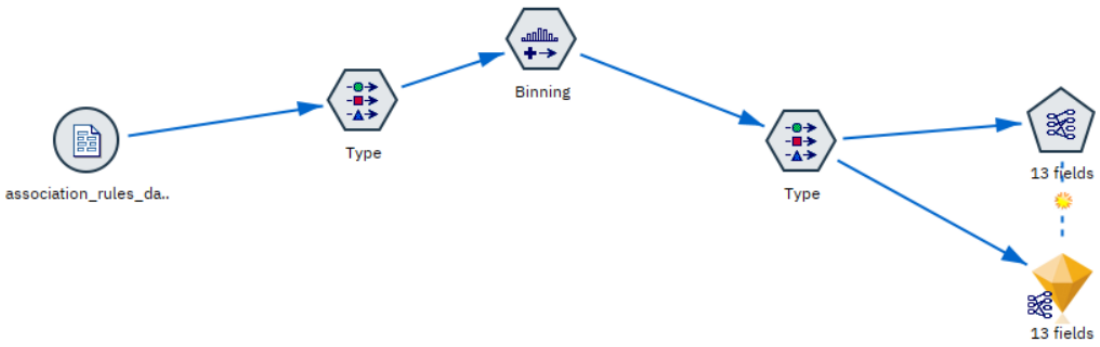


Figure 4.1: Korišćeni pipeline u alatu SPSS

Koristili smo čvor *Binning* koji nam je izvšio diskretizaciju numeričkih atributa atributa, a za sama pravila pridruživanja korišćen je čvor *Apriori*.

Bin	Lower	Upper
1	>= 350	< 450
2	>= 450	< 550
3	>= 550	< 650
4	>= 650	< 750
5	>= 750	<= 850

CreditScore bins

Bin	Lower	Upper
1	>= 18	< 32.8
2	>= 32.8	< 47.6
3	>= 47.6	< 62.4
4	>= 62.4	< 77.2
5	>= 77.2	<= 92

Age Bins

Bin	Lower	Upper
1	>= 0	< 50179.618
2	>= 50179.618	< 100359.236
3	>= 100359.236	< 150538.854
4	>= 150538.854	< 200718.472
5	>= 200718.472	<= 250898.09

Balance bins

Bin	Lower	Upper
1	>= 11.58	< 40007.76
2	>= 40007.76	< 80003.94
3	>= 80003.94	< 120000.12
4	>= 120000.12	< 159996.3
5	>= 159996.3	<= 199992.48

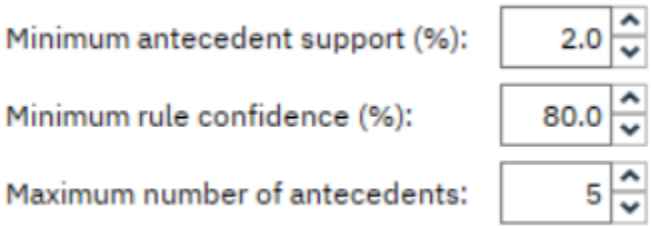
EstimatedSalary bins

Bin	Lower	Upper
1	>= 119	< 295.2
2	>= 295.2	< 471.4
3	>= 471.4	< 647.6
4	>= 647.6	< 823.8
5	>= 823.8	<= 1000

PointEarned bins

Koristićemo metriku *Lift* da bi izabrali zanimljiva pravila.

Uslovi koji pravila moraju da ispunjavaju :



Najzanimljivija pravila koja smo dobili ukoliko se kao Consequent (desna strana pravila) nalazi ciljni atribut.

Consequent	Antecedent	Support %	Confidence %	Lift
Exited = Exited	Age_BIN = 3 Gender = Female IsActiveMember = 0 NumOfProducts = 1	2.11	86.256	4.232
Exited = Exited	Age_BIN = 3 IsActiveMember = 0 NumOfProducts = 1	4.1	83.171	4.081
Exited = Exited	Age_BIN = 3 Geography = Germany IsActiveMember = 0	2.28	82.895	4.067
Exited = Exited	NumOfProducts = 3	2.66	82.707	4.058
Exited = Exited	Age_BIN = 3 IsActiveMember = 0 NumOfProducts = 1 HasCrCard = 1	2.93	82.594	4.053
Exited = Exited	Age_BIN = 3 Gender = Female IsActiveMember = 0 HasCrCard = 1	2.2	80.0	3.925
Exited = Not Exited	Point Earned_BIN = 4 Balance_BIN = 1 NumOfProducts = 2 Geography = France Gender = Male	2.05	100.0	1.256
Exited = Not Exited	Age_BIN = 1 HasCrCard = 0	2.44	99.59	1.251

Figure 4.2: Pravila koja smo dobili Apriori algoritmom, sortirano po Liftu opadajuće

Možemo primetiti da je za prva šest pravila Lift poprilično visok, ova pravila nam takodje mogu dati značajan uvid u to koji klijenti zapravo napuštaju banku, takodje vidimo da je *support* približno jednak 2%, što predstavlja poprilično usku ciljnu grupu.

Promenom broja kategorija na koliko delimo numeričke atribute možemo dobiti nešto drugačija pravila, koja se takođe mogu iskoristiti.

Consequent	Antecedent	Support %	Confidence %	Lift
IsActiveMember	Age_BIN = 4 Exited	2.63	95.057	1.845
IsActiveMember	Age_BIN = 4	3.35	82.687	1.605
IsActiveMember	Age_BIN = 4 HasCrCard	2.4	82.083	1.594
IsActiveMember	Age_BIN = 3 Balance_BIN = 1 Exited	2.36	80.508	1.563
IsActiveMember	Age_BIN = 3 Geography = France HasCrCard Exited	2.13	80.282	1.559

Figure 4.3: Pravila gde nije sa desne strane Exited, pouzdanost veća od 80%, sortirano po Liftu

Pravila koja smo dobili a koja na ne impliciraju Exited, za njih možemo primetiti da imaju nešto niži lift I da desnu stranu pravila čini IsActiveMember, sva ostala pravila imaju dosta niži ovaj parametar.

5. Zaključak

Bankarska industrija je dinamična i konkurentna sfera poslovanja. Banke moraju pažljivo pratiti tržište, tehnološke trendove i regulatorne promene kako bi se prilagodile i ostvarile uspeh u ovom okruženju. Razumevanje konkurencije i tržišnih faktora ključno je za dugoročni uspeh u bankarskoj industriji.

Iz same početne analize mogli smo zaključiti da će atributi imati *Age* I *NumOfProducts* imati veliki značaj u predvidjanju, što smo kasnije mogli da vidimo I kod stabala odlučivanja, ali I kod pravila pridruživanja (možemo primetiti da se nalaze u svim pravilima I to sa leve strane).

Od modela klasifikacije najbolje su se pokazali HistGradientBoosting I slucačajne šume, koji su ansambl metodi.

Što se tiče klasterovanja ono nije bilo previše izazovno, jer I sami podaci su pre svega namenjeni za binarnu klasifikaciju. Ali mogli smo primetiti da se jasno izdvajaju klasteri.

Na kraju smo dobili I odredjeni broj zanimljivih pravila pridruživanja, koji nam mogu dati uvid koje grupacije su sklone napuštanju, I u budućnosti unapredjivanje usluga bazirati na njima.