ATP 2000-2017

Seminarski rad u okviru kursa
Istraživanje podataka
Matematički fakultet

Marija Mijailović
mi14199@alas.matf.bg.ac.rs
Miroslav Mišljenović
mr12260@alas.matf.bg.ac.rs

jun 2018.

Sažetak

U ovom radu analizirali smo skup podataka ˝ATP - rezultati turnira od 2000-2017˝. Obradili smo pravila pridruživanja, klasterovanje, klasifikaciju i predstavili sve navedene metode odgovarajućom vizualizacijom. Skup podataka je preuzet sa https://www.kaggle.com/gmadevs/atp-matches-dataset.

Sadržaj

1 Uvod **1**

2 Analiza podataka **1**

3 Pravila pridruživanja **3**

4 Klasterovanje **5**
4.1 SPSS 6
4.2 KNIME 9

5 Klasifikacija **11**
5.1 KNIME 12
5.1.1 SVM 12
5.2 SPSS 14

1 Uvod

Skup podataka ATP mečeva podeljen je u 17 zasebnih .csv fajlova i svaki od njih prikazuje individualne statistike za svaki turnir u toku te godine.

2 Analiza podataka

U ovom poglavlju sledi kratak pregled najistaknutijih atributa ovog skupa podataka. Svaki red u skupu, označava jedan meč i sve informacije o tom meču.

Ime kolone	Objašnjenje
tourney_id	id turnira
tourney_name	ime turnira
surface	podloga(Grass, Clay, Hard)
tourney_level	nivo turnira(Grand Slam, Finals, Masters, Tour Series, Challenger)
round	runda(Round of 16, Quarterfinal...)
minutes	trajanje meča u minutima

Tabela 1: Podaci o turnirima

Ime kolone	Objašnjenje
winner_seed	nosilac na turniru
winner_entry	ulaznica(WildCard, Qualified, LuckyLoser, ProtectedRanking)
winner_name	ime pobednika
winner_ht	visina pobednika
winner_ioc	zemlja porekla pobednika
winner_age	godine pobednika
winner_rank	ATP rang pobednika
winner_rank_points	ATP poeni pobednika
w_ace	broj asova pobednika
w_df	broj duplih grešaka pobednika
w_svpt	broj poena dobijenih na servis pobednika
w_1stIn	broj ubačenih prvih servisa pobednika
w_1stWon	broj poena dobijenih nakon ubačenog prvog servisa pobednika
w_2ndWon	broj poena dobijenih nakon ubačenog drugog servisa pobednika
w_SvGms	broj gemova u kojima je servirao pobednik
w_bpSaved	broj spašenih brejk lopti pobednika
w_bpFaced	broj izgubljenih gemova posle brejka pobednika

Tabela 2: Podaci o pobednicima

U tabeli 1 prikazani su podaci o turniru.
U tabeli 2 prikazani su podaci o pobedniku meča.
U tabeli 3 prikazani su podaci o gubitniku meča.

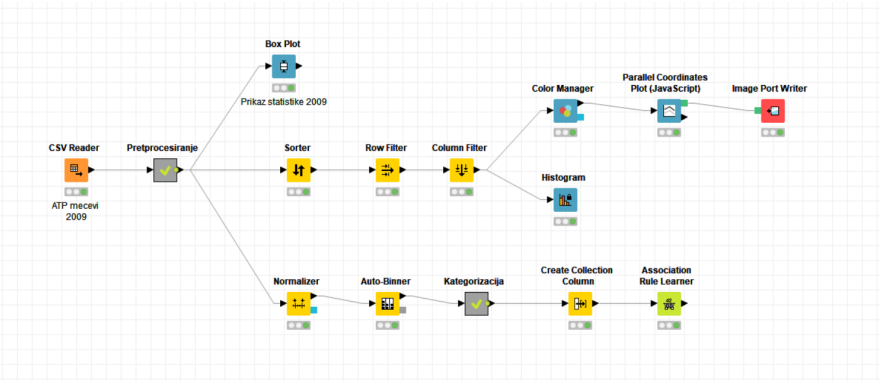
S obzirom na veliki broj raspoloživih godina, prvo smo se detaljno upoznali sa podacima i šta nam koja godina pruža i koji su najzanimljiviji atributi za svaku godinu. U zavisnosti od toga smo, po potrebama metoda, koristili različite godine, ali svuda smo se ograničili na četiri maksimalno.

Ime kolone	Objašnjenje
loser_seed	nosilac na turniru
loser_entry	ulaznica(WildCard, Qualified, LuckyLoser, ProtectedRanking)
loser_name	ime gubitnika
loser_ht	visina gubitnika
loser_ioc	zemlja porekla gubitnika
loser_age	godine gubitnika
loser_rank	ATP rang gubitnika
loser_rank_points	ATP poeni gubitnika
l_ace	broj asova gubitnika
l_df	broj duplih grešaka gubitnika
l_svpt	broj poena dobijenih na servis gubitnika
l_1stIn	broj ubačenih prvih servisa gubitnika
l_1stWon	broj poena dobijenih nakon ubačenog prvog servisa gubitnika
l_2ndWon	broj poena dobijenih nakon ubačenog drugog servisa gubitnika
l_SvGms	broj gemova u kojima je servirao gubitnik
l_bpSaved	broj spašenih brejk lopti gubitnika
l_bpFaced	broj izgubljenih gemova posle brejka gubitnika

Tabela 3: Podaci o gubitnicima

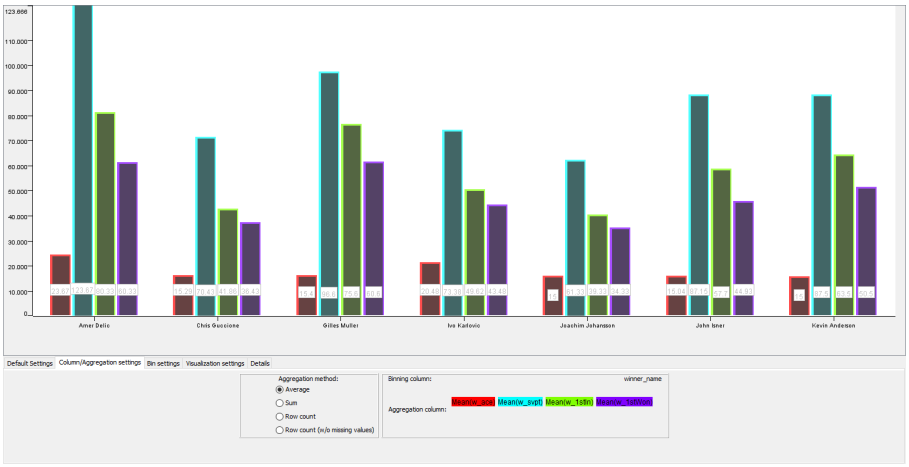
3 Pravila pridruživanja

Pravila pridruživanja smo obradili u programskom alatu KNIME (slika 1). Odlučili smo se za 2009. godinu, jer su rezultati reprezentativniji u odnosu na ostale godine.

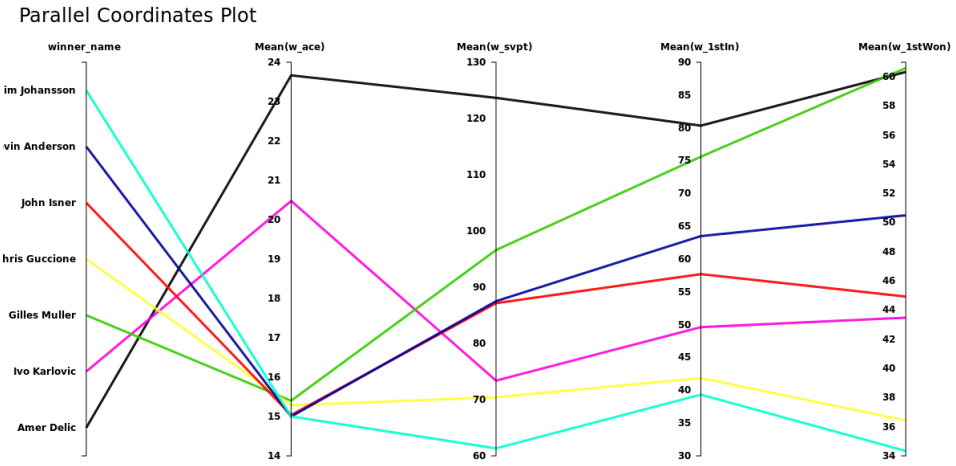


Slika 1: KNIME implementacija

Na slikama 2 i 3 grafički su prikazani rezultati za sedam tenisera koji su imali prosečno najviše asova po meču na kome su pobedili. Izabrali smo četiri parametra za svakog igrača: broj asova pobednika, broj dobijenih poena na servis pobednika, broj ubačenih prvih servisa pobednika i broj osvojenih poena nakon ubačenog prvog servisa pobednika. Na histogramu i grafiku paralelnih koordinata mogu se videti i uporediti rezultati.



Slika 2: Histogram

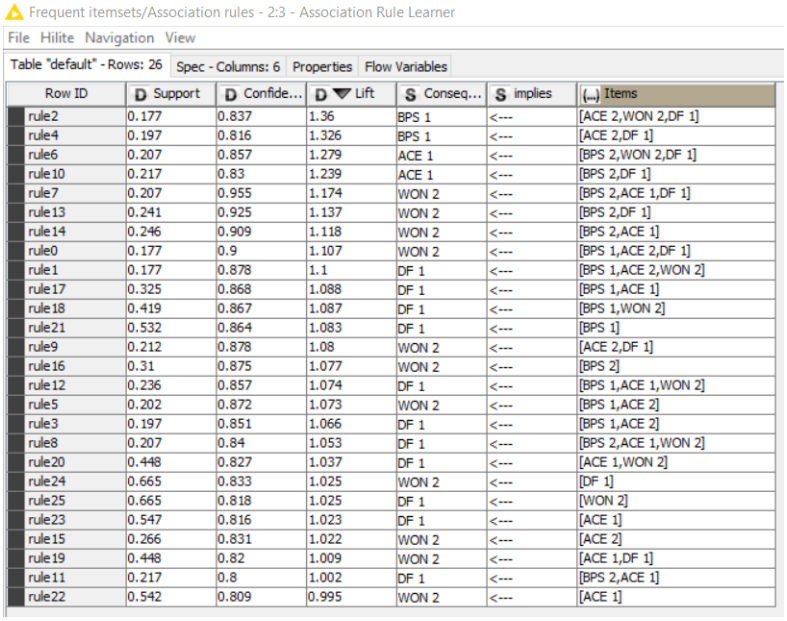


Slika 3: Paralelne koordinate

Iznenađenje je pojavljivanje Amera Delića u prvih sedam, jer je to autorima nepoznat igrač. Uvidom u podatke, utvrđeno je da je on te godine odigrao samo osam mečeva, a pobedio je samo tri puta (što je kriterijum po kome je birano najboljih sedam).

U tri kategorije smo podelili sledeća četiri atributa: broj asova pobednika, broj duplih servis grešaka pobednika, broj osvojenih poena nakon ubačenog prvog servisa pobednika, broj spašenih brejk lopti pobednika. Na slici 4 se mogu videti pravila pridruživanja dobijena na osnovu te kategorizacije, sortirani po Lift meri. Za pouzdanost smo uzeli vrednost 0.4, a za minimalnu podršku vrednost 0.15. Analizirali smo podatke za sve godine i rezultati su prilično uniformni. Za 2009. godinu je dobijena druga najveća Lift mera (1.36) i odnosi se na pravilo [ACE 2, WON 2,

DF 1] -> [BPS 1]. U 2004. godini smo dobili najveću vrednost Lift mere (1.441) za pravilo [BPS 1, ACE 1, DF 1] -> [WON 1].


Frequent itemsets/Association rules - 2:3 - Association Rule Learner

File Hilite Navigation View

Table "default" - Rows: 26 | Spec - Columns: 6 | Properties | Flow Variables

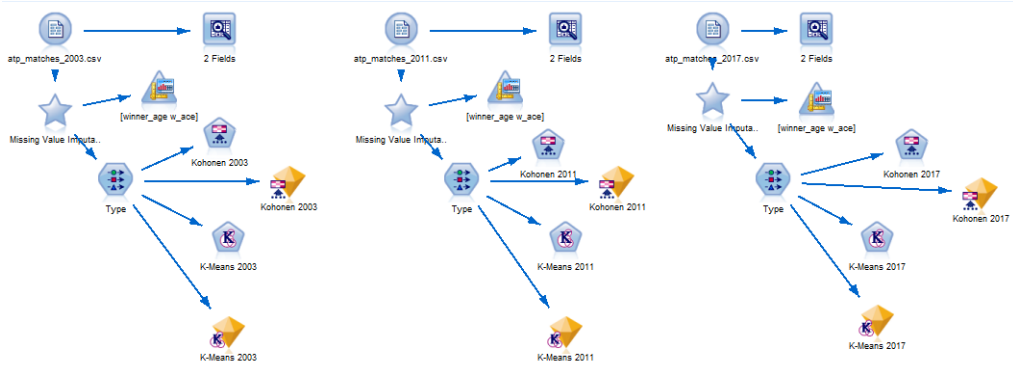
Row ID	Support	Confide...	Lift	Conseq...	implies	Items
rule2	0.177	0.837	1.36	BPS 1	<---	[ACE 2,WON 2,DF 1]
rule4	0.197	0.816	1.326	BPS 1	<---	[ACE 2,DF 1]
rule6	0.207	0.857	1.279	ACE 1	<---	[BPS 2,WON 2,DF 1]
rule10	0.217	0.83	1.239	ACE 1	<---	[BPS 2,DF 1]
rule7	0.207	0.955	1.174	WON 2	<---	[BPS 2,ACE 1,DF 1]
rule13	0.241	0.925	1.137	WON 2	<---	[BPS 2,DF 1]
rule14	0.246	0.909	1.118	WON 2	<---	[BPS 2,ACE 1]
rule0	0.177	0.9	1.107	WON 2	<---	[BPS 1,ACE 2,DF 1]
rule1	0.177	0.878	1.1	DF 1	<---	[BPS 1,ACE 2,WON 2]
rule17	0.325	0.868	1.088	DF 1	<---	[BPS 1,ACE 1]
rule18	0.419	0.867	1.087	DF 1	<---	[BPS 1,WON 2]
rule21	0.532	0.864	1.083	DF 1	<---	[BPS 1]
rule9	0.212	0.878	1.08	WON 2	<---	[ACE 2,DF 1]
rule16	0.31	0.875	1.077	WON 2	<---	[BPS 2]
rule12	0.236	0.857	1.074	DF 1	<---	[BPS 1,ACE 1,WON 2]
rule5	0.202	0.872	1.073	WON 2	<---	[BPS 1,ACE 2]
rule3	0.197	0.851	1.066	DF 1	<---	[BPS 1,ACE 2]
rule8	0.207	0.84	1.053	DF 1	<---	[BPS 2,ACE 1,WON 2]
rule20	0.448	0.827	1.037	DF 1	<---	[ACE 1,WON 2]
rule24	0.665	0.833	1.025	WON 2	<---	[DF 1]
rule25	0.665	0.818	1.025	DF 1	<---	[WON 2]
rule23	0.547	0.816	1.023	DF 1	<---	[ACE 1]
rule15	0.266	0.831	1.022	WON 2	<---	[ACE 2]
rule19	0.448	0.82	1.009	WON 2	<---	[ACE 1,DF 1]
rule11	0.217	0.8	1.002	DF 1	<---	[BPS 2,ACE 1]
rule22	0.542	0.809	0.995	WON 2	<---	[ACE 1]

Slika 4: Pravila pridruživanja

4 Klasterovanje

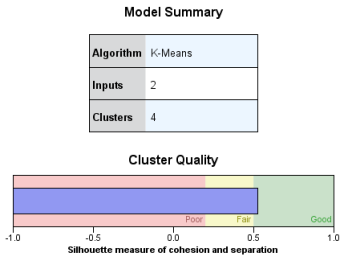
Sto se tiče klasterovanja, s obzirom da podaci po godinama dosta osciliraju, odlučili smo da klasterovanje izvršimo za više godina. Izabrali smo 2003, 2011 i 2017 godinu. Pre svega nas je zanimla zavisnost broja godina pobednika i broj asova pobednika. Prvo smo obradili nedostajuće vrednosti. Klasterovanje smo obradili u alatima SPSS i KNIME (slike 5 i 8).

4.1 SPSS

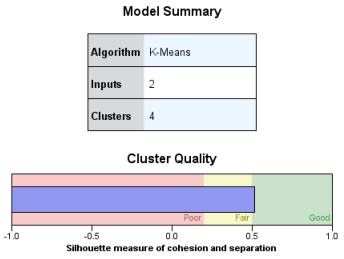


Slika 5: SPSS klasterovanje

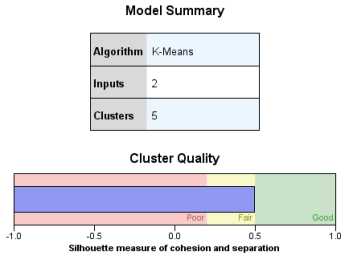
U SPSS-u pomoću siluete smo pratili kako nam se kvalitet klastervanja razlikuje u zavisnosti od broja klastera. *Kohonen* algoritam nam je za broj klastere 3-5 davao ˝osrednji˝ kvalitet klasterovanja, pa ga nismo detaljno razmatrali. (Podseti me da probam sa nekim drugim ulaznim argumentima za Kohonena i da napisem ovde za koje smo probali.) S druge strane, *K-Means* algoritam nam je davao dosta šarenolike ocene klastera po godinama. 2003. godina nam je za 4 i 5 klastera pokazala kvalitet klasterovanja ˝dobar˝, uz važnost atributa $w\_age = 1$ i $w\_ace = 1$. U 2011. godini nam je za 5 klastera silueta pokazivala kvalitet ˝osrednji˝, promenivši broj klastera na 4 silueta je prešla malo u ˝dobar˝. Takodje i sa 4 klastera i sa 5 klastera važnost atributa $w\_age = 1$ i $w\_ace = 1$. Rezultati za 2017.godinu za 4 klastera pokazuju kvalitet ˝osrednji˝, promenivši broj klastera na 5 silueta je na granici ˝osrednji˝-˝dobar˝, međutim važnost atributa sa 4 klastera je $w\_age = 1$, $w\_ace = 0.77$, dok je sa 5 klastera w_ace opao na 0.46. Ipak smose dlucili da stavimo 5 klastera za 2017 godinu. Konačno, odlučili smo se za broj i kvalitet klastera koji su prikazani na slici 6.



(a) 2003.godina



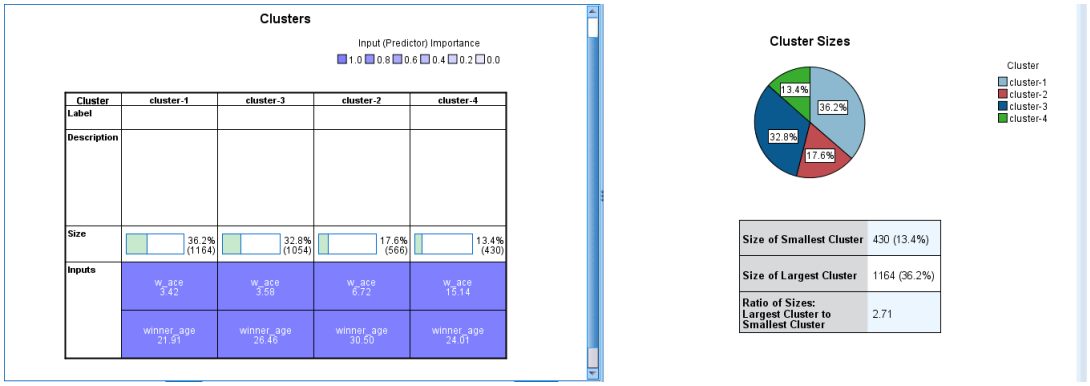
(b) 2011.godina



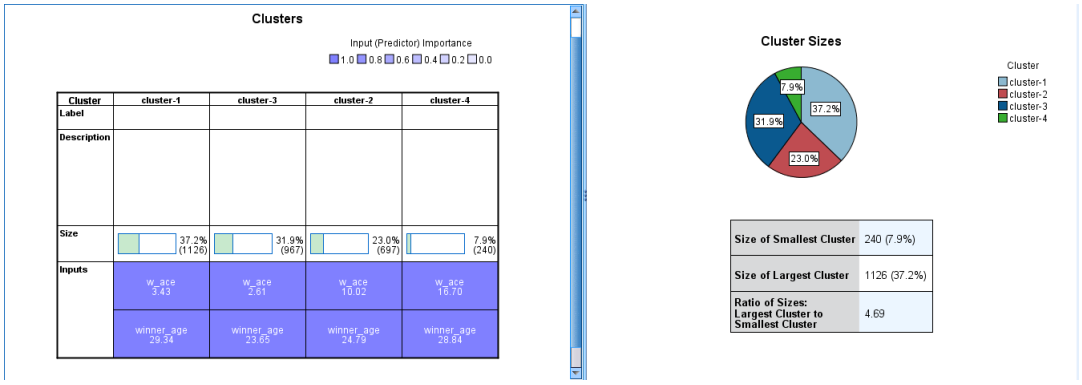
(c) 2017.godina

Slika 6: Kvalitet klasterovanja

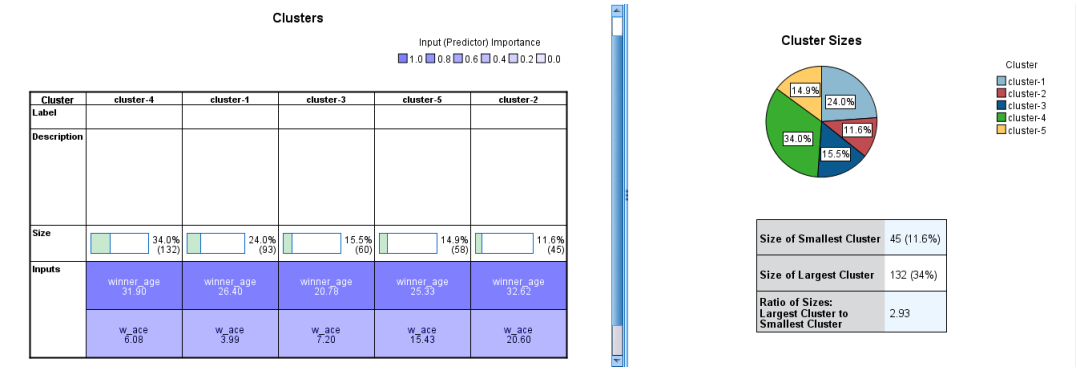
Kao što možemo da vidimo na slici 7. U sve tri godine su dobijeni interesantni podaci. Na primer, u 2003. godini najstariji igrači su nam sa slabijim prosekom asova, dok u 2011. i 2017. godini imamo dva klastara sa prosekom godina oko 30, u jednom klasteru nam je broj asova mali, dok je u drugom najveći. Ovo nam je govorilo da možda imamo neki autlajer koji je uticao na kreiranje dodatnog klastera. Odlučili smo da proveremo šta ćemo dobiti u KNIME-u.



(a) 2003.godina



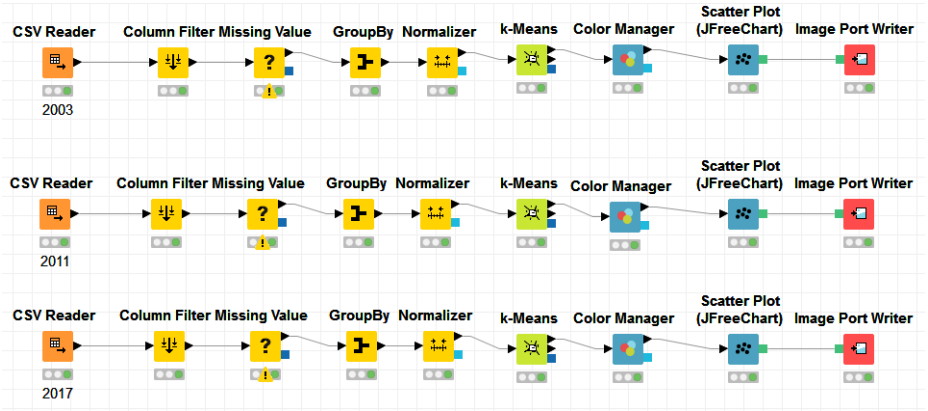
(b) 2011.godina



(c) 2017.godina

Slika 7: Modeli klastera

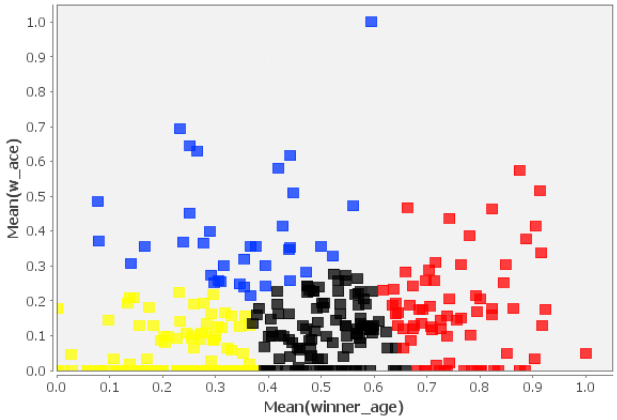
4.2 KNIME



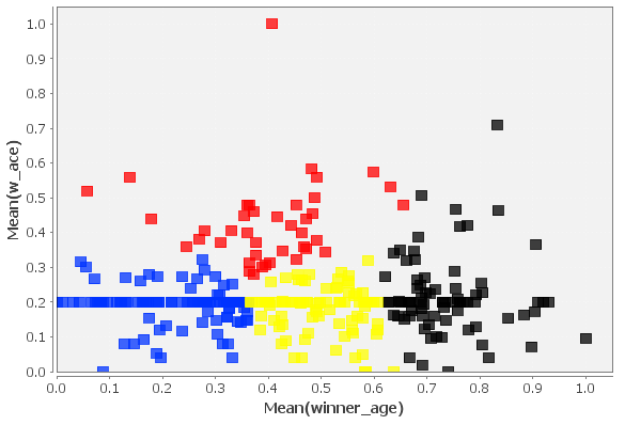
Slika 8: KNIME klasterovanje

Postojao je jedan igrač kome je bio nepoznat broj godina, njega smo obrisali. U situacija kada je broj asova bio nepoznat, stavljali smo vrednost na nula. Nakon toga smo grupisali podatke po igračima, kako bi za svakog igrača dobili prosek koliko je imao asova tokom godine. Da bi iskoristili *K-Means* algoritam morali smo još da normalizujemo podatke kako bi broj godina i broj asova imali isti uticaj na računanje rastojanja među instancama.

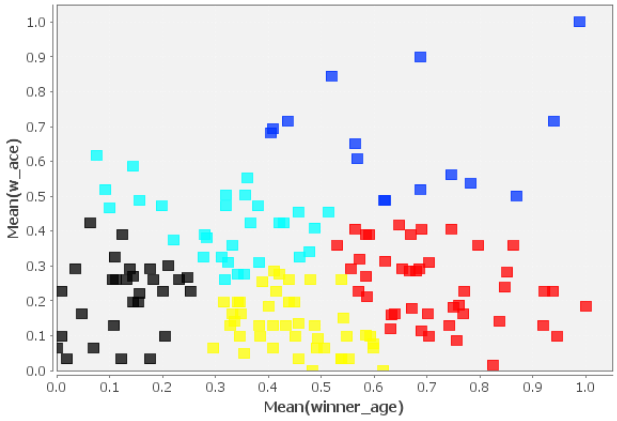
U KNIME-u smo se opredelili da klasterovanje vršimo sa istim broj klastera kao što smo činili u SPSS-u. Dobijeni klasteri su prikazani na slici 9.



(a) 2003.godina



(b) 2011.godina



(c) 2017.godina

Slika 9: Klasteri

Možemo primetiti da stvarno postoje autlajeri koji su uticali na to da se naprave novi klasteri. Igrači koji predstavljaju autlajere su dati na slici 10.

Row ID	S winner_name	D Mean(winner_age)	D Mean(w_ace)
Row91	Frederic Niemeyer	27.162	31

(a) 2003.godina

Row ID	S winner_name	D Mean(winner_age)	D Mean(w_ace)
Row97	Fritz Wolmarans	24.903	25

(b) 2011.godina

Row ID	S winner_name	D Mean(winner_age)	D Mean(w_ace)
Row68	Ivo Karlovic	37.864	30.75

(c) 2017.godina

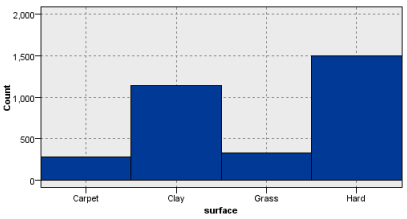
Slika 10: Klasteri

Najinteresantiji je definitivno Ivo Karlović, koji je na meču Autralian Open-a protiv Orasia Zebaljosa postigao 75 asova. Međutim treba imati na umu da je ukupan broj mečeva koje je odigrao na ovom turniru je 4. Još moramo napomenuti, kako je skup objavljen 2017., dosta turnira nije još uvek upisano, samim tim ni potpuni, trenutni skup ima samo podatke sa turnira do sredine jula. proveriti do kad ima statistika (Ovo smo mi lupili :P)

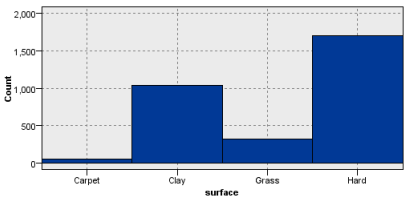
5 Klasifikacija

Za klasifikaciju smo odlučili da nam klase budu podloge terena, a pripadnost svakoj klasi se određuje na osnovu karakteristika gubitnika meča. Možda i ovde da probamo da grupišemo prvo po podlogama, pa pripadnost da gađamo na osnovu proseka? Kao i kod klasterovanja i ovde smo želeli da vidimo šta se dešava u više godina. S obzirom na to da se su neke podloge dominantnije u odnosu na ostale, godine za klasterovanje smo izabrali koliko je to moguće najravnomernije. Nakon detaljne analize raspodele podloga po turnirima odlučili smo se za 2005, 2008, 2015. godinu. Razlog što smo odabrali baš ove godine jeste polako gubljenje ˝tepiha˝ kao podloge (slika 11), pa nas je zanimalo kako će ova činjenica uticati na sam proces klasifikacije.

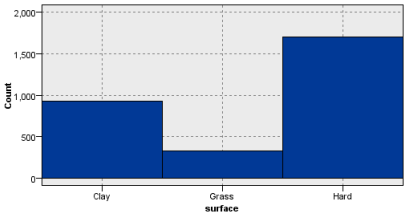
Klasifikaciju smo vršili na četiri normalizovana atributa: broj asova gubitnika, broj duplih servis grešaka gubitnika, broj ubačenih prvih servisa gubitnika, broj brejk šansi na servis gubitnika. Ispitivana je zavisnost ovih atributa u odnosu na podlogu na kojoj se igra meč. Trebalo bi da uskladimo atribute koje koristimo za klasifikaciju, ja sam u SPSS sve gubitnikove karakteritike stavila.



(a) 2005.godina



(b) 2008.godina



(c) 2015.godina

Slika 11: Podloga terena

Klasifikaciju smo, takođe, obradili u SPSS-u i u KNIME-u. (slike 19 i ??).

5.1 KNIME

5.1.1 SVM

Vršili smo klasifikaciju tehnikom SVM. Normalizovane podatke smo podelili na trening i test skup u odnosu 70-30. Primenili smo sva tri raspoloživa kernela (polinomijalni trećeg stepena, sigmoid, Gausov(RBF)). Na slici 12 se mogu videti preciznosti za sva tri kernela, i za trening i za test skup.

Acc_Training_Poly	Acc_Test_Poly	Acc_Training_Sigmoid	Acc_Test_Sigmoid	Acc_Training_RBF	Acc_Test_RBF
0.355419043	0.351738241	0.492321194	0.5	0.482229048	0.460122699

Slika 12: Preciznost za različite kernele

Koristeći polinomijalni kernel trećeg stepena, dobili smo izuzetno loše rezultate. Naime, skoro 50% redova (1501 od 3257) odgovaraju mečevima koji su odigrani na tvrdoj podlozi. Na slikama 13 i 14 vidimo da su podaci pogrešno klasifikovani u mečeve koji su odigrani na šljaci.

Koristeći sigmoid kernel, situacija se promenila utoliko što su podaci vezani za tvrdu podlogu vrlo dobro klasifikovani, što se može videti na slikama 15 i 16. Primetimo da su podaci uglavnom raspoređeni u klase koje se odnose na beton i šljaku.

Koristeći Gausov kernel, dobili smo lošiju klasifikaciju za tvrdu podlogu, dosta bolju klasifikaciju za šljaku i malo bolju klasifikaciju za travu (slike 17 i 18).

Row ID	Hard	Clay	Carpet	Grass
Hard	11	1039	0	0
Clay	1	799	0	0
Carpet	1	195	0	0
Grass	6	227	0	0

Slika 13: Trening podaci za polinomijalni kernel

Row ID	Hard	Clay	Carpet	Grass
Hard	2	449	0	0
Clay	1	342	0	0
Carpet	0	84	0	0
Grass	3	97	0	0

Slika 14: Test podaci za polinomijalni kernel

Row ID	Hard	Carpet	Clay	Grass
Hard	974	2	74	0
Carpet	183	0	13	0
Clay	647	5	148	0
Grass	217	1	15	0

Slika 15: Trening podaci za sigmoid kernel

Row ID	Hard	Carpet	Clay	Grass
Hard	425	0	26	0
Carpet	81	0	3	0
Clay	276	3	64	0
Grass	93	0	7	0

Slika 16: Test podaci za sigmoid kernel

Row ID	Hard	Clay	Grass	Carpet
Hard	743	210	97	0
Clay	376	335	89	0
Grass	182	30	21	0
Carpet	133	39	24	0

Slika 17: Trening podaci za Gausov kernel

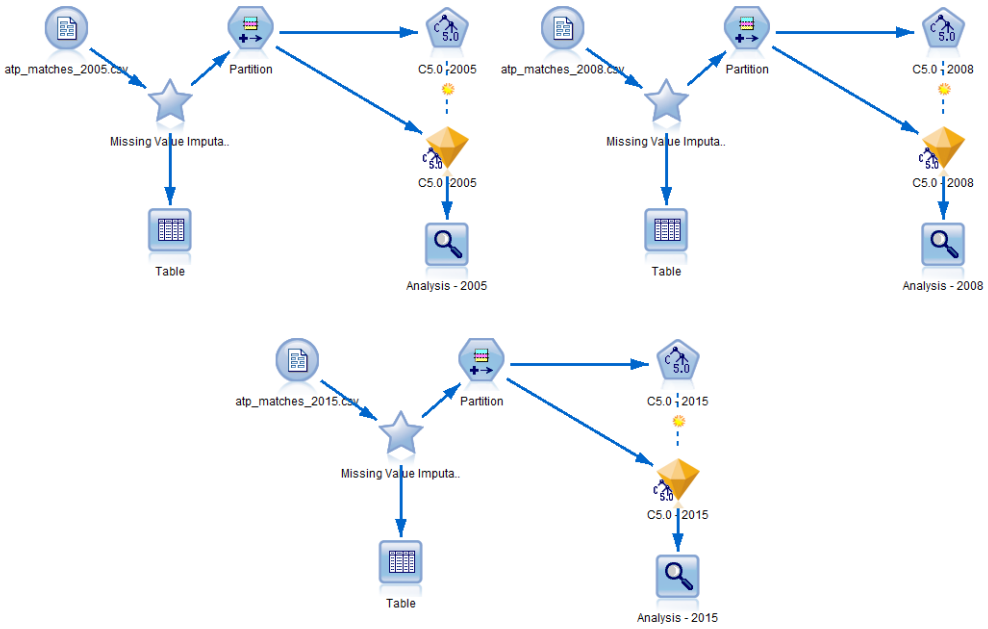
Row ID	Hard	Clay	Grass	Carpet
Hard	304	96	51	0
Clay	157	139	47	0
Grass	74	19	7	0
Carpet	59	16	9	0

Slika 18: Test podaci za Gausov kernel

Prikazani rezultati su za godinu 2005, i kako je u svim slučajevima, klasifikacija koja se odnosila na tepih davala nulu, slični rezultati su očekivni i za 2008. godinu. Stoga nismo obrađivali ostale godine SVM metodom,

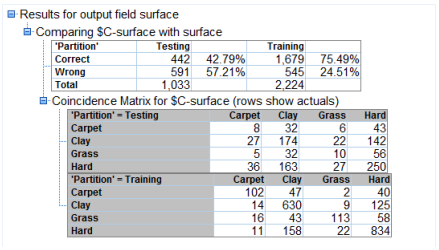
već smo poželeli da pokušamo sa algoritmom C5.0 u SPSS-u.

5.2 SPSS

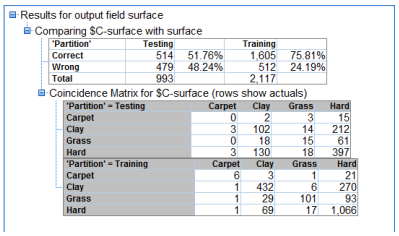


Slika 19: SPSS klastifikacija

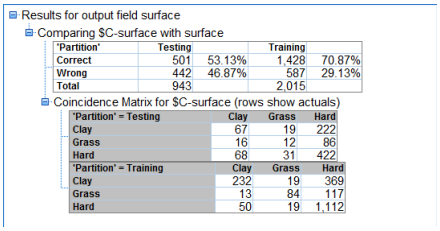
Koristili smo *C5.0* algoritam, takođe sa podelom na trening i test skup u odnosu 70-30 i dobili smo poprilično iznenađujuće matrice konfuzije koje su prikazane na slici 20 .



(a) 2005.godina



(b) 2008.godina



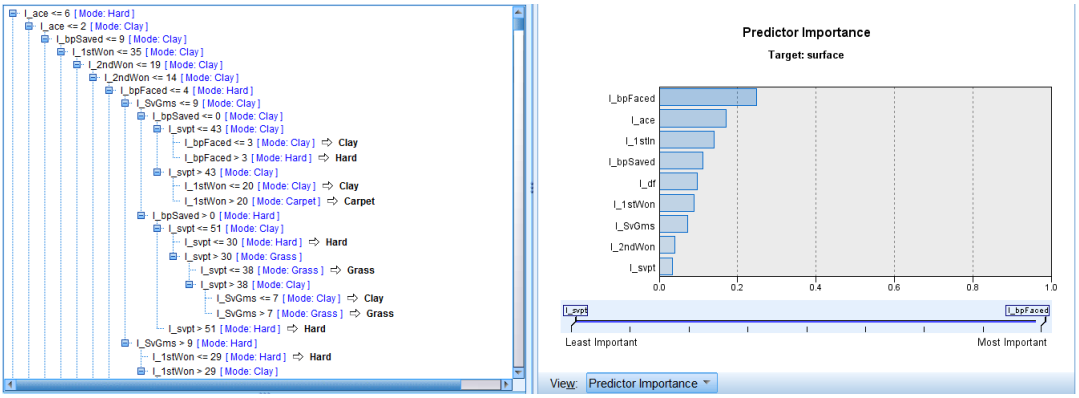
(c) 2015.godina

Slika 20: Matrica konfuzije C-50

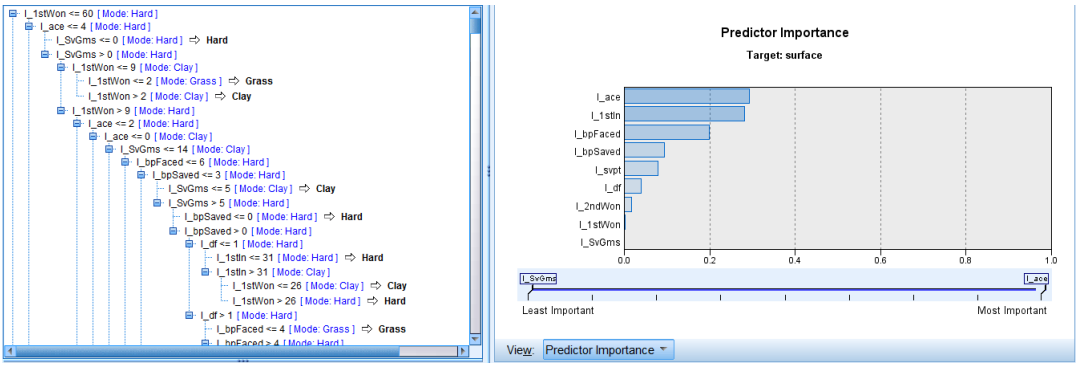
U godini 2005, za razliku od SVM metode, podloga ˝tepih˝ se na trening skupu klasifikovala dobro u 102 slučaja, dok u ostalim pretežno bira ˝beton˝ ili ˝šljaku˝. Situacija na test skupu je šarenolika, uz dominaciju ˝betona˝ i ˝šljake˝. Takođe možemo da primetimo da nam je preciznost klasifikacije test skupa jako loša, tj. 57.21% podataka se pogrešno klasifikovalo. Dok je trening skup pokazao 24.51% loše klasifikovanih. U ostalim godinama možemo videti da kako se ˝tepih˝ gubi to se i smanjuje procenat pogrešno klasifikovanih podloga, ali opet uz glavnu dominaciju ˝beton˝ podloge. U 2015. godini gotovo sve podloge na test skupu su pretežno klasifikovane u ˝beton˝, što je i očekivano s obzirom da se najviše turnira igra upravo na ˝betonu˝.

C5.0 nam je dao i prikaz najšnačajnijih atributa, kao i drvo odlučivanja. Prikaz najjznačajnihij atributa je dat na 21, a detaljniji prikaz drveta odlučivanja: 2005, 2008, 2015.

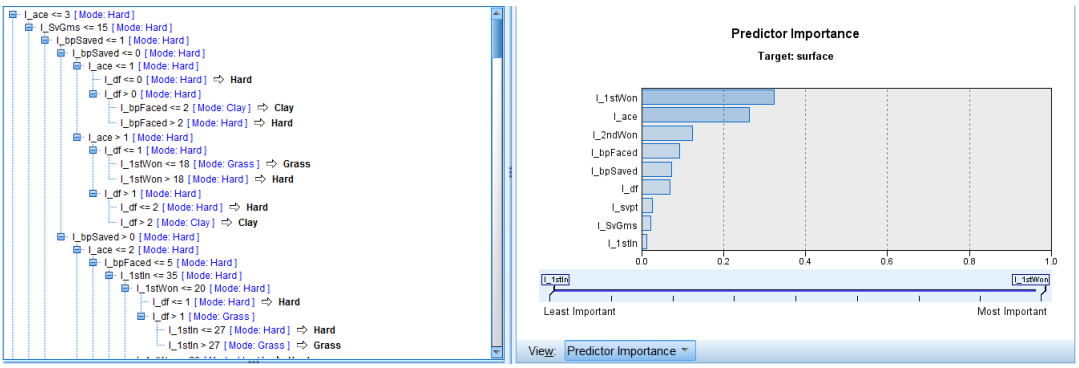
Sveobuhvatni prikaz rada algoritma C5.0 dat je u fajlovima: 2005, 2008, 2015.



(a) 2005.godina



(b) 2008.godina



(c) 2015.godina

Slika 21: Matrica konfuzije C-50