Analiza podataka iz skupa Pokemon

Seminarski rad u okviru kursa Istraživanje podataka Matematički fakultet

Dušan Savić, 104/2015, mi15104@matf.bg.ac.rs

Avgust 2018

Sadržaj

1 Uvod	1
2 Analiza i pretprocesiranje podataka	2
2.2 Cilj	
2.3 Analiza podataka	2 2 3 3
2.3 Obrada podataka	3
2.3.1 Eliminisanje nedostajućih vrednosti	3
2.3.2 Podela podataka	3
2.4 Analiza ekstremnih vrednosti	4
3 Pravila pridruživanja	5
4 Klasterovanje	6
5 Klasifikacija	8
5.1 Prva podela po kategorijama	8
5.2 Druga podela po kategorijama	8
6 Zaključak	9

1 Uvod

Imaginarni svet u kome žive pokemoni nastao je 1995. godine u Japanu. Kreator ovog serijala Satoshi Tajiri pretstavio je pokemone kao životinje sa super sposobnostima koje se slobodno kreću ili pretstavljaju ljubimce ljudima. Pojedinac koji poseduje pokemona smatra se pokemon trenerom. Cilj svih pokemon trenera je da u saradnji sa svojim pokemonima oforme tim od jednog čoveka i tri pokemona koji ce se nadmetati u borbi sa drugim trenerima. Pokemon trener sarađuje sa pokemonima, uči o njihovom načinu borbe kao i o super sposobnostima koje taj pokemon poseduje. Nakon što se čovek i pokemon zbliže, pokemon postigne visok nivo utreniranosti ili se desi neka nepredviđena opasna situacija, pokemon može evoluirati u želji da pomogne svom vlasniku u njegovom daljem putu kad vrhu.

Podaci su preuzeti sa adrese: https://www.kaggle.com/abcsds/pokemon

2 Analiza i pretprocesiranje podataka

2.1 Cilj:

Želeli smo da proverimo nekoliko stvari vezanih za postojeće podatke:

- *ukupni skor po tipu pokemona
- *ukupni skor po generaciji kojoj pokemon pripada
- *kako odredjene karakteristike pokemona utiču na njegovu jačinu
- *karakteristike pokemona po generaciji

2.2 Analiza podataka

Iz skupa podataka smo izbacili pokemone koji su legendary jer se oni nikada ne javljaju kao pratioci nekog trenera pa nisu bitni za trenera koji pokušava da skupi što bolje pokemone.

Name	Ime
Type	Tip
Total	Jačina
HP	Životni poeni
Attack	Jačina fizičkog napada
Defense	Jačine odbrane od fizičkog napada
Sp.Attack	Jačina magičnog napada
Sp.Defense	Jačuna odbrane od magičnog napada
Speed	Brzina
Generation	Generacija kojoj pokemon pripada

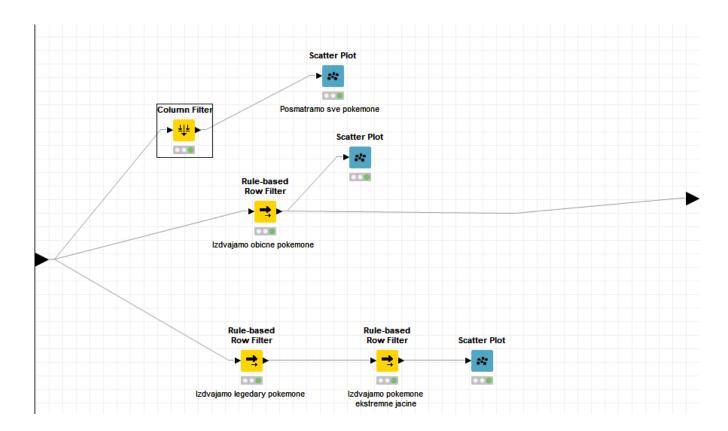
2.3 Obrada prodataka

2.3.1 Eliminisanje nedostajućih vrednosti

Kolonu type2 nismo uzimali u obzir jer vise od 60% vrednosti nedostaje. Vrednosti koje nedostaju u daljem radu sa podacima smo regulisali uzoračkom sredinom.

2.3.2 Podela podataka

Podatke smo podelili prema tome da li je pokemon legendary ili nije, i u daljem radu koristili samo pokemone koji nisu legendary.



2.4 Analiza ekstremnih vrednosti

Izvukli smo skup najačih pokemona. U ovom skupu nema normalnih pokemona, svi su legendary.

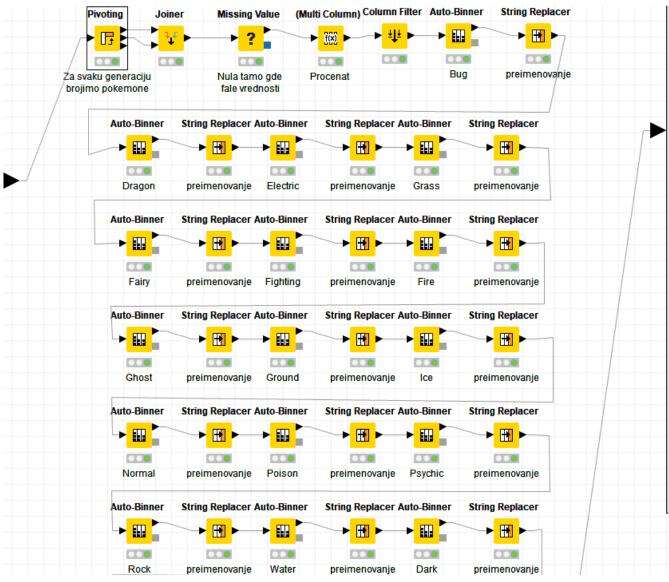
Row ID	S Name	S Type 1	 ▼ Total		
493	Arceus	Normal	720		
150	Mewtwo	Psychic	680		
249	Lugia	Psychic	680		
250	Ho-oh	Fire	680		
384	Rayquaza	Dragon	680		
483	Dialga	Steel	680		
484	Palkia	Water	680		
487	GiratinaOrigi	Ghost	680		
643	Reshiram	Dragon	680		
644	Zekrom	Dragon	680		
716	Xerneas	Fairy	680		
717	Yveltal	Dark	680		
382	Kyogre	Water	670		
383	Groudon	Ground	670		
486	Regigigas	Normal	670		
646	Kyurem	Dragon	660		

Pokemoni ekstremne jačine

3 Pravila pridruživanja

Zanimalo nas je kolika je bila jačina pokemona u svakoj generaciji i kolika je bila jačina određenog tipa pokemona u svakog generaciji.

Prvo smo izvršili grupisanje podataka po generaciji. Koristili smo pivotiranje, kako bi smo jedinstvene vrednosti kolone type pretvorili u kolone. Za svaku generaciju smo izvršili sumiranje po kolonama, a zatim i podelu sa ukupnim brojem jačine pokemona u toj generaciji. Na taj način smo dobili normalizovane podatke po kolonama i te vrednosti predstavljaju udeo jačine pokemona u jednoj generaciji u odnosu na ukupan broj. To nam je omogudilo da napravimo kategorije u odnosu na udeo jačine pokemona.



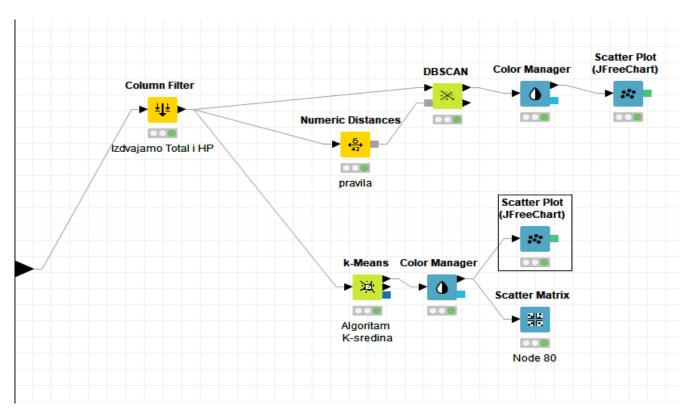
Pošto kolona generation ima 6 jedinstvenih vrednosti odlučili smo da napravimo 6 jedinstvenih kategorija za svaki od mogućih tipova.

Nakon analize pravila pridruživanja dobijamo sledeću tabelu.

Row ID	D Support	D Confide	D ▼ Lift	S Conseq	S implies	[] Items
rule1	0.333	1	3	Ground 5	<	[Rock 6,Flying 1,Bug 3]
rule 10	0.333	1	3	Dragon 3	<	[Normal 6,Flying 1]
rule11	0.333	1	3	Normal 6	<	[Flying 1,Dragon 3]
rule 17	0.333	1	3	Electric 1	<	[Fighting 2,Rock 6,Ghos
rule 18	0.333	1	3	Fighting 2	<	[Rock 6,Ghost 3,Electric
rule 19	0.333	1	3	Ghost 3	<	[Fighting 2,Rock 6,Elect
rule27	0.333	1	3	Fire 1	<	[Fairy 1,Flying 1,Dark 2
rule36	0.333	1	3	Dragon 6	<	[Fairy 1,Ice 6,Normal 5,
rule38	0.333	1	3	Ice 6	<	[Fairy 1,Dragon 6,Norm
rule39	0.333	1	3	Normal 5	<	[Fairy 1,Dragon 6,Ice 6
rule43	0.333	1	3	Grass 6	<	[Rock 3,Fairy 1,Steel 3]
rule44	0.333	1	3	Rock 3	<	[Fairy 1,Grass 6,Steel 3]
rule0	0.333	1	2	Bug 3	<	[Rock 6,Flying 1,Ground
rule2	0.333	1	2	Rock 6	<	[Flying 1,Ground 5,Bug 3]
rule4	0.333	1	2	Bug 3	<	[Flying 1,Poison 1,Psyc
rule7	0.333	1	2	Psychic 3	<	[Flying 1,Poison 1,Bug 3]
rule 13	0.333	0.667	2	Ice 1	<	[Rock 6]
rule 14	0.333	1	2	Rock 6	<	[Ice 1]

Odavde vidimo da za genraciju u kojoj je pokemon tipa Rock jak, pokemon tipa Flying slab i pokemon pita Bug srednje jačine velika verovatnoća da je pokemon tipa Ground dosta jak.

4 Klasterovanje

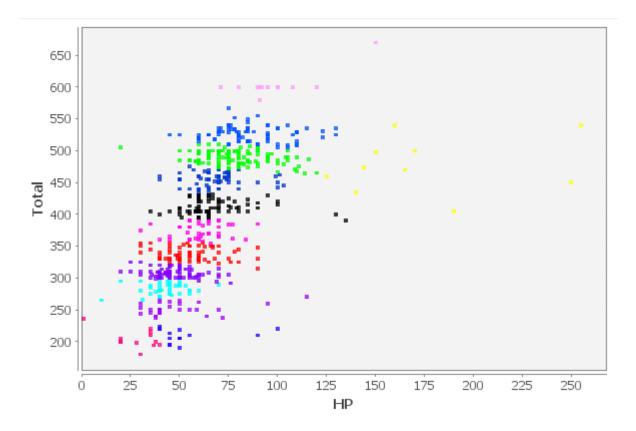


Klasterovanjem grupišemo objekte koji su međusobno slični, i odvajamo ih od objekata od njih različitih.

Naš cilj prilikom klasterovanja je bio da na osnovu životnih poena i total poena grupišemo pokemone i vidimo da li postoji neka zavisnost

Najpre smo izvršili klasterovanje algoritmom DBSCAN. DBSCAN se primenjuje na guste podatke. Naša podaci nisu gusto raspoređeni, ali mi smo svakako želeli da primenimo algoritam.

Osim toga, koristili smo i algoritam K-sredina koji je pokazao bolje rezultate nego DBSCAN, pa ćemo se zadržati samo na njegovim rezultatima.



Iako nema jedinstvenog slučaja klastera kod koga nema mešanja, sa slike možemo uočiti da količina životnih poena kod pokemona dosta utiče na njegovu ukupnu jačinu.

5 Klasifikacija

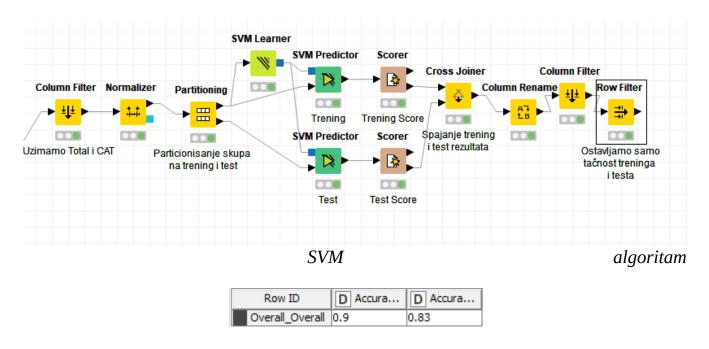
Klasifikaciju smo uradili na 2 različita pristupa. Prvo smo želeli da na osnovu ukupne jačine odredimo da li pokemon ima iznad ili ispod prosečnog broja životnih poena, a druga da na osnovu ukupne jačine pokemona odredimo koliko ja njegova jačina fizičkog napada i fizičke odbrane. U oba pokušaja smo najpre skup podataka podelili na dva dela, trening (70% podataka) i test skup (30% podataka). Ovo smo uradili koristeći čvor Partitioning.

5.1. Prva podela podataka po kategorijama

Prva podela podataka po kategorijama se odnosi na životne poene pokemona. Pokemoni sa brojem životnih poena iznad proseka su svrstavani u prvu a pokemoni ispod proseka u drugu grupu.

Nad ovim skupom je većina klasifikacija pokazala preciznost veću od 80%.

Klasifikaciju smo izvršili algoritmom SVM, naivnim Bajersovim algoritmom, algoritmom K najbližih suseda kao i pomoću stabla.

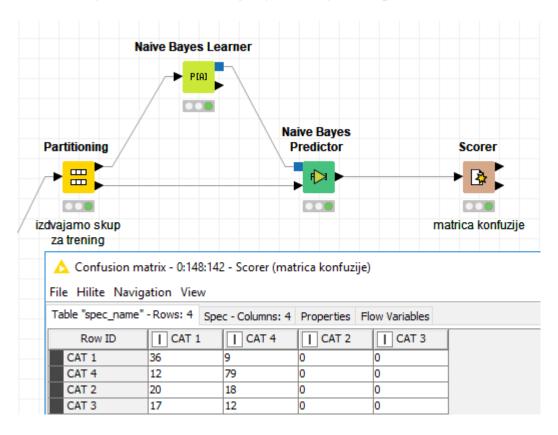


Klasifikacija algoritmom SVM

5.2 Druga podela po kategorijama

Prvo smo podelili pokemone u dve kategorije: iznad prosečne jačine fizičkog napada i ispod prosečne jačine fizičkog napada, a zatim te dve kategorije podelili na jos dve: iznad prosečne jačine fizičke odbrane i ispod prosečne jačine fizičke odbrane. Klasifikaciju smo izvršili korišćenjem Stabla i naivnog Bajersovog algoritma.

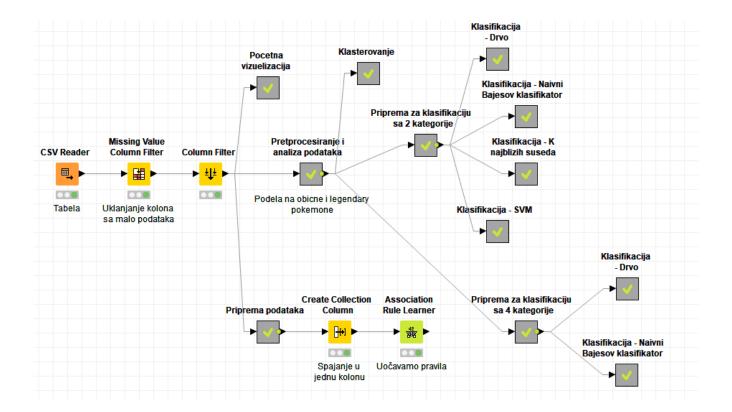
Rezultati klasifikacije sa ovakvim kategorijama su jako neprecizni.



Loša klasifikacija je nastala zbog toga sto pokemon koji ima slab fizički napada i slabu fizičku odbranu i obrnuto, pa su kategorije 2 i 3 ostale prazne. Bilo kakva klasifikacija koja ne uključuje životne poene pokemona bi dala loše rezultate jer pokemon koji ima visoke fizičke atrubute ima slabe magične atribute i obrnuto.

6 Zaključak

U ovom projektu koristili smo mnogobrojne metode za klasifikovanje i dve za klasterovanje, kao i različite načine pristupe podacima. Sa sigurnosću možemo da utvrdimo da su pokemoni koji su legendary ekstremno jaki i da na osnovu ukupne jačine nekog pokemona možmo sa tačnosću od najmanje 80% da utvrdimo da li je broj njegovih životnih poena iznad ili ispod proseka.



Slika celog projekta