

# Intelligentni sistemi, 1. seminarska naloga

Matic Bernik in Robert Tovornik

6. december 2016

## 1 Uvod

Namen seminarske naloge je, da na podlagi podanih podatkov tekem NBA, zgradimo napovedni model, ga preverimo, ter z njim napovemo zmagovalca nove, prihodnje tekme, ter končno razliko točk v koših med ekipama.

## 2 Podatki

V okviru seminarske naloge, so nam bili podani podatki tekem v NBA za pretekli sezoni 2008/09 ter 2009/10. Ti se nahajajo v dveh datotekah:

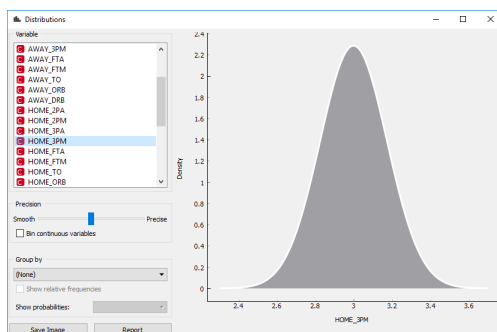
–nba0809.txt

–nba0910.txt

Skupaj obsegajo 2459 primerov, ter so opisani z 31 začetnimi atributi. Med podatki ni manjkajoči vrednosti (N/A).

## 3 Pregled podatkov

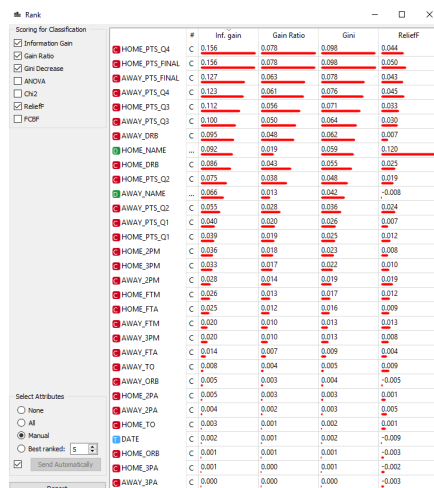
Ob začetku, sva pregledala razporeditev podanih podatkov, s pomočjo orodja ORANGE (razvit na FRI), ter ugotovila, da so podatki razporejeni normalno, kar je zaželeno ( razen podatkov o home in away team ).



Slika 1: Prikaz razporeditve posamezni podatkov v orodju Orange (distributions).

## 4 Iskanje napovednih atributov in ustvarjanje novih

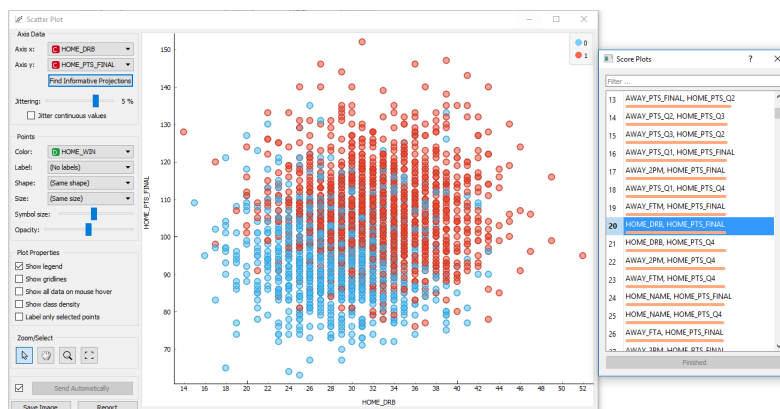
Da bi lažje določila pomembnost atributov, ki določajo rezultat tekme, sva uporabila orodje Orange, za izračun teže informacije, oziroma ocene koliko določen atribut doprinese h končni napovedi. Le-te sva izračunala z ocenami atributov: "Information gain", "Gain Ratio", "Gini" ter "ReliefF".



#	Attribute	Inf. gain	Gain Ratio	Gini	ReliefF
1	HOME_PTS_Q4	0.156	0.078	0.088	0.044
2	HOME_PTS_FINAL	0.156	0.078	0.088	0.050
3	AWAY_PTS_FINAL	0.127	0.061	0.078	0.043
4	AWAY_PTS_Q4	0.123	0.061	0.076	0.045
5	HOME_PTS_Q3	0.112	0.056	0.071	0.031
6	AWAY_PTS_Q3	0.100	0.050	0.064	0.030
7	AWAY_DRB	0.095	0.048	0.063	0.007
8	HOME_NAME	0.092	0.019	0.059	0.120
9	HOME_DRB	0.086	0.043	0.055	0.025
10	HOME_PTS_Q2	0.075	0.038	0.048	0.019
11	AWAY_NAME	0.064	0.013	0.042	-0.008
12	AWAY_PTS_Q2	0.054	0.035	0.056	0.024
13	AWAY_PTS_Q1	0.049	0.020	0.026	0.007
14	HOME_PTS_Q1	0.039	0.019	0.025	0.012
15	HOME_3PM	0.035	0.018	0.023	0.008
16	HOME_3PM	0.033	0.017	0.022	0.010
17	AWAY_3PM	0.028	0.014	0.019	0.019
18	HOME_FTM	0.026	0.013	0.017	0.012
19	HOME_FTA	0.025	0.012	0.016	0.009
20	AWAY_FTM	0.020	0.010	0.013	0.013
21	AWAY_3PM	0.013	0.010	0.010	0.008
22	AWAY_FTA	0.014	0.007	0.009	0.004
23	AWAY_TO	0.008	0.004	0.005	0.009
24	AWAY_DRB	0.005	0.003	0.004	-0.005
25	HOME_3PA	0.005	0.003	0.003	0.001
26	AWAY_3PA	0.004	0.002	0.003	0.005
27	HOME_TO	0.003	0.001	0.002	0.001
28	DATE	0.002	0.001	0.002	-0.009
29	HOME_DRB	0.001	0.001	0.001	-0.003
30	HOME_3PA	0.001	0.000	0.001	-0.002
31	AWAY_3PA	0.000	0.000	0.000	-0.003

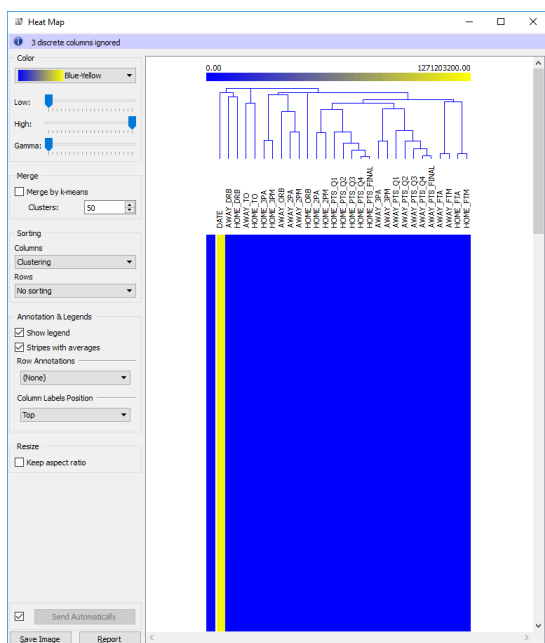
Slika 2: Ocena teže oziroma informacijskega doprinosa atributov k napovedi.

Presenetilo naju je, da poleg uspešnosti zadevanja koša, močno vplivajo tudi nekateri drugi atributi, med katerimi močno izstopa atribut "Defensive Rebounds". Po dodatnem testu, s funkcionalnostjo scatter plot, se je izkazalo, da močno nakazuje na končno število zadetih košev.

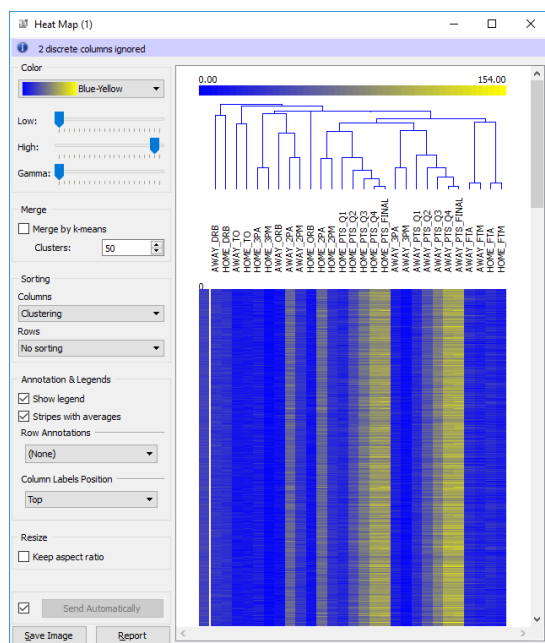


Slika 3: Scatter plot - relacija med "Defensive rebounds" in "Final points scored".

Ko sva ocenila informacijske lastnosti atributov, sva se lotila iskanja možnosti združevanja in prepoznavanja sorodnosti atributov. Za to sva uporabila funkcionalnost orodja Orange, HeatMap, ter hkrati clustering in opazila anomalijo, ki jo povzroča datum, ki tekme unikatno določa. Zato sva le-tega odstranila iz učnih podatkov, ter ponovno zagnala prepoznavanje.



Slika 4: Heatmap z datumom



Slika 5: Heatmap, datum odstranjen

Nato sva prišla s postopko združevanja atributov. Zaradi boljše verjetnosti kasnejšega napovedovanja, sva se odločila za pristop statističnega napovedovanja pričakovane vrednosti posameznega atributa, za vsako ekipo posebej, na podlagi vrednosti atributov v preteklosti odigranih tekem. Tako sva združila npr. za posamezne kategorije metov število metov in število uspešni v odstotek uspešnih metov, na podlagi števila prostih metov izračunala število prekrškov, ki jih je storila nasprotna ekipa (delitev z dva, kot je ponavadi število prostih metov za prekršek), ostale preproste attribute pa sva ocenila po pričakovani vrednosti.

## 5 Metode

### 5.1 Tesiranje

Da lahko ugotovimo natančnost in uspešnost naših atributov oziroma napovedni modelov, je potrebno testiranje. Osnovna metoda testiranja je delitev vseh podanih primerov na učno ter testno množico. Da zagotovimo optimalno oceno, morata ti dve množici biti povsem ločeni oziroma neodvisni.

Ker je narava podane naloge takšna, da je pogoj, da gradimo naše učne modele zgolj na podlagi podatkov tekem ki so se zgodile predhodno, je sicer izjemno učinkovit način k-kratnega prečnega preverjanja odpadel. Odločila sva, da je pametneje in nekako edino možno, da uporabimo delitev po razmerju 70 - 30 procentov, kjer so vsi primeri najprej primerno razvrščeni po datumu padajoče. Tako 70 procentov hkrati predstavlja prvih 70 procentov vseh primerov in 30 procentov zadnjih 30 procentov vseh primerov. Prav tako ni bil izveden običajen korak premešanja podatkov, prav z razlogom ohranitve časovnega zaporedja.

## 5.2 Klasifikacija

Prvi korak pri klasifikaciji je bil, da sva iz podatkov odstranila atribut "final score diferencial", ki je napovedni objekt regresije.

Da bi lahko ocenila, ali klasifikacija deluje primerno, ter ali so atributi primerno ustvajeni, sva najprej klasificirala po metodi prevladujočega razreda "Majority classifier". Rezultate tega, sva privzela kot spodnjo mejo, za ovržbo metod, ki bi dosegle rezultate pod le-to.

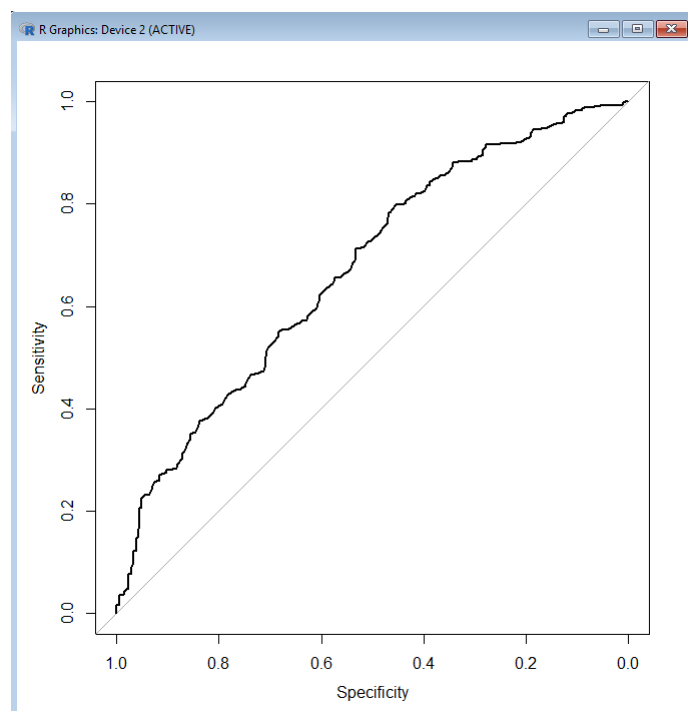
Sledila je klasifikacija po sledečih metodah, z doseženimi pripadajočimi rezultati. Ocenjevala sva natančnost klasifikacije, pripadajočo oceno Brier, občutljivost, specifičnost, ter izrisala ROC krivuljo.

Tabela 1: Metode klasifikacije ter pripadajoča uspešnost.

Metoda	Natančnost	Brier score	Sensitivity	Specificity	Ploščina pod krivuljo ROC
Majority	0.60132	-	-	-	-
DecTree	0.615176	0.524994	0.710280	0.483871	0.6121
kNN	0.649051	0.447209	0.803738	0.435484	0.6753
rPart	0.650407	0.456028	0.747664	0.516129	0.6685
RandForest	0.653117	0.443033	0.880841	0.338710	0.6728
SVM	0.658537	-	0.871495	0.364516	0.6728
NaiveBayes	0.665312	0.540539	0.775701	0.512903	0.7065

Ker NaiveBayes predpostavlja neodvisnost atributov, sva se ga odločila zanemarit. Š hitrim premislekom lahko ugotovimo da sta že met za 2 in 3 pike povezana. Če nekdo nebi znal metati za 2 pike in zadeti, bi posledično tudi za 3 pike metal slabo."

Zato sva izbrala kot najboljšo klasifikacijsko metodo kar SVM.



Slika 6: SVM pripadajoča ROC krivulja .

### 5.3 Regresija

Pri regresiji pa je bil prvi korak ravno obraten kot pri klasifikaciji, najprej sva odstranila atribut "Home win", saj je napovedni objekt klasifikacije.

Pri ocenjevanju regresije, sva uporabila vrsto ocen, na različnih modelih: MAE, RMAE, MSE ter RMSE, kot je razvidno iz sledeče tabele

Tabela 2: Metode klasifikacije ter pripadajoča uspešnost.

Metoda	MAE	RMAE	MSE	RMSE
RegTree	10.325824	0.964280	167.115254	0.939377
LinReg	10.372827	0.968670	167.086603	0.939216
NeuralNet	10.168043	0.949546	166.457396	0.935679
SVM	10.003695	0.934198	156.683559	0.880739
RandForests	9.905421	0.925021	155.271914	0.872804

Kot se izkaže, najboljše nad podanimi podatki deluje model "Random Forests".

## 6 Rezultati