Inteligentni sistemi, 1. seminarska naloga

Matic Bernik in Robert Tovornik

6. december 2016

1 Uvod

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

2 Podatki

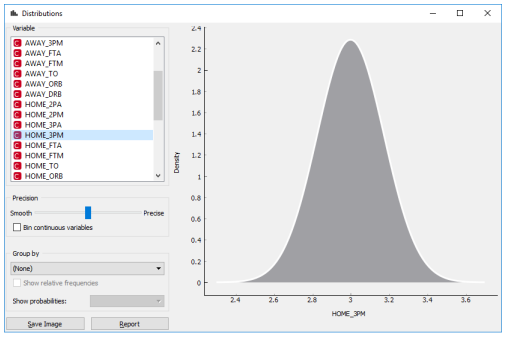
V okviru seminarske naloge, so nam bili podani podatki tekem v NBA za pretekli sezoni 2008/09 ter 2009/10. Ti se nahajajo v dveh datotekah:

–nba0809.txt
–nba0910.txt

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

3 Pregled podatkov

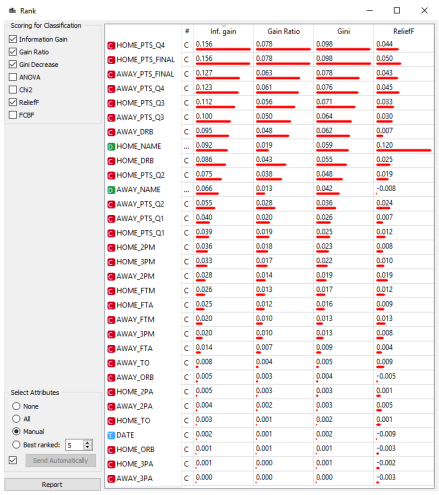
Ob zacetku, sva pregledala razporeditev podanih podatkov, s pomocjo orodja ORANGE (razvit na FRI), ter ugotovila, da so podatki razporejeni normalno, kar je zaželjeno (razen podatkov o home in away team).



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".

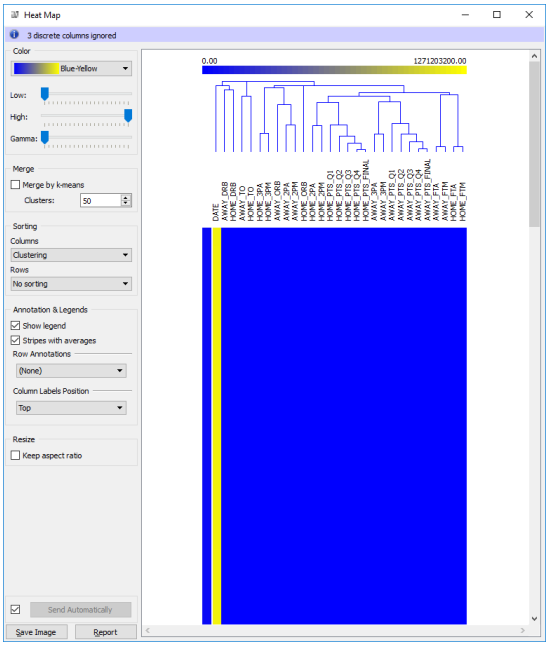


Slika 2: Ocena teže oziroma informacijskega doprinosa atributov k napovedi.

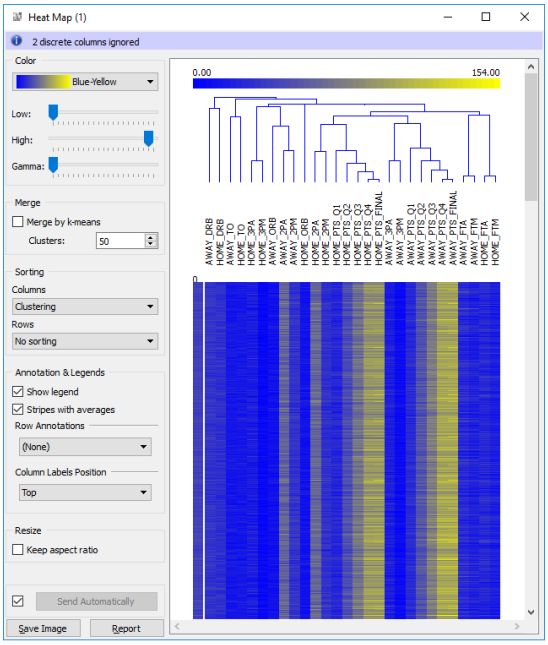
Presenetilo naju je, da poleg uspešnosti zadevanja koša, močno vplivajo tudi nekateri drugi atributi, med katerimi močno izstopa attribut "Defensive Rebounds". Po dodatnem testu, s funkcionalnostjo scatter plot, se je izkazalo, da močno nakazuje na končno število zadetih košev.

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 prišela 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 uspšeni 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 atribute pa sva ocenila po pričakovani vrednosti.

5 Metode

5.1 Testiranje

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 predohdno, 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.

Da bi zagotovila primernost delitve, sva jo tudi testirala z uporabo večinskega klasifikatorja nad učno ter nad testno množico. Rezultati so bili zadovoljivo blizu.

Tabela 1: Primerjava večinskega klasifikatorja nad splošno, učno ter testno množico.

Splošen klasifikator	Test nad učno množico	Test nad testno množico
0.601302	0.610691	0.579946

5.2 Klasifikacija

Prvi korak pri klasifikaciji je bil, da sva iz podatkov odstranila atribut "final score differencial", 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.

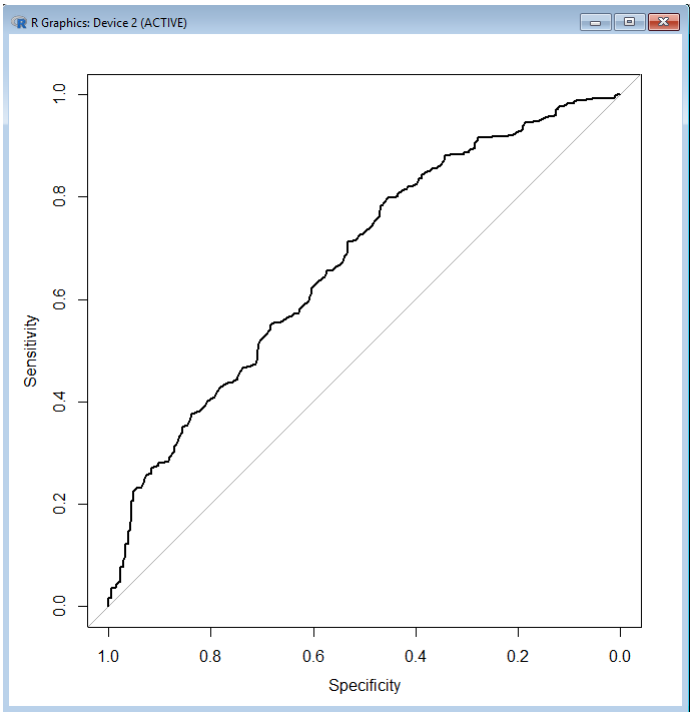
Sledila je klasifikacija po sledečih metodah, z doseženimi pripadajočimi rezultati. Ocenjevala sva natančnost klasfikacije, pripadajočo oceno Brier, obcutljivost, specificnost, ter izrisala ROC krivujlo.

Tabela 2: Metode klasifikacije ter pripadajoča uspešnost.

Metoda	Natančnost	Brier score	Sensitivity	Specificity	Ploščina pod krivuljo ROC
Majority	0.601302	-	-	-	-
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
Q2 - spremembe					
DecTree	0.612466	0.551575	0.764019	0.403226	0.6226
RandForest	0.639566	0.446379	0.873832	0.316129	0.6655
kNN	0.644986	0.445738	0.801402	0.429032	0.6671
SVM	0.651762	-	0.866822	0.354839	-
NaiveBayes	0.658537	0.540635	0.768692	0.506452	0.7059
Q3 - spremembe					
DecTree	0.631821	0.525576	0.696262	0.500000	0.6026
RandForest	0.638211	0.443600	0.862150	0.329032	0.6703
kNN	0.650407	0.445488	0.813084	0.425806	0.6781
SVM	0.651762	-	0.864486	0.358065	-
NaiveBayes	0.663957	0.540805	0.773364	0.512903	0.7057

Ker NaiveBayes predpostavlja neodvisnost atributov, sva se ga odlocila 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 3: Metode regresije 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
Q2 - sprememba				
NeuralNet	10.310324	0.962833	168.892140	0.949365
LinReg	10.372770	0.968664	167.104486	0.939316
SVM	10.041344	0.937714	158.245159	0.889517
RandForests	9.802771	0.915435	153.416885	0.862377
Q3 - sprememba				
LinReg	10.398817	0.971097	167.889116	0.943727
NeuralNet	10.070732	0.940458	160.490729	0.902140
SVM	10.038235	0.937424	158.002436	0.888153
RandForests	9.953541	0.929515	157.265529	0.884010

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