Univerza v Ljubljani
Fakulteta za računalništvo in informatiko

Seminarska naloga iz strojnega učenja
Umetna Inteligenca

Nejc Vrčon Zupan (63200327)

Luka Šveigl (63200301)

Vsebina

1. Uvod

Za seminarsko nalogo iz strojnega učenja je bilo potrebno iz podanih množic (učne in testne) oblikovati modele, ki napovedujejo porabo električne energije in namembnost stavbe.

Začela sva z branjem in čiščenjem podatkovnih množic. Spreminjala sva tipe določenih stolpcev v podatkovnih okvirjih in jih uredila po številki stavbe in datumu merjenja porabe, naraščajoče.

2. Dodajanje atributov

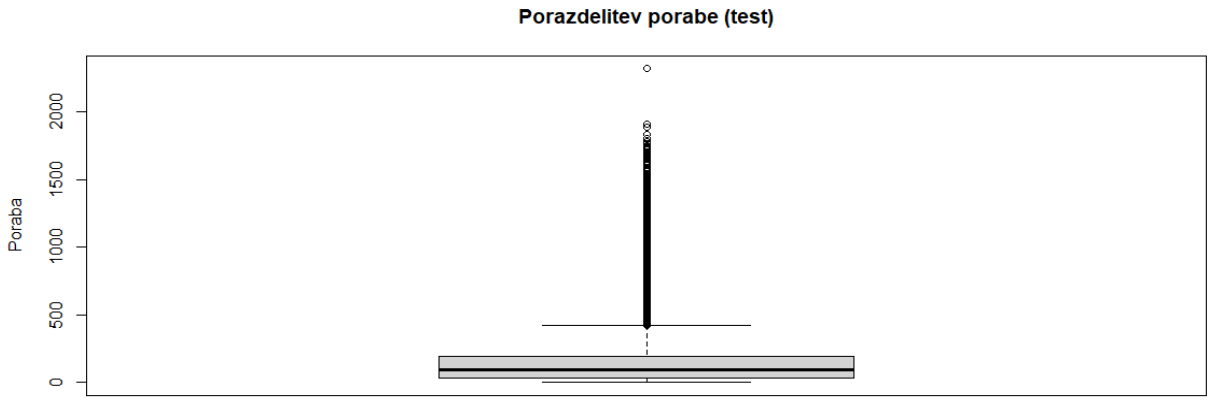
Pri dodajanju atributov sva pazljivo premislila o njihovi smiselnosti oz. odvisnosti od porabe energije. Cilj dodajanja atributov je bil izoblikovati čim bolj natančen model. Leto sva razbila na četrtletja / letne čase, teden pa na delovne dni in vikend. Prav tako sva dodala atribut povprečne porabe električne energije prejšnjega tedna. Atribute sva dodala v oba podatkovna okvirja (učni in testni). Ker so algoritmi precenili atribute stavba in datum sva se odločila, da jih bova odstranila iz obeh podatkovnih okvirjev.

V podatkovnih okvirijih sva imela naslednje atribute:

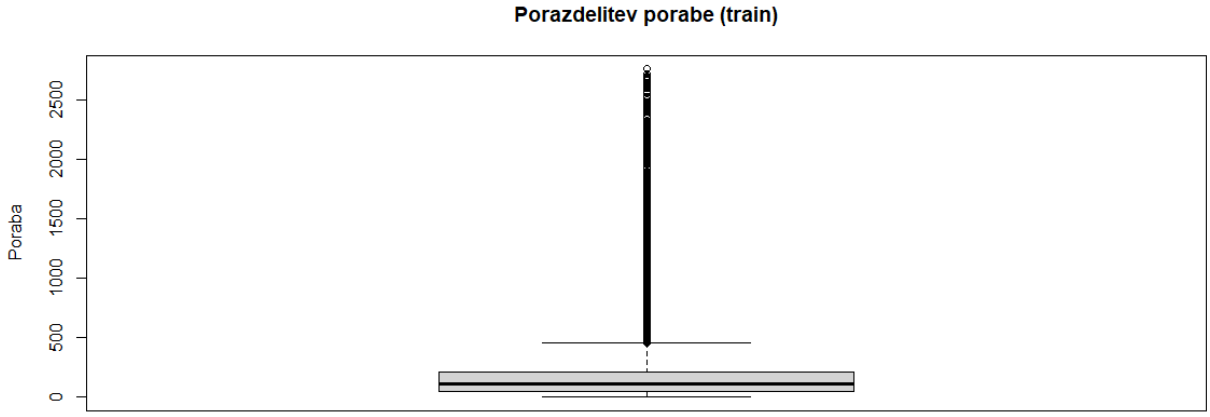
- regija
- namembnost
- povrsina
- leto_izgradnje
- temp_zraka
- temp_rosisca
- oblacnost
- padavine
- pritisk
- smer_vetra
- hitrost_vetra
- poraba
- *letni_cas*
- *vikend*
- *poraba_prteden*

3. Vizualizacija podatkov

Prva grafa prikazujeta porazdelitev atributa porabe. Večina vrednosti je strnjenih med 0-250, vendar imamo tudi velika odstopanja. Opazimo lahko, da poraba ni normalno porazdeljena.

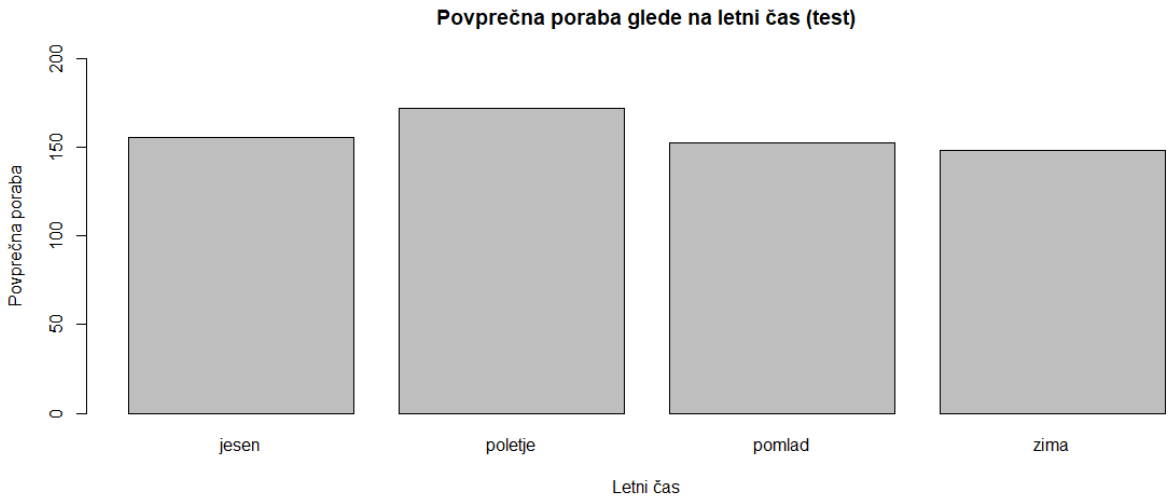


Slika 1: Porazdelitev porabe (test)

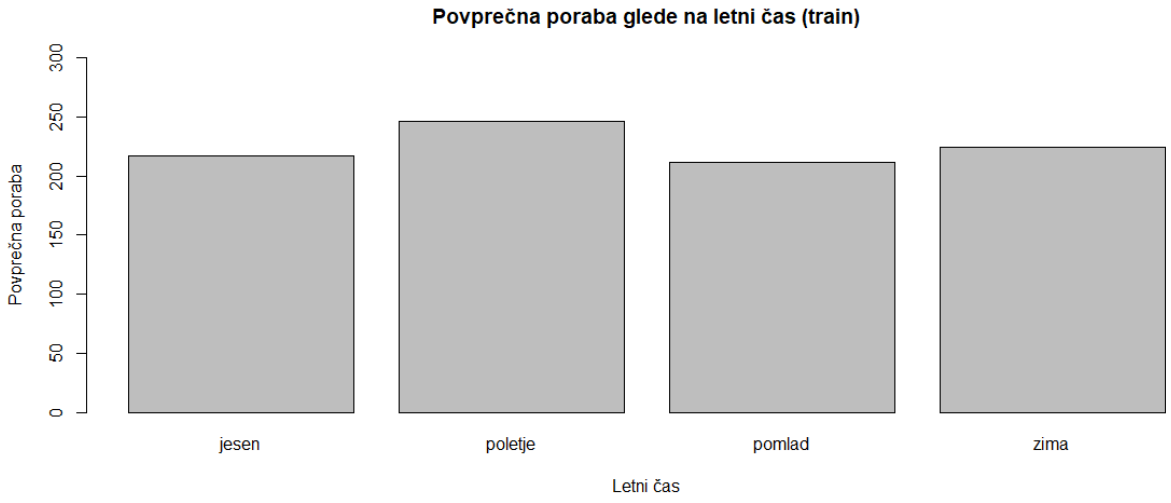


Slika 2: Porazdelitev porabe (train)

Naslednja dva grafa prikazujeta povprečno porabo glede na letni čas. Opazimo, da je poraba električne enrgije največja v poletnem letnem času. Sklepava, da se poraba poveča zaradi potrebe hlajenja prostorov.

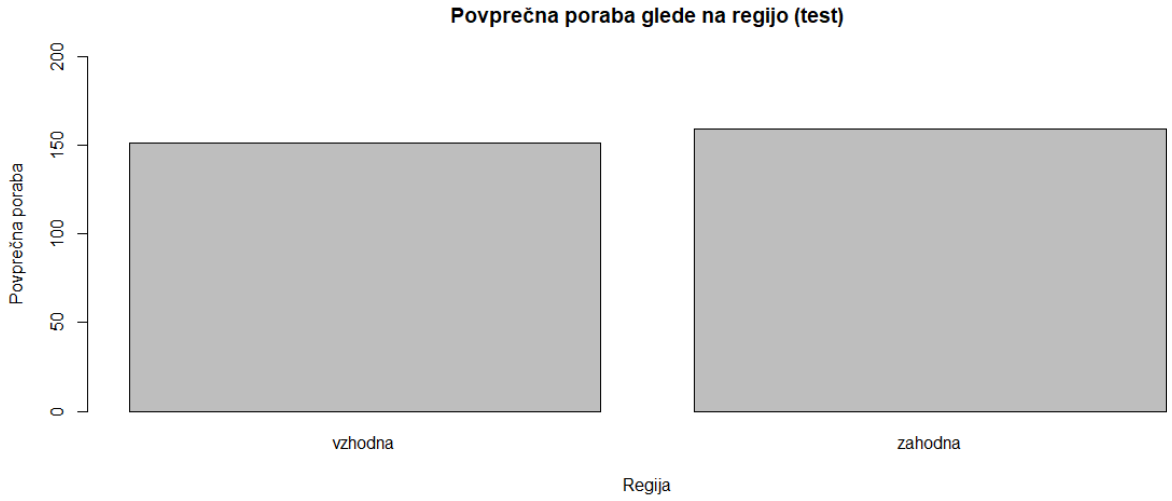


Slika 3: Povprečna poraba glede na letni čas (test)

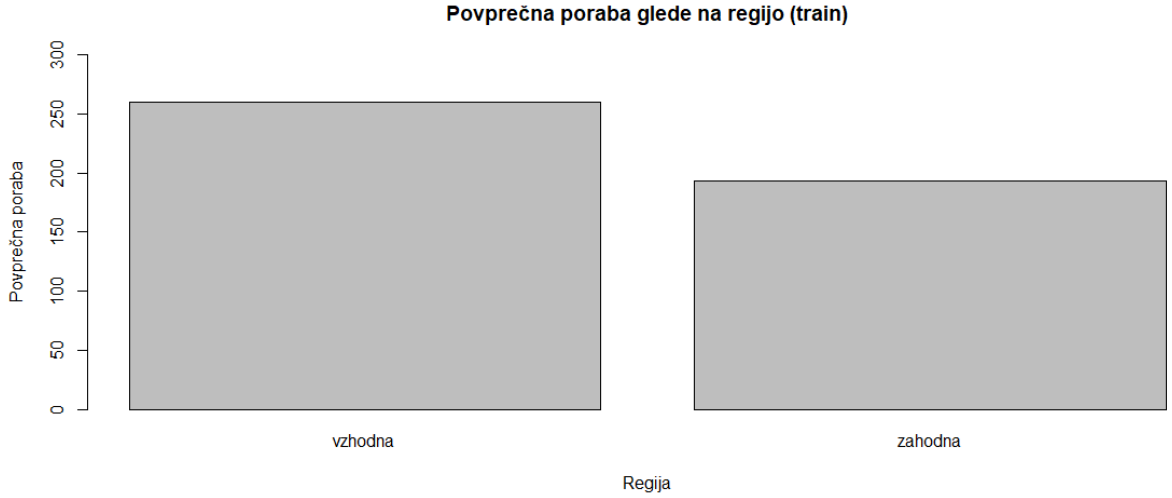


Slika 4: Povprečna poraba glede na letni čas (train)

Naslednja dva grafa prikazujeta povprečno porabo glede na regijo. Opazimo, da se regiji z največjo povprečno porabo obrneta v test in train podatkovnih okvirjih.

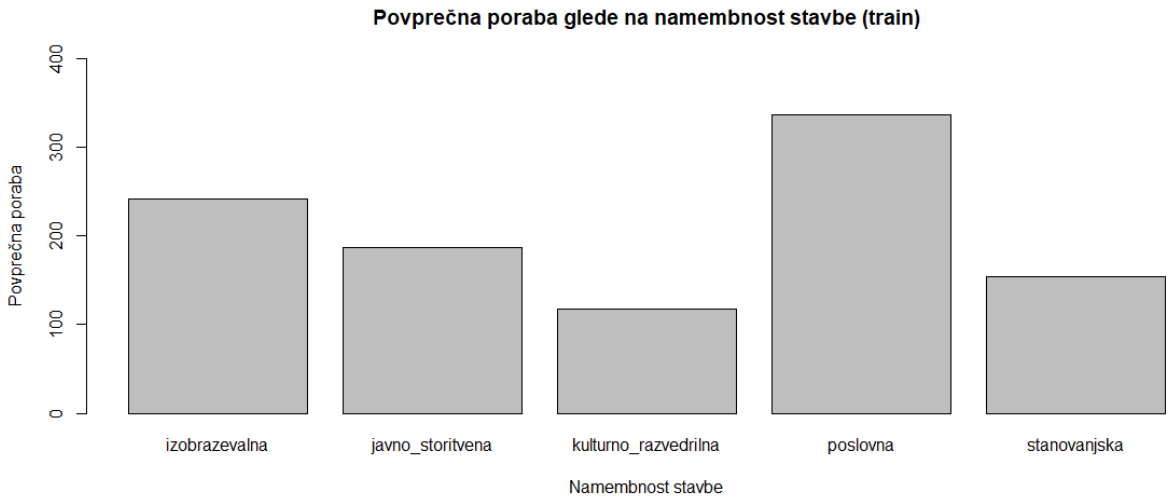


Slika 5: Povprečna poraba glede na regijo (test)

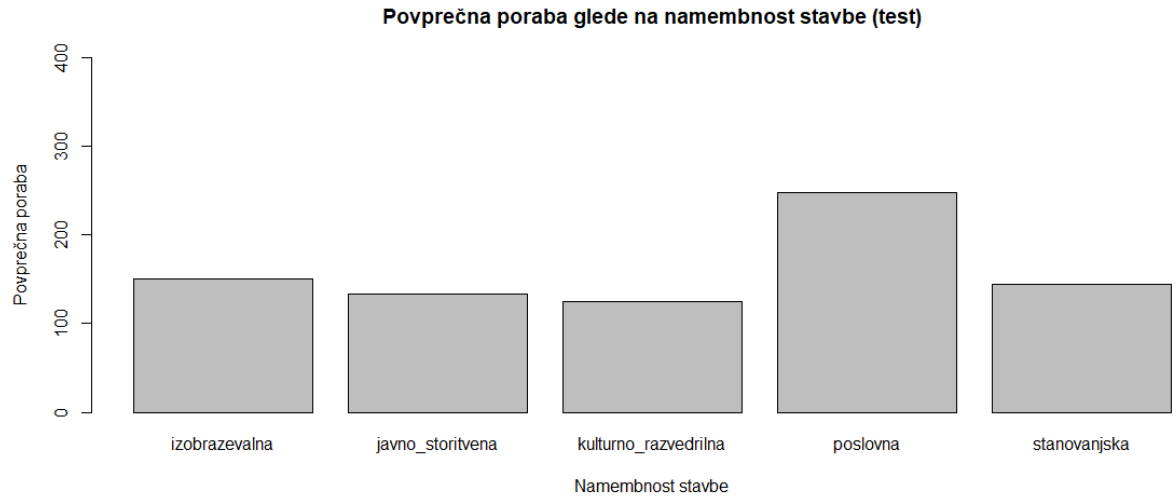


Slika 6: Povprečna poraba glede na regijo (train)

Naslednja dva grafa prikazujeta povprečno porabo glede na namebnost stavbe. Opazimo, da poslovne stavbe v povprečju porabijo največ električne energije. Sklepava, da imajo poslovne stavbe večje število porabnikov električne energije, prav tako pa uporabljajo večje sisteme, ki imajo seveda večjo porabo.

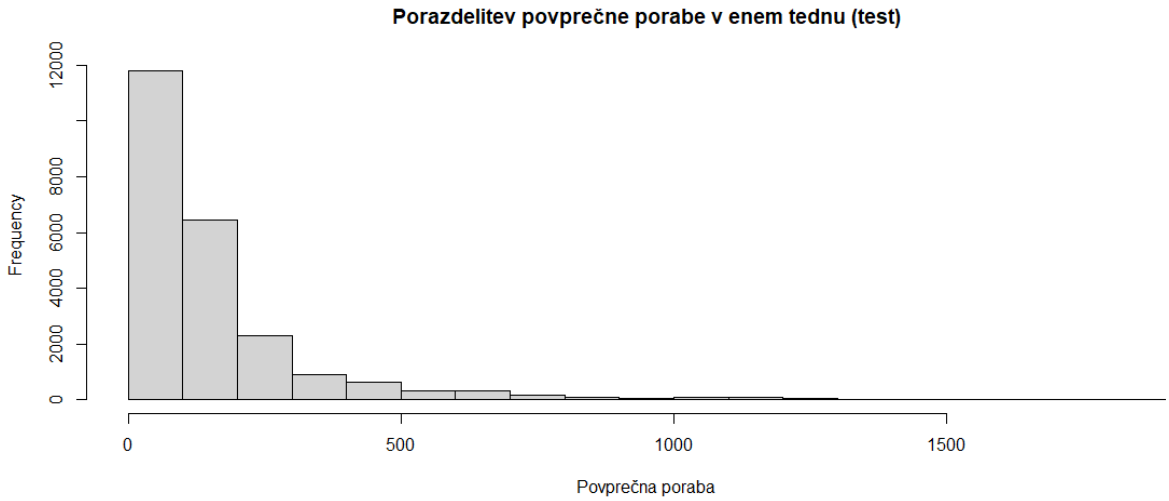


Slika 7: Povprečna poraba glede na namembnost stavbe (train)

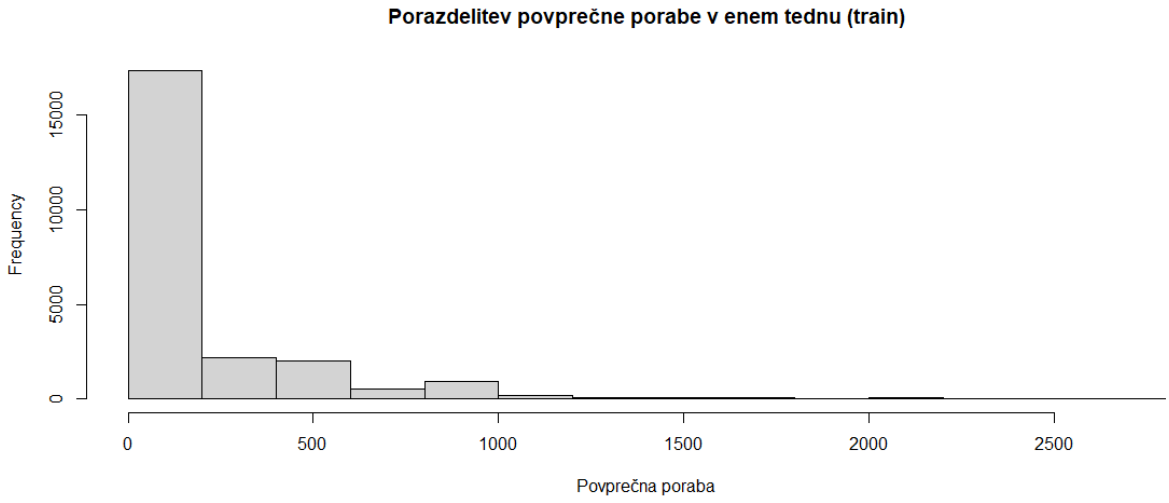


Slika 8: Povprečna poraba glede na namembnost stavbe (test)

Naslednja dva grafa prikazujeta porazdelitev povprečne porabe v enem tednu. Opaziva, da poraba ni normalno porazdeljena.



Slika 9: Porazdelitev povprečne porabe v enem tednu (test)



Slika 10: Porazdelitev povprečne porabe v enem tednu (train)

4. Ocenjevanje atributov

Atribute sva pri klasifikaciji ocenila z klasifikacijskimi kratkovidnimi metodami (informacijski prispevek, gini, princip najkrajšega opisa), klasifikacijskimi nekratkovidnimi metodami (relief, relifF), pri regresiji pa z metodami MSE, ReliefFwithMSE in reliefF.

Najboljši atributi klasifikacijskih kratkovidnih metod so bili:

- **Informacijski prispevek**: povrsina, regija, leto_izgradnje, temp_zraka, poraba_prteden
- **Gini**: povrsina, leto_izgradnje, regija, poraba_prteden, poraba
- **MD**L: povrsina, regija, leto_izgradnje, temp_zraka, poraba_prteden

Najboljši atributi klasifikacijskih nekratkovidnih metod so bili:

- **Relief**: poraba_prteden, poraba, povrsina, leto_izgradnje
- **ReliefF**: leto_izgradnje, povrsina, poraba_prteden, regija, poraba

Najboljši atributi regresijskih metod so bili:

- **MSE**: poraba_prteden, povrsina
- **ReliefF**: poraba_prteden, povrsina, leto_izgradnje
- **ReliefFwithMSE**: poraba_prteden, povrsina, leto_izgradnje

5. Modeliranje in evalvacija modelov

5.1 Klasifikacijsko modeliranje

Preizkusila sva naslednje modele:

- **Naivni bayesov model**
- **Model k-najbližjih sosedov (5, 10, 20)**
- **Odločitveno drevo**

Pri vsakem modelu sva uporabila različne podmnožice atributov:

- **Vsi atributi**
- **Gini**
- **Informacijski prispevek**
- **MDL**
- **Relief**
- **ReliefF**

Najboljši trije modeli so bili:

- **Odločitveno drevo z podmnožico ReliefF:** 0,5587303

- **Naivni bayesov model z podmnožico Relief**: 0,5385538

- **Model k-najbližjih sosedov(20) z podmnožico MDL**: 0,5285727

5.2 Regresijsko modeliranje

Preizkusila sva naslednje modele:

- **Linearni**
- **Model k-najbližjih sosedov (5, 10, 20)**
- **Regresijsko drevo**

Pri vsakem modelu sva uporabila različne podmnožice atributov:

- **Vsi atributi**
- **MSE**
- **ReliefFwithMSE**
- **ReliefF**

Najboljši trije modeli po Rmae so bili:

	Mae	Rmae	Mse	Rmse
Model k-najbližjih sosedov(20) z podmnožico vseh atributov	20.00806583	0.1222320	2520.26675275	0.05441129
Model k-najbližjih sosedov(20) z podmnožico MSE	20.00806583	0.1222320	2520.26675275	0.05441129
Model k-najbližjih sosedov(20) z podmnožico reliefF	20.00870636	0.1222359	2520.11978825	0.05440811

5.3 Primerjava uspešnosti modelov na podatkih ene regije

5.3.1 Odločitveno drevo

Model odločitvenega drevesa je bil veliko bolj natančen pri napovedovanju podatkov iz vzhodne regije, pri zahodni pa opazimo poslabšanje (v primerjavi z obemi regijami).

Dobljeni rezultati:

- **Zahodna regija:** 0,3831382
- **Vzhodna regija:** 0,7036904
- **Obe regije:** 0,4966555

5.3.2 Linearna regresija

Model linearne regresije je bolj natančen, če uporabimo učne podatke ene regije (po Rmae).

Dobljeni rezultati:

	Mae	Rmae	Mse	Rmse
Linearna regresija zahodna regija	13.24988190	0.09557767	604.20811081	0.02208052
Linearna regresija vzhodna regija	31.86758990	0.12195228	4495.65785619	0.06647863
Linearna regresija obe regije	21.45662657	0.13439253	2348.56817708	0.05210445

5.4 Kombiniranje modelov strojnega učenja

Uporabila sva metode glasovanja, uteženega glasovanja in bagginga. Kombinirala sva modele odločitevenega drevesa, naivnega bayesa in Model k-najbližjih sosedov(5) nad vsemi atributi. Primerjala sva klasifikacijo natančnost in pridobila naslednje rezultate:

- **Glasovanje**: 0,5200908
- **Uteženo glasovanje:** 0,5336703
- **Bagging**: 0,4582762
- **Odločitveno drevo:** 0,4282042
- **Naivni Bayes**: 0,4205363
- **Model k-najbljižjih sosedov(5):** 0,4210504

Ugotovila sva, da so bili vsi kombinirani modeli bolj natančni, najbolj natančen je bil model uteženega glasovanja.

5.5 Kronologija podatkov

Združila sva podatkovna okvirja učne in testne množice, nato sva pridobljeni podatkovni okvir razdelila na 12 podmnožic (meseci).

Pri klasifikacijskih modelih sva prišla do naslednjih rezultatov:

Mesec	Odločitveno drevo	Naivni Bayes	KNN (5)
1	0.8965650	0.5417386	0.8401458
2	0.8770858	0.5064630	0.8470035
3	0.8910066	0.4407385	0.8228112
4	0.8768015	0.3491399	0.8335658
5	0.8601089	0.4404357	0.8631722
6	0.8554386	0.4750877	0.8449123
7	0.8744681	0.5332447	0.8268617
8	0.9168901	0.5031278	0.8745904
9	0.8986702	0.5345745	0.8505319
10	0.8946228	0.5647036	0.8652748
11	0.8835320	0.5763814	0.8618635

Kot najbolj natančen model se je izkazalo odločitveno drevo.

Pri regresijskem modeliranju sva prišla do naslednjih rezultatov:

Mesec	Model	Mae	Rmae	Mse	Rmse
1	Linearna regresija	31.27241597	0.17649933	3161.47496448	0.03699561
1	Regresijsko drevo	21.29896204	0.12020985	2642.71444635	0.03092507
2	Linearna regresija	22.30152945	0.13540926	2244.49353435	0.03089751
2	Regresijsko drevo	22.07171184	0.13401387	5855.07402861	0.08060047
3	Linearna regresija	20.82230011	0.14059943	1844.33650421	0.03425722
3	Regresijsko drevo	18.60185300	0.12560620	1857.17517905	0.03449569
4	Linearna regresija	20.16057971	0.14178468	1606.88158965	0.03343478
4	Regresijsko drevo	18.38597445	0.12930429	1838.66831745	0.03825763
5	Linearna regresija	21.49794477	0.12921831	1997.73285102	0.02701112
5	Regresijsko drevo	22.42745736	0.13480536	2400.40715597	0.03245564
6	Linearna regresija	21.75087419	0.12881310	3748.35290738	0.04878034
6	Regresijsko drevo	24.78260996	0.14676765	4890.43302802	0.06364316
7	Linearna regresija	25.26823454	0.13535351	3481.01668470	0.03689755
7	Regresijsko drevo	24.59801535	0.13176337	3202.56020519	0.03394601
8	Linearna regresija	22.66511510	0.12975091	2619.09031982	0.03319773
8	Regresijsko drevo	21.62831732	0.12381556	2623.85378862	0.03325811
9	Linearna regresija	28.53753488	0.17770012	4642.64374935	0.06714919
9	Regresijsko drevo	27.43312936	0.17082310	5052.80887028	0.07308164
10	Linearna regresija	27.81818899	0.19584288	2414.14002847	0.04809237
10	Regresijsko drevo	25.44448427	0.17913176	3519.30357900	0.07010847
11	Linearna regresija	23.0853486	0.1579900	2995.4860729	0.0491382
11	Regresijsko drevo	23.82578789	0.16305734	4211.79760124	0.06909067

Kot najbolj natančen model se je v večini primerov izkazalo Regresijsko drevo. V zadnjem primeru pa je bila najboljša linearna regresija.

6. Zaključek

Ugotovila sva, da ko sva iz podatkovnih množic odstranila nekaj atributov, sva dobila boljše rezultate pri klasifikacijskih in regresijskih modelih. Prav tako sva ugotovila, da je modeliranje dobrih modelov izredno zahtevno in časovno potratno.