

Projektna naloga pri Statistiki

Jimmy Zakeršnik

17.7.2022

Povzetek

V tej nalogi pri predmetu Statistika, so obravnavane tri naloge, vsaka v svojem lastnem poglavju. V prvem poglavju se obravnava dohodke družin mesta Kibergrad s pomočjo enostavnega slučajnega vzorčenja, škatel z brki ter analize s tipom družine pojasnjene variance dohodka. V drugem poglavju se s pomočjo Rayleighove porazdelitve $Rayleigh(\theta)$ obravnavajo izmerjene dolžine kromatina. Za parameter θ se določita cenilki po metodi največjega verjetja ter po metodi momentov. Obe cenilki sta tudi primerjani glede na asimptotsko MSE in nepristranskost, nato pa se tudi izračuna njuno numerično vrednost na podlagi priloženih podatkov in primerja prileganje pripadajočih verjetij s histogrami podatkov. V zadnjem poglavju, se obravnavata regresijska modela A ter B . Model A je zavrnjen znotraj B pri stopnji tveganja 0,05, sprejet pa pri stopnji tveganja 0,01. S pomočjo Akaikejeve informacije se pokaže, da je model B bolj optimalen za obravnavo povprečnih mesečnih temperatur, kot pa model A .

Kazalo

1	Kibergrad	5
1.1	Primerjava dohodkov med tipi družin prvega vzorca	5
1.2	Primerjava dohodkov družin tipa 1 v petih vzorcih	7
1.3	S tipom pojasnjena varianca populacije	9
2	Slučajni sprehod	10
2.1	Cenilka za θ po metodi največjega verjetja	11
2.2	Cenilka za θ po metodi momentov	12
2.3	Asimptotični <i>MSE</i> cenilk	12
2.3.1	MSE cenilke po metodi največjega verjetja	13
2.3.2	MSE cenilke po metodi momentov	14
2.4	Ševilska ocena prve cenilke	14
2.5	Številsko ocena druge cenilke	17
2.6	Histogram meritev in grafi gostot cenilk	19
3	Temperature	21
3.1	Preizkus modela <i>A</i> znotraj modela <i>B</i>	21
3.1.1	Cenilki β in $\hat{\beta}$ po Metodi najmanjših kvadratov	23
3.1.2	Residuali in RSS obeh modelov	23
3.1.3	Preizkus modela <i>A</i> v <i>B</i> s stopnjama tveganja 0,01 in 0,05	23
3.2	Akaikejeva informacija modelov	24

Slike

1	Vzporedno narisane škatle z brki tipov družin 1, 2 in 3	6
2	Vzporedno narisane škatle z brki družin tipa 1 po vzorcih	7
3	Popravljen vzporedno narisane škatle z brki družin tipa 1 po vzorcih	8
4	Primerjalni kvartilni grafikon dohodkov družin tipa 1 v vzorcu 1	9
5	Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi največjega verjetja, v prvem poskusu	15
6	Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi največjega verjetja, v drugem poskusu	15
7	Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi največjega verjetja, v tretjem poskusu	16
8	Verjetja za vse ocene cenilke θ , pridobljene po metodi največjega verjetja	16
9	Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi momentov, v prvem poskusu	17
10	Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi momentov, v drugem poskusu	18
11	Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi momentov, v tretjem poskusu	18
12	Verjetja za vse ocene cenilke θ , pridobljene po metodi momentov	19
13	Histogram meritev v prvem poskusu skupaj z gostotama za pripadajoči cenilki.	19

14	Histogram meritev v drugem poskusu skupaj z gostotama za pripadajoči cenilki.	20
15	Histogram meritev v tretjem poskusu skupaj z gostotama za pripadajoči cenilki.	20
16	Razpršen graf povprečnih mesečnih temperatur glede na mesec. .	21
17	Primerjava prileganja modelov A in B s podatki iz <i>Temp_LJ.csv</i>	24

Tabele

1	Tabela vrednosti, ki so potrebne za risanje škatel z brki za vsak tip družine	5
2	Povprečne vrednosti in standardni odkloni dohodkov po tipih . .	5
3	Interkvartilni razmiki dohodkov po tipih	6
4	Ekstremiti, kvartili, povprečja, standardni odkloni in interkvartilni razmiki dohodkov družin tipa 1 po vzorcih	8
5	Populacijska, s tipi pojasnjena in nepojasnjena varianca	10
6	Numerične vrednosti MNV cenilke in standardne napake po eksperimentih	14
7	Numerične vrednosti cenilke pridobljene po metodi momentov in standardne napake po eksperimentih	17
8	Tabela vrednosti RSS za modela A in B	23
9	Tabela vrednosti $F_{Fisher(9,407)}^{-1}(1 - \alpha)$ za modela $\alpha = 0,01$ in $\alpha = 0,05$	24
10	Tabela vrednosti AIC modelov A in B	24

1 Kibergrad

Priložena datoteka *Kibergrad.csv*, ki vsebuje podatke o dani populaciji (prebivalci mesta Kibergrad), je bila odprta v programu LibreOffice Calc. S pomočjo vgrajenega orodja so nato, bili zbrani vzorci velikosti 500 po postopku enostavnega vzorčenja. V priloženi datoteki *Kibergradwork.ods* so na prvi strani izpisani vsi podatki ter vseh pet pridobljenih vzorcev, na drugi strani je posebej obravnavan prvi vzorec v smislu kvartilov in ekstremnih vrednosti, na tretji strani pa se na enak način obravnavajo vsi vzorci glede na dohodek družin tipa 1. Obe primerjavi sta dodatno podprti s pomočjo škatel z brki in na koncu sta izračunani še s tipi pojasnjena varianca in nepojasnjena varianca dohodkov. Pri tem je v veliko pomoč programski jezik **R**.

1.1 Primerjava dohodkov med tipi družin prvega vzorca

Poglejmo si najprej prvi vzorec in primerjajmo dohodke družin glede na tip družine. Za pravilno delovanje vsake od skript, ki so omenjene v tej nalogi, je ključno to, da je delovno okolje pravilno nastavljeno na mapo *Podatki_in_skripte*. Za delovno okolje torej nastavimo to mapo ter odpremo in poženemo skripto *Kibergrad_a.R*, napisano v jeziku **R**. Ob pogonu se v konzoli izpišejo vrednosti o dohodku, ki so navedene v spodnji tabeli.

	Tip 1	Tip 2	Tip 3
Max	228727	181696	168926
Q3	55360	54859	57631
Med	32975	38883	33310
Q1	18700	22011	16071
Min	0	5184	0

Tabela 1: Tabela vrednosti, ki so potrebne za risanje škatel z brki za vsak tip družine

Istočasno skripta izriše vzporedne škatle z brki, kot lahko vidimo na spodnji sliki, s pomočjo katerih lahko grafično primerjamo dohodke družin različnih tipov.

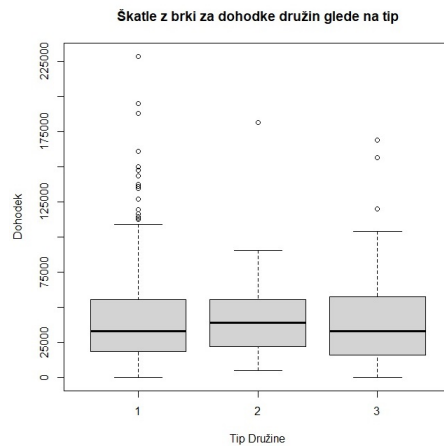
Škatle z brki nam ponudijo nekaj zanimivih ugotovitev. V minimalnih dohodkih ni velikih odstopanj, razen pri tipu 2, ki ima za razliko od ostalih pozitiven minimalen dohodek. Če ignoriramo ostale vzorce in tem rezultatom naivno verjamemo, so enostarševske družine z očetom (torej družine tipa 2) relativno bolj premožne od ostalih tipov. To domnevo podpira tudi opazka, da je povprečna vrednost tipa 2 višja kot povprečni vrednosti ostalih dveh tipov, kar lahko preberemo iz izpisa na konzoli.

Vrednosti so hkrati tudi dostopne v spodnji tabeli.

Tip	1	2	3
Povprečje	41655	46301	39931
SD	32974,23	39500,3	31069,71

Tabela 2: Povprečne vrednosti in standardni odkloni dohodkov po tipih

Če ne bi imeli že izračunanih povprečij, bi lahko še vedno sklepali o njihovih velikostih s pomočjo škatel z brki. Opazimo namreč, da se prvi kvartili nahajajo



Slika 1: *Vzporedno narisane škatle z brki tipov družin 1, 2 in 3*

na približno enaki višini z maksimalno razliko v okolici 6000 v prid družinam tipa 2, kar velja tudi za mediane. Šele pri tretjem kvartilu ostala dva tipa premagata tip 2, a tudi tu je največja razlika v rangi 4000. V tem primeru tipu 2 pomaga to, da ima izmed vseh tipov družin najmanjšo razdaljo med tretjim kvartilom in mediano, kar pomeni, da so vrednosti, ki pripadajo temu intervalu, bolj gosto porazdeljene.

Višje povprečje dohodka družin tipa 2 ni edino, kar izstopa pri škatlah z brki. Družine tipa 1 izstopajo v tem, da imajo, v primerjavi z ostalimi tipi, veliko število osamelcev (torej tistih vrednosti, ki so na sliki označene s krogi izven škatel).

Družine tipa 3 se odlikujejo po tem, da imajo najširši interkvartilni razmik. Za lažji pregled in primerjavo, so vsi interkvartilni razmiki navedeni v konzoli (po pogonu skripte) ter v tabeli spodaj:

Tip	1	2	3
IQR	36660	32848	41560

Tabela 3: *Interkvartilni razmiki dohodkov po tipih*

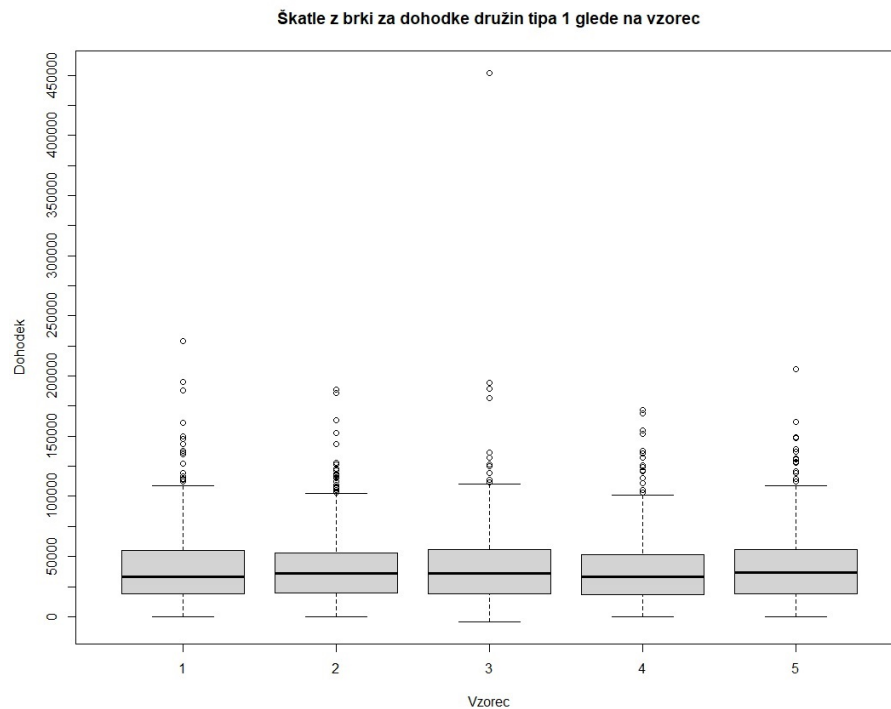
Družine tipa 2 so torej v povprečju bolj premožne od družin ostalih tipov in družine tipa 3 so v povprečju najmanj premožne. Vrednosti družin tipa 3 so hkrati tudi najbolj razpršene v »srednji polovici«, kar nam pove velikost interkvartilnega razmika. Družine tipa 1 se v obeh primerih nahajajo v sredini med družinami tipa 2 in 3. Hkrati imajo tudi razmeroma več osamelcev od ostalih tipov. V vsakem primeru nam rezultati namigujejo, da obstaja povezava med tipom družine in njenim dohodkom.

1.2 Primerjava dohodkov družin tipa 1 v petih vzorcih

Da nadaljujemo analizo podatkov si oglejmo porazdelitev dohodkov družin nekega tipa preko 5 neodvisno izbranih vzorcev. Pri tem za prvega vzamemo kar vzorec, ki smo ga obravnavali v prejšnjem podpoglavju, ostale štiri pa pridobimo s pomočjo orodij v LibreOffice Calc. Vsi vzorci so posebej shranjeni v lastni datoteki tipa *.csv* z imeni tipa *KibergradVzorec#.csv*.

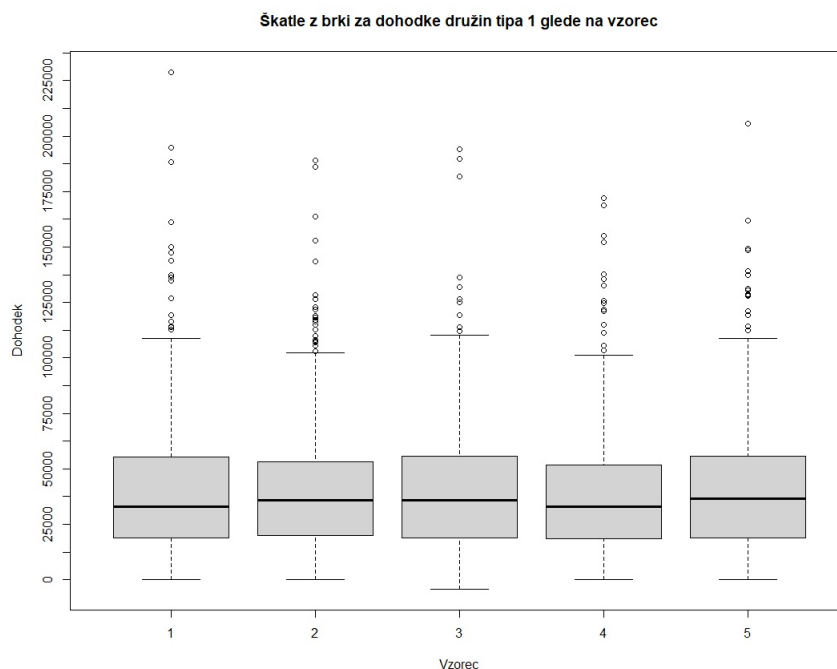
Da izrišemo škatle z brki, s pomočjo katerih bomo primerjali dohodke preko vzorcev, poženemo skripto *Kibergrad_b.R*. V njej najprej naložimo vzorce, nato vsakemu vzorcu dodamo stolpec vrednosti, ki nam pove kateremu vzorcu pripada dan podatek. Torej vzorcu 1 dodamo stolpec samih enk, vzorcu 2 stolpec samih dvojok itd. Te tabele nato združimo v eno samo tabelo, iz nje prefiltriramo družine vseh tipov razen 1 in nato s pomočjo te nove tabele po enakem postopku kot v prejšnjem podpoglavju primerjamo dohodke družin glede na vzorec.

Dobljene škatle z brki so prikazane spodaj.



Slika 2: Vzporedno narisane škatle z brki družin tipa 1 po vzorcih

Takoj opazimo, da je prikazan graf razpotegnjen, v glavnem na račun enega osamelca iz tretjega vzorca. Da dobimo bolj pregleden graf, odstranimo vse vrednosti, ki so večje od 250000 (v resnici je taka zgolj ena). Škatle z brki, ki jih dobimo po tem popravku in so prikazane spodaj, skripta samostojno izriše.



Slika 3: Popravljenе vzporedno narisane škatle z brki družin tipa 1 po vzorcih

Ker smo pri »popravku« zanemarili zgolj eno vrednost, nam to bistveno ne pokvari primerjave. Izoliran osamelec bi lahko na našo obravnavo vplival kvečjemu negativno. Zato bomo pri izračunu povprečja za vsak vzorec uporabili tabelo, ki tega osamelca ne vsebuje.

Vrednosti (kvartili, povprečja, maksimalna in minimalna vrednost, IQR), ki jih skripta izpiše v konzolo, so prikazane v spodnji tabeli:

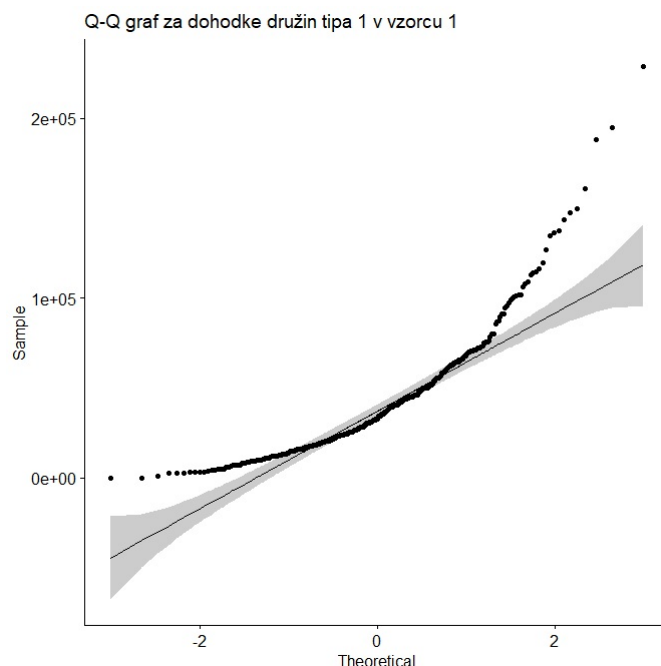
	Vzorec 1	Vzorec 2	Vzorec 3	Vzorec 4	Vzorec 5
Max	228727	188899	194230	171999	205712
Q3	55360	53121	55700	51700	55863
Med	32975	36000	35850	33006	36527
Q1	18700	20008	18800	18327	18668
Min	0	0	-4198	0	0
Povprečje	41655	41822	41337	39344	41697
SD	32974,23	31037,97	30517,25	29867,4	31099,04
IQR	36660	33113	36900	33373	37195

Tabela 4: Ekstremi, kvartili, povprečja, standardni odkloni in interkvartilni razmiki dohodkov družin tipa 1 po vzorcih

Sedaj, ko imamo narisane škatle z brki in zraven napisano tabelo, lahko komentiramo rezultate. V prvi vrsti opazimo, da so si povprečja dokaj blizu. Vsa povprečja razen povprečje četrtega vzorca se nahajajo v okolici 41500 ± 500 , povprečje vzorca 4 pa se od 41500 razlikuje za manj kot 2500. Če bi si izbrali še več vzorcev, bi se po vsej verjetnosti njihova povprečja tudi nahajala v neki

bližnji okolici 41500. Podobno obnašanje standardnih odklonov, ki se nabirajo v okolici 31000 ± 2000 nas privede do nepresenetljivega sklepa, da je porazdelitev dohodka družin tipa 1 neodvisna od vzorca. To potrjuje tudi relativna bližina kvartilov v tabeli (npr. tretji kvartil se zbirajo v okolici 53000 ± 3000).

Na tej točki bi želeli preveriti, ali je porazdelitev slučajno normalna. Test s primerjalnim kvartilnim grafikonom na vzorcu 1 nam pove, da to ne drži. Enak sklep seveda velja tudi za ostale vzorce. Zakomentiran ukaz za izris spodnjega grafikona se nahaja na koncu skripte *Kibergrad_b.R*. Ukaz je zakomentiran zato, da program raje izriše grafikon škatel z brki, na katerih je poudarek te naloge.



Slika 4: Primerjalni kvartilni grafikon dohodkov družin tipa 1 v vzorcu 1

Četudi dohodki niso porazdeljeni normalno, so še vedno razmeroma konsistentni preko obravnavanih vzorcev. To je v kontrastu z razlikami in odstopanji, ki smo jih opazili, ko smo v prvem vzorcu primerjali dohodke glede na tip družine. Ta kontrast dodatno potrjuje sklep, da tip družine netrivialno vpliva na dohodek družine.

1.3 S tipom pojasnjena varianca populacije

Na koncu prejšnjega podpoglavja smo prišli do sklepa, da ima tip družine netrivialen vpliv na dohodek družine. Če to drži ali ne, lahko preverimo z izračunom s tipom družine pojasnjene variance. Čim smo poračunali to, se lahko skličemo na zvezo med varianco in pojasnjeno ter nepojasnjeno varianco ($Celotna_varianca = Pojasnjena_varianca + Nepojasnjena_varianca$) in poračunamo še slednjo. Vsi računi in primerjave se prikažejo ob pogonu skripte *Kibergrad_c.R*.

Z n_i označimo število družin tipa i ter z N velikost naše populacije. Z X

označimo dohodke družin, z Y pa slučajno spremenljivko tipov družin, ki ima porazdelitev $P(Y = i) = n_i/N$. Predpostavimo, da so dohodki tipov družin $X_i = X|_{Y=i}$ medseboj neodvisni. Predpostavko upravičimo z argumentom, da v splošnem dohodek soseda ne vpliva na naš dohodek. Pomnimo tudi, da je $E[X|Y]$ neka funkcija spremenljivke Y , recimo $\Phi(Y)$. Z \bar{X}_i še označimo pričakovano vrednost dohodka v družini tipa i , torej $\bar{X}_i = E[X|Y = i]$. S tipom pojasnjeno varianco potem izračunamo po formuli:

$$\begin{aligned} \text{Var}(E[X|Y]) &= \text{Var}(\Phi(Y)) = E[(\Phi(Y) - E[\Phi(Y)])^2] = \\ &= \sum_{i=1}^3 (\Phi(Y = i) - E[\Phi(Y)])^2 * P(Y = i) = \\ &= 1/N * \sum_{i=1}^3 n_i * (E[X|Y = i] - E[E[X|Y]])^2 = \\ &= 1/N * \sum_{i=1}^3 n_i * (\bar{X}_i - E[X])^2 = 1/N * \sum_{i=1}^3 n_i * (\bar{X}_i - \bar{X})^2 \end{aligned}$$

S pomočjo zgoraj pridobljene formule v *Kibergrad.c.R* poračunamo pojasnjeno varianco. Nepojasnjeno varianco nato poračunamo kot razliko populacijske variance in pojasnjene variance. Vrednosti skripta izpiše v konzolo, dostopne pa so tudi v spodnji tabeli.

Varianca	1026385670
Pojasnjena	113781162
Nepojasnjena	912604508
SD	32037,2544062437

Tabela 5: Populacijska, s tipi pojasnjena in nepojasnjena varianca

Opazimo, da je nepojasnjena varianca bistveno višja od pojasnjene variance. Če pogledamo delež, ki ga varianci zavzemata, nam s tipi družin pojasnjena varianca predstavlja le približno 11,09%. To nam pove, da je tip družine netrivialen faktor pri napovedi dohodka družine, ni pa glavni faktor. To se ujema s tem, kar smo razbrali v prejšnjih podpoglavjih. Že zgolj za družine tipa 1 v podpoglavju 1.2 je bil standardni odklon, torej koren variance, razmeroma visok v vsakem vzorcu. To se ujema s tem, da večino variance pridobimo od faktorjev, ki niso tip družine. Če bi tip družine bil odgovoren za večji delež celotne variance dohodkov, bi bila varianca znotaj tipov manjša.

2 Slučajni sprehod

Za začetek omenimo, da se podatki, ki so uporabljeni v tem delu naloge, vsebovani v datotekah *Kromatin_kratki.csv*, *Kromatin_srednji.csv* in *Kromatin_dolgi.csv*. Ti podatki so razdalje med pari zaporedij nukleotidov, ki so bile izmerjene v treh različnih eksperimentih. Spomnimo se tudi, da imajo te razdalje Rayleighovo porazdelitev, ki je podana z gostoto

$$f(r|\theta) = \begin{cases} \frac{r}{\theta^2} \exp\left(-\frac{r^2}{2\theta^2}\right) & ; r > 0 \\ 0 & ; \text{sicer} \end{cases}$$

V prvih dveh podpoglavjih, torej 2.1 in 2.2, določili cenilke za θ po metodi največjega verjetja in po metodi momentov. Nato bomo za obe pridobljeni cenilki ugotovili, ali sta nepristranski oz. katera je vsaj asimptotično bolj nepristranska. Pri tem bomo uporabili izračun asimptotične srednje kvadratične napake oz. *MSE*. V preostalih delih bomo konkretno uporabili priložene datoteke z meritvami, najprej da določimo numerične ocene cenilk za vsak eksperiment (torej vsako datoteko) posebej. Za vse izračune bomo tudi ocenili standardno napako in rezultate grafično prikazali. Na koncu bomo pridobljeni gostoti primerjali s histogramom meritev.

2.1 Cenilka za θ po metodi največjega verjetja

Denimo, da imamo n medseboj neodvisnih in enako porazdeljenih spremenljivk X_i ; $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, ki so vse porazdeljene z Rayleighovo porazdelitvijo 2. Verjetje definiramo s predpisom

$$L(\theta|x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i|\theta) = \begin{cases} \prod_{i=1}^n \frac{x_i}{\theta^2} \exp\left(-\frac{x_i^2}{2\theta^2}\right); & x_1, \dots, x_n > 0 \\ 0; & \text{sicer} \end{cases}$$

Ker je lahko delo s tem produktom zahtevno, raje vse skupaj logaritmiramo in dobimo

$$l(\theta|x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \ln\left(\frac{x_i}{\theta^2}\right) - \frac{x_i^2}{2\theta^2}; \text{ za } x_1, \dots, x_n > 0$$

Cenilka θ po metodi največjega verjetja je neka funkcija $h(X_1, \dots, X_n)$ pri kateri $L(\theta|x_1, \dots, x_n)$ doseže maksimum za vse X_1, \dots, X_n . Logaritmiranje L ohrani ta ekstrem v smislu, da če bo L dosegel svoj maksimum v θ , bo tam svoj maksimum dosegel tudi l in obratno. Sedaj odvajamo l po θ in dobimo:

$$\frac{\partial l}{\partial \theta}(\theta|x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{-2 * \theta^2 * x_i}{\theta^3 * x_i} - \frac{-2 * x_i^2}{2 * \theta^3} \right) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i^2}{\theta^3} - \frac{2}{\theta} \right) = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i^2}{\theta^3} \right) - \frac{2 * n}{\theta}$$

Da najdemo ekstrem moramo rešiti enačbo $\frac{\partial l}{\partial \theta}(\theta|x_1, \dots, x_n) = 0$. Ko vanjo vstavimo, kar smo ravnokar poračunali zgoraj, dobimo

$$\sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{\theta^3} = \frac{2 * n}{\theta}$$

oziroma

$$\sum_{i=1}^n x_i^2 = 2 * n * \theta^2$$

Od tod izrazimo θ^2 iz zgornje enakosti in rezultat korenimo, da dobimo θ . Velja:

$$\theta = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2 * n}}$$

Preveriti moramo še, da l v θ res doseže maksimum. Za to poračunamo drugi odvod l po θ :

$$\frac{\partial^2 l}{\partial \theta^2}(\theta|x_1, \dots, x_n) = \sum_{i=1}^n (-3) \frac{x_i^2}{\theta^4} + \frac{2n}{\theta^2}$$

Sedaj v izraz vstavimo $\theta = \pm \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2*n}}$ in tako dobimo

$$\sum_{i=1}^n (-3) \frac{4n^2 x_i^2}{(\sum_{i=1}^n x_i^2)^2} + \frac{4n^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \frac{4n^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \left(\frac{(-3) \sum_{i=1}^n x_i^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} + 1 \right) = (-2) \frac{4n^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} < 0$$

Ugotovili smo že, da ima verjetje l ekstrema v $+\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2*n}}$ in $-\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{2*n}}$, sedaj pa vemo tudi, da sta oba ekstrema maksimuma. Za cenilko θ po metodi največjega verjetja izberemo koren s pozitivnim predznakom. Cenilka θ po metodi največjega verjetja je torej $\hat{\theta} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{2*n}}$. Vrednost cenilke je odvisna od števila spremenljivk. Bolj primerna je torej oznaka $\hat{\theta}_n = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n X_i^2}{2*n}}$.

2.2 Cenilka za θ po metodi momentov

Sedaj se obrnemo na metodo momentov. Denimo, da so X_1, \dots, X_n neodvisne enako porazdeljene slučajne spremenljivke. Da določimo cenilko za izbrane parametre po tej metodi, moramo najprej poračunati momente nizkih stopenj, torej $E[X^k]$, v odvisnosti od parametrov, ki jih želimo oceniti. Nato iz dobljenih enačb izrazimo parametre v odvisnosti od momentov. Cenilko za parametre dobimo tako, da v enačbi k -ti moment zamenjamo s povprečjem k -tih potenc $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$. Ker v našem primeru skušamo oceniti samo en paramater, θ , načeloma zadošča če izračunamo samo prvi moment.

$$E[X] = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x|\theta) dx = \int_0^{\infty} \frac{x^2}{\theta^2} e^{-\frac{x^2}{2\theta^2}} dx$$

Uvedemo novo spremenljivko $u = \frac{x^2}{2\theta^2}$; $du = \frac{x}{\theta^2} dx$, torej je $dx = \frac{\theta^2}{x} du$. Naš integral nato postane:

$$\int_0^{\infty} x e^{-u} du = \int_0^{\infty} \sqrt{2u\theta^2} e^{-u} du = \theta\sqrt{2} \int_0^{\infty} u^{\frac{1}{2}} e^{-u} du$$

V integralu prepoznamo obliko gama funkcije in hitro ugotovimo, da je integral enak $\Gamma(\frac{3}{2}) = \frac{1}{2}\sqrt{\pi}$.

Sledi, da je pričakovana vrednost Rayleighove porazdelitve s parametrom θ enaka $\sqrt{\frac{\pi}{2}}\theta$. Od tod izrazimo θ kot $\theta = \sqrt{\frac{2}{\pi}} E[X]$. Cenilka θ po metodi momentov je torej $\hat{\theta} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \bar{X} = \frac{\sqrt{2}}{n\sqrt{\pi}} \sum_{i=1}^n X_i$. Tudi v tem primeru nam število spremenljivk vpliva na vrednost cenilke. Zato smo v resnici pridobili celo zaporedje cenilk $\hat{\theta}_n$, tako kot v prejšnjem podpoglavju.

2.3 Asimptotični MSE cenilk

Srednja kvadratična napaka cenilke definirana s formulo $MSE(\hat{\theta}|\theta) = E[(\hat{\theta} - \theta)^2]$. Da izračunamo asimptotično MSE , najprej za fiksno n poračunamo MSE , nato pa dobljeno limitiramo: $\lim_{n \rightarrow \infty} MSE(\hat{\theta}_n|\theta)$. Pri računanju nam tudi pomaga enakost $MSE(\hat{\theta}|\theta) = Var(\hat{\theta}) + Bias(\hat{\theta}|\theta)^2$. Pri tem se pristranskost oz »Bias« izračuna po formuli $Bias(\hat{\theta}|\theta) = E[\hat{\theta}] - \theta$.

2.3.1 MSE cenilke po metodi največjega verjetja

Začnimo s cenilko, ki smo jo pridobili po metodi največjega verjetja. Najprej za fiksen n poračunamo pristranskost. Pri tem nam pomaga informacija, ki smo jo pridobili iz vira [2], da ima $Y = \sum_{i=1}^n X_i^2$ gama porazdelitev $\Gamma(n, \frac{1}{2\theta^2})$.

$$E[\hat{\theta}_n] = E\left[\frac{1}{\sqrt{2n}}\sqrt{Y}\right] = \frac{1}{\sqrt{2n}}E[\sqrt{Y}]$$

Poračunajmo sedaj $E[\sqrt{Y}]$.

$$E[\sqrt{Y}] = \int_0^\infty \sqrt{y} \frac{(\frac{1}{2\theta^2})^n}{\Gamma(n)} y^{n-1} e^{-\frac{y}{2\theta^2}} dy = \int_0^\infty \left(\frac{y}{2\theta^2}\right)^n \frac{1}{\Gamma(n)\sqrt{y}} e^{-\frac{y}{2\theta^2}} dy$$

Vstavimo novo spremenljivko $u = \frac{y}{2\theta^2}$; $du = \frac{1}{2\theta^2} dy$. Pri tem še opazimo, da je $\sqrt{y} = \sqrt{2\theta^2 u}$. Sedaj vstavimo to v integral.

$$E[\sqrt{Y}] = \int_0^\infty u^n \frac{1}{\Gamma(n)\sqrt{2\theta^2}\sqrt{u}} e^{-u} 2\theta^2 du = \frac{\sqrt{2\theta^2}}{\Gamma(n)} \int_0^\infty u^{n-\frac{1}{2}} e^{-u} du = \sqrt{2\theta^2} \frac{\Gamma(n + \frac{1}{2})}{\Gamma(n)}$$

Sledi, da je $E[\hat{\theta}_n] = \frac{\theta\Gamma(n + \frac{1}{2})}{\sqrt{n}\Gamma(n)}$ in potem je $\hat{\theta}_n$ pristranska cenilka, saj je

$$E[\hat{\theta}_n] - \theta = \theta \left(\frac{\Gamma(n + \frac{1}{2})}{\sqrt{n}\Gamma(n)} - 1 \right) \neq 0$$

za $\theta \neq 0$. Cenilko lahko popravimo na nepristransko. Nepristranska cenilka je tako

$$\theta_n^+ = \frac{\Gamma(n)\sqrt{n}}{\Gamma(n + \frac{1}{2})} \hat{\theta}_n = \frac{\Gamma(n)}{\Gamma(n + \frac{1}{2})\sqrt{2}} \sqrt{Y}$$

Uspelo nam je torej izračunati pristranskost naše cenilke $\hat{\theta}_n$:

$$Bias(\hat{\theta}_n) = \theta \left(\frac{\Gamma(n + \frac{1}{2})}{\sqrt{n}\Gamma(n)} - 1 \right)$$

Ko poračunamo limito $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\Gamma(n + \frac{1}{2})}{\sqrt{n}\Gamma(n)} = 1$, vidimo, da je $\hat{\theta}_n$ asimptotsko nepristranska, saj sledi $\lim_{n \rightarrow \infty} Bias(\hat{\theta}_n) = 0$. Poračunati moramo še varianco cenilke $Var(\hat{\theta}_n) = E[\hat{\theta}_n^2] - E[\hat{\theta}_n]^2 = E[\frac{1}{2n}Y] - E[\hat{\theta}_n]^2$. Za Porazdelitev Y vemo, da je $\Gamma(n, \frac{1}{2\theta^2})$, tako da hitro pridobimo $E[\frac{1}{2n}Y] = \frac{1}{2n} \frac{n}{\frac{1}{2\theta^2}} = \frac{1}{2n} 2n\theta^2 = \theta^2$. Sledi

$$Var(\hat{\theta}_n) = \theta^2 \left(1 - \frac{\Gamma(n + \frac{1}{2})^2}{n\Gamma(n)^2} \right)$$

Ko to varianco limitiramo z $n \mapsto \infty$, gre izraz v oklepaju proti 0, torej je $\lim_{n \rightarrow \infty} Var(\hat{\theta}_n) = 0$. Posledično je asimptotična $MSE(\hat{\theta}_n)$ enaka 0, torej $\lim_{n \rightarrow \infty} MSE(\hat{\theta}_n) = 0$.

2.3.2 MSE cenilke po metodi momentov

Sedaj storimo enako še za cenilko, ki smo jo pridobili po metodi momentov $\hat{\theta}_n = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \bar{X}$. Najprej poračunajmo njeno pričakovano vrednost.

$$E[\hat{\theta}_n] = \frac{\sqrt{2}}{n\sqrt{\pi}} \sum_{i=1}^n E[X_i] = \sqrt{\frac{2}{\pi}} E[X] = \theta$$

Od tod lahko že sklepamo, da je $\hat{\theta}_n$ nepristranska cenilka. Sledi, da je $MSE(\hat{\theta}_n) = Var(\hat{\theta}_n)$. Porračunajmo sedaj še varianco in pri tem upoštevamo, da so X_i medseboj neodvisne in enako porazdeljene.

$$Var(\hat{\theta}_n) = \frac{2}{n^2\pi} Var\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{2}{n^2\pi} \sum_{i=1}^n Var(x_i) = \frac{2}{n\pi} Var(X)$$

Na tej točki se skličemo na varianco rayleighove porazdelitve s parametrom θ^2 , ki je enaka $\frac{4-\pi}{2}\theta^2$. Sledi, da je $Var(\hat{\theta}_n) = \frac{2}{n\pi} * \frac{4-\pi}{2}\theta^2 = \frac{(4-\pi)}{n\pi}\theta^2$, ki konvergira proti 0 ko pošljemo $n \mapsto \infty$. Posledično je $\lim_{n \rightarrow \infty} MSE(\hat{\theta}_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} Var(\hat{\theta}_n) = 0$.

Tako prva kot druga cenilka imata torej asimptotično srednjo kvadratično napako 0. Kljub temu sklepamo, da je cenilka, ki smo jo pridobili po metodi momentov, boljša od cenilke, ki smo jo pridobili po metodi največjega verjetja, saj je cenilka po metodi momentov zraven še nepristranska.

2.4 Ševilska ocena prve cenilke

Številsko oceno cenilke za vsak eksperiment izvedemo s pomočjo skripte *SlucajniSprehodiMNV.R*. Ta ob zagonu poračuna številske vrednosti cenilke, oceni standardno napako vsake cenilke ter izriše pripadajoče grafe gostot za vsak eksperiment in graf na katerem so prikazani vsi trije grafi. Pri tem standardno napako $SE(\hat{\theta}_n)$ cenilke pridobljene po metodi največjega verjetja izračunamo kot $\sqrt{\frac{Var(\hat{\theta}_n)}{n}}$. Velja torej, da je $SE(\hat{\theta}_n) = \frac{\theta}{\sqrt{n}} \sqrt{1 - \frac{\Gamma(n+\frac{1}{2})^2}{n\Gamma(n)^2}}$. Prej omenjena skripta ocenjene vrednosti cenilk in standardnih napak izpiše v konzolo, so pa zbrane tudi v spodnji tabeli, ki pa vsebuje tudi na dve decimalki zaokrožene vrednosti standardnih napak.

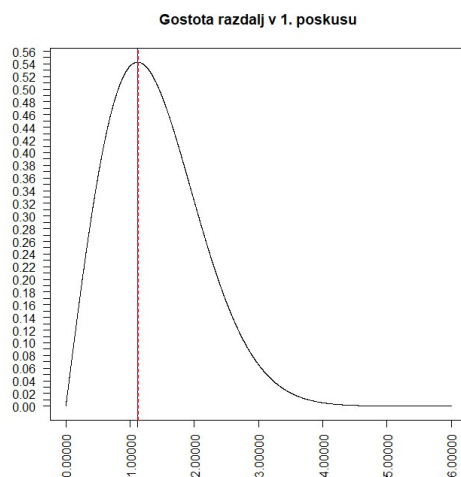
Eksperiment	kratki	srednji	dolgi
Vrednost $\hat{\theta}$	1,117394	2,075983	3,324422
Ocena SE	0,00587714	0,004184394	0,01268257

Tabela 6: Numerične vrednosti MNV cenilke in standardne napake po eksperimentih

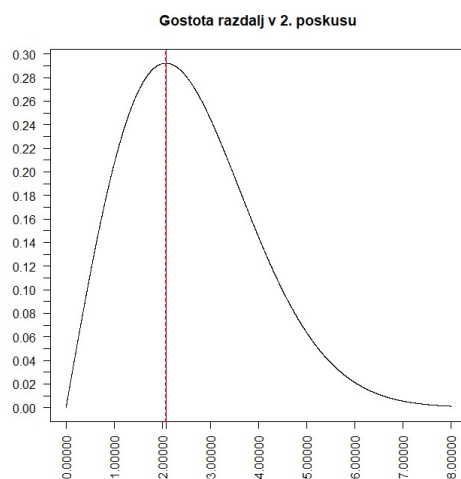
Izračun standardne napake cenilke je neizogiben in pomemben del vsake statistične analize podatkov. Razlog za to je, ker nam služi kot merilo, kako dobro se naša cenilka prilega dejanskemu parametru, ki ga cenimo glede na dane podatke. Če je standardna napaka velika, vrednosti cenilke močno odstopajo od pričakovane vrednosti cenilke, ki je, v primeru ko je cenilka nepristranska, ravno enaka populacijskemu parametru, ki ga ocenjuje. Iz tega razloga, se načeloma raje dela z nepristranskimi cenilkami. Vseeno enaka intuicija velja

tudi za pristranske spremenljivke - večja kot je standardna napaka na vzorcu, bolj odstopa cenilka od dejanske vrednosti parametra, ki ga ocenjujemo, za celotno populacijo in manjša kot je standardna napaka, manj cenilka odstopa od dejanske vrednosti parametra.

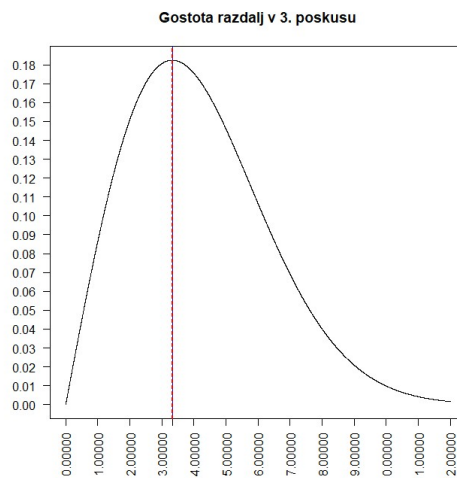
Kot je bilo že prej omenjeno, skripta *SlucajniSprehodiMNV.R* tudi nariše grafe verjetij, ki pripadajo izračunanim ocenam parametra θ . Na teh grafih je z zeleno črto označena izračunana vrednost θ , okoli nje pa je z rdečima črtkanima premicama označena pripadajoča SE -okolica. Skripta sicer grafe izriše enega zraven drugega, tukaj pa bodo priloženi vsak posebej.



Slika 5: Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi največjega verjetja, v prvem poskusu

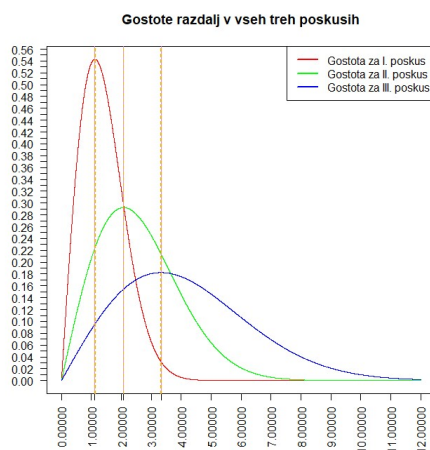


Slika 6: Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi največjega verjetja, v drugem poskusu



Slika 7: Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi največjega verjetja, v tretjem poskusu

Skripta dodatno vrne graf, na katerem so narisane vse tri zgoraj prikazane gostote, skupaj z oznakami njihovih pripadajočih vrednosti cenilk θ in pripadajočimi SE -okolici. Namen tega zadnjega grafa je prikazati, kako izgledajo gostote, ko jih postavimo v isti koordinatni sistem in na podlagi tega omogočiti primerjavo.



Slika 8: Verjetja za vse ocene cenilke θ , pridobljene po metodi največjega verjetja

Na vsakem grafu verjetja vidimo, da je SE -okolica pripadajoče izračunane cenilke izjemno majhna in vsebuje maksimum verjetja, kar nas ne preseneti, saj je to smiselno za cenilko pridobljeno po metodi največjega verjetja. Dodatno opazimo, da verjetja postajajo bolj položna z zaporednimi poskusi. Razlog za to je naraščanje velikosti posameznih meritev v zaporednih poskusih kar poveča numerično vrednost cenilke. Obnašanje grafov gostot je torej popolnoma

normalno, saj velja, da večji kot je parameter θ , bolj položen bo graf gostote Rayleighove porazdelitve za ta parameter. Zaradi razmeroma majhne velikosti standardnih napak lahko sklepamo, da je cenilka $\hat{\theta}$ pridobljena po metodi največjega verjetna dobra cenilka za parameter θ . Seveda jo lahko še izboljšamo, tako da jo popravimo v nepristransko cenilko $\hat{\theta}^+$, ki smo jo izračunali v podpoglavju 2.3.1.

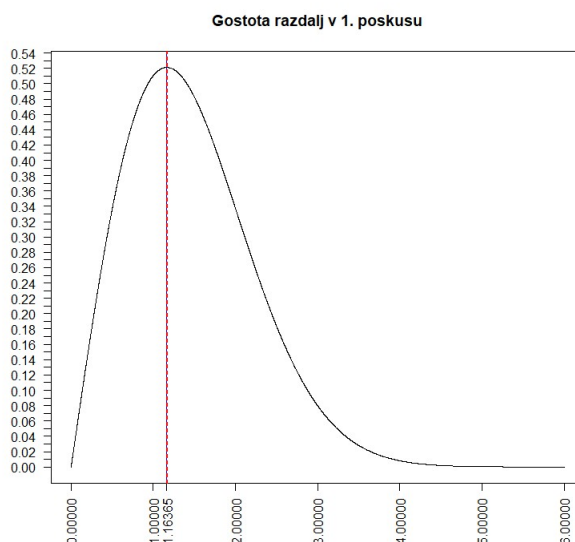
2.5 Številska ocena druge cenilke

Tako kot v poglavju 2.4, lahko tudi za cenilko pridobljeno po metodi momentov standardno napako poračunamo kar kot koren variance: $SE(\hat{\theta}_n) = \sqrt{\frac{Var(\hat{\theta}_n)}{n}} = \sqrt{\frac{(4-\pi)}{n^2\pi}}\theta^2 = \sqrt{\frac{(4-\pi)}{n^2\pi}}\theta$. Ker θ seveda ne poznamo, v izraz vstavimo cenilko $\hat{\theta}_n$. Tako je naša formula na koncu $SE(\hat{\theta}_n) = \sqrt{\frac{(4-\pi)}{n^2\pi}}\hat{\theta}_n$. Skripta *SlucajniSprehodiMM.R* poračuna oceno cenilke, ki smo jo pridobili po metodi momentov ter standardno napako s pomočjo prej navedene formule. Vrednosti so navedene v spodnji tabeli skupaj z na dve decimaliki zaokroženimi vrednostmi standardnih napak.

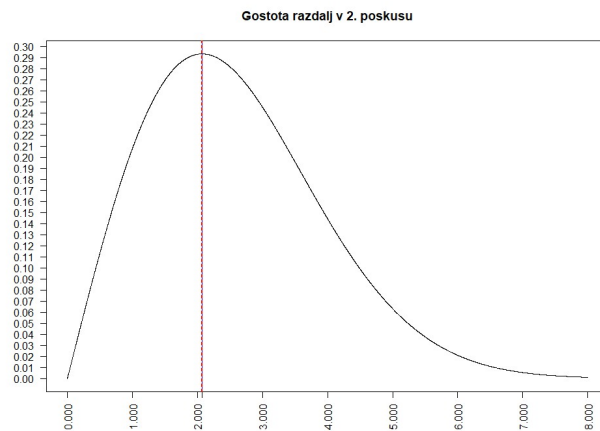
Eksperiment	kratki	srednji	dolgi
Vrednost θ	1,163652	2,068998	3,412388
Ocena SE	0,006402818	0,004360941	0,01361629

Tabela 7: Numerične vrednosti cenilke pridobljene po metodi momentov in standardne napake po eksperimentih

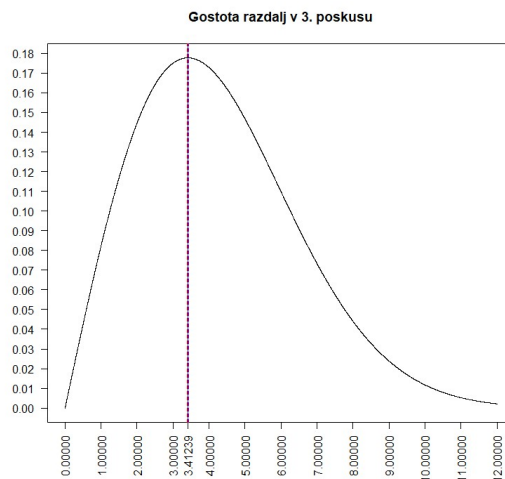
Poleg tega skripta tudi izriše graf gostote za ocenjeno cenilko za vsak poskus. Te grafe izriše enega zraven drugega, spodaj pa so grafi prikazani posebej.



Slika 9: Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi momentov, v prvem poskusu



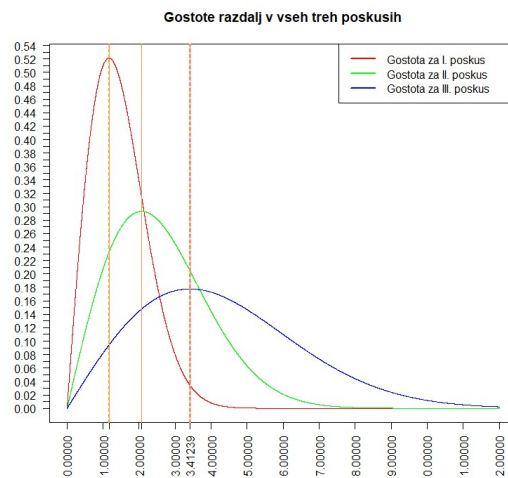
Slika 10: Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi momentov, v drugem poskusu



Slika 11: Verjetje za oceno cenilke θ , pridobljene po metodi momentov, v tretjem poskusu

Tudi tukaj pridemo do podobnih sklepov, kot v podpoglavju 2.4 - *SE*-okolica cenilke vsebuje maksimum gostote in je razmeroma zelo majhna zahvaljujoč majhni standardni napaki cenilke. Standardne napake za to cenilko so v resnici presenetljivo blizu vrednostim standardnih napak pri cenilki pridobljeni z metodo največjega verjetja. V primeru, ko napake zaokrožimo na tri decimalke natančno se razlika pojavi samo v zadnjem poskusu, kjer znaša 0,001. To nam pove, da je tudi cenilka, ki smo jo pridobili po metodi momentov, razmeroma dobra alternativa, še posebej zato, ker jo je veliko lažje izračunati.

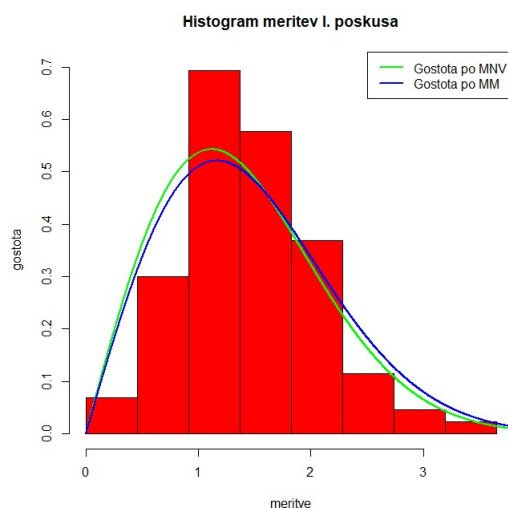
Dodatno je spodaj ponovno priložen graf na katerem so narisane vse tri gostote, za vizualno primerjavo.



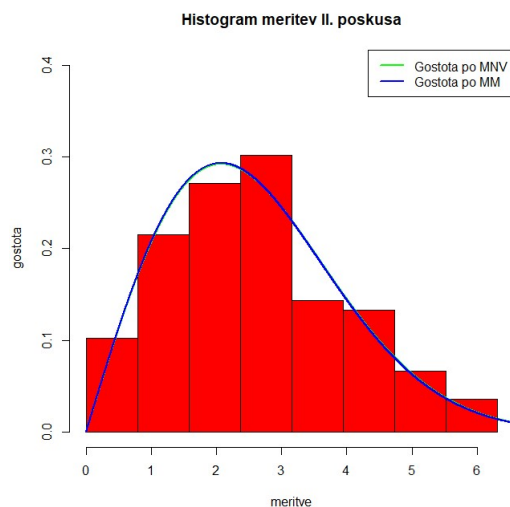
Slika 12: Verjetja za vse ocene cenilke θ , pridobljene po metodi momentov

2.6 Histogram meritev in grafi gostot cenilk

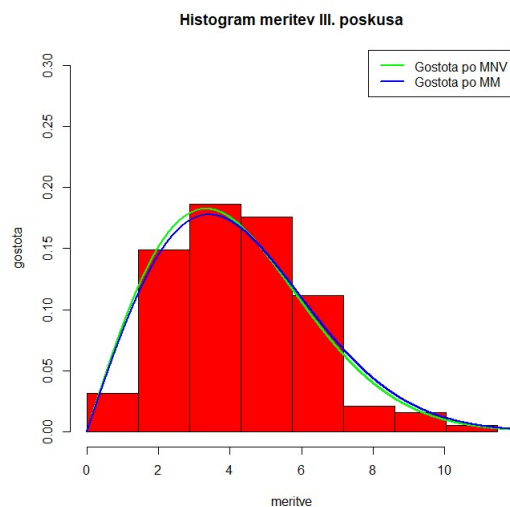
Da se dokončno prepričamo, da sta izračunani cenilki dobri, bomo za vsak poskus narisali histogram meritev in nanj dorisali gostoti za obe cenilki. Pri določanju širine razredov za histograme bomo uporabili modificirano Freedman-Diaconisovo pravilo, po katerem naj bi širina vsakega razreda bila približno $\frac{2.6 IQR}{\sqrt[3]{n}}$, kjer je n število podatkov, IQR pa njihov interkvartilni razmik. Skripta *SlucajniSprehodiHIST.R* poračuna te širine za vsak eksperiment ter nato izriše pripadajoče histograme skupaj z gostotama obeh cenilki na vrhu. Skripta te grafe tudi izriše, so pa tudi prikazani spodaj.



Slika 13: Histogram meritev v prvem poskusu skupaj z gostotama za pripadajoči cenilki.



Slika 14: Histogram meritev v drugem poskusu skupaj z gostotama za pripadajoči cenilki.

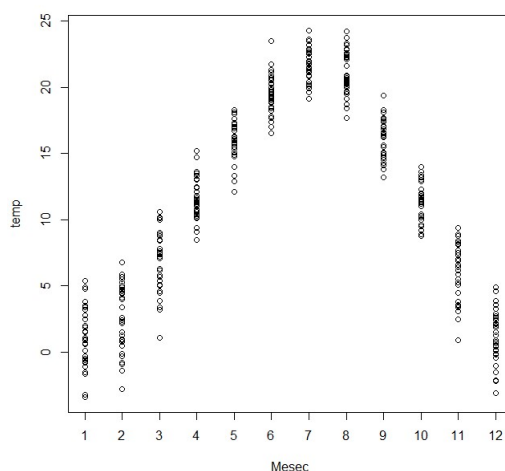


Slika 15: Histogram meritev v tretjem poskusu skupaj z gostotama za pripadajoči cenilki.

Vidimo lahko, da se na vsakem grafu obe gostoti medseboj, sicer z manjšimi odstopanji, razmeroma dobro prilegata. V primeru drugega poskusa, se v resnici skoraj popolnoma prekrivata. Tudi s histogrami je podobno - obe gostoti se prilegata obliki, ki jo tvorijo stolpci histograma. Lahko torej sklepamo, da bi z večanjem vzorcev proti neskončnosti histogram »konvergiral«[»] proti grafu gostote. Dokončno torej zatrdimo, da sta obe cenilki res dobri.

3 Temperature

V datoteki *Temp_LJ.csv* imamo podane povprečne mesečne temperature od leta 1986 do 2020. Glede na dane podatke bi želeli uporabiti model, ki bo čim bolj napovedal temperature v prihodnosti. Predlagana sta nam dva modela. Model *A* vključuje linearen trend in sinusno nihanje s periodo enega leta, model *B* pa vključuje linearen trend in člene, od katerih vsak spreminja temperaturo za svoj mesec. S pomočjo programskega jezika **R** narišemo graf temperatur v odvisnosti od meseca. Koda za izris tega grafa se nahaja v skripti *Temperature.R*.



Slika 16: Razpršen graf povprečnih mesečnih temperatur glede na mesec.

Opazimo, da se v podatkih res skriva nek trend, zato je seveda smiselno, da premislimo kateri model bi bil za to najbolj primeren. Seveda sta glavna kandidata modela *A* in *B*. Le ta bosta predmet obravnave v nadaljevanju tega poglavja. V prvem podpoglavju bomo preizkusili model *A* znotraj modela *B*, v drugem pa bomo poračunali Akaikejevo informacijo za oba modela.

3.1 Preizkus modela *A* znotraj modela *B*

Da preizkusimo model *A* znotraj *B*, najprej zapišimo oba modela. Model *A* je podan z enačbo $Y = a + bX + c \sin(\frac{X\pi}{6}) + d \cos(\frac{X\pi}{6}) + e$, kjer so a, b, c in d parametri modela, e pa je normalno porazdeljen šum s pričakovano vrednostjo 0 in varianco σ^2 . Model *B* je podan z enačbo $Y = m(X) + kx + f$, kjer so k ter

$$m(X) = \begin{cases} m_1; & X \bmod 12 = 1 \\ m_2; & X \bmod 12 = 2 \\ \vdots & \\ m_{12}; & X \bmod 12 = 0 \end{cases}$$

parametri modela, f pa je normalno porazdeljen šum s pričakovano vrednostjo 0 in varianco σ^2 .

V obeh primerih je X slučajna spremenljivka, ki zavzame vrednosti med 1 in 420 (slednje število je enako številu podatkov v *Temp_LJ.csv*), Y pa je povprečna temperatura za mesec, ki pripada vrednosti $X \bmod 12$.

Ker bo v matrični obliki lažje delat, v njo prepišemo oba modela. Od zdaj najprej bo Y vektor velikosti 420, ki vsebuje temperature iz *Temp_LJ.csv*, z e označimo normalno porazdeljen vektor šumov $[e_1 \ e_2 \ \dots \ e_{420}]^\top$ (kjer so vsi e_i medseboj neodvisni) za katerega velja, da je $E[e] = 0$ in $Var(e) = \sigma^2 I_{420}$. Poleg tega z β označimo vektor parametrov modela $[a \ b \ c \ d]^\top$.

Matrična oblika modela A je potem

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & X_1 & \sin(\frac{X_1\pi}{6}) & \cos(\frac{X_1\pi}{6}) \\ 1 & X_2 & \sin(\frac{X_2\pi}{6}) & \cos(\frac{X_2\pi}{6}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & X_{420} & \sin(\frac{X_{420}\pi}{6}) & \cos(\frac{X_{420}\pi}{6}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{420} \end{bmatrix} = X\beta + e$$

Pri matrični obliki modela B moramo biti malo bolj previdni, saj prosti parameter $m(X)$ v resnici ni samo en parameter, ampak skupek dvanajstih. Naivno bi morda rekli, da se matrični zapis modela glasi

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & X_1 \\ 1 & X_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & X_{420} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m(i) \\ k \end{bmatrix} + f = \bar{X}\bar{\beta} + f$$

Pri tem $m(i)$ sprejme vrstico, v kateri se nahaja po množenju z matriko X in vrne vrednosti, ki so navedene zgoraj. Ta zapis ni najboljši, saj se izraz močno zakomplicira, prihranimo pa samo nekaj vrstic v zapisu.

Bolj primerna oblika modela B , s katero nam bo seveda tudi lažje delati, je

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & X_1 \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & X_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & X_{12} \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 0 & X_{13} \\ 0 & 1 & 0 & \dots & 0 & X_{14} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 & X_{420} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ \vdots \\ m_{12} \\ k \end{bmatrix} + f = \bar{X}\bar{\beta} + f$$

Oblika nazorno pokaže, da so m_1, \dots, m_{12} vsi parametri, ki pa se v modelu pojavijo pod določenimi pogoji (v tem primeru je to, kateri mesec obravnavamo). Omenimo še, da je $f = [f_1 \ f_2 \ \dots \ f_{420}]^\top$, tako kot e , normalno porazdeljen vektor šumov s pričakovano vrednostjo 0 in variančno matriko σI_{420} .

Sedaj, ko imamo v matrični obliki zapisana modela, se lahko lotimo preverjanja modela A znotraj modela B . Postopek, ki ga bomo ubrali, je naslednji: Najprej bomo po metodi najmanjših kvadratov poračunali cenilke za β in $\bar{\beta}$, nato s pomočjo le teh za vsak model poračunali residue in preko njih RSS . S pomočjo slednjih, bomo izračunali kvocient F in ga primerjali z inverzom kumulativne funkcije Fisherjeve porazdelitve za stopnji tveganja 0,01 in 0,05. Če bo $F \geq F_{Fisher(9,407)}^{-1}(1 - \alpha)$ za stopnjo tveganja α , bomo model A znotraj B zavrnil, sicer pa ga bomo sprejeli.

3.1.1 Cenilki β in $\bar{\beta}$ po Metodi najmanjših kvadratov

S predavanj vemo, da je cenilka po metodi najmanjših kvadratov za vektor parametrov $\gamma \in \mathbb{R}^p$ v modelu $Y = Z\gamma + \varepsilon$, kjer je $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I_n)$, enaka $\hat{\gamma} = (X^\top X)^{-1} X^\top Y$. Na ta način potem pridobimo cenilke za β in $\bar{\beta}$. Pri tem uporabimo **R** skripto *Temperature.R*, ki ob zagonu v konzolo izpiše cenilke za β in $\bar{\beta}$. ti cenilke sta navedeni spodaj.

$$\hat{\beta} = \begin{bmatrix} 10,1300627498747 \\ 0,00535203760946302 \\ -5,10138050301417 \\ -9,04714874745839 \end{bmatrix} \quad \text{in} \quad \hat{\bar{\beta}} = \begin{bmatrix} -0,252767273576098 \\ 1,45041783380018 \\ 5,76503151260504 \\ 10,302502334267 \\ 14,8685445845005 \\ 18,5317296918767 \\ 20,5434862278245 \\ 19,9838141923436 \\ 14,9555707282913 \\ 10,2187558356676 \\ 4,95051237161531 \\ 0,156554621848738 \\ 0,00538632119514473 \end{bmatrix}$$

3.1.2 Residuali in RSS obeh modelov

Zdaj, ko imamo cenilke za β in $\bar{\beta}$ po metodi najmanjših kvadratov lahko poračunamo residue. V teoretičnem modelu $Y = Z\gamma + \varepsilon$, kot je bil opisan prej v podpodpoglavju 3.1.1, residue $\hat{\varepsilon}_i$ poračunamo s formulo $\hat{\varepsilon}_i = Y_i - \sum_{j=1}^p z_{ij}\hat{\gamma}_j$, kjer je $\hat{\gamma}$ cenilka za γ po metodi najmanjših kvadratov. Kadar računamo s pomočjo računalnika, je bolj priročen matrični zapis $\hat{\varepsilon} = Y - Z\hat{\gamma}$. Količina *RSS* tega modela je ravno enaka 2-normi vektorja rezidualov $\hat{\varepsilon}$ oziroma vsoti $\sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2$. Skripta *Temperature.R* izračuna tako residue kot *RSS* za oba modela, a (v konzolo) izpiše samo *RSS*. Vrednosti *RSS* so tudi navedene v spodnji tabeli

Model	RSS
<i>A</i>	35,5045981004312
<i>B</i>	33,9190280253558

Tabela 8: Tabela vrednosti *RSS* za modela *A* in *B*

3.1.3 Preizkus modela *A* v *B* s stopnjama tveganja 0,01 in 0,05

Končno imamo vse, kar potrebujemo, da preizkusimo model *A* znotraj *B*. Skripta *Temperature.R* poleg vseh ostalih prej omenjenih vrednosti v konzolo izpiše tudi izračunan *F*. Ta znaša $F = 2,1139462554871$. Poleg tega smo poračunali tudi $F_{Fisher(9,407)}^{-1}(1 - \alpha)$ za $\alpha = 0,01$ ter $\alpha = 0,05$. Vrednosti sta predstavljeni v spodnji tabeli.

V tretjem stolpcu so tudi rezultati primerjav $F \geq F_{Fisher(9,407)}^{-1}(1 - \alpha)$. Če neenakost velja, model *A* znotraj *B* zavrnemo. To se zgodi ravno pri vrednosti $\alpha = 0,05$, ne pa tudi pri $\alpha = 0,01$.

α	$F_{Fisher(9,407)}^{-1}(1 - \alpha)$	$F_{Fisher(9,407)}^{-1}(1 - \alpha) \leq F$
0,01	2,45105980939293	Ne
0,05	1,9028951359083	Da

Tabela 9: Tabela vrednosti $F_{Fisher(9,407)}^{-1}(1 - \alpha)$ za modela $\alpha = 0,01$ in $\alpha = 0,05$

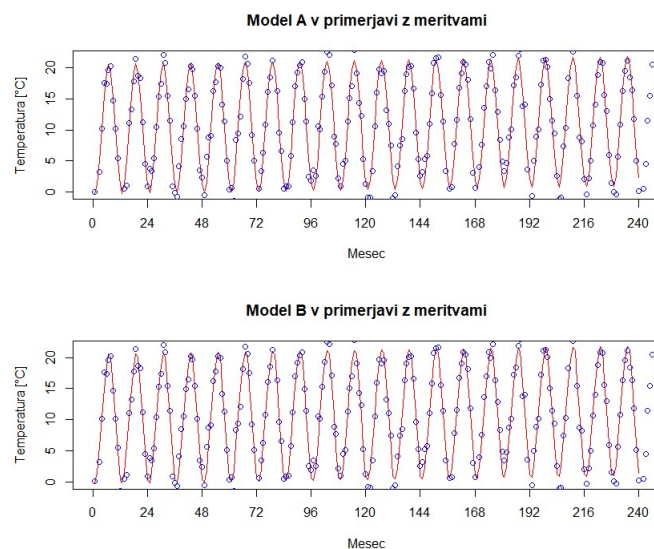
3.2 Akaikejeva informacija modelov

Preostane nam samo še izračun Akaikejeve informacije. To bomo storili po formuli $AIC = 2m + n \ln(RSS)$, kjer je m število parametrov, n število podatkov oziroma opažanj ter RSS količina, ki smo jo že poračunali za oba modela. Tudi te vrednosti izračunamo v skripti *Temperature.R* in so avtomatsko izpisane v konzolo. Poleg tega so vrednosti predstavljene tudi v spodnji tabeli.

Model	AIC
A	1507,25812906086
B	1506,06998535212

Tabela 10: Tabela vrednosti AIC modelov A in B

Opazimo, da sta si AIC modelov A in B blizu, kar lahko vidimo tudi na grafu, ki primerja modela s priloženimi podatki.



Slika 17: Primerjava prileganja modelov A in B s podatki iz *Temp_LJ.csv*

Opazimo tudi, da je $AIC(B) \leq AIC(A)$, od koder lahko sklepamo, da je model B boljši od modela A .

Literatura

- [1] J. Rice, *Mathematical Statistics & Data Analysis*, 3rd ed., Duxbury, Berkeley, 2007.
- [2] *Rayleighjeva porazdelitev*, v: Wikipedia, Prosta enciklopedija, [ogled 14. 7. 2022], dostopno na https://sl.wikipedia.org/wiki/Rayleighjeva_porazdelitev.