# Predavanje 08 – Odgovori na vprašanja - Marec 22

#### Statistični testi

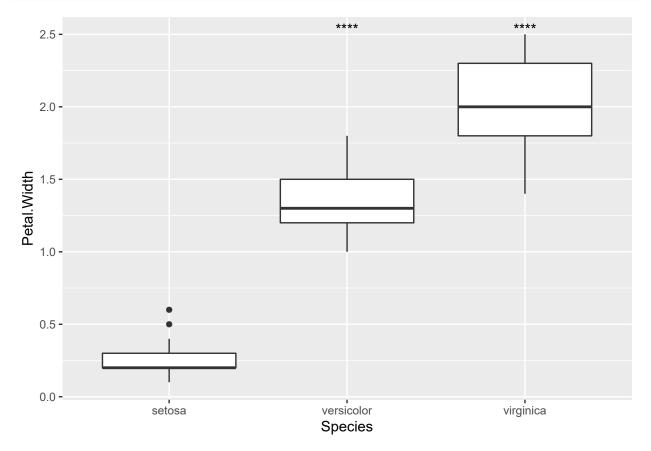
Večina klasičnih statističnih testov in modelov je vgrajenih že v osnovni R. Poglejmo si uporabo treh izmed najbolj popularnih, t-testa, ANOVE in linearne regresije.

```
# Modelirajmo porabo goriva, pri čemer kot neodvisne spremenljivke uporabimo:
# število cilindrov, konjsko moč in težo.
lr <- lm(mpg ~ cyl + hp + wt, data = mtcars)</pre>
summary(lr)
##
## Call:
## lm(formula = mpg ~ cyl + hp + wt, data = mtcars)
##
## Residuals:
##
       Min
                1Q Median
                                3Q
                                       Max
## -3.9290 -1.5598 -0.5311 1.1850 5.8986
## Coefficients:
               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 38.75179    1.78686    21.687    < 2e-16 ***
               -0.94162
                           0.55092 -1.709 0.098480 .
## cvl
## hp
               -0.01804
                           0.01188 -1.519 0.140015
## wt
               -3.16697
                           0.74058 -4.276 0.000199 ***
## ---
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## Residual standard error: 2.512 on 28 degrees of freedom
## Multiple R-squared: 0.8431, Adjusted R-squared: 0.8263
## F-statistic: 50.17 on 3 and 28 DF, p-value: 2.184e-11
# t-test uporabimo za statistično primerjavo pričakovane širine listov
# dveh vrst perunike.
x_vir <- iris$Sepal.Width[iris$Species == "virginica"]</pre>
x_ver <- iris$Sepal.Width[iris$Species == "versicolor"]</pre>
t.test(x_vir, x_ver)
##
   Welch Two Sample t-test
## data: x_vir and x_ver
## t = 3.2058, df = 97.927, p-value = 0.001819
## alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
## 0.07771636 0.33028364
## sample estimates:
## mean of x mean of y
```

```
##
       2.974
                2.770
# ANOVO uporabimo za statistično primerjavo dolžine listov treh vrst perunike.
# Primerjamo, ali vrsta perunike vpliva na dolžino listov.
my_anova <- aov(Sepal.Length ~ Species, data = iris)</pre>
summary(my_anova)
               Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
##
## Species
                2 63.21 31.606
                                   119.3 <2e-16 ***
## Residuals
              147 38.96
                            0.265
## Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

## ggplot2 – statistična signifikantnost

Včasih želimo rezultate statističnega testa prikazati kar na grafu. Poglejmo si sedaj primer t-testa v ggplot2. Za to bomo potrebovali še en paket **ggpubr** in funkcijo iz tega paketa **stat\_compare\_means**. Poleg statističnega testa bomo izrisali tudi boxplot (Diagram s *škatlami in brčicami*).



### Prikaz točk in povprečja na grafu

3

4.7

3.2

## 4 setosa Sepal.Width

## 6 setosa Sepal.Width

## 5 setosa Sepal.Length

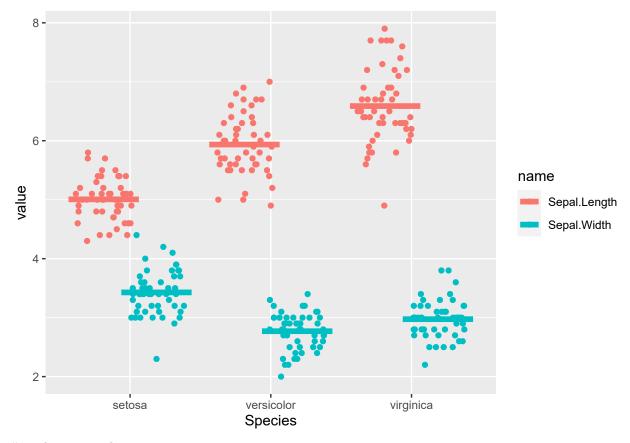
Poglejmo si še en zanimiv graf, kjer bomo prikazali točke in povprečja na istem grafu. Pogledali si bomo porazdelitve dolžin in širin čašnih listov različnih perunik. Najprej si pripravimo data.frame.

```
library(tidyr)
iris_longer <- iris[ , c("Sepal.Length", "Sepal.Width", "Species")]</pre>
iris_longer <- pivot_longer(iris_longer, Sepal.Length:Sepal.Width)</pre>
head(iris_longer)
## # A tibble: 6 x 3
##
     Species name
                           value
##
     <fct>
             <chr>
                           <dbl>
## 1 setosa Sepal.Length
                             5.1
## 2 setosa Sepal.Width
                             3.5
## 3 setosa Sepal.Length
                             4.9
```

Za izris povprečij s črto bomo potrebovali geom hpline iz paketa **ungeviz** (https://wilkelab.org/ungeviz/i ndex.html). Za izris točk uporabimo pri **geom\_point** argument **position = position\_jitterdodge()**. To najprej loči dolžine in širine listov (dodge) in potem še nekoliko raztrosi točke (jitter), da je bolj pregledno, kjer imamo več točk. Če ne bi uporabili tega, bi enostavno dobili prikazane vse točke v isti liniji.

```
library(ungeviz)
pl_means <-
    ggplot(iris_longer, aes(x = Species, y = value, color = name)) +
    geom_point(position = position_jitterdodge()) +
    stat_summary(
    fun = "mean",
    position = position_dodge(width = 0.75),

        geom = "hpline"
    )
pl_means</pre>
```



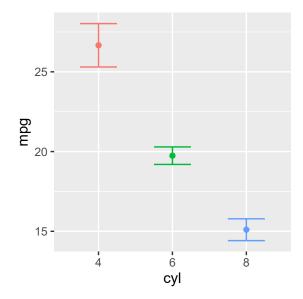
# ggplot2 - errorbar

Na statističnih grafih, ki vsebujejo opisne statistike, kot je npr. povprečje, pogosto prikažemo še negotovost v obliki standardnih odklonov ali standardnih napak. S knjižnico ggplot2 to storimo z uporabo geom-a errorbar. Pred tem moramo ustrezno pripraviti podatke tako, da dodamo še stolpec s spodnjo in zgornjo mejo napake. Če je napaka simetrična, potrebujemo le en stolpec. Poglejmo si odvisnost milj na galono (mpg) od števila cilindrov.

```
data("mtcars")
head(mtcars)
##
                       mpg cyl disp hp drat
                                                  wt qsec vs am gear carb
## Mazda RX4
                      21.0
                                 160 110 3.90 2.620 16.46
## Mazda RX4 Wag
                             6
                                160 110 3.90 2.875 17.02
                      21.0
## Datsun 710
                                108
                                     93 3.85 2.320 18.61
                      22.8
                                                                          1
## Hornet 4 Drive
                      21.4
                                258 110 3.08 3.215 19.44
                             6
                                                                          1
                                                                          2
## Hornet Sportabout 18.7
                             8
                                360 175 3.15 3.440 17.02
                                                                     3
## Valiant
                      18.1
                             6
                                225 105 2.76 3.460 20.22
                                                                     3
                                                                          1
mus <- aggregate(mpg ~ cyl, mtcars, FUN = mean)</pre>
sds <- aggregate(mpg ~ cyl, mtcars, FUN = function(x) {sd(x) / sqrt(length(x))})</pre>
df <- cbind(mus, SE = sds$mpg)</pre>
df$cyl <- as.character(df$cyl)</pre>
head(df)
                          SE
              mpg
## 1
       4 26.66364 1.3597642
       6 19.74286 0.5493967
```

#### ## 3 8 15.10000 0.6842016

```
library(ggplot2)
ggplot(df, aes(x = cyl, y = mpg, colour = cyl)) +
  geom_point() +
  geom_errorbar(aes(ymin = mpg - SE, ymax = mpg + SE), width = 0.5) +
  theme(legend.position = "none")
```



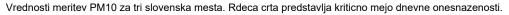
### Ponovitev grafov skozi četrto nalogo petega predavanja

### Besedilo naloge:

Naloga 4 je težka, saj zahteva uporabo možnosti knjižnice ggplot2, ki jih nismo obravnavali na predavanju. Uporabite prej omenjeni zgoščen povzetek in iskalnik Google in se poskusite čim bolj približati narisanemu grafu. Tudi če vam ne uspe povsem in boste na koncu pogledali rešitev, se boste pri tem zagotovo naučili veliko novih uporabnih možnosti, ki jih ponuja knjižnica ggplot. Še en namig, da se ne bomo ukvarjali še z R: uporabite funkcijo weekdays() in podatek, da je vikend dan, ki je sobota ali nedelja.

Za to nalogo bomo naložili podatke o meritvah onesnaženosti iz datoteke PM10mesta.csv in izbrali podmnožico meritev za Koper, Celje in Ljubljano. Pred risanjem tudi pretvorimo datum iz niza znakov v podatkovni tip Date.

Narišimo ta graf:





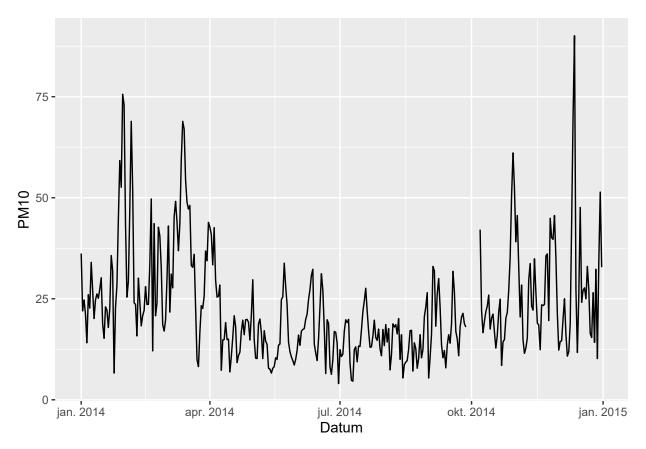
Sedaj poglejmo, kako lahko pridemo do te rešitve korak po koraku.

Najprej preberemo podatke in spremenimo datume v pravilno obliko.

```
df <- read.table("./data_raw/PM10mesta.csv", header = TRUE, sep=",", quote = "\"", dec = '.')
#spremenimo datum
df$Datum <- as.Date(df$Datum)</pre>
```

Namesto izrisa treh grafov se bomo za začetek osredotočili za izris vsebnosti delcev PM10 samo za Ljubljano. Izrišimo samo to črto.

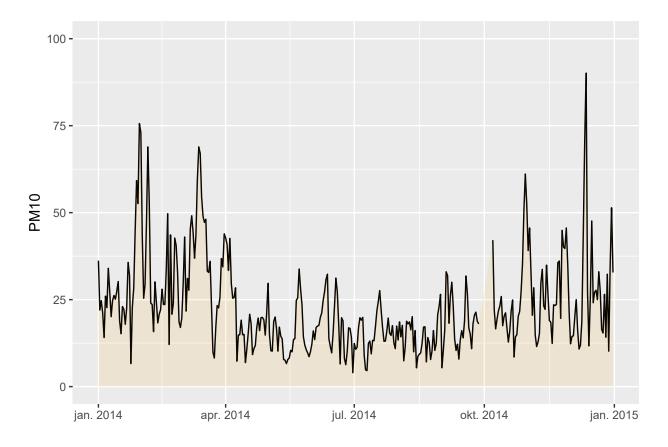
```
ggplot(df[df$kraj == "Ljubljana",], aes(x = Datum, y = PM10)) +
geom_line(colour = "black")
```



Z ukazom geom\_area lahko na grafu podamo ploščino. S spodnjim geomom jo pobarvamo oranžno in naredimo skoraj transparentno. Dodali smo še skalo y osi od 0 do 100 in izbrisali labelo na x osi.

```
ggplot(df[df$kraj == "Ljubljana",], aes(x = Datum, y = PM10)) +
geom_line(colour = "black") +
geom_area(alpha = 0.1, fill = "orange") + ylim(0, 100) +
xlab("")
```

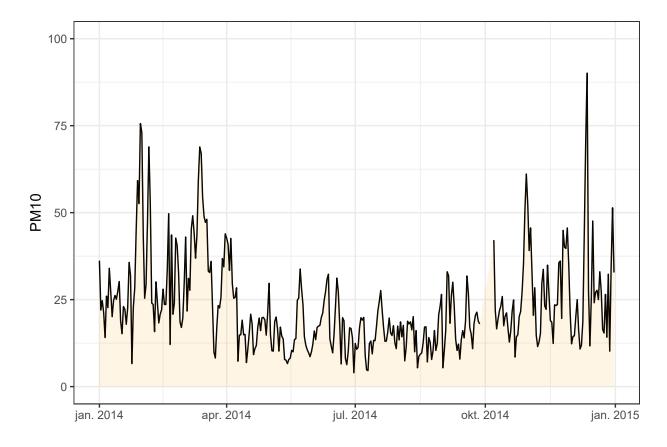
## Warning: Removed 9 rows containing missing values (position\_stack).



Paket **ggplot2** ima že prednastavljene teme za izris grafov. Ena izmed teh je **theme\_bw()**, ki jo bomo uporabili. Z ukazom **?theme\_bw()** lahko v zavihku help vidite tudi ostale prednastavljene teme. Z ukazom **theme()** pa jih lahko tudi sami definirate.

```
ggplot(df[df$kraj == "Ljubljana",], aes(x = Datum, y = PM10)) +
  geom_line(colour = "black") +
  geom_area(alpha = 0.1, fill = "orange") + ylim(0, 100) +
  xlab("") +
  theme_bw()
```

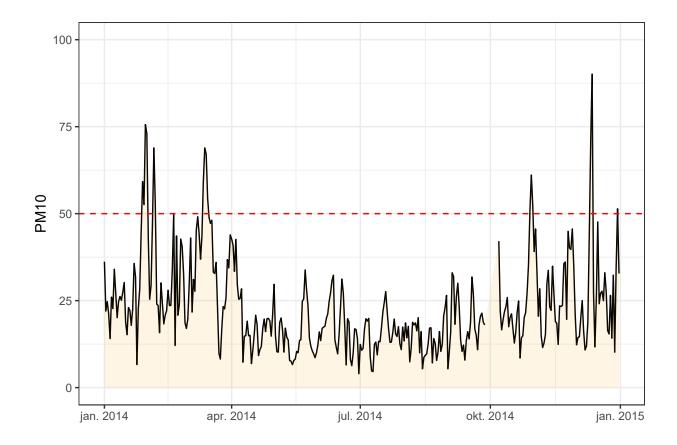
## Warning: Removed 9 rows containing missing values (position\_stack).



Dodamo še rdečo horizontalno črto za označitev kritične vrednosti. Parameter 1ty pomeni line type, ostalo pa že poznate.

```
ggplot(df[df$kraj == "Ljubljana",], aes(x = Datum, y = PM10)) +
geom_line(colour = "black") +
geom_area(alpha = 0.1, fill = "orange") + ylim(0, 100) +
xlab("") +
theme_bw() +
geom_hline(yintercept = 50, lty = "dashed", colour = "red")
```

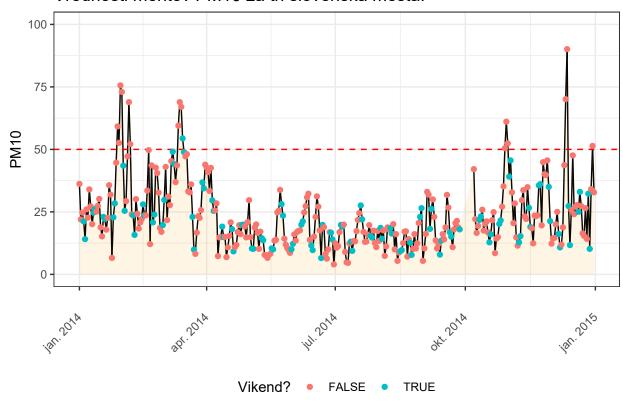
## Warning: Removed 9 rows containing missing values (position\_stack).



Sedaj bomo naredili nekaj korakov naenkrat, ker so vmesni izrisi dokaj grdi. Na črto z geomom geom\_point dodamo še točke, ki jih obarvamo glede na vikende in delavnike. Z ggtitle spremenimo naslov izrisa. Z ukazom labs spremenimo izpis legende in s svojo dodatnimi ukazi za temo theme pa legende z privzete desne strani premaknemo na spodnjo stran in z parametrom axis.text.x zarotiramo tekst na x osi.

- ## Warning: Removed 9 rows containing missing values (position\_stack).
- ## Warning: Removed 9 rows containing missing values (geom\_point).

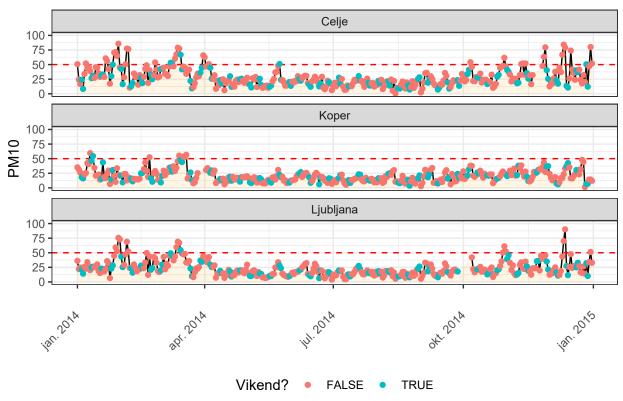
### Vrednosti meritev PM10 za tri slovenska mesta.



Na koncu uporabimo še funkcijo facet\_wrap, kateri podamo spodaj podamo skupine v obliki enačbe. Enačba je poseben tip spremenljivke, s katerim povemo, da so vrednosti na levi strani '~' odvisne od desne strani. Pika '.' v kontekstu spodnje enačbe pomeni *vsi ostali stolpci*. Nekako lahko beremo izriši vse podatke glede na kraj. Facet\_wrap iziriše za vsako skupino svoj graf, ncol = 1 pa pove, da želimo vse skupne izrisati v samo enem stoplcu.

- ## Warning: Removed 21 rows containing missing values (position\_stack).
- ## Warning: Removed 21 rows containing missing values (geom\_point).



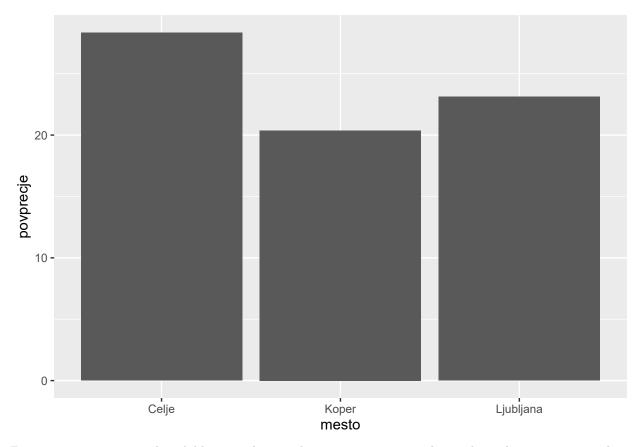


Tako smo prišli do končnega grafa.

# Vzorci in slike na grafih

Uporabimo podatke o delcih, da izrišemo stolpični graf, ki prikazuje povprečno onesnaženost glede na mesto.

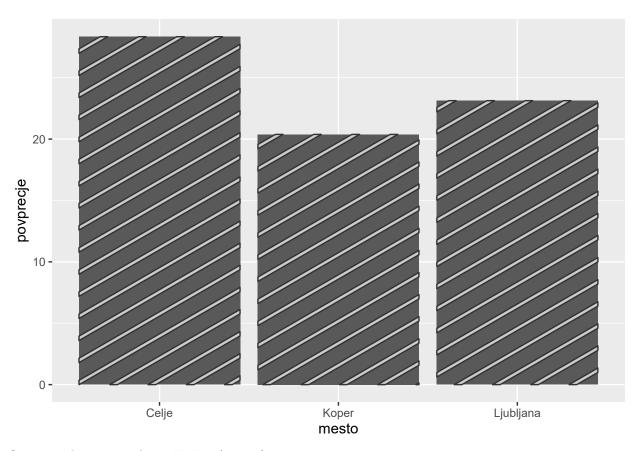
```
d <- aggregate(x = df$PM10, by = list(df$kraj), FUN = mean, na.rm = TRUE)
names(d) <- c("mesto", "povprecje")
ggplot(d, aes(x = mesto, y = povprecje)) +
  geom_bar(stat = "identity")</pre>
```



Za risanje vzorcev na stolpce lahko uporabimo paket **ggpattern**. Ta paket vsebuje skoraj vse geome, ki so v paketu ggplot2, s to razliko, da je imenom dodan še \*\*\_pattern\*\*. Poglejmo si, kaj se zgodi, če samo zamenjamo geom.

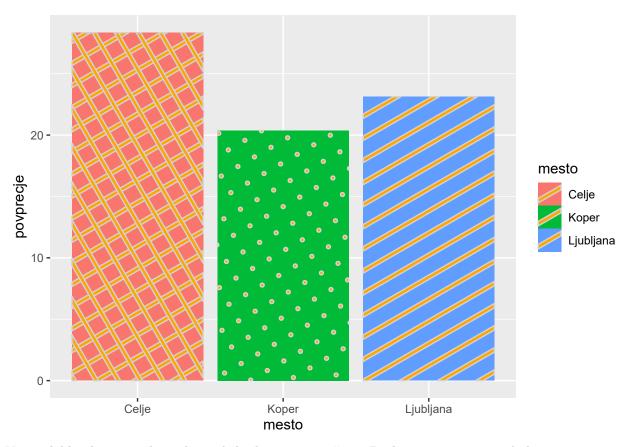
### library(ggpattern)

```
## Warning: package 'ggpattern' was built under R version 4.1.3
ggplot(d, aes(x = mesto, y = povprecje)) +
   geom_bar_pattern(stat = "identity")
```



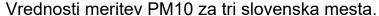
Opazimo, da avtomatsko izriše črte (stripes).

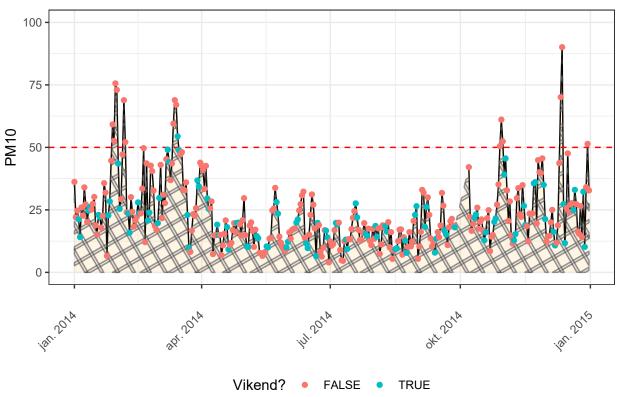
Dodajmo še barve in nekaj drugih privzetih vzorcev.



Vzorce lahko damo na skoraj katerokoli obarvano površino. Poglejmo si na primer dodajanja vzorca na kompleksen graf iz domače naloge.

- ## Warning: Removed 9 rows containing missing values (position\_stack).
- ## Warning: Removed 9 rows containing missing values (geom\_point).





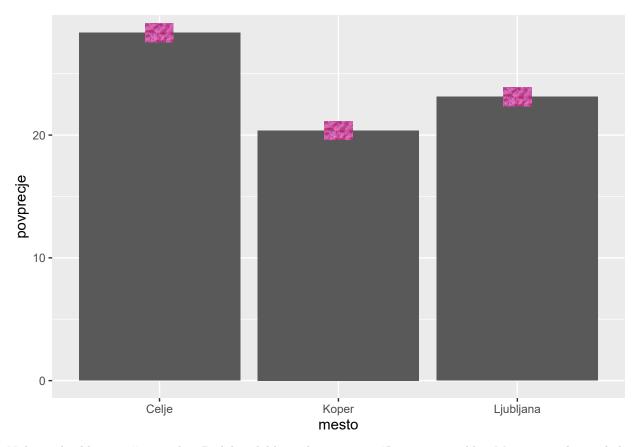
Na grafe lahko s paketom **ggimage** dodamo tudi slike. Paket uporablja drug paket **magick**, ki ga po potrebi predhodno naložite.

Prikažimo, kaj se zgodi, če uporabimo geom\_image na stolpičnem diagramu.

### library(ggimage)

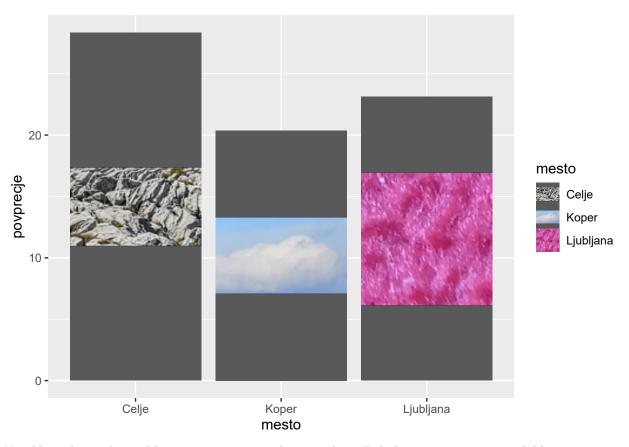
```
## Warning: package 'ggimage' was built under R version 4.1.3
##
## Attaching package: 'ggimage'
## The following object is masked from 'package:ggpubr':
##
## theme_transparent

ggplot(d, aes(x = mesto, y = povprecje, image="./img/small.png")) +
    geom_bar(stat = "identity") + geom_image()
```



Vidimo, da slikico izriše na vrhu. Podobno lahko tudi namesto točk izrisujemo slike. Mi pa si poglejmo, kako bi celoten stolpec zamenjali s poljubim vzorcem (sliko). Najprej si naredimo vektor s potmi do vzorcev na računalniku ali spletu.

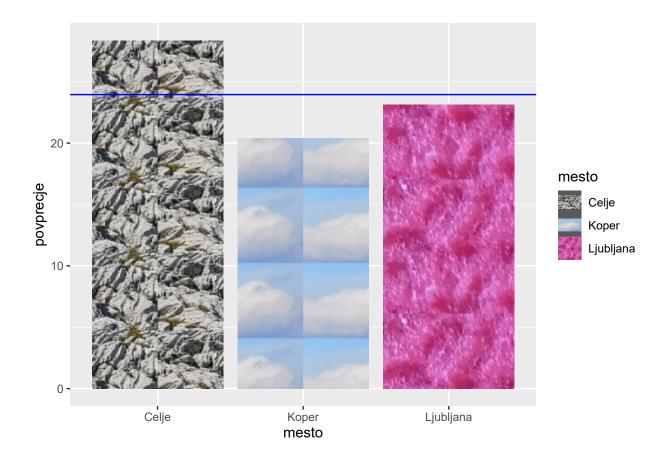
Parameter pattern\_filename nam omogoča, da izbiramo različne spremenljivke glede na vrednosti stolpca mesto. Če uporabimo ta parameter moramo podati poti do slik s funkcijo scale\_pattern\_filename\_discrete. Zadnja beseda te funkcije se lahko spreminja, glede na to kateri geom smo predhodno uporabili.



Na sliki vidimo, da je slika centrirana na sredino stoplca. Z dodatnimi parametri jo lahko raztegnemo oziroma razmnožimo cez celotno območje stolpca.



#Dodajanje črte povprečja



### Branje poljubnih tekstovnih datotek

Včasih, ko se srečamo s podatki, ki so podani na nek nestandarden način si pomagamo s tem, da datoteko preberemo vrstico po vrstico in nato poskušamo zapis razčleniti na razumljivejše dele. V priloženi datoteki VZOREC ODMERNI SEZNAM DOBIČEK.txt opazimo, da so podatki ločeni na strani, ki so ločene z znaki '=' in '-'. Opazimo lahko tudi, da je zapis nenavaden, ker je smiselen zapis za en element raztegnjen čez dve vrstici.

Pri tej nalogi si bomo pomagali s paketom **stringr**, ki je del skupka paketov **tidyverse** za lažje delo z R-jem. Paket **stringr** nam olajša delo z nizi.

Najprej preberimo vse vrstice datotke v spremenljivko dat:

```
## [6] " -----
```

Najprej poskušajmo zaznati v katerih vrsticah se začne nova stran. To je seveda vrstica 1, ter nato vsaka, ki vsebuje niz '==='. Na koncu dodajmo še indeks zadnje vrstice.

```
strani <- c(1, grep("===", dat), length(dat))
strani</pre>
```

```
## [1] 1 31 71
```

Glava ideja je sedaj, da preberemo stran za stranjo in te podatke združimo. Za to lahko uporabimo zanko:

```
for (i in 1:(length(strani)-1)){
  tmp <- preberi_stran(dat[strani[i]:strani[i + 1]])
  dokument <- rbind(dokument, tmp)
}</pre>
```

V zgornji zanki smo napisali funkcijo **uredi\_stran**, ki ji podamo indeks prve in zadnje vrstice te strani. Nato te podatke združimo z **rbind**.

Poglejmo si sedaj, kako bi sprogramirali to funkcijo. Za nekoliko bolj podrobno razlago glejte komentarje v kodi:

```
preberi_stran <- function(stran){</pre>
  glava <- grep(pattern = "---", x = stran)</pre>
  # Locimo podvojene vrstce
  vrstice 1 \leftarrow stran[seq(from = glava[2]+1, to = length(stran)-2, by = 2)]
  vrstice_2 <- stran[seq(from = glava[2]+2, to = length(stran)-1, by = 2)]</pre>
  # Popravimo prve vrstico
  vrstice_1 <- str_squish(vrstice_1) # odstranemo odvecne presledke</pre>
  # locimo glede na presledke, pustimo neurejeno zadnjo kolono
  vrstice_1 <- str_split(vrstice_1, " ", simplify = T,n = 4)</pre>
  # popravimo zadnjo kolono, locimo glede na vejico in pustimo neurejeno zadnjo
  vrstice_1 <- cbind(vrstice_1[, -4],</pre>
                      str_split(vrstice_1[, 4], ",", simplify = T, 2))
  # locimo preostale stolpce in ohranimo locilo (oprostitev ali izguba)
  tmp <- str_split(vrstice_1[, 5], "Oprostitev|Izguba", simplify = T, n = 2)</pre>
  tmp2 <- str_match(vrstice_1[, 5], "Oprostitev|Izguba")</pre>
  # zdruzimo skupaj
  vrstice_1 <- cbind(vrstice_1[, -5],</pre>
                      tmp[, 1], tmp2, tmp[, -1])
  vrstice_1 <- as.data.frame(vrstice_1)</pre>
  colnames(vrstice 1) <- c("St", "st odmere", "davcna", "naslovnik", "naslovnik naslov", "odmera", "odm
  vrstice_2 <- str_squish(vrstice_2) # odstranemo odvecne presledke</pre>
  # Izvozimo tekstovne stoplce
  #\\d+ je ujemanje s katerokoli števko
  tmp <- str_split(vrstice_2, "\\d+", simplify = T, 4)[, 2:3]</pre>
  # Izvozimo numericne stolpce
  #\\D+ je ujemanje s katerikolim znakom razen števk
  tmp2 <- str_split(vrstice_2, "\\D+", simplify = T, 4)[,1:2]</pre>
  vrstice_2 \leftarrow cbind(tmp2[,1], tmp[,1], tmp2[,2], tmp[,2])
  vrstice_2 <- as.data.frame(vrstice_2)</pre>
  colnames(vrstice_2) <- c("st_odlocbe", "naslovnik_kraj",</pre>
                             "naslovnik posta st", "naslovnik posta")
  return(cbind(vrstice_1, vrstice_2))
}
```

V tej funkciji je uporabljenih še nekaj funkcij za delo z nizi, ki jih nismo obravnavali, kot so:

- grep: Vrne indekse, vzorec pattern pojavi v besedilu.
- str\_split: Razdeli niz v več podnizov z podanim vzorcem.
- str\_match: Izpiše ujemanja z podanim vzorcem.
- str\_squish: Odstrani vse odvečne presledke, pusti največ enega med besedami.

Vsi vzorci so podani s tako imenovanim regularnim izrazom, ki omogoča iskanje poljubnega niza ali skupino nizov v besedilu. Področje regularnih izrazov je obširno v tem primeru pa uporabljamo le osnovne oblike le tega.

```
dokument <- NULL
for (i in 1:(length(strani)-1)){
  tmp <- preberi_stran(dat[strani[i]:strani[i + 1]])
  dokument <- rbind(dokument, tmp)
}
head(dokument)</pre>
```

Po potrebi bi lahko na podoben način dodali tudi stolpca stran za številko strani in datum, ki ga lahko preberemo iz vsake strani.

#### Osnovno delo s časovnimi vrstami

Vzemimo podatke *delci2.csv* iz petega predavanja. Ti podatki predstavljajo časovno vrsto. Za vsak dan imamo narejene različne meritve.

Naložimo te podatke in popravimo tip spremenljivke datum.

```
delci <- read.csv("./data_raw/delci2.csv")</pre>
delci$Datum <- base::as.Date(delci$Datum, format = c("%m/%e/%Y"))</pre>
head(delci)
##
          Datum PM10
                         Ca
                               Cl
                                      K
                                                              NO3 kraj
                                            Mg
                                                    Na
                                                         NH4
## 1 2014-01-17
                  22 0.186 0.297 0.577 0.0374 0.1450 0.639 1.98 Kranj
## 2 2014-01-18
                  32 0.132 0.528 0.735 0.0235 0.1090 0.877 2.71 Kranj
## 3 2014-01-19
                  30 0.145 0.381 0.577 0.0363 0.1590 1.080 2.72 Kranj
## 4 2014-01-20
                  16 0.127 0.170 0.383 0.0428 0.0608 0.628 2.01 Kranj
## 5 2014-01-21
                  24 0.202 0.160 0.418 0.0365 0.0346 1.220 3.62 Kranj
## 6 2014-01-22
                  32 0.610 0.231 0.615 0.0734 0.0468 1.140 3.83 Kranj
```

Kar veliko uporabnih funkcij za delo z časovnimi vrstami lahko najdete v paketu **zoo** (Z's Ordered Observations). To je paket za delu z regularnimi in iregularnimi časovnimi vrstami.

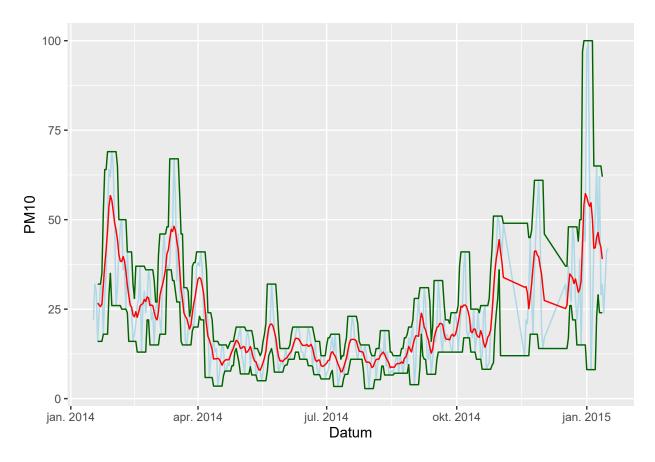
Recimo, da želimo izračunati povprečje sedem dnevnih oken delcev PM10 v zraku. Za to lahko uporabimo funkcijo rollmean. Funkcija sprejme podatke, parameter k za izbiro števila sosednjih vrednosti na katereih se računa povprečje in parameter fill s katerim lahko zamenjamo začetne, končne in vmesne manjkajoče vrednosti. V tem primeru bomo tem vrednosti priredili kar vrednost NA - not available.

#### library(zoo)

```
##
## Attaching package: 'zoo'
## The following objects are masked from 'package:base':
##
## as.Date, as.Date.numeric
```

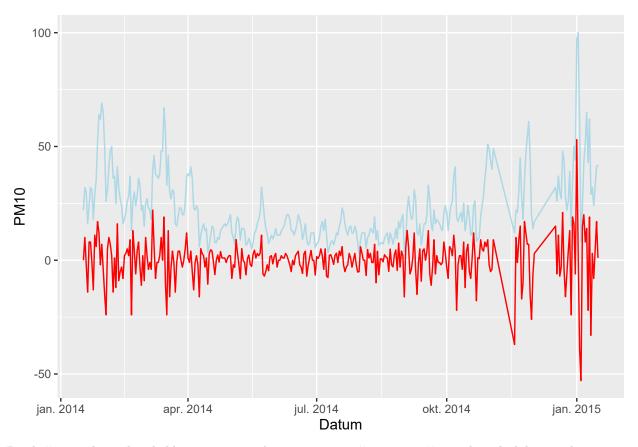
```
okna <- rollmean(delci$PM10, k = 7, fill = 'NA')
## Warning in as.cls(x): NAs introduced by coercion
## Warning in as.cls(x): NAs introduced by coercion
## Warning in as.cls(x): NAs introduced by coercion
head(okna, n = 10)
##
                                 NA 26.71429 26.14286 25.71429 26.42857 31.57143
    [1]
              NΑ
                       NΑ
    [9] 37.28571 41.57143
Obstaja še nekaj podobnih funkcij, kot je recimo rollmax, ki izračuna maksimalno vrednost okna. V primeru,
da želite svoj izračun pa lahko uporabite rollapply, ki 'applicira' podano funkcijo na izbrane podatke.
Poglejmo si te funkcije na spodnjem grafu.
ggplot(delci, aes(x = Datum, y = PM10)) +
  geom_line(color = "lightblue") +
  geom_line(color = "red", aes(y = rollmean(PM10, k = 7, fill = 'NA'))) +
  geom_line(color = "darkgreen", aes(y = rollmax(PM10, k = 7, fill = 'NA'))) +
  geom_line(color = "darkgreen", aes(y = rollapply(PM10, width = 7, FUN = min, fill = 'NA')))
## Warning in as.cls(x): NAs introduced by coercion
## Warning: Removed 6 row(s) containing missing values (geom_path).
## Warning: Removed 6 row(s) containing missing values (geom_path).
```

## Warning: Removed 6 row(s) containing missing values (geom\_path).



Velikokrat uporabna funkcija je tudi diff, ki nam vrne razliko med dvema meritvama. Privzeto je ta razlika (lag) ena meritev, lahko pa jo nastavite tudi na večjo. Spodnji primer kaže izris razlik.

```
#zalika od prejšnjega dne
ggplot(delci, aes(x = Datum, y = PM10 )) +
  geom_line(color = "lightblue") +
  geom_line(color = "red", aes(y = c(0,diff(PM10))))
```

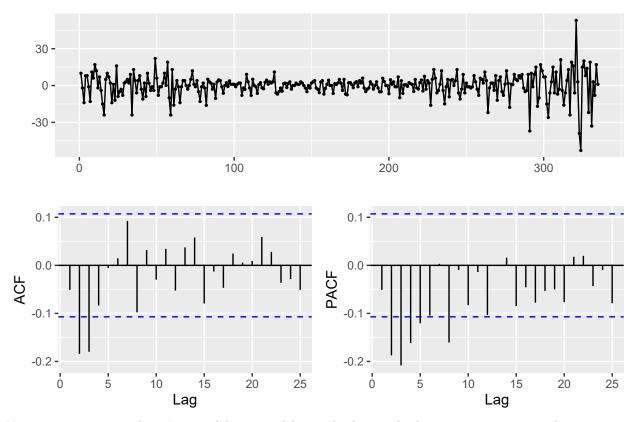


Preskočimo sedaj tudi nekoliko naprej v poglavje strojnega učenja in na časovnih podatkih uporabimo znan model **arima** (autoregressive integrated moving average).

Paket, ki vsebuje zmogljivo implementacije arime za R je **forecast**. Tukaj bomo prikazali samo preprost primer, da vidimo delovanje, podrobnejši opis pa lahko dobite v spletni knjigi.

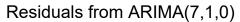
Paket ima že nekaj vgrajenih funkcij, ki so lahko poznavalcem v pomoč. Poglejmo si razliko med meritvami. library(forecast)

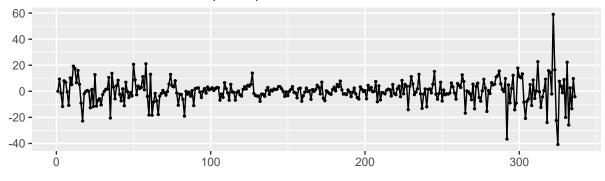
```
## Warning: package 'forecast' was built under R version 4.1.3
## Registered S3 method overwritten by 'quantmod':
## method from
## as.zoo.data.frame zoo
##
## Attaching package: 'forecast'
## The following object is masked from 'package:ggpubr':
## gghistogram
ggtsdisplay(diff(delci$PM10), main = "")
```

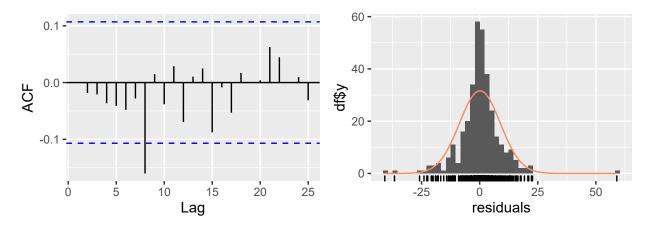


V našem primeru ni videti očitnega dobrega modela, vendar bomo izbrali za prvi parameter vrednost 7, saj je ACF tam najvišji. Ogledamo si lahko tudi distribucijo residiualov.

```
fit <- arima(delci$PM10, order = c(7, 1, 0))
checkresiduals(fit)</pre>
```





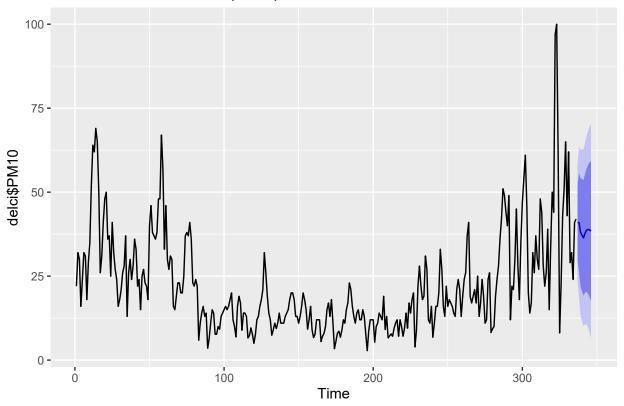


```
##
## Ljung-Box test
##
## data: Residuals from ARIMA(7,1,0)
## Q* = 11.822, df = 3, p-value = 0.008017
##
## Model df: 7. Total lags used: 10
```

Ustvarjen model lahko tudi uporabimo za napovedovanje prihodnjih vrednosti.

autoplot(forecast(fit))

## Forecasts from ARIMA(7,1,0)



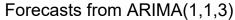
Pogljemo si samo še tablarični izpis:

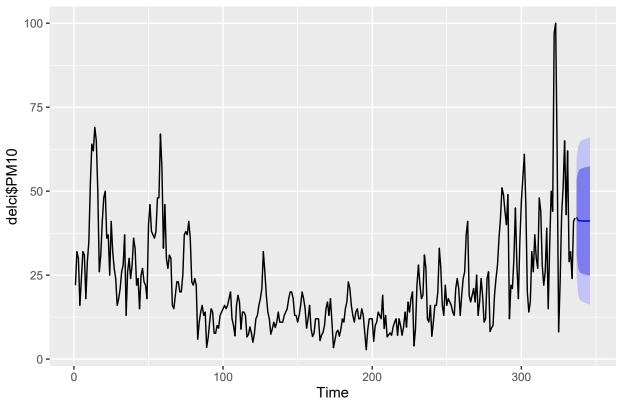
#### forecast(fit)

```
##
       Point Forecast
                         Lo 80
                                  Hi 80
                                            Lo 95
                                                     Hi 95
## 337
             40.92263 29.62710 52.21815 23.647616 58.19764
## 338
             40.95495 26.23763 55.67228 18.446746 63.46316
## 339
             38.00371 21.86841 54.13900 13.326905 62.68051
## 340
             37.18987 20.44386 53.93588 11.579054 62.80068
## 341
             36.38249 19.20228 53.56271 10.107618 62.65736
  342
             37.72362 20.03788 55.40936 10.675613 64.77162
  343
             38.66437 20.40395 56.92478 10.737473 66.59126
             38.90277 19.78670 58.01885
                                        9.667254 68.13829
##
  344
             38.81210 18.78624 58.83797
##
  345
                                        8.185184 69.43902
             38.39746 17.56952 59.22541 6.543869 70.25105
## 346
```

Paket vsebuje tudi funkcijo auto.arima,ki sama poskuša optimizirati parametre metode.

```
fit <- auto.arima(delci$PM10)
autoplot(forecast(fit))</pre>
```





## Strojno učenje

Metod strojnega učenja je veliko in ponavadi jih dobite že vgrajene v raznih paketih. Tukaj si bomo pogledali en primer linearne regresije in modela z naključnim gozdom.

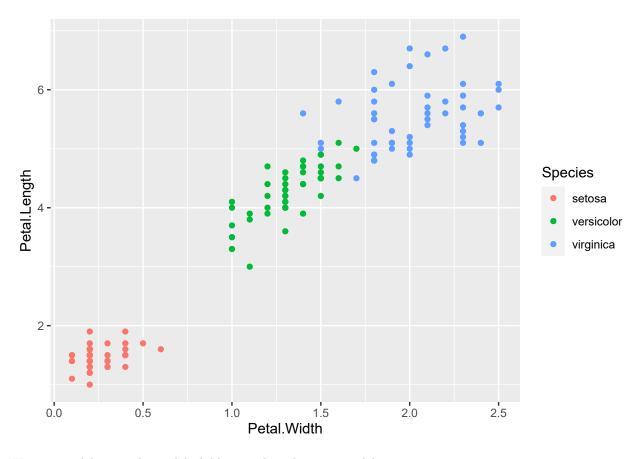
Uporabili bomo podatke iris, ki so že priloženi R-ju. Gre za preprost primer, kjer imamo podatke o velikosti listov in cvetnih listov preunik, želimo pa napovedati vrsto rože.

### head(iris)

##		Sepal.Length	Sepal.Width	Petal.Length	${\tt Petal.Width}$	Species
##	1	5.1	3.5	1.4	0.2	setosa
##	2	4.9	3.0	1.4	0.2	setosa
##	3	4.7	3.2	1.3	0.2	setosa
##	4	4.6	3.1	1.5	0.2	setosa
##	5	5.0	3.6	1.4	0.2	setosa
##	6	5.4	3.9	1.7	0.4	setosa

Poglejmo si izris dveh stolpcev in razreda.

```
ggplot(iris, aes(x = Petal.Width, y = Petal.Length, colour = Species)) +
geom_point()
```



Kot smo videli v uvodnem delu lahko zgradimo linearni model.

```
linearni_model <- lm(Species ~ ., iris)</pre>
## Warning in model.response(mf, "numeric"): using type = "numeric" with a factor
## response will be ignored
## Warning in Ops.factor(y, z$residuals): '-' not meaningful for factors
linearni_model
##
## Call:
## lm(formula = Species ~ ., data = iris)
##
## Coefficients:
##
    (Intercept)
                 Sepal.Length
                                 Sepal.Width Petal.Length
                                                              Petal.Width
        1.18650
                      -0.11191
                                    -0.04008
                                                    0.22865
                                                                  0.60925
##
```

Kot vidimo, nam je R sporočil opozorilo, da ima težave napovedovati vrednost *Species*, ker je tipa faktor. Poskušajmo zato raje najprej napovedati širino cvetnih listov (Petal.Width) in uporabiti linearni model kot regresijo.

Pri strojnem učenju moramo podatke najprej razdeliti na učno in testno množico, da lahko preverimo ali model dobro deluje. Razdelimo naše podatke na 105 učnih primerov in 45 testnih.

```
set.seed(1234)
sel <- sample(1:nrow(iris), 45, F)
train <- iris[-sel,]
test <- iris[sel,]</pre>
```

```
Zgradimo želeni linearni model:
```

```
linearni_model <- lm(Petal.Width ~ Petal.Length + Sepal.Width + Sepal.Length, train)</pre>
linearni_model
##
## Call:
## lm(formula = Petal.Width ~ Petal.Length + Sepal.Width + Sepal.Length,
##
       data = train)
##
## Coefficients:
                                  Sepal.Width Sepal.Length
##
    (Intercept) Petal.Length
##
        -0.5506
                        0.4958
                                       0.2025
                                                     -0.1252
Skoraj vsi paketi za strojno učenje imajo na voljo tudi funkcijo predict s katero lahko napovedujemo neznane
napovedi <- predict(linearni_model, test)</pre>
head(napovedi)
##
          28
                               101
                                          111
                                                    137
## 0.2504732 0.9971944 2.3032659 1.8117563 2.1251982 1.9911815
Za oceno napovednega modela bomo kar sami spisali nekaj osnovnih funkcij.
# srednja absolutna napaka
mae <- function(obs, pred){</pre>
  mean(abs(obs - pred))
# srednja kvadratna napaka
mse <- function(obs, pred){</pre>
  mean((obs - pred)^2)
}
# relativna srednja kvadratna napaka
rmse <- function(obs, pred, mean.val){</pre>
  sum((obs - pred)^2)/sum((obs - mean.val)^2)
Preverimo rezultate.
mae(test$Petal.Width, napovedi)
## [1] 0.1573341
mse(test$Petal.Width, napovedi)
## [1] 0.04717747
rmse(test$Petal.Width, napovedi, mean(train$Petal.Width))
## [1] 0.07522785
Poskušajmo še z metodo naključnega gozda.
#naključno drevo
library(randomForest)
## randomForest 4.6-14
```

```
## Type rfNews() to see new features/changes/bug fixes.
##
## Attaching package: 'randomForest'
## The following object is masked from 'package:ggplot2':
##
##
       margin
#regresija
rf <- randomForest(Petal.Width ~ Petal.Length + Sepal.Width + Sepal.Length,
                    data = train)
napovedi <- predict(rf, test)</pre>
head(napovedi)
##
                     80
                              101
                                         111
                                                   137
                                                              133
## 0.2493546 1.2410235 2.0660107 1.9139621 2.0589079 1.9217774
Primerjajmo rezultate:
mae(test$Petal.Width, napovedi)
## [1] 0.1650388
mse(test$Petal.Width, napovedi)
## [1] 0.04955582
rmse(test$Petal.Width, napovedi, mean(train$Petal.Width))
## [1] 0.0790203
Metoda naključnega gozda se lahko prilagodi tudi za iskanje faktorjev (klasifikacija).
rf <- randomForest(Species ~ .,</pre>
                    data = train)
napovedi_r <- predict(rf, test, type = "class")</pre>
napovedi_v <- predict(rf, test, type = "prob")</pre>
head(napovedi_r) #napovedi razredov
##
           28
                       80
                                 101
                                             111
                                                         137
                                                                    133
##
       setosa versicolor virginica virginica virginica virginica
## Levels: setosa versicolor virginica
head(napovedi_v) #verjetnosti napovedi
##
       setosa versicolor virginica
## 28
        1.000
                   0.000
                              0.000
## 80
        0.000
                   0.998
                              0.002
## 101 0.000
                   0.018
                              0.982
## 111 0.000
                   0.038
                              0.962
## 137
        0.002
                    0.012
                              0.986
                              0.998
## 133 0.000
                    0.002
Preverimo še odstotek pravilno napovedanih vrst.
sum(test$Species == napovedi_r) / length(test$Species)
## [1] 0.9777778
rbind(test$Species, napovedi_r)
```

```
28 80 101 111 137 133 144 132 98 103 90 70 79 116 14 126 62 4 143 40
##
##
                      3
                           3
                               3
                                   3
                                       3
                                           3 2
                                                   3 2 2 2
                                                                3 1
                                                                        3 2 1
               1 2
              1 2
                      3
                           3
                               3
                                   3
                                       3
                                           3
                                              2
                                                   3 2 2 2
                                                                3
                                                                   1
                                                                        3 2 1
                                                                                 3 1
## napovedi_r
##
              93 \ 122 \ 5 \ 66 \ 135 \ 47 \ 131 \ 123 \ 84 \ 48 \ 108 \ 3 \ 87 \ 41 \ 115 \ 100 \ 72 \ 32 \ 42 \ 43 \ 2
                                           2
##
                   3 1 2
                             3 1
                                    3
                                        3
                                              1
                                                   3 1
                                                        2
                                                           1
                                                               3
                                                                    2
                                                                       2
                                                                          1
                                                                             1
                                          3
                                                                   2
## napovedi_r 2
                  3 1 2
                             3 1
                                    3
                                        3
                                              1
                                                   3 1
                                                        2
                                                           1
                                                               3
                                                                       2
                                                                         1
                                                                            1 1 1
              138 54 49 102
##
                   2 1
##
                           3
                3
## napovedi_r
                3 2 1
```

V R-ju je še veliko paketov za delo z metodami strojnega učenja. Pogledate si lahko naprimer še **rpart**, **e1071**, **kknn**, **naiveBayes**, **nnet**, **coreLearn**.