

Praktická časť diplomovej práce

1 Sprievodca ekonometriou

Sprievodca ekonometriou má za úlohu priblížiť Vám ekonometriu, a pomôcť Vám jej porozumieť. Sprievodcu píšem ako študent, ktorý sa ekonometriu začal učiť sám, a sám si prešiel zdĺhavým procesom bádania a usmerňovania. Sprievodca je zostrojený ako-tak súbežne s osnovou a zadaniami, ktoré obdržíte na hodine. Nebudeme sa konkrétne držať vypracovania zadanií, ale skôr princípmi, z ktorých zadania ťažia. Mnoho študentov tento predmet nezaujíma, a zadania vypracujú okopírovaním postupov starších spolužiakov, nuž, pochopiť ekonometriu a jej postupy nie je vôbec jednoduché, a dokážem pochopiť, keď si študenti hľadajú skratky. Na druhú stranu, ekonometria predstavuje skvelú vstupnú bránu do sveta analytiky. Človek je zavalený Machine Learningom, Data Sciencem a AI-čkom, nuž až po sfúknutí pozlátko zistí, že je to zmes matematiky, štatistiky a počítačovej vedy. Ekonometria je teda skvelou výhovorkou, ako oprášiť matematiku, doučiť sa štatistiku, a naučiť sa troška programovania. R-ko sa môže zdať ako jazyk, ktorý žije v tieni Pythonu, avšak, akoby nejedna Dominika vedela dosvedčiť, netreba sa nechať viesť do omylu. R-ko je najvhodnejší programovací jazyk pre štatistikov, Google ho zahrnul do najnovších kurzov Google Analytics. Mojou úlohou je pomôcť Vám prekonať problém, ktorý som na začiatku svojej cesty ekonometriou vôbec nepovažoval za problém, a to množstvo materiálov, ktoré zavalí študenta. Pomôžem Vám postupne zložiť skladačku konceptov a teórií, na ktorých ekonometria stojí. Náročnosť prezentovania konceptov bude prispôbená, nehnevajte sa, keď neskôr objavíte niečo, čo som spomenúť mohol, ale nespomenul. Nemá zmysel vysvetľovať odvodzovanie každého estimátora. Cieľom je poskytnúť všeobecný náhľad ekonometrie, a pomôcť Vám pochopiť, a príjemnejšie zvládnuť predmet Ekonometria.

Čo nás čaká:

1. Základy programovania v R
2. Ekonometrické techniky
3. Intuitívny prehľad štatistických konceptov

2 Základy programovania v R

Sprievodca je interaktívny, teda začneme stiahnutím a inštaláciou R a RStudio. R má samo o sebe programovacie prostredie, avšak dnešným štandardom je používanie integrovaného vývojového prostredia (IDE) v podobe RStudio.

2.1 Aritmetické operátory

Podme teda rovno na vec. Začneme základnými funkciami. R môžeme používať ako kalkulačku, teda za pomoci klasických aritmetických operátorov môžeme sčítat, odčítat, násobiť, deliť či umocňovať:

```
5 + 5
```

```
## [1] 10
```

```
5 - 5
```

```
## [1] 0
```

```
5 * 5
```

```
## [1] 25
```

```
5 / 5
```

```
## [1] 1
```

```
5^2
```

```
## [1] 25
```

R-ko dokáže používať aj ďalšie aritmetické operátory:

```
# zobrazí zvyšok z delenia
```

```
5 %% 2
```

```
## [1] 1
```

My sa budeme zapodievať len tým, s čím sa na cvičeniach stretneme. Našou úlohou nie je naučiť sa dokonalo ovládať R, ale naučiť sa používať ho v dostatočnej miere, aby sme s ním zvládli to, čo budeme v najbližšej dobe potrebovať.

2.2 Balíky

Okrem základných operátorov budeme využívať aj funkcie:

```
mean(2, 4, 6)
```

```
## [1] 2
```

```
abs(-5)
```

```
## [1] 5
```

```
sqrt(8)
```

```
## [1] 2.828427
```

Tieto funkcie sa nachádzajú v balíkoch, ktoré si môžeme predstaviť ako také Addony. R figuruje balíkmi, ktoré sú predinštalované, a zahŕňajú najpoužívanejšie a najzákladnejšie funkcie. Vyššie použité funkcie sa nachádzajú v balíku base. To, v akom balíku sa funkcia nachádza zistíte po napísaní funkcie



to však len za predpokladu, že už máte balík nainštalovaný. Ak narazíte na názov funkcie, ktorú chcete použiť, avšak nemáte nainštalovaný balík a chcete zistiť jeho názov, buď si funkciu zadajte do Google, alebo napíšete do konzoly:

```
# ??meno funkcie
```

```
??mean
```

My budeme často využívať predinštalované balíky **base** a **stats**, avšak za pochodu si budeme inštalovať aj ďalšie balíky, s ktorými sa na cvičeniach stretnete. Nový balík je potrebné prv nainštalovať a potom ho načítať do prostredia.

```
# stiahneme a naštálujeme pomocou R konzoly a funkcie install.packages()
```

```
# ! názov balíka je citlivý na veľkosť písma
```

```
# ! názov musí byť v úvodzovkách
```

```
install.packages("fBasics")
```

```
# po nainštalovaní máme balík stiahnutý v našom PC, a tento príkaz už viac nepoužívame
```

```
# ak však chceme funkcie z balíka použiť, musíme po zapnutí R-ka balík načítať príkazom
```

```
library(fBasics)
```

```
# ! tu už úvodzovky nie sú potrebné
```

Pri inštalovaní názov balíka zabalíme do úvodzoviek. Pri jeho načítaní pomocou `library()` už úvodzovky nepíšeme. Na pohovor si vezmeme oblek (úvodzovky), ale po prijatí už chodíme do práce bez obleku.

2.3 Objekty

Často chceme vyrátané výsledky znova použiť, a preto by bolo vhodné si ich niekde uložiť. Na ukladanie a uskladnenie výsledkov slúžia objekty. Každý objekt má meno a obsah. Meno si môžeme zadať akékoľvek, musí však:

- začínať malým alebo veľkým písmenom a nie číslom
- obsahovať iba čísla, písmená alebo niektoré špeciálne znaky ako "." či "_".

Nezabúdajme, že R je case sensitive (rozlišuje veľké a malé písmená).

Povedzme že chceme vytvoriť objekt **a** a priradiť mu hodnotu $2 + 2$. Na priradenie obsahu je možné použiť "=" , avšak štandardom je používanie "<-".

*Znak <- nie je nutné písať dvoma znakmi, používa sa na to skratka “**ľavý Alt**” a “-”. Na SK klávesnici nájdeme znak naľavo od pravého Shiftu, na EN klávesnici zvyčajne naľavo od Backspacu. Osobne programujem s EN klávesnicou, nech som použiteľný v akomkoľvek štáte bez potreby inštalovať SK klávesnicu.*

```
# Priradíme teda objektu "a" výsledok "2 + 2".  
  
a <- 2 + 2  
  
# Po napísaní názvu objektu do konzoly nám konzola ukáže už len výsledok.  
  
a  
  
## [1] 4
```

```
# Nové priradenie hodnoty starému objektu prepíše starú hodnotu.  
  
a <- 5 + 5  
  
a  
  
## [1] 10
```

S daným objektom môžeme pracovať, akoby to bola číselná hodnota.

```
a^2  
  
## [1] 100
```

2.4 Vektory

Pre priradenie viacerých hodnôt vytvoríme vektor. Vektor vytvoríme pomocou funkcie `c()` ako `combine`.

```
# Objektu "a" priradíme súbor číselných hodnôt a vytvoríme z neho vektor.
```

```
a <- c(5, 1, 4, 2, 3)
```

```
a
```

```
## [1] 5 1 4 2 3
```

S vektormi dokážeme rôzne pracovať. Sčítavať, násobiť, aplikovať na ne funkcie, všetko, čo nás napadne. Ups, čo nám napadne!

```
b <- c(5, 9, 6, 8, 7)
```

```
a + b
```

```
## [1] 10 10 10 10 10
```

```
min(a)
```

```
## [1] 1
```

```
sort(a)
```

```
## [1] 1 2 3 4 5
```

```
sum(a)
```

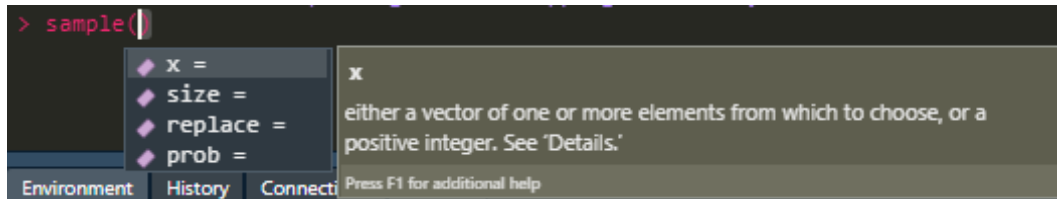
```
## [1] 15
```

Je vhodné poznať pár špeciálnych funkcií na tvorbu vektorov. A to:

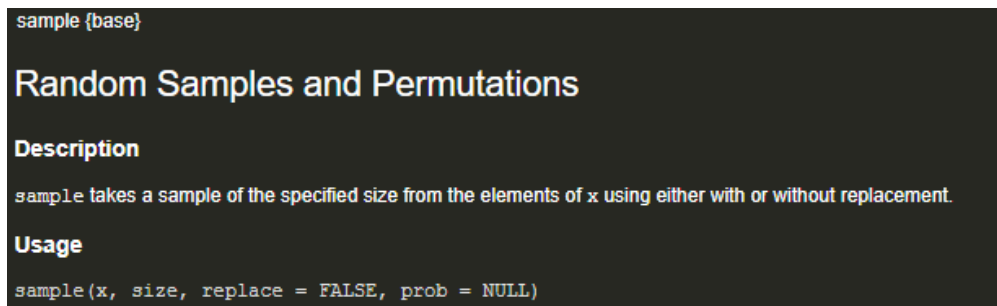
```
# sample(), seq() a rep()
```

Často si totižto potrebujete vytvoriť vektor hodnôt podľa vlastnej potreby. Hm, to som veľmi nič nové nepovedal. Ale... Čo vlastne tieto funkcie robia? A ako to zistíme? Ak pracujete s úplne novou funkciou, a máte už nainštalovaný balík, a taktiež ste ho už načítali do knižnice cez `library()`, je vhodné použiť `?názovfunkcie` alebo `help(názovfunkcie)`. Poskytne Vám to stručný popis, čo funkcia robí, všetky jej argumenty a aj pár príkladov. Ak už ste však s funkciou pracovali, ale nepamätáte si argumenty, rozpíšete funkciu, kliknete sa do zátvoriek funkcie `mean(tu.sa.kliknete)`, a stlačíte `TAB`. Vyhodí Vám to argumenty funkcie. Skúsime si to na funkcii `sample()`.

2.4.1 sample()



Pri jednej z vecí, ktorú Vám chcem ukázať, budeme potrebovať vektor výšky ľudí. Tak si ho teda vytvoríme už teraz. Ešte predtým môžeme skúsiť napísať do konzoly `?sample`, čím zistíme, že funkcia `sample()` nám náhodne vyberie hodnoty zo zadaného vektora.



```
# Ako prvé potrebujeme zadať "x", teda vektor hodnôt, z ktorých chceme vybrať.
# Pre nás to budú hodnoty medzi 160 až 190, ktoré navolíme ako 160:190.

# 160:190 jednoducho vypíše hodnoty zaradom od 160 do 190. A sample() z nich náhodne vyberie
# nami určený počet hodnôt.

# "size" je počet hodnôt, aký ma funkcia vybrať.

# "replace", či môže vybrať jednu hodnotu viackrát, alebo ju má vylúčiť.

# "prob" použijeme, ak chceme priradiť istým hodnotám inú váhu.

vyska <- sample(x = 160:190, size = 10, replace = TRUE)

print(vyska)
```

```
## [1] 174 184 161 166 164 174 172 188 170 173
```

Funkcia by fungovala, aj keby sme to napísali ako `sample(160:190, 10, TRUE)`. Je však vhodné písať aj argumenty. Hlavne pri funkciách, ktoré nie sú veľmi bežné. Ak po Vás niekto bude čítať kód, číta sa to lepšie.

2.4.2 seq()

Funkcia `seq()` vygeneruje sekvenciu čísel. Ako argumenty zadávame buď *od*, *do* a *by*. Teda po akých inkrementoch bude daná sekvencia narastať.

```
seq(from = 2, to = 12, by = 0.5)
```

```
## [1] 2.0 2.5 3.0 3.5 4.0 4.5 5.0 5.5 6.0 6.5 7.0 7.5 8.0 8.5 9.0
## [16] 9.5 10.0 10.5 11.0 11.5 12.0
```

*V Rku používame na oddelovanie desatiných miest bodku. Čiarkou oddeľujeme argumenty. Tak-
tiež nezabúdajte používať medzery. Jedná sa o gramatiku programovania. Predsalen náš vyššie
napísaný výraz vyzerá lepšie ako `seq(from=2,to=12,by=0.5)`.*

```
# Zadáme "od", "do" a koľko čias má vektor mať.
```

```
seq(from = 4, to = 10, length = 4)
```

```
## [1] 4 6 8 10
```

```
seq(from = 4, to = 10, length = 8)
```

```
## [1] 4.000000 4.857143 5.714286 6.571429 7.428571 8.285714 9.142857
## [8] 10.000000
```

```
# Alternatívou je zadať "od", "po", a rozdeliť to po požadovaných kúskoch  
# na požadovanú dĺžku.
```

```
seq(from = 4, by = 0.5, length = 25)
```

```
## [1] 4.0 4.5 5.0 5.5 6.0 6.5 7.0 7.5 8.0 8.5 9.0 9.5 10.0 10.5 11.0
## [16] 11.5 12.0 12.5 13.0 13.5 14.0 14.5 15.0 15.5 16.0
```

2.4.3 rep()

Funkcie `rep()` jednoducho zopakuje zadané číslo, alebo vektor, x-krát.

```
rep(x = 1, times = 10)
```

```
## [1] 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
```

```
rep(x = c(1, 2, 3), times = 3)
```

```
## [1] 1 2 3 1 2 3 1 2 3
```

2.5 Indexovanie

Indexovanie je v R-ku veľmi užitočný spôsob selektovania dát. Ide jednoducho o výber súboru dát, zo súboru dát. Indexujeme za použitia hranatých zátvoriek, ktoré bez medzery nalepíme k objektu, z ktorého chceme dáta vybrať. Najjednoduchšie sa to vysvetľuje ukážkou. A nezabúdajte, že R-ko začína od jednotky, nie od nuly. Aj keď nám, ekonómom neprogramátorom to asi ani nepríde divné.

```
# Vytvorme si obyčajný číselný vektor.
```

```
obycajny_vektor <- c(1:10)
```

```
obycajny_vektor
```

```
## [1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10
```

```
# Za použitia indexovania môžeme vybrať akúkoľvek hodnotu. Chceme vybrať prvú.
```

```
obycajny_vektor[1]
```

```
## [1] 1
```

```
# Alebo súbor hodnôt. Vyberieme prvú a poslednú hodnotu.
```

```
obycajny_vektor[c(1, 10)]
```

```
## [1] 1 10
```

Pravdepodobne by väčšina z vás napísala `obycajny_vektor[1,10]`, to by vám však vyhodilo chybu. Prečo je tomu tak plne pochopíte, keď si ukážeme matice. Aj keď to nie je nič zložité. Vektor si predstavme ako šípku, ktorá určuje smer. Je to teda, v našom prípade, reťazec čísel, jedna dlhá šnúra, ktorá nemá žiadne riadky ani stĺpce. R-ko však to, čo napíšeme do hranatých zátvoriek vníma ako:

$[riadok, stĺpec]$

$[row, column]$

Zo začiatku sa mi zvyklo pliesť, čo ide prvé. Zapamätal som si to ako RC autíčko. Také tie malé na ovládanie.

Číže prvý údaj predstavuje riadok, a druhý údaj stĺpec. Ak by sme napísali `[1, 10]`, R-ko by hľadalo v prvom riadku desiatu hodnotu. Do hranatých zátvoriek píšeme vlastne **súradnice**. V reťazci hodnôt máme ale iba reťazec hodnôt. (:D) Preto je potrebné použiť funkciu `c()`, aby R-ko vedelo, že má vyberať z reťazca hodnôt. Indexovanie je ve veľmi užitočné, a dá sa využiť veľmi kreatívne. Nám však stačí vedieť, čo to plus-mínus robí. Aby ste vedeli, čo sa deje, keď uvidíte hranaté zátvorky. O indexovaní si ešte povieme pri maticiach.

```
# Indexovaním môžeme aj odobrať hodnotu. Napr., ak chceme všetky okrem poslednej:
```

```
obycajny_vektor[-10]
```

```
## [1] 1 2 3 4 5 6 7 8 9
```


2.6 Iné typy vektorov

Vektory nemusia obsahovať len čísla. Môžu obsahovať napríklad aj **textové** alebo **logické** premenné. Existuje ešte aj štvrtý typ, **faktorové** vektory, ktorým sa ale nebudeme zaoberať.

2.6.1 Vektor textových premenných

```
# Pre vytvorenie vektora obsahujúceho textové reťazce, musí byť obsah ohraničený  
# úvodzovkami "".
```

```
vector_characters <- c("c", "musíme", "používať", "stále", "ak", "chceme",  
                      "viac", "hodnôť")
```

```
vector_characters
```

```
## [1] "c"          "musíme"    "používať"  "stále"     "ak"        "chceme"    "viac"  
## [8] "hodnôť"
```

Vektor tvorený textovým reťazcom nájde svoje uplatnenie napríklad pri pomenovaní hodnôt.

```
nazvy <- c("prvy", "druhy", "treti")  
cisla <- c(1, 2, 3)
```

```
# Použijeme na to funkciu names()
```

```
names(cisla) <- nazvy
```

```
# Ak sa teraz pozrieme na vektor "cisla", uvidíme, že sme číslam priradili názvy.  
# Na vypísanie výsledku môžeme použiť aj funkciu print().
```

```
print(cisla)
```

```
##   prvy druhý tretí  
##    1     2     3
```

Vektor “**cisla**” sme vložili do funkcie **names()**. Aplikovali sme funkciu na vektor, ktorému sme chceli priradiť názvy. **Priradiť**, teda symbol priradenia **<-**, potom už len vektor s názvami, ktoré chceme priradiť. Pre lepšiu ilustráciu si to napíšeme nanovo, bez zadefinovaného vektora “nazvy”.

```
names(cisla) <- c("adin", "dos", "tres")
```

```
print(cisla)
```

```
##   adin  dos  tres  
##    1    2    3
```

2.6.2 Vektor logických premenných

```
# Logické operátory, inak známe ako Booleovské operátory, nám ako výsledok  
# poskytnú výstup v podobe TRUE alebo FALSE.  
# ! Pre overenie rovnosti použijeme "==".
```

```
vektor <- 5
```

```
vektor == 5
```

```
## [1] TRUE
```

```
vektor == 6
```

```
## [1] FALSE
```

Logický operátor	Popis
<	menšie než
<=	menšie alebo rovné
>	väčšie než
>=	väčšie alebo rovné
==	rovná sa
!=	nerovná sa
!x	nie je x
x	y
x & y	x a y
isTRUE(x)	test či je x pravdivé

Logické operátory sa zídu pri indexovaní, alebo pri zisťovaní počtu vyhovujúcich hodnôt.

```
# Vektor výšky ľudí, ktorý sme si skôr vytvorili.
```

```
vyska <- sample(x = 160:190, size = 10, replace = TRUE)
```

```
# Použitie logického operátora na zistenie, kto má viac ako 170cm.
```

```
viac_ako_170 <- vyska > 170
```

```
# Výsledky však nebudú číselnými hodnotami, ale hodnotami booleovského typu.
```

```
print(viac_ako_170)
```

```
## [1] TRUE TRUE FALSE TRUE FALSE FALSE TRUE TRUE FALSE TRUE
```

```
# To nám však nebráni zužitkovať to pomocou funkcie "sum()" a zistiť počet  
# vyhovujúcich hodnôt. Zráta to všetky TRUE hodnoty.
```

```
sum(viac_ako_170)
```

```
## [1] 6
```

```
# Čo dokážeme pomocou indexovania pretvoriť na číselné hodnoty.
```

```
vyska_v_cm <- vyska[vyska > 170]
```

```
print(vyska_v_cm)
```

```
## [1] 185 173 178 184 185 175
```

2.7 Matice

Matíc sa netreba ľakať. Osobne som mal (vraj mal) v maticiach isté medzery, a z mojich skúseností nie som jediný študent ekonómie s týmto nedostatkom, nedostatkom vedomostí. Možno sa momentálne venujú maticiam na predmete Matematika viac, než, aby som prešiel k veci, pre zvládnutie základov ekonometrie nepotrebujete absolútne vedomosti matíc. Ono, matica je len akási množina čísel usporiadaná do riadkov a stĺpcov (rc, spomínate?), plus sa na ňu vzťahujú nejaké vlastnosti. Nejaké dosť podstatné vlastnosti. Ako som ale vravel, netreba sa ľakať. My použijeme matice, okrem iného, na počítanie Beta estimátorov v regresii by hand, teda ručný výpočet nejakých hodnôt. Ak ste už zo štatistiky zabudli, čo je regresia, tiež nevadí. Čo je regresia a prečo používame matice si vysvetlíme neskôr. Teraz sa ich naučíme zostrojiť, a vysvetlíme si pár **pojmov** a **vlastností** týkajúcich sa matíc, s ktorými sa na hodinách stretnete.

2.7.1 Spôsobytvára niamatice

V aplikovanej ekonometrii sa matice väčšinou vytvárajú z existujúcich datasetov. Vo všeobecnosti však máme tri možné spôsoby vytvárania matíc v R. A to pomocou:

1. funkcie `matrix()`,
2. funkcie `rbind()`,
3. funkcie `cbind()`.

```
# Pri funkcii matrix() zadáme vektor, a argumenty v podobe počtu riadkov, stĺpcov,  
# a či má byť vektor usporiadaný po riadkoch alebo nie po riadkoch.
```

```
vektor <- c(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9)
```

```
# Vytvoríme si štvorcovú maticu 3x3
```

```
matica1 <- matrix(vektor, nrow = 3, ncol = 3, byrow = TRUE)
```

```
matica1
```

```
##      [,1] [,2] [,3]  
## [1,]    1    2    3  
## [2,]    4    5    6  
## [3,]    7    8    9
```

```
# Zmeníme usporiadanie na FALSE, takže bude matica usporiadaná po stĺpcoch.
```

```
matica2 <- matrix(vektor, nrow = 3, ncol = 3, byrow = FALSE)
```

```
matica2
```

```
##      [,1] [,2] [,3]
## [1,]    1    4    7
## [2,]    2    5    8
## [3,]    3    6    9
```

Ďalšie dve funkcie fungujú na princípe zlepenia riadkov alebo stĺpcov dohromady. Sú to intuitívne funkcie. Keďže bind znamená v preklade spájať. Teda row bind, spájanie riadkov, a column bind ako spájanie stĺpcov.

```
# Potrebujeme si vytvoriť vektory, ktoré budeme chcieť zlepiť.
# Vektor c(1:3) bude taký istý ako c(1, 2, 3).
```

```
vektor1 <- c(1:3)
```

```
vektor2 <- c(4, 5, 6)
```

```
vektor3 <- c(7, 8, 9)
```

```
# Zviazanie po riadkoch.
```

```
matica_riadky <- rbind(vektor1, vektor2, vektor3)
```

```
matica_riadky
```

```
##      [,1] [,2] [,3]
## vektor1    1    2    3
## vektor2    4    5    6
## vektor3    7    8    9
```

```
matica_stlpce <- cbind(vektor1, vektor2, vektor3)
```

```
matica_stlpce
```

```
##      vektor1 vektor2 vektor3
## [1,]      1      4      7
## [2,]      2      5      8
## [3,]      3      6      9
```

2.7.2 Indexovanie

Indexovanie matíc je veľmi intuitívne. Do hranatých zátvoriek zadáme ako prvú hodnotu riadok, z ktorého chceme extrahovať hodnotu, a ako druhú súradnicu zadáme stĺpec. Ak chceme vybrať celý riadok, zadáme len prvú hodnotu, a druhú necháme prázdnu. Pri výbere celého stĺpca to funguje presne naopak.

```
# Budeme pracovať s vyššie vytvorenou maticou "matica_riadky".
```

```
matica_riadky[1, 3] # jeden prvok, prvý riadok, tretí stĺpec
```

```
## vektor1
```

```
##      3
```

```
matica_riadky[1, ] # celý prvý riadok
```

```
## [1] 1 2 3
```

```
matica_riadky[ , 1] # celý prvý stĺpec
```

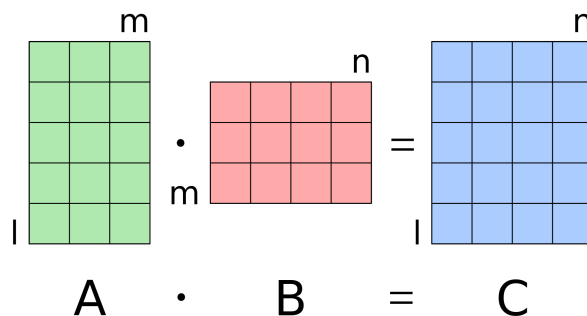
```
## vektor1 vektor2 vektor3
```

```
##      1      4      7
```

2.7.3 Násobenie, sčítanie a odčítanie matíc

Matice majú plno pravidiel. My si prejdeme len tie, na ktoré na cvičeniach narazíme.

- Sčítavať a odčítavať môžeme iba matice, ktoré majú rovnaký počet riadkov a stĺpcov. Ako pri klasickom odčítaní neplatí, že: $A - B = B - A$.
- Pri násobení matíc musí platiť, že počet stĺpcov matice A musí byť zhodný s počtom riadkov matice B.
 - Výsledkom je potom matica, ktorá má počet riadkov ako prvá matica a počet stĺpcov ako druhá matica, **rc** ;).



Pri násobení matice skalárom, aka. jedným číslom, použijeme ako operátor klasickú hviezdičku. Každý prvok matice bude prenasobený určeným číslom.

```
matica_riadky * 5
```

```
##      [,1] [,2] [,3]
```

```
## vektor1    5   10   15
```

```
## vektor2   20   25   30
```

```
## vektor3   35   40   45
```

Pri násobení dvoch matíc sa používa trocha netradičný operátor `% * %`.

```
matica_riadky %*% matica_stlpce
```

```
##          vektor1 vektor2 vektor3
## vektor1      14      32      50
## vektor2      32      77     122
## vektor3      50     122     194
```

Sčítanie matíc.

```
matica_riadky + matica_stlpce
```

```
##          [,1] [,2] [,3]
## vektor1      2      6     10
## vektor2      6     10     14
## vektor3     10     14     18
```

2.7.4 Transpozícia matice

Transponovaním matice dôjde k vzájomnej výmene riadkov a stĺpcov matice. Takúto maticu označujeme ako A^T . Ak bola prvotná matica (m, n) , po transpozícií vznikne matica s rozmermi (n, m) . V R-ku matice transponujeme pomocou funkcie `t()` ako *transpose*.

```
matica_riadky
```

```
##          [,1] [,2] [,3]
## vektor1      1      2      3
## vektor2      4      5      6
## vektor3      7      8      9
```

```
t(matica_riadky)
```

```
##          vektor1 vektor2 vektor3
## [1,]          1          4          7
## [2,]          2          5          8
## [3,]          3          6          9
```

2.7.5 Hodnosť (rank) matice

V zadaniach od vás bude požadované vyrátať hodnosť matice, čo sa zvykne označovať aj ako rank matice. Hodnosť matice je maximálny počet lineárne nezávislých riadkov, alebo stĺpcov, v matici. Dva vektory \vec{a} , \vec{b} nazývame lineárne závislé vektory práve vtedy, ak existuje reálne číslo k také, že platí:

$$\vec{b} = k \vec{a}$$

Ak táto rovnosť neplatí, vektory sú lineárne nezávislé. Keď sme spomínali maximálny počet buď riadkov alebo stĺpcov, mysleli sme tým, že ak nepracujeme so štvorcovou maticou, maximálna hodnosť môže byť najviac rovná tomu, čoho je menej. Ak máme maticu 3x4, jej maximálna hodnosť môže byť 3. Lebo riadkov máme menej. Ak by sme mali maticu 4x2, maximálna hodnosť môže byť 2. Hodnosť matice sa v R-ku vyráta pomocou funkcie `qr()`.

```
# Predpokladajme, že pracujeme so štvorcovou maticou.
# Ak by ste mali overiť, či sú vektory lineárne nezávislé,
# všetky ich spojíme do matice, a vyrátame rank matice. Ak bude rank
# rovný počtu vektorov, vektory sú navzájom lineárne nezávislé.

vektor1 <- c(2, 3, 1, 9)
vektor2 <- c(1, 0, 3, 4)
vektor3 <- c(2, 9, 0, 3)
vektor4 <- c(4, 7, 2, 4)

matrica <- rbind(vektor1, vektor2, vektor3, vektor4)

# Operátor "$" dokáže extrahovať konkrétnu hodnotu, ktorú chceme extrahovať. Skúste použiť
# príkaz "qr(matrica)", ktorý nám vyráta ešte pár ďalších vecí. Nás však zaujíma iba rank.

qr(matrica)$rank # vyrátame hodnosť matice
```

```
## [1] 4
```

```
# Vidíme, že rank je rovný počtu riadkov/stĺpcov, teda naše vektory sú lineárne nezávislé.
```

2.7.6 Determinant matice

Determinant matice si môžeme predstaviť ako hodnotu, ktorá je priradená matici podľa toho, ako vyzerá. Matice môžu mať determinant nulový alebo nenulový. Mohli by sme to rátať ručne, necháme to však R-ko vyrátať za nás. Nás budú zaujímať aké vlastnosti sa s determinantom spájajú.

2.7.7 Inverzná matica

Inverzná matica je matica A^{-1} , ktorá nám po vynásobení pôvodnou maticou A , dá jednotkovú maticu. Funguje to aj naopak, teda platí vzťah:

$$A * A^{-1} = A^{-1} * A = E$$

Inverznú maticu vytvoríme pomocou funkcie `solve()`

2.7.8 Singulárna / Regulárna matica

Ak je matica regulárna, znamená to, že má inverziu. Ak je singularná, nemá inverziu, teda A^{-1} neexistuje.

- Matica je singularná ak:
 - má determinant rovný nule,
 - sa hodnosť nerovná počtu riadkov (ak má napr. 3x3 matica hodnosť 2)

- Matica je regulárna ak:
 - má nenulový determinant,
 - sa hodnota rovná počtu riadkov/stĺpcov.

3 Práca s datasetmi a ich analýza

Vrhneme sa na:

- načítanie datasetov do R-ka a objektov,
- manipuláciu datasetov,
- vysvetlenie lineárneho regresného modelu,
- prácu s regresnými modelmi.

3.1 Načítanie dát

Načítať dáta je možné rôznymi spôsobmi. V okne *Environment* môžete kliknúť na *Import dataset* a vybrať typ súboru, aký chcete importovať. Sofistikovanejšie je však načítavanie údajov pomocou funkcií. Tých je tiež niekoľko, plus, existujú rôzne balíky, ktoré sú vyvinuté na zlepšenie práce s dátami a ich vizáže. Vám však bude stačiť jediná funkcia a to *read.csv2*. Predtým než funkciu použijeme, si však treba nastoliť isté štandardy. Ideálne je, aby ste mali vytvorenú zložku, v ktorej budete mať všetky datasety (excelovské súbory) a pekne oddelené zložky k cvičeniam. Nazývame to “working directory” AKA pracovný adresár. Na zistenie, kde je Váš momentálny pracovný adresár použijeme funkciu *getwd()* (get working directory). Potrebujeme to vedieť preto, lebo do funkcie *read.csv2* potrebujeme zadať argument umiestnenia súboru. A je ľahšie zadať:

```
read.csv2("udaje_o_pocte_kaciatok")

# než

read.csv2("C:/Desktop/MilanRozok/ekonometria/test/udaje_o_pocte_kaciatok.csv")
```

Určenie nového adresára je možné urobiť pomocou *setwd()* (set working directory), kde ako argument zadáme cestu do nového adresára, avšak, jednoduchšie je kliknúť vľavo hore na:

Session -> Set Working Directory -> Choose directory,

a vybrať si adresár manuálne. Všetky datasety potom môžeme načítať funkciou *read.csv2()* už len pomocou uvedenia názvu v úvodzovkách, a nemusíme uvádzať celú cestu umiestnenia súboru.

3.1.1 read.csv2()

Súbory typu .CSV znamenajú doslovne *Comma – separated values*, teda hodnoty oddelené čiarkami. Keď sa bavíme o formáte .CSV predstavte si súbor, kde každá hodnota má svoj riadok, a každá premenná má svoj stĺpec. Ako hodnoty sa chápe oddelenie stĺpcov, teda stĺpce sú väčšinou oddelené čiarkami. To je však taký teoretický prístup, v praxi môžu byť tieto hodnoty oddelené aj inými spôsobmi. Hlavné však je pozerieť na koncovku súboru, resp. súbor (napr. z Excelu), uložiť ako .CSV súbor. Funkcie *read.csv()* a *read.csv2()* robia to isté, jediné v čom sa líšia je ich defaultné nastavenie. *read.csv()* ráta, že sa na oddelenie desatinných miest používa bodka (čo je také americké), a *read.csv2()*, používa na oddelenie desatinných miest čiarku (čo je také európske). To je dôvod, prečo primárne používame *read.csv2()*.

3.1.2 Práca so vstavanými datasetmi

R-ko obsahuje vstavané datasety, ktoré si môžeme všetky vypísať pomocou:

```
data()
```

V tomto sprievodcovi budeme pracovať s dátami, ktoré si môžete načítať zo vstavaného balíka *datasets*. Je to z dôvodu, že je to proste jednoduché. Na hodinách budete pracovať s pravými ekonomickými datasetmi, avšak pre ukážku, ako čo funguje, a ako s čím súvisí nám postačia základné datasety, ktoré sú ľahké na pochopenie. Ak si budete chcieť overiť nejakú funkciu či teóriu, budete si môcť za pochodu načítať dataset, s ktorým ste oboznámený, a otestovať, čo potrebujete.

```
# Pre načítanie datasetu do objektu použijeme trochu nezvyčajný prístup, kde:  
# datasets predstavuje názov balíku, a "mtcars" dataset, ktorý chceme sprístupniť.  
# Pomocou "::" sprístupníme konkrétny objekt z balíka.  
  
data <- datasets::mtcars  
  
# Ak by sme datasetu nechceli priradiť vlastný názov, ale ponechať originálny:  
  
data("mtcars")  
  
# Funkcia bude fungovať aj bez úvodzoviek.
```

4 Jednoduchá lineárna regresia

Hlavným nástrojom ekonometrie je regresia. Cieľom regresie je zistiť ako určená/é nezávislé premenné, ovplyvňujú jednu závislú premennú. Ak Y je závislá a X nezávislá, tak regresujeme, robíme regresiu, Y na X . Čo však tá magická skrinka vlastne robí?

```
# Predpokladajme, že máme načítaný dataset "mtcars".  
# Pomocou funkcie "head()" si načítame prvých 6 riadkov.  
# Alternatíva je "tail()" (ako chvost), pre vypísanie posledných 6 riadkov.  
  
head(data)
```

##	mpg	cyl	disp	hp	drat	wt	qsec	vs	am	gear	carb
## Mazda RX4	21.0	6	160	110	3.90	2.620	16.46	0	1	4	4
## Mazda RX4 Wag	21.0	6	160	110	3.90	2.875	17.02	0	1	4	4
## Datsun 710	22.8	4	108	93	3.85	2.320	18.61	1	1	4	1
## Hornet 4 Drive	21.4	6	258	110	3.08	3.215	19.44	1	0	3	1
## Hornet Sportabout	18.7	8	360	175	3.15	3.440	17.02	0	0	3	2
## Valiant	18.1	6	225	105	2.76	3.460	20.22	1	0	3	1

```
# Vidíme, že je to súbor áut, s rôznymi parametrami.  
# My sa budeme snažiť vysvetliť vplyv "hp" (horsepower, konské sily),  
# na "mph" (miles per gallon, čiže koľko kilometrov má auto dojazd).
```

Pozrime sa na tento model:

$$y_i = \beta_0 + \beta x_i + \epsilon_i.$$

Jedná sa o základný model lineárnej regresie. Ak si bety predstavíme ako obyčajné hodnoty, model v tomto jednoduchom znení by Vám z matematiky mohol byť povedomý. Výsledkom modelu je priamka y , kde β_0 je obyčajná hodnota v ktorej je os Y pretnutá, β_1 určuje sklon priamky. Keďže priamka nebude prechádzať každou nameranou hodnotou, ϵ v modeli znázorňuje tento priestor medzi meraniami a priamkou. Označujeme ho ako náhodnú zložku. Môže byť spôsobená mnohými spôsobmi. Okrem iného napríklad: chybným meraním, náhodou, alebo premennými, ktoré sme do modelu nezahrnuli. Jedno auto so 150 koňskými silami môže na plnú nádrž prejsť 500km a druhé len 350. Môže to byť spôsobené váhou, avšak v modeli máme len výkon auta. Táto zložka sa v priemere rovná nule, a z modelu nám odpadne (viac o tom neskôr). Tento model si môžeme v našom príklade prepísať ako:

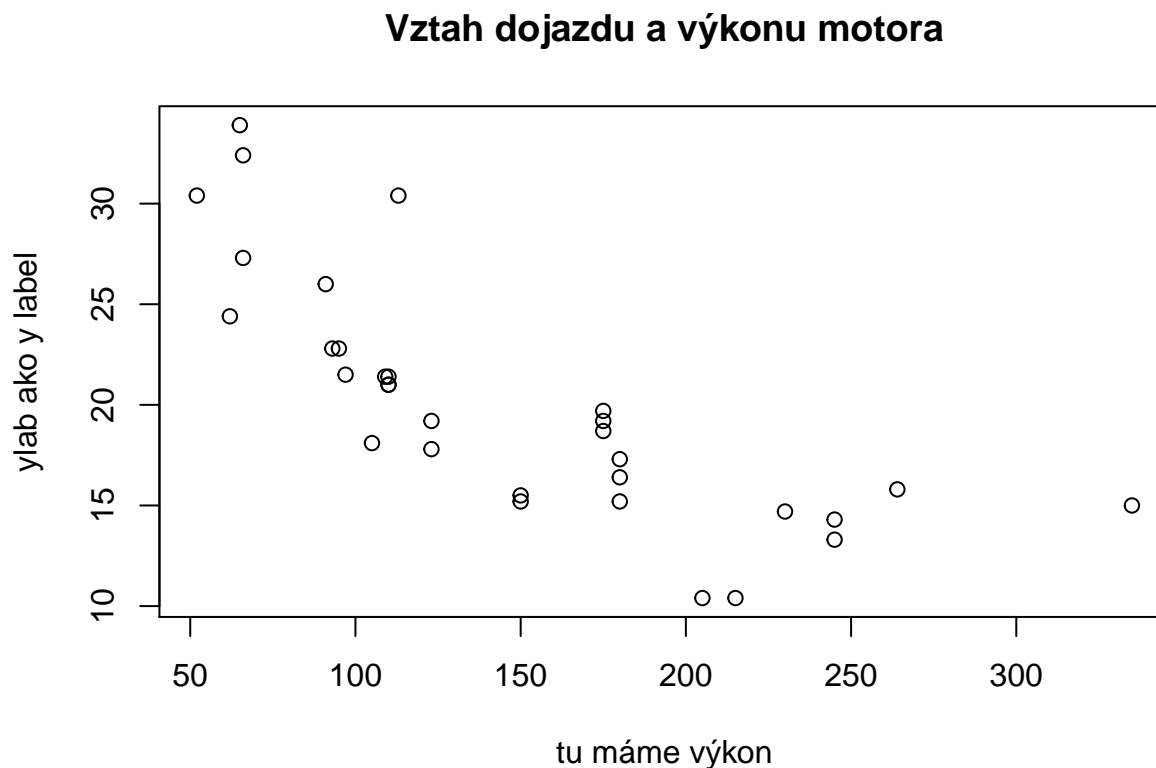
$$mpg_i = \beta_0 + \beta_1 hp_i + \epsilon_i.$$

Priamka, ktorá by vznikla výsledkom tohto modelu sa nazýva populačná regresná priamka. Na vyhodnotenie takéhoto modelu by sme však potrebovali dáta z celej určenej populácie, čo je veľmi často prakticky nemožné. Vo všeobecnosti sú populačné parametre β_0 a β_1 neznáme. Avšak dokážeme ich odhadnúť pomocou estimátorov. Preto pracujeme so vzorkami, ktoré dokážeme reálne odpozorovať a zozbierať. Estimátory zo vzorky dokážu poskytnúť dostatočne dôveryhodné odhady koeficientu v populácii. Poďme si to teda ukázať na našej vzorke.

Skúsme si hodiť do grafu výkon a dojazd, nech sa pozrieme na vzťah medzi týmito premennými.

```
# Plotneme si dáta, ktoré dáme do regresie, čiže "mpg" a "hp".
```

```
plot(x = data$hp, y = data$mpg, ylab = "ylab ako y label", xlab = "tu máme výkon",  
     main = "Vzťah dojazdu a výkonu motora")
```



Vidíme istú negatívnu závislosť. Chceli by sme si to však potvrdiť číslami. Bolo by fajn napasovať medzi tieto pozorovania takú priamku, ktorá bude ku každému pozorovaniu čo najbližšie. Keďže nepoznáme parametre populácie, budeme pracovať s ich estimátormi, odhadcami. Estimátory označíme striežkou ako $\hat{\beta}_0$ a $\hat{\beta}_1$. Model bude vyzeráť nasledovne:

$$m\hat{p}g_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 hp_i.$$

> Náhodná zložka (error term) vypadne, lebo jej očakávaná hodnota sa rovná nule.

Skúsme si takýto model zostrojiť v R-ku, a priamku dopasovať do grafu.

```
# Chceme zistiť dopad "hp" na "mpg".
# Použijeme funkciu "lm()", ako linear model.
# Na konci musíme ako argument uviesť dáta, ktoré použijeme.

model <- lm(mpg ~ hp, data = data)

# Alternatívne môžeme model napísať pomocou extrakcie takto.
# Preferujem tento postup.

model <- lm(data$mpg ~ data$hp)

# Dostaneme dva koeficienty. Jeden pre intercept Beta0 a druhý pre Beta1 ako "hp".

model

##
## Call:
## lm(formula = data$mpg ~ data$hp)
##
## Coefficients:
## (Intercept)      data$hp
##      30.09886      -0.06823

# Intercept sa väčšinou neinterpretuje, slúži len pre určenie počiatočnej hodnoty.
# Ak by sme koeficient interpretovali, mohli by sme povedať, že auto s nula koňmi
# prejde 30 míľ na galón. Koeficient B1 by sme interpretovali ako:
# "každá extra konská sila, zníži dojazd o -0.068 míle".

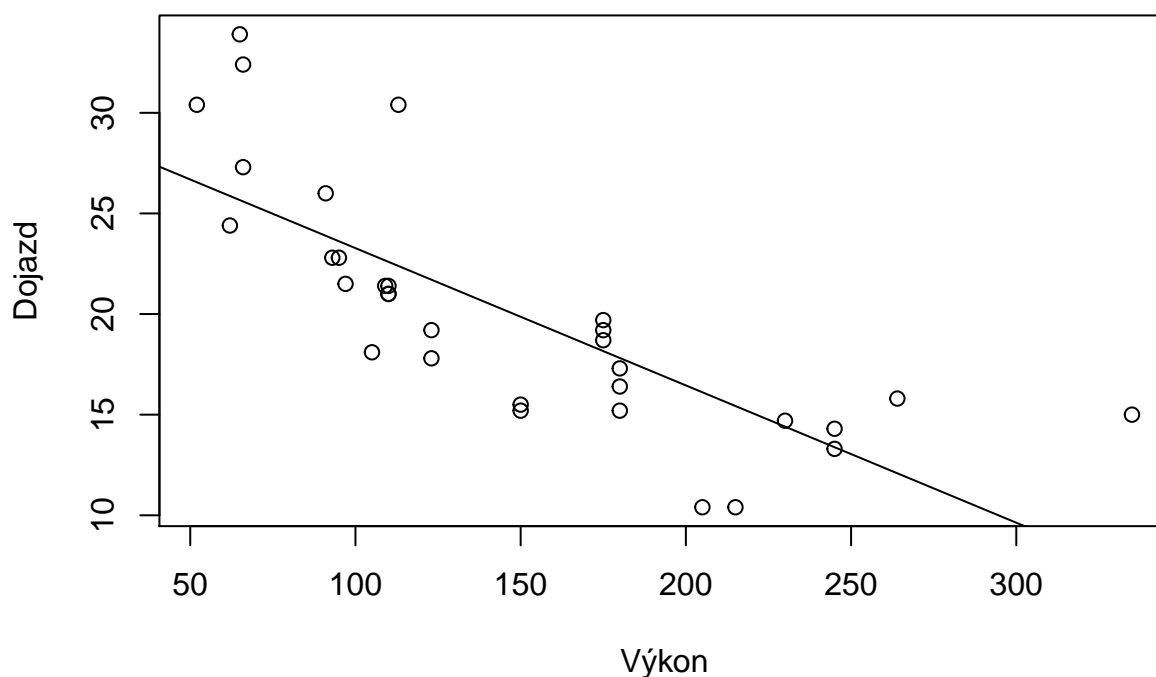
# Znova si plotneme dáta.

plot(x = data$hp, y = data$mpg, ylab = "Dojazd", xlab = "Výkon",
     main = "Vzťah dojazdu a výkonu motora")

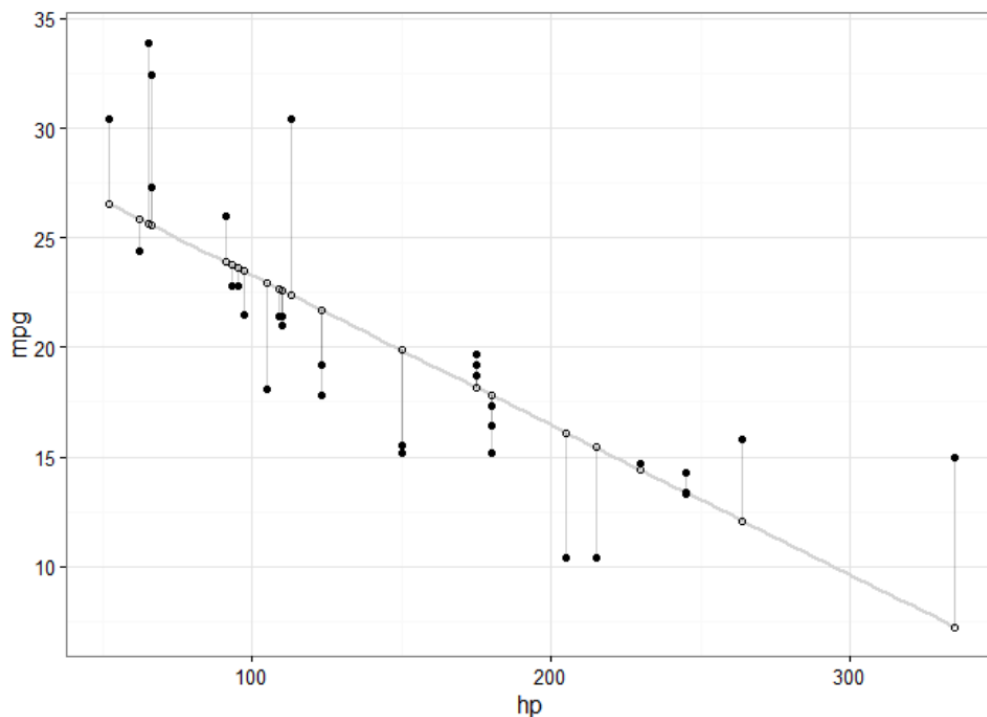
# A pomocou funkcie "abline()" napasujeme do grafu priamku modelu.
# Abline ako priamka z bodu A do bodu B.

abline(model)
```

Vztah dojazdu a výkonu motora



Z grafu pozorujeme, že aj tu priamka neprechádza všetkými pozorovaniami, túto kolmú vzdialenosť medzi priamkou a každým pozorovaním označíme ako \hat{u} . V tomto modeli to neoznačuje odhad náhodnej zložky ϵ , ale výpočtovú nepresnosť modelu. Môžeme to brať ako takého súrodenca k náhodnej zložke. Obe chyby predstavujú podobnú vec, vzdialenosť medzi priamkou a pozorovaním. Priamku populácie je však neznáma, teda aj táto vzdialenosť ϵ je neznáma. Na druhú stranu, zvyšky \hat{u} sú vyrátané z dát, a dokážeme ich presne zmerať. Ako však vyrátame bety? Iste ste už začuli o OLS, teda Ordinary Least Squares alebo Metódy najmenších štvorcov. Bety so striežkou nazývame ako OLS estimátory. Metóda najmenších štvorcov sa to volá preto, lebo vezmeme zvyšky \hat{u} z modelu, umocníme ich na druhú mocninu (urobíme z nich štvorce), a minimalizujeme ich. Osobne si nemyslím, že v tomto štádiu vašej výučby má veľký význam sústrediť sa na odvodenie týchto estimátorov. Osobne mi to moc nedalo, preto sa skôr zameriame na výsledky týchto odvodzovaní, nech nadobudneme trochu intuície. Vysvetlíme si graficky, čo touto metódou chceme docieľiť.



Tieto vzdialenosti predstavujú naše “residuals” \hat{u}_i , naše zvyšky z modelu, naše nepresnosti. Každý data point má svoj zvyšok. Logicky chceme, aby priamka čo najtesnejšie vystihovala dáta, chceme tým pádom čo najviac zmenšiť zvyšky. Poďme sa k tým zvyškom dopracovať.

Pozorovanie sa rovná bodu na priamke $\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}x_i$ plus zvyšok \hat{u}_i :

$$y_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}x_i + \hat{u}_i.$$

Poprehadzujme si to, nech máme na jednej strane zvyšok \hat{u}_i :

$$\hat{u}_i = y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}x_i.$$

Väčšinou narazíme na takýto zápis zvyškov, a to rozdiel medzi pozorovanou hodnotou a odhadnutou hodnotou na priamke:

$$\hat{u}_i = y_i - \hat{y}_i.$$

a keďže

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}x_i,$$

Tak sme tam, kde sme boli na začiatku, keď sme si dali zvyšok \hat{u}_i na jednu stranu. OLS metóda urobí to, že minimalizuje súčet našich umocnených zvyškov \hat{u}_i :

$$\min \sum (y_i - \hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i)^2.$$

Tým, že minimalizujeme zvyšky dostaneme čo najlepšiu priamku, ktorá bude sedieť čo najtesnejšie s dátami. Táto minimalizácia nám poskytne vzorec na výpočet OLS estimátorov. Estimátorov parametrov populácie. Bavíme sa o odhadcoch priesečníka, β_0 , a sklonu, β_1 . A keď sa bavíme o odhadcoch, píšeme ich ako $\hat{\beta}_0$ a $\hat{\beta}_1$. Nech si pamätáte.

Na hodinách sa stretnete so vzorcom pre výpočet biet v maticovej forme. A to:

$$Est(\beta) = \hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y.$$

T-čka znamená transpose matice a -1 vyrátanie inverzie.

```
# Inverznú maticu vyrátame pomocou "solve()" a transpozíciu pomocou "t()".
# V R-ku by sme to vyrátali ako:

solve(t(X) %*% X) %*% t(X) %*% y)
```

Tento vzorec by som nazval funkčným, avšak určite nie intuitívnym. Pracujete s ním preto, lebo:

- takáto forma je ľahšie spracovateľná pre výpočtovú techniku,
- R-ko pri práci s datasetom ho aj tak pretvorí na maticu, predtým než podá výsledky,
- tento vzorec funguje ako pre jednoduchú lineárnu regresiu (jedno Y a jedno X), tak aj pre viacnásobnú regresiu (jedno Y a viacero X).

Ono, R-ko to urobí všetko za Vás, samo vyráta všetky koeficienty, nuž nechceli by ste vedieť, čo tá $\hat{\beta}$ vlastne robí? Pri jednoduchej lineárnej regresii dokážeme OLS beta estimátory zapísať aj takto:

$$\hat{\beta}_0 = \bar{y} - (\hat{\beta}_1 \bar{x})$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Čiara nad písmenom znamená priemer, teda ybar(takto to čítame) je priemer všetkých hodnôt "y" v datasete.

Neopúšťajte ma. Ak Vám tento vzorec nie je povedomý, nič sa nedeje. Pozrieme sa na to. Rozdelíme si to na vrch a spodok. Začneme menovateľom, lebo je kratší, hm.

Súčet od $i = 1$ po n znamená, že vykonáme operáciu pre každé x v datasete a výsledky operácií sčítame.

Summation znak sa nazýva grécky sigma.

Od každého x odčítame priemernú hodnotu \bar{x} a umocníme to. Získame tým variabilitu okolo priemeru, inak povedané, ako veľmi sú data v datasete rozptýlené. Dostaneme rozptyl. Je dôležité podotknúť, že rozptyl kvôli umocneniu nikdy nebude záporný. Dôležité je to preto, lebo vzťah v čitateli určuje, či je β pozitívna alebo negatívna. Takže menovateľ neovplyvní kladnosť či zápornosť čitateľa.

Vzťah v čitateli vyzerá celkom podobne k tomu v menovateli, hm? A nie je to náhoda. Vzťah v čitateli je obyčajná kovariancia, inak povedané, spoločný rozptyl. Predstavuje závislosť medzi dvoma veličinami. Tento vzťah neumocňujeme, pretože chceme vidieť, či bude závislosť pozitívna, alebo negatívna.

Kovariancia či korelácia? Čo je čo? Korelácia je štandardizovaná kovariancia. Obe vysvetľujú to isté, líšia sa len v rozsahu. Kovarianciu predelíme násobkom smerodajných odchýlok x a y , a získame koreláciu. Štandardizujeme to preto, aby sme sa vedeli orientovať, aký veľký je v skutočnosti vzťah medzi premennými. Ak sa bavíme o kovariancii hmotnosti v kilogramoch a dĺžky lietadla v metroch, výsledné hodnoty budú veľmi vysoké. Ak budú kladné, budeme vedieť, že je medzi nimi lineárna závislosť, ale nevieme aká veľká. Ak by sme porovnávali kovarianciu kurzu EUR a USD, výsledné hodnoty budú síce menšie, ale stále o nič viac vhodné na interpretovanie. Ak však tieto hodnoty predelíme násobkom smerodajných odchýlok, teda ich štandardizujeme, výsledné hodnoty budú porovnateľné pre akékoľvek premenné. Keďže ťažké a dlhé lietadlo bude mať úmerne veľké smerodajné odchýlky, kdežto výmenný kurz bude mať smerodajnú odchýlku prislúchajúcu hodnotám kurzu. Hodnoty v korelácii budú spadať medzi hranice -1 a 1 . Kde záporná hodnota predstavuje negatívnu lineárnu závislosť, a naopak.

Pri odhade však nechceme hodnoty štandardizovať, ale vecne odhadnúť použiteľné hodnoty koeficientov. $\hat{\beta}_1$ si jednoducho zapíšeme ako:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\text{Cov}(x, y)}{\text{Var}(x)}.$$

Otestujme si, či to naozaj funguje.

```
# Pripomeňme si hodnoty nášho modelu.
```

```
model
```

```
##
## Call:
## lm(formula = data$mpg ~ data$hp)
##
## Coefficients:
## (Intercept)      data$hp
##      30.09886      -0.06823
```

```
# Na poradí pri kovariancii nezáleží.
```

```
kovar <- cov(data$mpg, data$hp)

rozptyl <- var(data$hp)

beta1 <- kovar/rozptyl

print(beta1)
```

```
## [1] -0.06822828
```

```
# Oba parametre majú hodnotu -0.068 a rovnajú sa.
# Skúsme B0.
```

```
ybar <- mean(data$mpg)
xbar <- mean(data$hp)

beta0 <- ybar - (beta1 * xbar)

print(beta0)
```

[1] 30.09886

Sedí. :)

Nevravím, že sme objavili Ameriku, ale aspoň viete, že $\hat{\beta}_0$ je nejaký priemer y a od toho odčítame $\hat{\beta}_1$ vynásobenú priemerom x . A neskrýva sa za tým žiaden ťažký imaginárny vzorec. Taktiež, že $\hat{\beta}_1$ je spoločný rozptyl závislej a nezávislej premennej, vydelený rozptylom nezávislej premennej.

Ako však vieme, či estimátorom $\hat{\beta}_0$ a $\hat{\beta}_1$ môžeme veriť?

5 Trocha štatistiky

Predtým, než si povieme o podmienkach lineárnej regresie Vás oboznámim s pár záležitosťami, s ktorými sa stretnete, a napriek tomu, že sú pomerne jednoduché by Vám zabrali dosť googlenia.

Prejdeme si:

- normálne rozdelenie,
- očakávanú hodnotu,
- zákon veľkých čísel,
- náhodný výber,
- centrálnu limitnú vetu.

Možno ste si všimli, že pri interpretáciach koeficientov sa často opakuje niečo v zmysle: “V priemere nám pri zvýšení bla bla bla narastie o bla bla bla.” To **v priemere** je veľmi podstatné. Väčšinou pracujeme so vzorkami, ktoré boli zozbierané z populácie, ktorá je pre nás neznáma. Ideálne boli vybrané náhodným výberom, čo spôsobí, že pozorovania vo vzorke sú náhodnými veličinami, a štatistiky ktoré z nich vyrátame sú taktiež náhodné veličiny. Prečo je to podstatné sa dozvieme v nasledujúcich konceptoch.

Keď sa bavíme o štatistikách, máme na mysli akúkoľvek hodnotu, ktorú je možné vyrátať a opisuje niečo. Priemer je štatistika, rozptyl je štatistika."

5.1 Normálne rozdelenie

Je potrebné vedieť, ako toto rozdelenie vyzerá, a aké má vlastnosti, keďže mnoho konceptov v štatistike, sa točí okolo tohto rozdelenia, kvôli jeho sladkým vlastnostiam. Normálne rozdelenie je rozdelenie pravdepodobnosti, ktoré je symetrické okolo priemeru, čím znázorňuje, že hodnoty okolo priemeru majú vyššiu pravdepodobnosť výskytu. V porovnaní s dátami na chvoste rozdelenia. Normálne rozdelenie má dva parametre:

- priemer,
- smerodajnú odchýlku.

Pre normálne rozdelenie platí, že 68% pozorovaní je v rozmedzí 1 smerodajnej odchýlky (od priemeru na každú stranu jedna), 95% pozorovaní je v rozmedzí 2 smerodajných odchýlok a 99,7% pozorovaní v rozmedzí 3 smerodajných odchýlok. To sa nám zíde pri testovaní hypotéz.


```

# Zostrojme si pre ilustráciu normálne rozdelenie.
# Môžeme pôžiť dnorm(), pre vyrátanie krásneho normálneho rozdelenia, ktorému
# by sme zadali vlastné hodnoty, my však použijeme rnorm(), pre vygenerovanie
# n hodnôt z normálneho rozdelenia.

nrozdelenie <- rnorm(n = 1000, mean = 20, sd = 5)

# Použijeme hist() namiesto plot(). Funkcia plot() by defaultne použila scatterplot.
# Argument "breaks" určí, na koľko častí rozlámeme náš histogram.
# Viacej častí nám umožní krajšie vystihnúť normálne rozdelenie.
# Funkciou par() si zobrazíme dva grafy vedľa seba a ukážeme rozdiel.

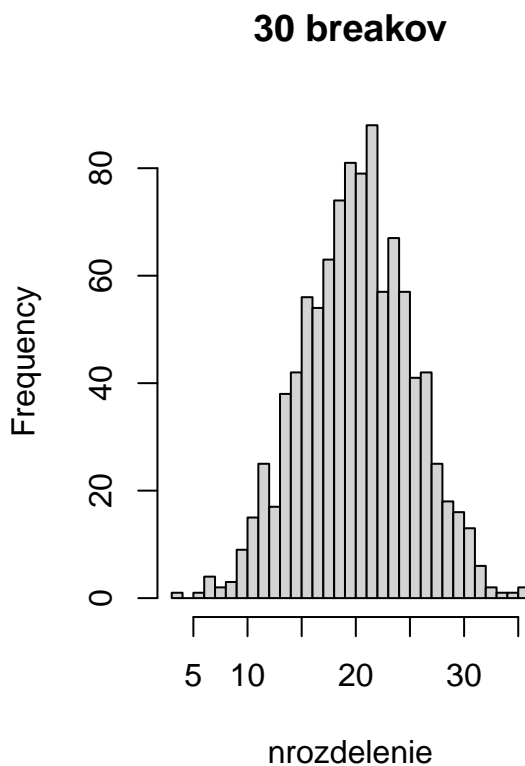
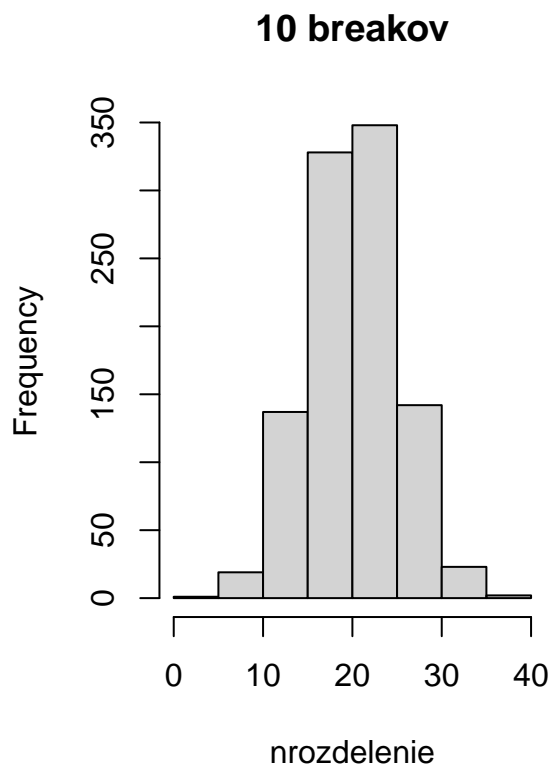
par(mfrow=c(1, 2))

# Všimnime si, že sú centrované okolo priemeru, ktorý sme zadali ako 20.

hist(nrozdelenie, breaks = 10, main = "10 breakov")

hist(nrozdelenie, breaks = 30, main = "30 breakov")

```



```

# Pre navrátenie zobrazenia grafov na jeden, použijeme "par(mfrow=c(1, 1))".

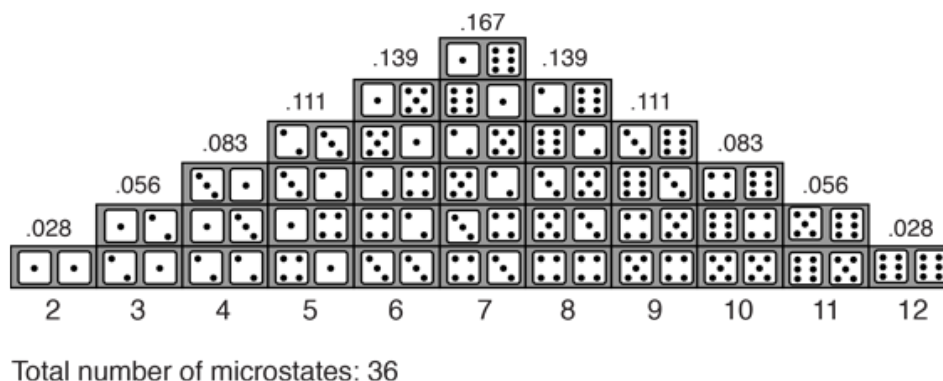
```

5.2 Očakávaná hodnota

Spomínam si, ako som otvoril videa Bena Lamberta, a tam na mňa vyskočilo hneď nejaké tlačené É-čko a rôzne kvačky. Velké tlačené E znamená expected value, teda očakávaná hodnota. Je to tak, ako to znie. Očakávaná hodnota náhodnej premennej je jednoducho povedané priemer, ktorý by sme vyrátali za dlhú dobu a pri niekoľkonásobnom opakovanom výbere vzorky. Pre diskretnú náhodnú premennú vyrátame túto hodnotu ako vážený súčet, kde váha je určená pravdepodobnosťou výskytu. Vzorcom:

$$E(y) = y_1p_1 + y_2p_2 + \dots + y_kp_k = \sum_{i=1}^k y_i p_i$$

A teraz príklad zo života na pochopenie. Prečo myslíte, sa hovorí “Lucky Seven”, teda že sedmička je šťastné číslo? Je to preto, lebo keď sčítate všetky kombinácie čísel na dvoch hracích kockách, najviac hodnôt vyjde pre 7, teda aj pravdepodobnosť, že padne toto číslo je väčšia, ako pri ostatných súčtoch. V priemere potom padne najviac ľuďom sedmička, ľudia si to všimajú a stavujú na sedmičky, alebo také niečo, nie som moc na gambling.



5.3 Zákon veľkých čísel

S tým úzko súvisí aj zákon veľkých čísel. Zákon vraví, že ak rovnaký experiment opakujeme nezávisle od seba nespočetne veľa krát, priemer výsledkov bude blízko k **očakávanej hodnote**. Výsledok sa bude približovať k očakávanej hodnote, ako sa bude počet pokusov zvyšovať.

Príklad: Keď si s niekym budete hádzať mincu, možno padne 10-krát za sebou orol, ale keby sme mincu hodili miliónkrát, výsledky by boli približne 50/50. Inak povedané, šanca že padne hlava (alebo orol) je 50%, ak minca nie je cinknutá. Očakávaná hodnota pri hode mincou je 0.5. Šanca že padne hlava je 1 a možné výsledky sú 2, teda pravdepodobnosť, že padne hlava je 0.5, čiže 50%.

5.4 Náhodný výber

V angličtine random sampling. To ing značí nejakú činnosť. Náhodný výber znie skôr ako jeden výber, avšak pri random sampling ide o niečo iné. Väčšina ekonometrických procedúr pracuje s priermi vzoriek. Čiže tento náhodný výber, sa bude týkať priemeru. Povedzme, že chceme odhadnúť priemernú výšku v populácii. Väčšinou predpokladáme, že pozorovania sú zozbierané náhodne z veľkej, nepoznanej populácie. Vyrátanie priemeru z takejto vzorky má za následok to, že tento priemer je *náhodnou premennou*. Táto náhodná premenná má potom rozdelenie pravdepodobnosti, nazývané *výberové rozdelenie*. Výberové rozdelenie závisí od rozdelenia populácie, z ktorej sme vzorku zobrali. Predpokladajme, že máme normálne distribuovanú

populáciu, a vyberieme z nej veľa veľa vzoriek, vyrátame priemer týchto vzoriek, a urobíme z týchto priemerov histogram. Rozdelenie tohto histogramu bude kopírovať rozdelenie, z ktorého sme tieto vzorky zobrali, teda normálne rozdelenie. Náhodný výber by mal eliminovať odchýlku, keďže každý z populácie má rovnakú šancu byť vybraný. Získame teda rozdelenie bez odchýlky, ktoré kopíruje rozdelenie populácie. Hlavným trikom tohto náhodného výberu je, že jeho rozdelenie môže byť blízko normálneho rozdelenia, aj keď populácia z ktorej sme brali vzorky nemá normálne rozdelenie. A to vďaka Centrálnej limitnej vete.

5.5 Centrálna limitná veta

Kdežto Zákon veľkých čísel sa zameriaval skôr na odhad danej štatistiky, Centrálna limitná veta súvisí s rozdelením vzorky. Podstatou je, že ak vezmeme dostatočne veľké množstvo priemerov vzoriek, súbor týchto priemerov bude mať normálne rozdelenie, bez ohľadu na rozdelenie populácie. Takáto vzorka by mala mať aspoň 30 pozorovaní. Nie je však potrebné zbierať veľa veľa vzoriek, keďže na vzorku použijeme estimátor, napríklad na odhad priemeru, a samotný výsledok bude náhodná veličina (ako sme už spomenuli pri náhodnom výbere), ktorá sama pochádza z náhodného výberu. Čiže na splnenie predpokladu, že výsledné rozdelenie budeme môcť odhadnúť normálnym rozdelením, závisí už len od veľkosti vzorky. Čím vzdialenejšie od normálneho rozdelenia je rozdelenie populácie, tým väčšia vzorka bude potrebná, aby toto pravidlo platilo.

6 Podmienky lineárnej regresie

Prečo som Vám toto všetko vravel? Pracujeme s náhodnými veličinami, takže pochopiť zmysel náhodného výberu, je dôležité. Všetky estimátory s ktorými pracujeme, teda $\hat{\beta}_i$, sú náhodnými veličinami (lebo sú vyrátané z náhodnej vzorky), teda na ich vyrátané koeficienty budú platiť vyššie spomínané koncepty. Keď budeme pracovať s predpokladom, že majú normálne rozdelenie, môžeme na nich aplikovať t-testy a konfidenčné intervaly a ďalšie krásne štatistické techniky. Tento predpoklad môžeme použiť vďaka očakávanej hodnote, keďže:

$$E(\bar{x}) = \mu$$

Teda očakávaná hodnota nášho estimátora (v tomto prípade je priemer vzorky estimátor priemeru populácie) bude rovná priemeru populácie μ . Ono, sú to také štatistické kecy, ktoré majú svoje opodstatnenie, avšak potrebujete trochu času, aby ste sa s nimi vžili a pochopili ich. Týmto vzorcom chceme povedať, že predpokladáme, že rozdelenie priemeru v našej vzorke nebude odchýlené od priemeru populácie, lebo pri očakávanej hodnote by sme vzali nekonečno veľa vzoriek, a platil by Zákon veľkých čísel a Centrálna limitná veta. A naša vzorka je náhodne vybraná, tak predpokladáme, že má normálne rozdelenie a môžeme s ňou podľa toho pracovať, a aplikovať na ňu štatistické techniky.

6.1 BLUE

My chceme, aby naše estimátory boli BLUE! A tým nemyslíme modré, ale Best Linear Unbiased Estimators! Najlepší Lineárni Nevychýlení Odhadcovia! Unbiased znamená, že v priemere Beta trafi cieľ, teda priemer populácie. A naše β_i estimátory spĺňajú tieto požadované vlastnosti, ak sú splnené isté podmienky. Určite ste počuli o Gauss-Markov podmienkach, po ktorých splnení sú OLS estimátory BLUE. Niektorí ich uvádzajú 5, niektorí 10. Nebudeme si ich tu všetky preberať, lebo nuda. Spomenieme si len pár. Všetky tieto štatistické veci som Vám vysvetľoval preto, lebo jednou z podmienok je, že:

Vzorka s ktorou model pracuje musí byť zozbieraná náhodne z populácie.

To znamená, že vzorka by mala byť *i.i.d.* Independently and Identically Distributed. Nezávislo a identicky distribuovaná. To znamená, že výber jedného pozorovania zo vzorky, neovplyvňuje výber ďalšieho pozorovania,

a že každé pozorovanie má rovnakú šancu byť vybrané. Ak to tak bude, naše estimátory budú nevychýlené. Kvôli konceptom, ktoré sme si predstavili vyššie.

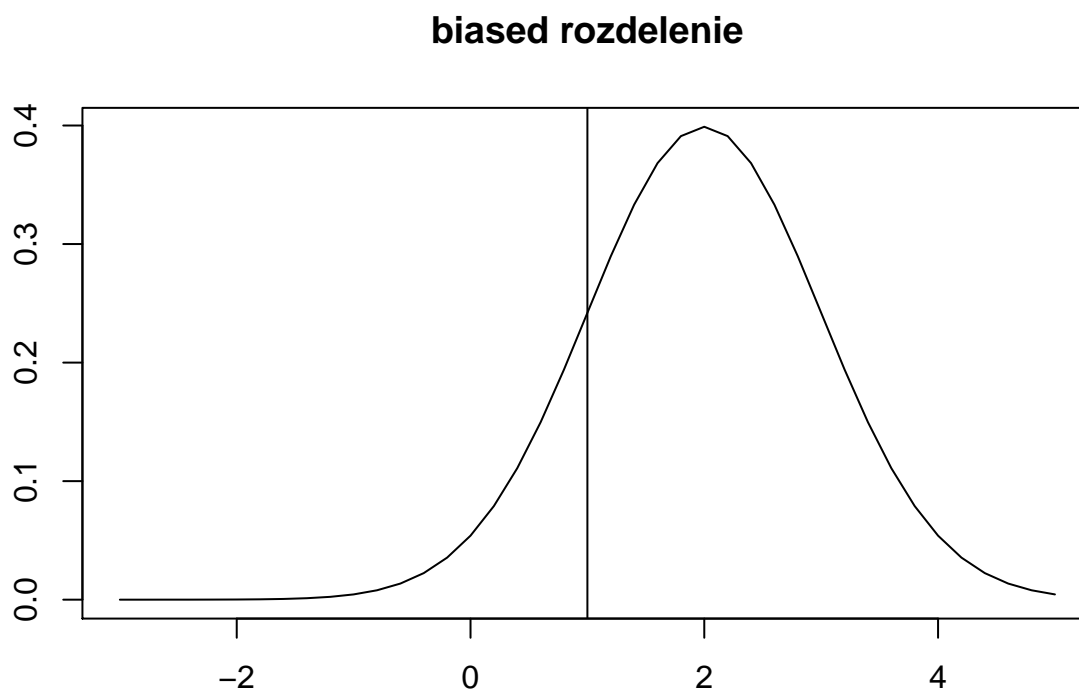
```
# Ukážme si, čo to biased vlastné znamená. Použijeme na to dnorm().
# dnorm() nám vyberie konkrétny bod z rozdelenia, preto je potrebné mu zadať
# vektor.

x <- seq(from = -3, to = 5, by = 0.2)

# type = "l" ako "line", čiara.
# Povedzme, že populačný priemer má, je 1.
# Zaznačíme si ho v grafe pomocou abline(), použijeme argument "v" ako vertical.

plot(x = x, y = dnorm(x, mean = 2, sd = 1), type = "l",
     main = "biased rozdelenie", ylab = "", xlab = "")

abline(v = 1)
```



Vrchol rozdelenia nie je centrován nad pravým priemerom, rozdelenie je teda biased, odchýlené.

Odchýlka však nie je jediná vec, ktorá by nás mala zaujímať. Potrebujeme taktiež overiť, či sú naše odhadnuté koeficienty interpretovateľné a aplikovateľné na populáciu. K tomu nám dopomáha štandardná chyba odhadnutých $\hat{\beta}_i$ iet. Táto chyba je však skreslená pri porušení ďalších Gauss-Markov podmienok. Tieto podmienky sa týkajú chýb modelu (residuals \hat{u}_i). Prv sa však oboznámme s tým, ako sú nám štandardné chyby nápomocné.

7 Výstup regresie

Pozrime sa na výstup našej regresie a analyzujme si ho troška.

```
# Na výpis všetkých vlastností modelu použijeme summary().
```

```
summary(model)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = data$mpg ~ data$hp)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -5.7121 -2.1122 -0.8854  1.5819  8.2360
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 30.09886    1.63392  18.421  < 2e-16 ***
## data$hp      -0.06823    0.01012  -6.742 1.79e-07 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 3.863 on 30 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.6024, Adjusted R-squared:  0.5892
## F-statistic: 45.46 on 1 and 30 DF,  p-value: 1.788e-07
```

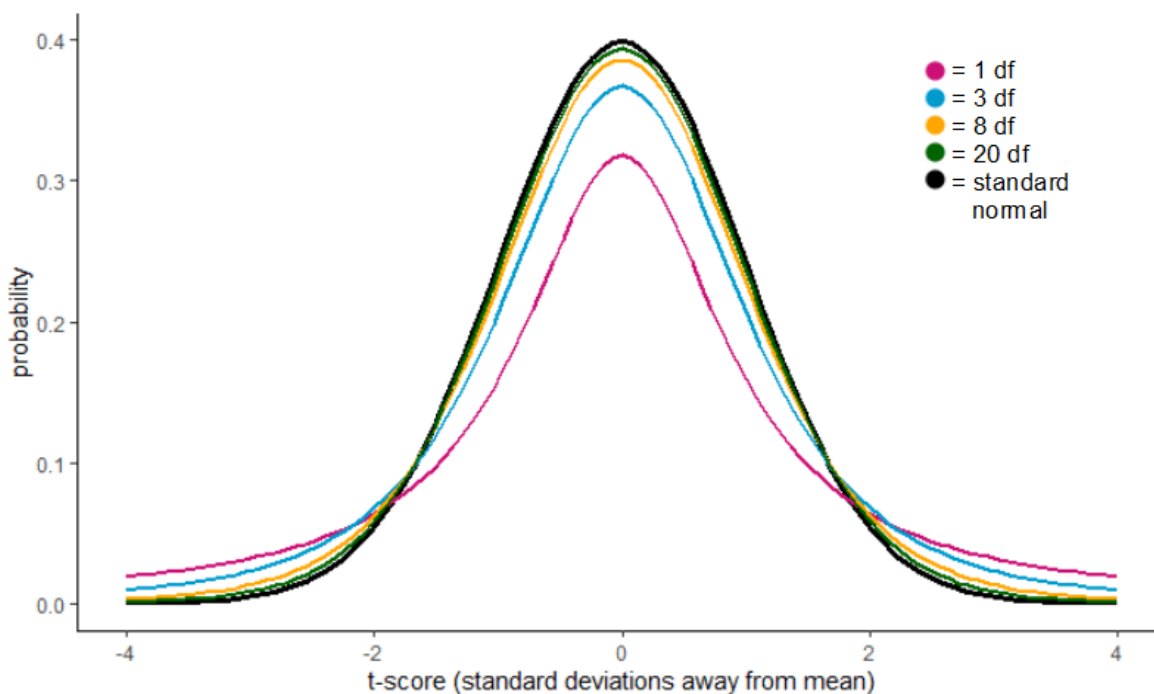
```
# Vidíme tam nejaké vlastnosti reziduí, odhadnuté koeficienty, a v tretej
# časti taktiež podstatné veci ako R2, či F-test.
# Teraz nás však zaujíma časť s koeficientmi.
```

```
summary(model)$coefficients
```

```
##              Estimate Std. Error  t value    Pr(>|t|)
## (Intercept) 30.09886054  1.6339210 18.421246 6.642736e-18
## data$hp      -0.06822828  0.0101193 -6.742389 1.787835e-07
```

7.1 t-test

Na to, aby sme určili, či sú koeficienty významné, používame t-test. To, čo vidíme v koeficientoch v stĺpci t je označované ako t – *štatistika*, lebo je to štatistickou technikou vyrátaná hodnota, ktorá je interpretovateľná. Aale prečo vlastne t -štatistika? Pozrime sa na t -rozdelenie.



Pripomína Vám to niečo? Toto t-rozdelenie je typom normálneho rozdelenia, ktoré sa používa pri menších vzorkách. Používa sa, keď predpokladáme, že majú dáta približne normálne rozdelenie (majú približne bell shape, tvar zvona), avšak nepoznáme rozptyl populácie. Odhad rozptylu t-rozdelenia závisí od veľkosti vzorky, respektíve na stupni voľnosti. Z grafu vidíte, že ako df rastú (degree-of-freedom, stupeň voľnosti), chvosty rozdelenia sa stenšujú a rozdelenie sa zužuje. Stupne voľnosti vyrátame ako počet pozorovaní mínus počet premenných a intercept. Toto rozdelenie ukazuje hustotu pravdepodobnosti, s akou sa dané hodnoty v rozdelení môžu objaviť.

Čarovnou vlastnosťou tohto rozdelenia je, že ako rastie stupeň voľnosti, rozdelenie sa približuje štandardnému normálnemu rozdeleniu. Štandardné normálne rozdelenie sa vyznačuje tým, že má priemer 0 a smerodajnú odchýlku 1.

Poďme teraz k tým juicy veciam, prečo Vám to vlastne ukazujem.

7.2 t-štatistika

Na overenie, či sme koeficient neodhadli len náhodou, ale je naozaj významný, vyrátame t-štatistiku, ktorej formula vyzerá takto:

$$t = \frac{\hat{\beta}_i}{se(\hat{\beta}_i)}$$

V t-štatistike odčítate v čitateli vašu požadovanú hypotézu. My testujeme významnosť $\hat{\beta}_i$, teda či sa naša $\hat{\beta}_i$ rovná nule a tým pádom nie je významná. Mohli by sme to zapísať ako:

$$t = \frac{\hat{\beta}_i - \hat{\beta}_{i,0}}{se(\hat{\beta}_i)}$$

Odčítame nulu, čiže sa nič nemení, a prvý zápis je úplne v poriadku.

Hej hej hej, čo je ale to se??? *SE stands for standard error*. Takže *šstandardná chyba*. Hmmmm, to neznie ako smerodajná odchýlka. A máte pravdu! Lebo to nie je smerodajná odchýlka! Alebo, no, ono to vlastne JE smerodajná odchýlka!

7.3 SD vs SE

Smerodajná odchýlka (standard deviaton) a šstandardná chyba (standard error).

Spomínate si na vzorec na rozptyl? Ak nie, tu ho máme:

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}.$$

Všimnime si, že používame s^2 , namiesto σ^2 (sigma squared, squared = na druhú), lebo sa jedná o estimátor, kde odhadujeme danú štatistiku (v tomto prípade rozptyl) zo vzorky. σ^2 sa používa na označenie rozptylu populácie. To máme to isté ako μ (mí), pre priemer populácie a \bar{x} pre priemer vzorky.

Smerodajná odchýlka je odmocnina vzorca uvedeného vyššie, základy štatistiky, že?

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}.$$

Výberová smerodajná odchýlka (čiže smerodajná odchýlka vyrátaná zo vzorky, nenechajte sa zmiest, je to to isté ako vyššie, len sme pridali výberová, nech sme korektní) nám určuje osciláciu hodnôt okolo priemeru, ako veľmi sú okolo toho priemeru rozptýlené.

Štanardná chyba opisuje to isté, avšak miesto vzorky, pracuje so vzorkou plnou priemerov. Spomeňme si na výberové rozdelenie pri náhodnom výbere. Vezmeme vzorku, vyrátame z nej priemer a priemer dáme do šuflíka. Vezmeme ďalšiu vzorku, vyrátame jej priemer, a aj tento priemer hodíme do šuflíka. Toto zopakujeme veľakrát, a máme plný šuflík priemerov. Z tejto šuplíkovej vzorky priemerov vyrátame priemer. Aaa potom vyrátame, ako zvyšné hodnoty (priemery), oscilujú okolo priemeru vzorky. Vyrátali sme teda smero...ehm.. šstandardnú chybu! Keď sa bavíme o šstandardnej chybe (SE), vieme, že sa bavíme o tom, ako natesno je súbor priemerov, okolo priemeru. Čiže je to smerodajná odchýlka pre priemery.

V štatistike sa to berí ako odhad smerodajnej odchýlky priemeru vzorky, okolo skutočného priemeru populácie.

Na hodine to budete rátať pomocou variačno-kovariačnej matice. My si ukážeme všeobecný vzorec:

$$s_{\bar{x}} = \frac{s}{\sqrt{n}}$$

Vydelíme smerodajnú odchýlku vzorky, odmocninou počtu pozorovaní vo vzorke.

Alternatívny zápis:

$$SE = \frac{s}{\sqrt{n}}$$

Takže vráťme sa k našej t – štatistike:

$$t = \frac{\hat{\beta}_i}{se(\hat{\beta}_i)}$$

Na jej vyrátanie použijeme odhadnutý $\hat{\beta}_i$ koeficient, a predelíme ho odhadnutou štandardnou chybou (ktorú pre nás vyráta R-ko do koeficientov). Pozrime sa ešte raz na koeficienty:

```
summary(model)$coefficients
```

```
##              Estimate Std. Error  t value    Pr(>|t|)
## (Intercept) 30.09886054  1.6339210 18.421246 6.642736e-18
## data$hp      -0.06822828  0.0101193 -6.742389 1.787835e-07
```

```
# Vydelíme koeficient "estimate", číslom "Std. Error" (SE),
# a pozrime sa, či nám výjde t-štatistika.
```

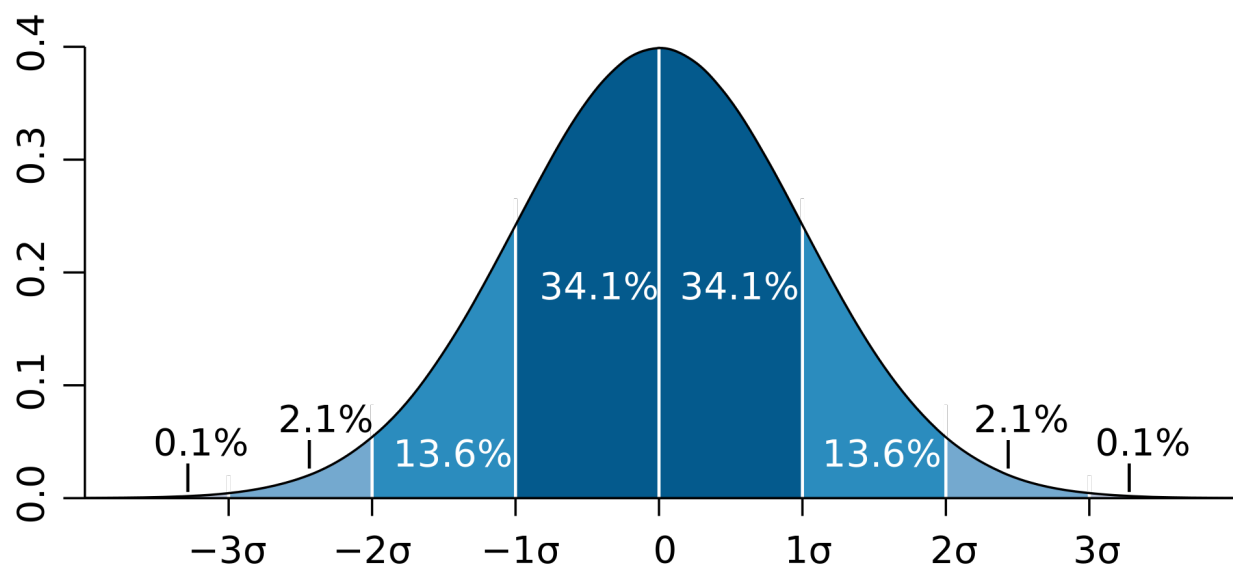
```
nase_t <- summary(model)$coefficients[1, 1] / summary(model)$coefficients[1, 2]
```

```
nase_t
```

```
## [1] 18.42125
```

7.4 Kritická hodnota

Kritická hodnota pre t-štatistiku je približne 2, že? Čo to ale značí? Keď koeficient predelíme štandardnou chybou, rátame, koľko štandardných chýb sa vmestí do tejto hodnoty, čiže koľko štandardných chýb je vzdialená od tejto hodnoty. T-rozdelenie je rozdelenie pravdepodobnosti, a čím je bližšie k stredu, tým je väčšia pravdepodobnosť výskytu. Ak si spomínate, čo sme si vraveli pri normálnom rozdelení, že 68% sa nachádza v rozmedzí jednej smerodajnej odchýlky, a 95% v rozmedzí dvoch smerodajných odchýlok. 95% a 2 štandardné chyby, hm, hm? Aká je väčšinou naša hladina významnosti? 5%! Čo je 100 - 95. A znova opakujem, bavíme sa o rozdelení pravdepodobnosti. Ak je teda t-štatistika väčšia ako 2, nachádzame sa ďalej ako 2 smerodajné odchýlky od centra rozdelenia, a **pravdepodobnosť** výskytu tejto hodnoty, je menšia ako 5%. Šanca, že sme tento koeficient odhadli len čistou náhodou (menej ako 5% sa berie ako náhoda, "by chance"), je menej ako 5%. A teda považujeme tento koeficient za štatisticky významný.



7.5 p-hodnota

Pomocou t-štatistiky môžeme vyrátať p-hodnotu. Naša nulová hypotéza bola:

$$H_0 : \hat{\beta}_i = 0$$

Nulovú hypotézu zamietame, ak je t-štatistika väčšia ako 2, čiže sa nachádza v chvostoch rozdelenia, inými slovami, je malá pravdepodobnosť, že sme túto hodnotu vyrátali náhodne. A p-hodnota nevraťí nič iné, ako to, aká je pravdepodobnosť, že by sme dostali našu $\hat{\beta}_i$ etu, za predpokladu, že nulová hypotéza platí. p-hodnota, ukazuje pravdepodobnosť výskytu nulovej hypotézy. Ak je táto hodnota malá, zamietame, že $\hat{\beta}_i$ je štatisticky nevýznamná a rovná nule.

```
# V našom prípade boli p-hodnoty 6.642736e-18, čo je veľmi malé číslo,  
# 18 núl pred šestkou. Dávajte pozor, keby tam bolo e+18, tak je to obrovské  
# číslo. :D Väčšinou sú malé p-hodnoty označené tromi hviezdikami.
```

```
summary(model)$coefficients
```

```
##              Estimate Std. Error  t value    Pr(>|t|)  
## (Intercept) 30.09886054  1.6339210 18.421246 6.642736e-18  
## data$hp      -0.06822828  0.0101193 -6.742389 1.787835e-07
```

7.6 Konfidenčný interval

Keď už sme zabrdli do tej štatistiky, povedzme si rýchlo, čo je konfidenčný interval. Najprv si ukážeme zápis konfidenčného intervalu pre jednu premennú (nevraťíme pre jednu preto, lebo pracujeme s jednoduchou lineárnou regresiou, ale preto, že sa konfidenčný interval vytvára pre každú premennú zvlášť):

$$[\hat{\beta}_i - 1.96\text{ÖSE}(\hat{\beta}_i) , \hat{\beta}_i + 1.96\text{ÖSE}(\hat{\beta}_i)].$$

Od odhadnutého koeficientu prv odčítame dve štandardné chyby pre určenie spodnej hranice, a potom pričítame dve štandardné chyby pre určenie hornej hranice.

```
# V R-ku konfidnčný interval odhadneme pomocou confint().  
# Ukážeme si neskôr aj robustnú alternatívu. Zatiaľ pracujeme len s basic  
# balíkmi v R.
```

```
confint(model)
```

```
##              2.5 %      97.5 %  
## (Intercept) 26.76194879 33.4357723  
## data$hp      -0.08889465 -0.0475619
```

Interpretácia konfidenčného intervalu je nasledovná: “Ak by sme vzali nekonečno vzoriek z populácie, v 95% prípadov, by sa skutočný priemer populácie nachádzal v rozmedzí 26.8 až 33.44.”

8 Vlastnosti reziduí

Aby sme koeficienty modelu mohli použiť na štatistickú inferenciu, je potrebné skontrolovať vlastnosti reziduí. Tieto vlastnosti sú ďalšími z podmienok OLS metódy. Na cvičeniach sa budete venovať ich rátaniu a ukázkach na modeloch. Ja Vám poviem, čo takéto nesplnenie vlastností spôsobí, a pokúsím sa Vám to vryť do pamäti pomocou vizualizácie. Stručne zhrniem aj využité testy a riešenia. Treba si **zvýrazniť**, že tieto podmienky sa vzťahujú len na reziduá, a nie na nezávislé premenné.

8.1 Normalita

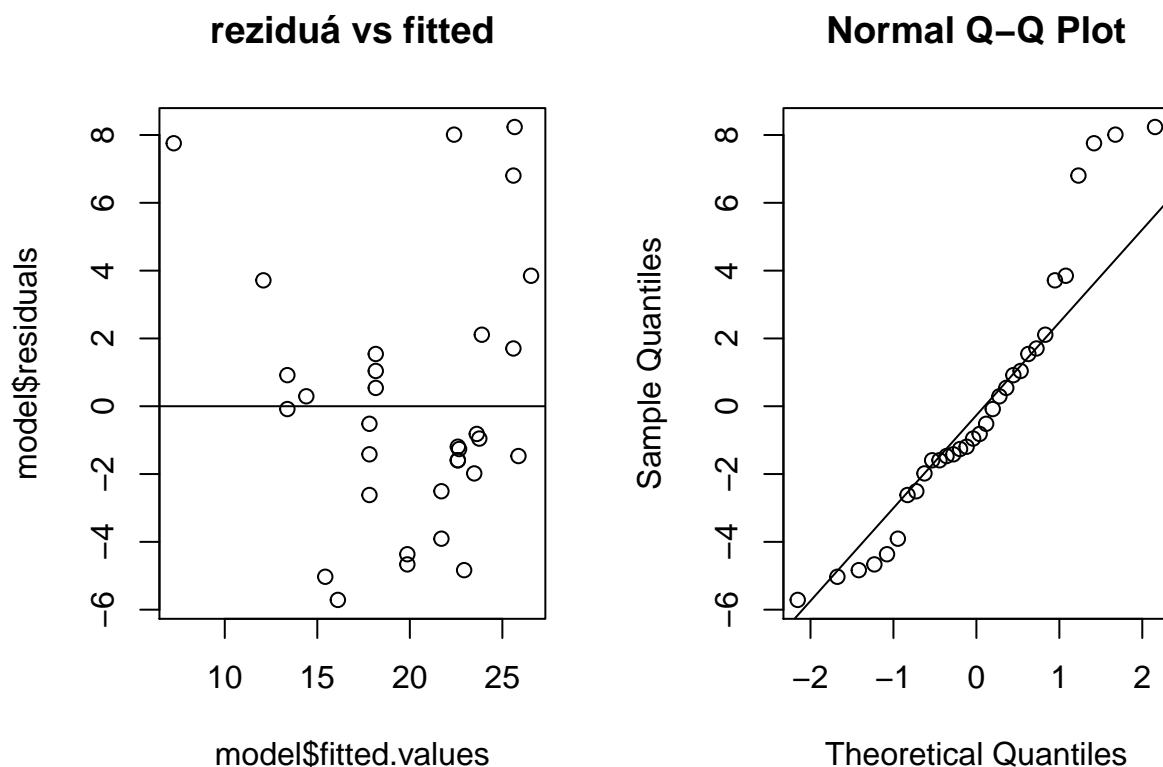
Chceme, aby boli naše reziduá normálne rozdelené, čo to znamená? Nechceme vidieť žiaden vzor správania reziduí. Reziduá majú byť nezávislé od nezávislých premenných a s priemerom 0. Naše reziduá si plotneme spolu s fitted, teda odhadnutými hodnotami na priamke. V prvom grafe sme si pridali priamku, keďže reziduá by mali byť porozhadzované názávisle po oboch stranách. Druhý graf je takzvaný QQ-plot. Reziduá sú rozdelené normálne, ak kopírujú diagonálnu priamku, ktorú sme si nakreslili. Tá priamka je totižto vytvorená z normálneho rozdelenia. Ak by sme si otestovali tieto reziduá z nášho modelu, nezamietli by sme nulovú hypotézu, reziduá teda sú rozdelené normálne-ish.

*# My sme si tieto grafy vytvorili manuálne, dopracovali by ste sa k nim
však aj cez funkciu plot(váš_model). Museli by ste sa k nemu však preklikať.*

```
par(mfrow=c(1, 2))

plot(model$fitted.values, model$residuals, main = "reziduá vs fitted")
abline(0, 0)

qqnorm(model$residuals)
qqline(model$residuals)
```



Všetky podmienky, ktoré spomenieme nebudú ovplyvňovať odchýlku koeficientu, avšak budú ovplyvňovať štandardnú chybu, teda aj t-štatistiku a p-hodnotu. To nám znemožní správne odhadnúť štatistickú signifikantnosť koeficientu.

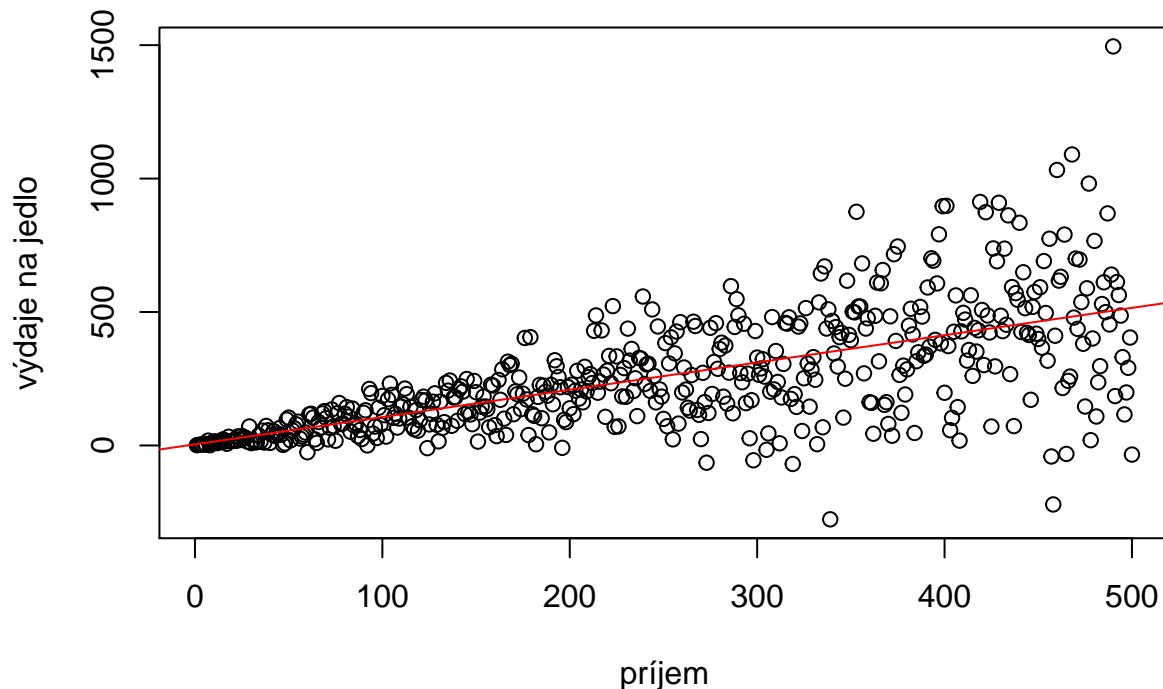
Podmienka normality reziduí je jednou z tých menej závažnejších, a často sa stane, že nie je splnená. Problémom to prestáva byť pri veľkých vzorkách, kde začne úradovať Central limit theorem.

8.2 Homoskedasticita

Ďalšou podmienkou je konštantný rozptyl reziduí - homoskedasticita. Ak rozptyl nie je konštantný, ale zväčšuje sa, bavíme sa o prítomnosti heteroskedasticity. Ukážeme si to na najklasickejšom príklade, a to vzťah príjmu a výdavkov na jedlo. Ľudia potrebujú ešte približne rovnako, keď máte málo peňazí, nemáte veľmi na výber a všetci ľudia s nízkym príjmom kupujú podobné množstvo a typ jedla, vynakladajú pomerne rovnakú časť ich príjmov. Ako však príjem rastie, ľudia nezjedia signifikantne viac, avšak môžu utrácať za omnoho drahšie potraviny, a niekto je podobne ako ľudia s nižším príjmom. Je tam teda veľký rozptyl, lebo ľudia s vyšším príjmom majú na výber. Pri nižšom príjme tento rozptyl nie je, lebo keď zarobia 1000eur, nemôžu minúť na potraviny 10 000eur.

```
# Vytvoríme si premenné, kde X budú mzdy.  
X <- 1:500  
Y <- rnorm(n = 500, mean = X, sd = 0.6 * X)  
mzdy_jedlo <- lm(Y ~ X)  
  
plot(x = X, y = Y, xlab = "príjem", ylab = "výdaje na jedlo",  
     main = "vzťah príjmu a výdavkov na jedlo")  
  
abline(mzdy_jedlo, col = "red")
```

vzťah príjmu a výdavkov na jedlo



Prítomnosť heteroskedasticity **zmenší** štandardnú chybu, dostaneme menšie hodnoty, než by sme mali. To môže viesť k označeniu koeficientu za štatisticky signifikantný, aj keď to nebude pravda.

Heteroskedasticitu môžeme detekovať pomocou:

- vizualizácie,

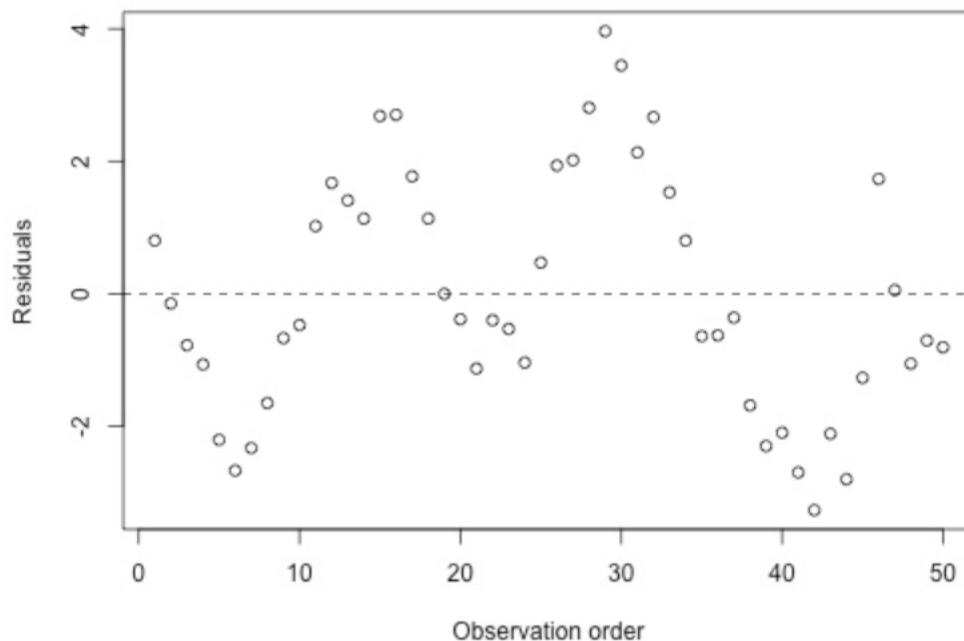
- Breusch-Pagan testu,
- Goldfeld-Quandt testu.

A vyriešiť napríklad pomocou:

- robustných metód na odhad štandardných chýb,
- vážených najmenších štvorcov (WLS),
- logaritmickej transformácie modelu.

8.3 Autokorelácia

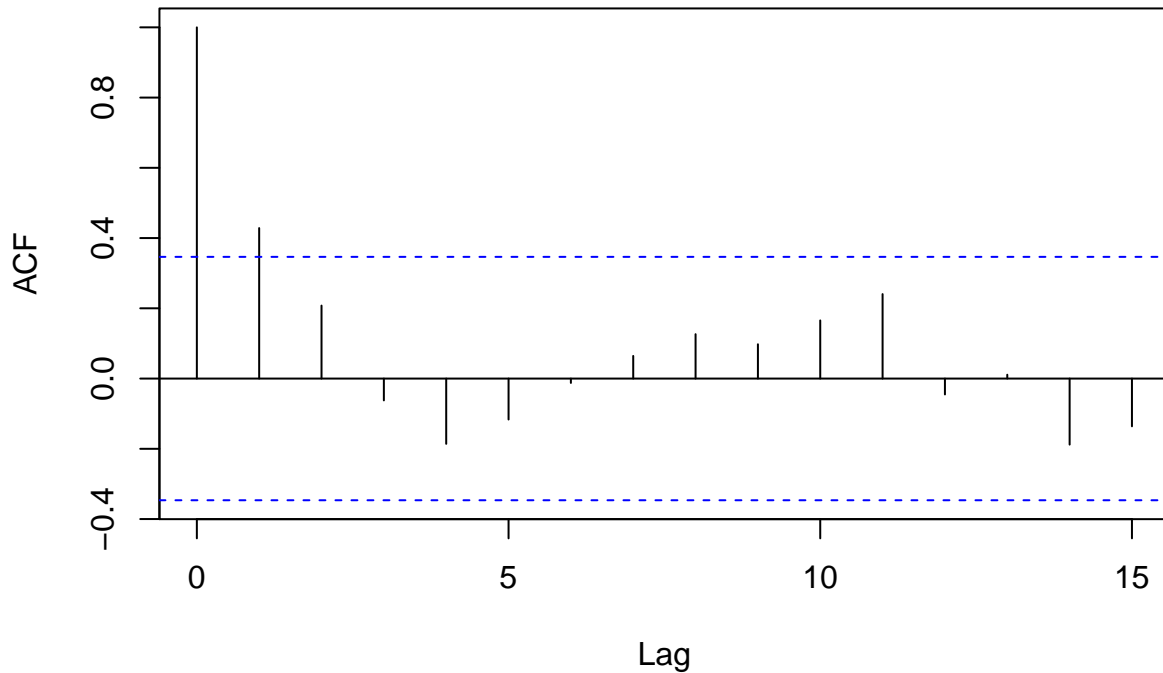
Autokorelácia, alebo sériová korelácia znamená, keď vieme predpovedať pohyb zvyšku pomocou iného zvyšku. Takže reziduá od seba nie sú nezávislé. Takýto problém sa častejšie vyskytuje v časových radoch. Môže to byť spôsobené Odchýlkou vynechanej premennej alebo nesprávnou špecifikáciou modelu. Aj tento neduh je možné analyzovať buď vizuálne alebo testami. Samozrejme testy sú omnoho spoľahlivejšie. My si ale ukážeme ako taká autokorelácia vyzerá.



```
# Šikovnou funkciou na skontrolovanie autokorelácie je acf().
# Cool trik je, ak chcete nový riadok v názvoch, použite "\n".

acf(model$residuals, main = "do funkcie vložíme \n klasicky reziduá")
```

do funkcie vložíme klasicky reziduá



```
# Samozrejme v prvom stĺpci bude korelácia jedna, lebo korelujeme samého seba.  
# Ak sú korelácia nepresahuje za čiary, reziduá nie sú silne korelované a  
# autokorelácia, resp. sériová korelácia, nie je prítomná.
```

Problémy nám to spôsobí podobné ako heteroskedasticita, okrem iného však môže ovplyvniť aj hodnotu R^2 . Autokoreláciu môžeme detekovať pomocou:

- Durbin-Watson testu,
- Breusch-Godfrey testu.

A vyriešiť pomocou:

- robustných metód na odhad štandardných chýb,
- doplnenia vynechanej premennej,
- opravenia funkčnej formy modelu,
- využitia prvých diferencií,
- použitia dummy premenných.

8.4 Multikolinearita

Multikolinearita sa vyskytuje len vo viacnásobnej regresií, keďže sa jedná o koreláciu medzi dvoma nezávislými premennými. Korelácia medzi závislou a nezávislou premennou je žiaduca. Poznáme dokonalú a nedokonalú multikolinearitu. Pri dokonalnej dokážeme jednu nezávislú premennú vyjadriť lineárnou kombináciou inej premennej. V takomto prípade nám väčšinou ani počítač nebude chcieť model vyrátať. Nás

väčšinou trápí nedokonalá, kde sú premenné vysoko korelované. Prečo je to problém? AK sú premenné korelované, nedokážeme dobre odhadnúť koeficient, keďže pri každej pridanej alebo odobranej premennej, má koeficient tendenciu sa meniť a to vo väčšej miere. Inak povedané, je problém dostatočne odizolovať koeficient. Koeficienty sú tak citlivé na zmenu premenných. Ďalším problémom je, že štandardné chyby nám riadne narastú, čím môžu označiť štatisticky signifikantné premenné za nesignifikantné. R^2 a F-test však nezvyknú byť ovplyvnené.

Multikolinearitu je možné detekovať pomocou:

- korelačnej matice,
- VIF test,
- analýzy determinantu matice,
- parciálnych korelačných koeficientov.

A vyriešiť pomocou:

- odstránenia jednej z korelovaných premenných,
- skombinovanie premenných,
- neurobiť nič.

Niekedy je možné premennú ponechať v modeli, ak našim cieľom nie je použiť ju na interpretovanie, ale len ako kontrolnú premennú, alebo keď korelácia nie je neúnosne vysoká (0.9 a viac).

Vy sa učíte rátať toto pomocou solve x transpose, bude to fungovať aj na SLR, avšak ukažeme si beta estimator. ... bla bla.. vyratame cov a var.. rovno si náš model plotnime nech si ukažeme chyby. OLS sa snaží napasovať priamku tak, aby boli chyby najmenšie. čiže residuals vs fitted

$$\sum_{n=1}^n$$

$$\sum_{n=1}^n$$

$$\hat{\beta}_0$$

$$\hat{y} = a + bx$$

where

$$\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$$

#nainštalovať len jeden balik a potom keď prejdeme vektory tak c(viac balikov)

8.5 Import údajov

Table Header

Funkcia	Second Header
Content Cell	Content Cell
Content Cell	Content Cell