

# SAP Projekt

Statistički Analizirani

2025-12-10

## Motivacija i opis problema

Moždani udar je hitno medicinsko stanje koje nastaje nakon poremećaja cirkulacije u mozgu. U Hrvatskoj je drugi najveći uzrok smrti te prvi najveći uzrok invaliditeta. Rizik od moždanog udara kod pojedine osobe može ovisiti o više faktora pa se u medicini koriste razni modeli za njegovu procjenu. Nije strana ni uporaba alata zasnovanih na umjetnoj inteligenciji. Predikcija moždanog udara bitna je za pravovremenu identifikaciju rizika koje omogućava pravovremene mјere prevencije i osvještavanje populacije.

## Opis skupa podataka

Prikupljeni skup podataka sadrži kliničke podatke o pacijentima i informacije o moždanom udaru. Za svakog pacijenta navedena je vrijednost 12 značajki grupiranih u 4 kategorije: demografski podaci, zdravstveni podaci, fiziološki podaci i životne navike. Cilj je uočiti povezanost izmјerenih podataka i rizika od moždanog udara. Skup podataka sadržava 5,110 zapisa o pacijentima od kojih je njih 249 doživjelo moždani udar. Udio pacijenata koji su doživjeli moždani udar iznosi 4.87%

- id: jedinstveni identifikator pacijenta
- gender: spol pacijenta (Male, Female)
- age: dob pacijenta
- hypertension: oznaka koja daje informaciju o tome ima li pacijent visoki tlak (0, 1)
- heart\_disease: oznaka koja daje informaciju ima li pacijent neku srčanu bolest (0, 1)
- ever\_married: odgovara na pitanje je li pacijent ikad bio u braku (No, Yes) work\_type: tip zaposlenja (children, Govt\_job, Never\_worked, Private, Self-employed)
- Residence\_type: tip prebivališta u kojem živi pacijent (Rural, Urban)
- avg\_glucose\_lvl: prosječna razina glukoze u krvi (mg/dL)
- bmi: indeks tjelesne mase koji predstavlja odnos visine i težine pacijenta
- smoking\_status: opis pacijentovog odnosa s pušenjem cigareta (formerly smoked, never smoked, smokes, Unknown)
- stroke: oznaka koja daje informaciju je li pacijent doživio moždani udar (0, 1)

## Učitavanje i pregled podataka

```
data <- read.csv("data.csv")
head(data)
```

```
##      id gender age hypertension heart_disease ever_married    work_type
## 1  9046   Male  67              0               1        Yes      Private
## 2 51676 Female  61              0               0        Yes Self-employed
## 3 31112   Male  80              0               1        Yes      Private
```

```

## 4 60182 Female 49          0          0      Yes     Private
## 5 1665 Female 79          1          0      Yes Self-employed
## 6 56669  Male 81          0          0      Yes     Private
##   Residence_type avg_glucose_level bmi  smoking_status stroke
## 1       Urban           228.69 36.6 formerly smoked    1
## 2      Rural            202.21 N/A never smoked    1
## 3      Rural            105.92 32.5 never smoked    1
## 4      Urban            171.23 34.4      smokes    1
## 5      Rural            174.12  24 never smoked    1
## 6      Urban            186.21  29 formerly smoked    1

str(data)

## 'data.frame': 5110 obs. of 12 variables:
## $ id          : int 9046 51676 31112 60182 1665 56669 53882 10434 27419 60491 ...
## $ gender      : chr "Male" "Female" "Male" "Female" ...
## $ age         : num 67 61 80 49 79 81 74 69 59 78 ...
## $ hypertension: int 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 ...
## $ heart_disease: int 1 0 1 0 0 0 1 0 0 0 ...
## $ ever_married: chr "Yes" "Yes" "Yes" "Yes" ...
## $ work_type   : chr "Private" "Self-employed" "Private" "Private" ...
## $ Residence_type: chr "Urban" "Rural" "Rural" "Urban" ...
## $ avg_glucose_level: num 229 202 106 171 174 ...
## $ bmi         : chr "36.6" "N/A" "32.5" "34.4" ...
## $ smoking_status: chr "formerly smoked" "never smoked" "never smoked" "smokes" ...
## $ stroke      : int 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...

```

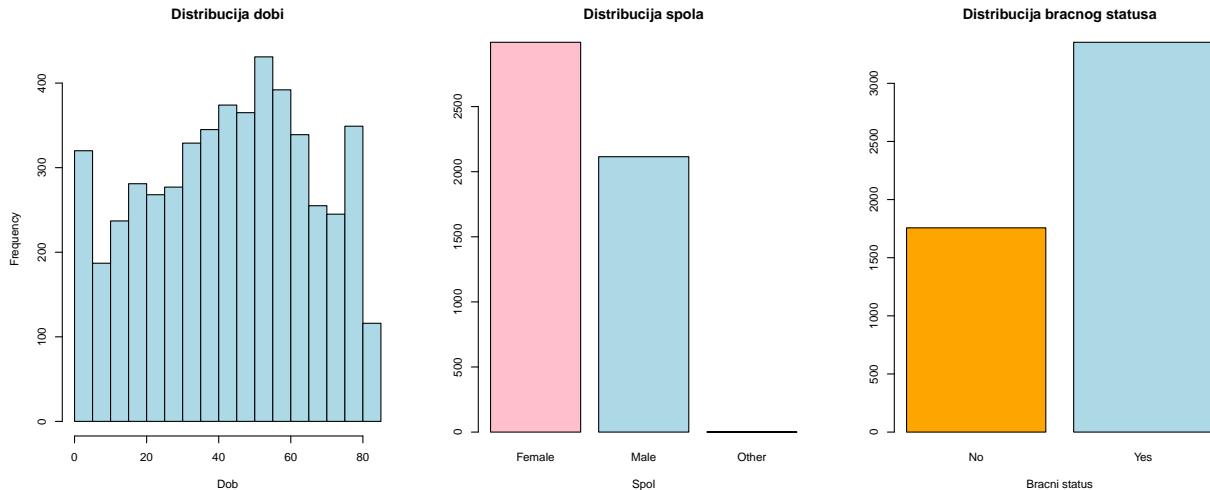
Iz generiranih prikaza moguće je vidjeti neke od vrijednosti koje poprimaju pojedini atributi vezani uz pacijenta, ali i tip podataka koji prikazuju. Primjetljivo je kako se atribut bmi vodi kao niz znakova iako semantički predstavlja decimalni broj. Pri izradi dijagrama i u budućim računima potrebno je pripaziti da se bmi ne prikaže kao kategorični atribut.

```

par(mfrow = c(1,3))
hist(data$age ,
      main = "Distribucija dobi",
      xlab = "Dob",
      col = "lightblue",
      border = "black")
barplot(table(data$gender),
      main = "Distribucija spola",
      xlab = "Spol",
      col = c("pink","lightblue","black"),
      border="black")
barplot(table(data$ever_married),
      main = "Distribucija bracnog statusa",
      xlab = "Bracni status",
      col = c("orange","lightblue"),
      border="black")

```

Prikaz demografskih podataka



```
summary(data$age)
```

```
##      Min. 1st Qu. Median      Mean 3rd Qu.      Max.
## 0.08    25.00  45.00  43.23   61.00  82.00
```

```
prop.table(table(data$gender, useNA = "ifany"))
```

```
##
##          Female         Male         Other
## 0.5859099804 0.4138943249 0.0001956947
```

```
prop.table(table(data$ever_married, useNA = "ifany"))
```

```
##
##          No         Yes
## 0.3438356 0.6561644
```

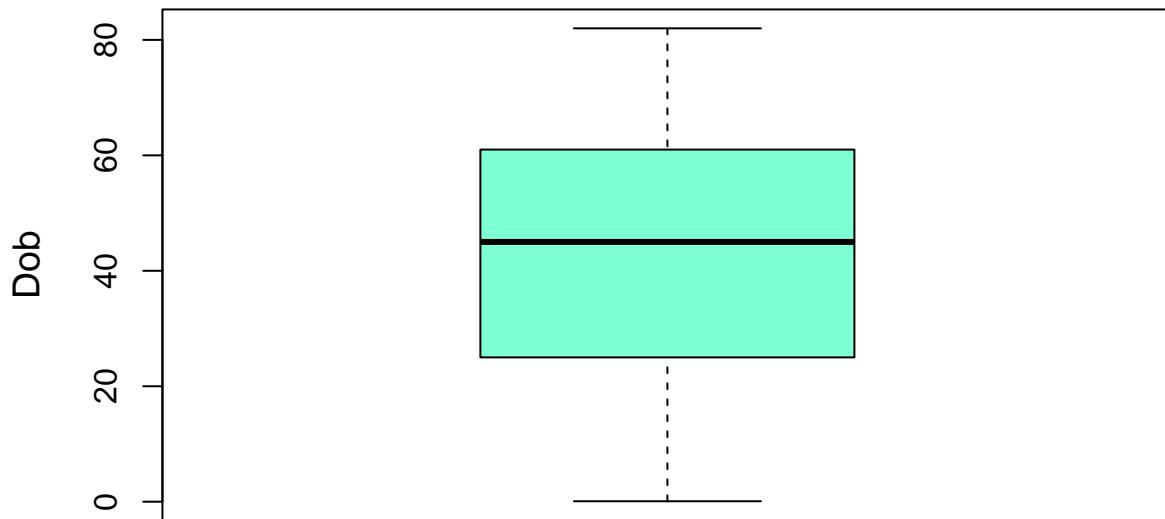
Distribucija dobi ispitanika blago je zakriviljena u lijevo. Prosječan broj godina pacijenta iznosi 43.23 godine, a njihov raspon je razlika između 82 godine i 0.08 godina. Dakle, zastupljene su gotovo sve dobne skupine te nema bitnih odstupanja.

Broj ženskih ispitanih pacijenata je neočekivano velik u odnosu na muške ispitanike. Pacijentice zauzimaju čak 58.6% skupa podataka.

Većina ispitanika je u svom životu bar jednom stupila u brak.

```
boxplot(data$age,
main = "Boxplot (dob)",
ylab = "Dob",
col = "aquamarine",
cex.main = 1.5, cex.lab = 1.2)
```

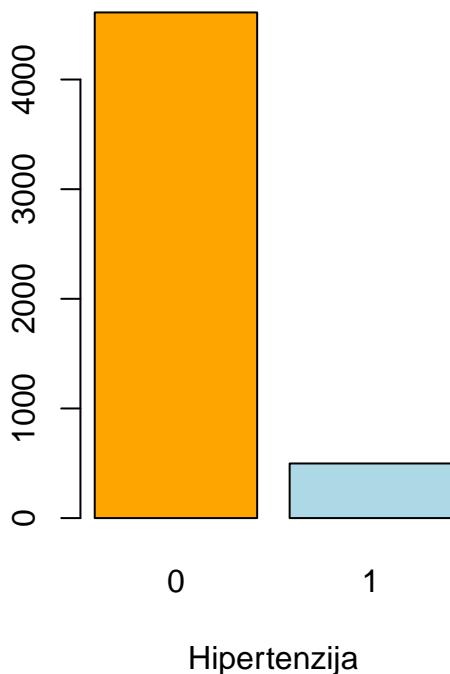
## Boxplot (dob)



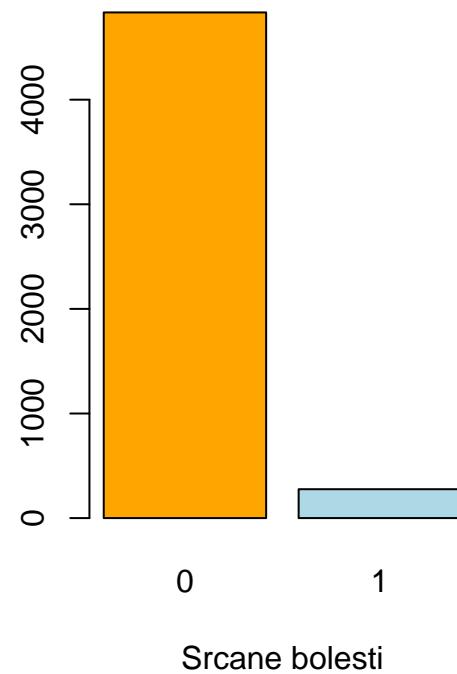
**Prikaz zdravstvenih podataka** Kao što je prethodno navedeno, potrebno je pripremiti atribut bmi.

```
bmi<-data$bmi  
bmi[bmi == "N/A"] <- NA  
bmi <- as.numeric(bmi)  
  
par(mfrow = c(1,2))  
barplot(table(data$hypertension),  
        main = "Distribucija hipertenzije",  
        xlab = "Hipertenzija",  
        col = c("orange","lightblue"),  
        border="black")  
barplot(table(data$heart_disease),  
        main = "Distribucija srčanih bolesti",  
        xlab = "Srčane bolesti",  
        col = c("orange","lightblue"),  
        border="black")
```

### Distribucija hipertenzije



### Distribucija sračnih bolesti



```
young_with_hypertension <- data[data$age<=median(data$age),]$hypertension
old_with_hypertension <- data[data$age>=median(data$age),]$hypertension

list(
  overall_mean = mean(data$hypertension),
  young_mean   = mean(young_with_hypertension),
  old_mean     = mean(old_with_hypertension)
)

## $overall_mean
## [1] 0.09745597
##
## $young_mean
## [1] 0.02444614
##
## $old_mean
## [1] 0.1715173
```

U skupu podataka 9.7% ispitanika ima hipertenziju, međutim ona jako ovisi o dobi ispitanika. Ako uzmemo samo ispitanike starije od medijana skupa, ta brojka postane 17.1%

```
young_with_heart_disease <- data[data$age<=median(data$age),]$heart_disease
old_with_heart_disease <- data[data$age>=median(data$age),]$heart_disease

list(
```

```

overall_mean = mean(data$heart_disease),
young_mean   = mean(young_with_heart_disease),
old_mean     = mean(old_with_heart_disease)
)

## $overall_mean
## [1] 0.05401174
##
## $young_mean
## [1] 0.003055768
##
## $old_mean
## [1] 0.1043849

```

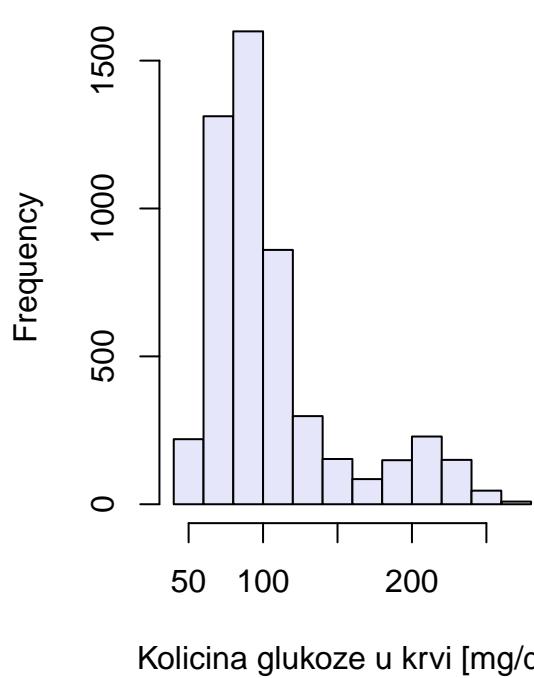
Sličan rezultat se dobije i sa srčanim bolestima, gdje u uzorku srčanu bolest ima oko 5.4% dok stariji dio uzorka ima 10.4%

```

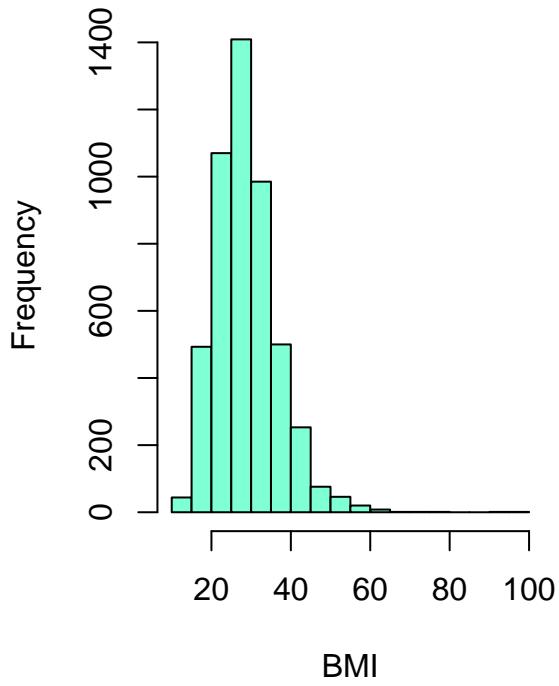
par(mfrow = c(1,2))
hist(data$avg_glucose_level , main = "Distribucija kolicine glukoze u krvi",
      xlab = "Kolicina glukoze u krvi [mg/dL]",
      col = "lavender",
      border = "black")
hist(bmi ,
      main = "Distribucija indeksa BMI",
      xlab = "BMI",
      col = "aquamarine",
      border = "black")

```

### Distribucija kolicine glukoze u krvi



### Distribucija indeksa BMI



```
summary(data$avg_glucose_level)
```

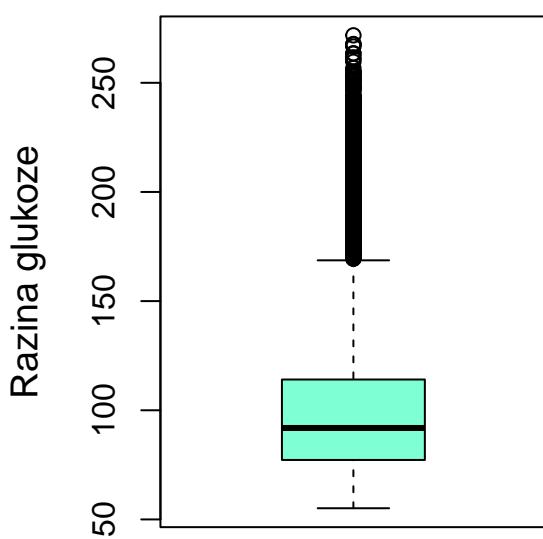
```
##      Min. 1st Qu. Median      Mean 3rd Qu.      Max.
##    55.12    77.25   91.89   106.15  114.09  271.74
```

```
summary(bmi)
```

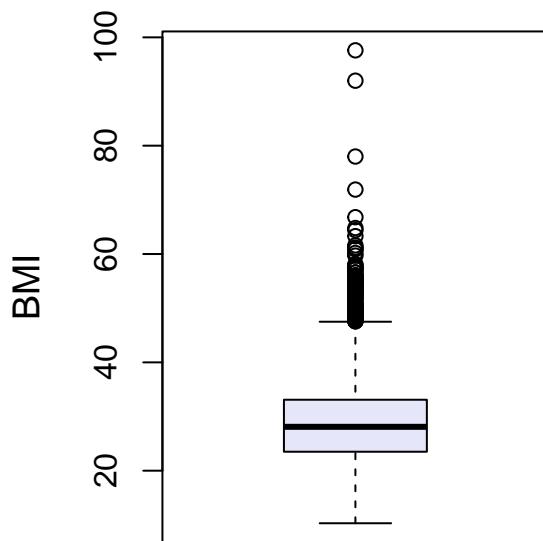
```
##      Min. 1st Qu. Median      Mean 3rd Qu.      Max.     NA's
##    10.30    23.50   28.10   28.89   33.10   97.60    201
```

```
par(mfrow = c(1,2))
boxplot(data$avg_glucose_level,
main = "Boxplot (razina glukoze)",
ylab = "Razina glukoze",
col = "aquamarine",
cex.main = 1.5, cex.lab = 1.2)
boxplot(bmi,
main = "Boxplot (bmi)",
ylab = "BMI",
col = "lavender",
cex.main = 1.5, cex.lab = 1.2)
```

## Boxplot (razina glukoze)



## Boxplot (bmi)

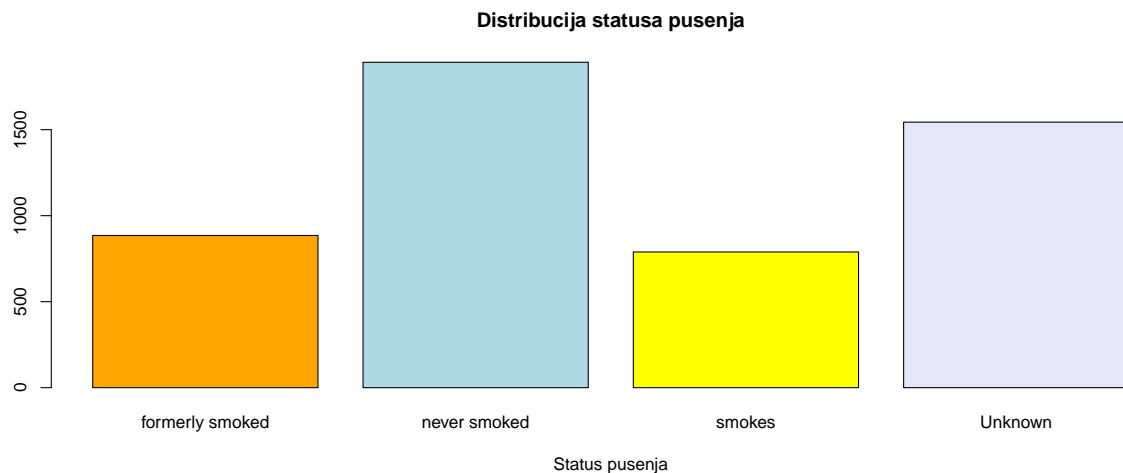


Distribucije atributa vezanih uz razinu glukoze u krvi te BMI imaju sličnost u tome da postoje stršeće vrijednosti. Međutim, razina glukoze krvi je više zakrivljena i to se da očitati iz broja stršećih vrijednosti, ali i pomaka crte medijana u interkvartilnom intervalu.

Nijedna od ove dvije distribucije se ne može smatrati savršeno normalnom.

```
barplot(table(data$smoking_status),
        main = "Distribucija statusa pusanja",
        xlab = "Status pusanja",
        col = c("orange", "lightblue", "yellow", "lavender"),
        border="black")
```

Prikaz podataka o životnim navikama



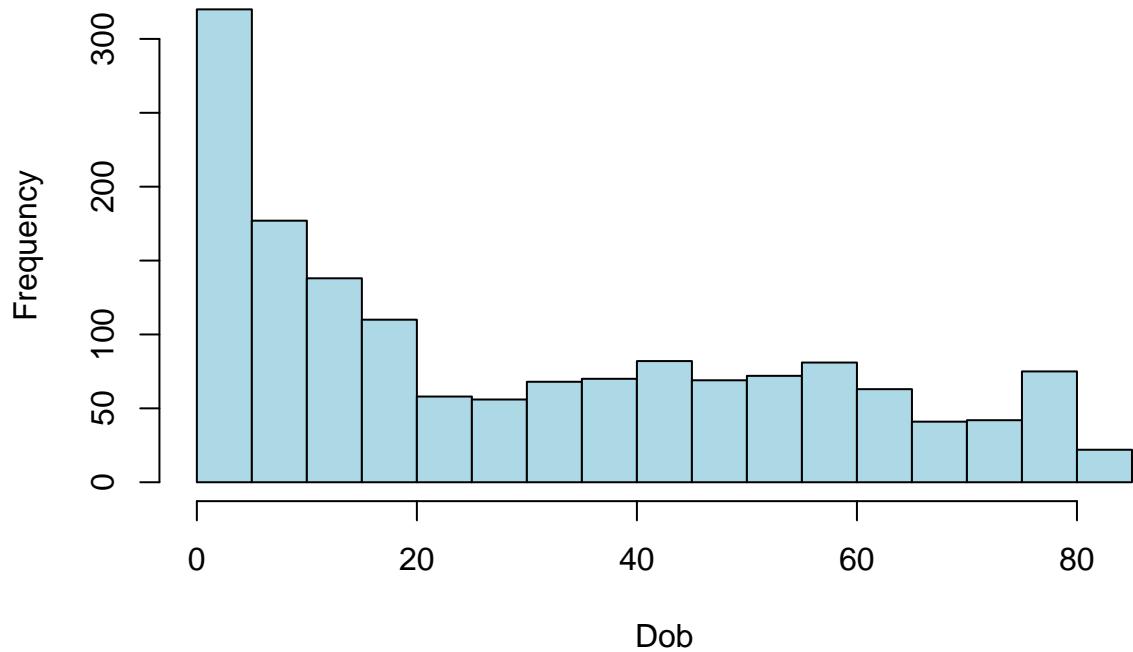
```
prop.table(table(data$smoking_status, useNA = "ifany"))
```

```
##
## formerly smoked      never smoked          smokes           Unknown
##      0.1731898       0.3702544       0.1544031       0.3021526
```

Vidljivo je da za veliki postotak ispitanika, čak preko 30%, nemamo informaciju o njihovom statusu pušenja. Važno je napomenuti da se izbacivanjem zapisa o pacijentima sa statusom pušenja "Unknown" zapravo izbacuju gotovo sva djeca iz skupa podataka. Ipak, u skupu pacijenata s "Unknown" statusom pušenja postoje predstavnici gotovo svih dobnih skupina. Sljedeći histogram prikazuje distribuciju dobi "Unknown" pušača.

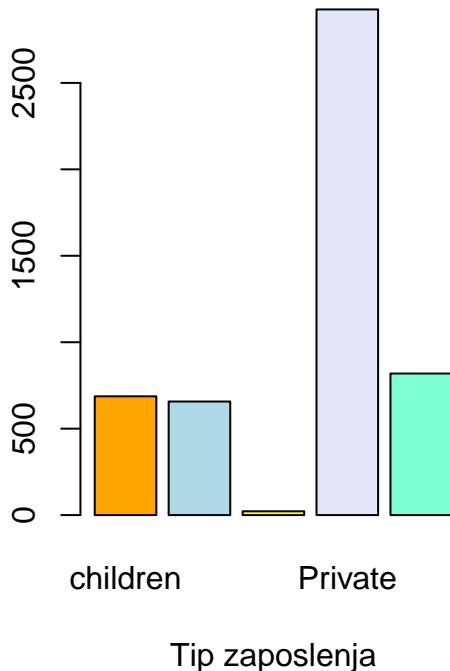
```
hist(data[data$smoking_status == "Unknown",]$age ,
     main = "Distribucija dobi 'Unknown' pusaca",
     xlab = "Dob",
     col = "lightblue",
     border = "black")
```

## Distribucija dobi 'Unknown pusaca'

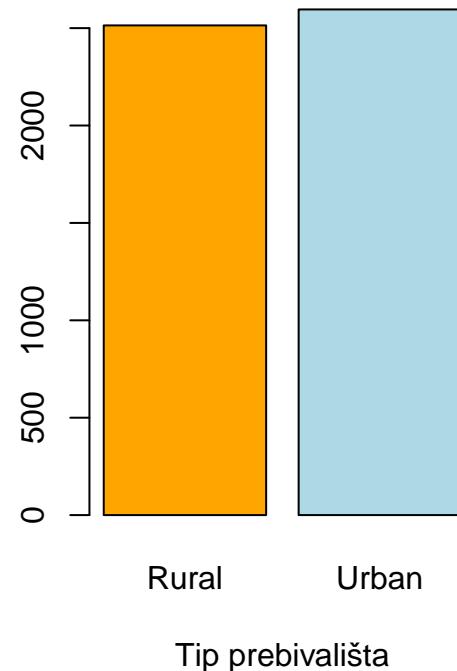


```
par(mfrow = c(1,2))
barplot(table(data$work_type),
        main = "Distribucija tipa zaposlenja",
        xlab = "Tip zaposlenja",
        col = c("orange","lightblue","yellow","lavender","aquamarine"),
        border="black")
barplot(table(data$Residence_type),
        main = "Distribucija tipa prebivališta",
        xlab = "Tip prebivališta",
        col = c("orange","lightblue","yellow","lavender"),
        border="black")
```

### Distribucija tipa zaposlenja



### Distribucija tipa prebivališta



```
prop.table(table(data$work_type, useNA = "ifany"))
```

```
##  
##      children      Govt_job   Never_worked      Private Self-employed  
##  0.134442270  0.128571429  0.004305284  0.572407045  0.160273973
```

```
prop.table(table(data$Residence_type, useNA = "ifany"))
```

```
##  
##      Rural      Urban  
##  0.4919765  0.5080235
```

Većina pacijenata je zaposlena u privatnom sektoru, dok 0,4% njih nikada nije radilo te se može smatrati kao iznimka.

Raspodjela između urbane i ruralne sredine u kojoj živi pacijent je gotovo jednolika.

```
mean(data$stroke)
```

```
## [1] 0.04872798
```

U nastavku rada nastojat će se pokazati povezanost opisanih atributa s moždanim udarom. Uz pomoć statističkih testova nastojat će se zaključiti o tome kako i s kolikom uspješnosti je moguće prepoznati rizik od moždanog udara kod pojedine osobe.

**Postoji li statistički značajna razlika u prosječnoj razini glukoze između pacijenata sa i bez moždanog udara?**

Potrebno je odrediti postoji li značajna razlika u prosječnoj razini glukoze između pacijenata sa i bez moždanog udara. Započnimo s preciznim određivanjem hipoteza -  $H_0$ : Ne postoji značajna razlika, odnosno:  $\{\text{mean}(\text{glucose\_stroke}) - \text{mean}(\text{glucose\_no\_stroke}) = 0\}$  -  $H_1$ : Postoji značajna razlika:  $\{\text{mean}(\text{glucose\_stroke}) - \text{mean}(\text{glucose\_no\_stroke}) \neq 0\}$

Provodenjem definiranog testiranja dobit ćemo bolji uvid u povezanost razine glukoze i moždanog udara, ali nećemo moći odrediti kauzalnost. Dakle, moguće je da ljudi koji imaju višu glukozu u krvi imaju i veći rizik od moždanog udara, međutim moguće je i da ljudi koji su već doživjeli moždani udar sada imaju veću razinu glukoze u krvi nego prije. Bez obzira na to, korisno je napraviti ovu poveznicu.

```
glucose_stroke <- data[data$stroke == 1, ]$avg_glucose_level  
glucose_no_stroke <- data[data$stroke == 0, ]$avg_glucose_level  
summary(glucose_stroke)
```

```
##      Min. 1st Qu. Median      Mean 3rd Qu.      Max.  
##    56.11    79.79 105.22   132.54 196.71 271.74
```

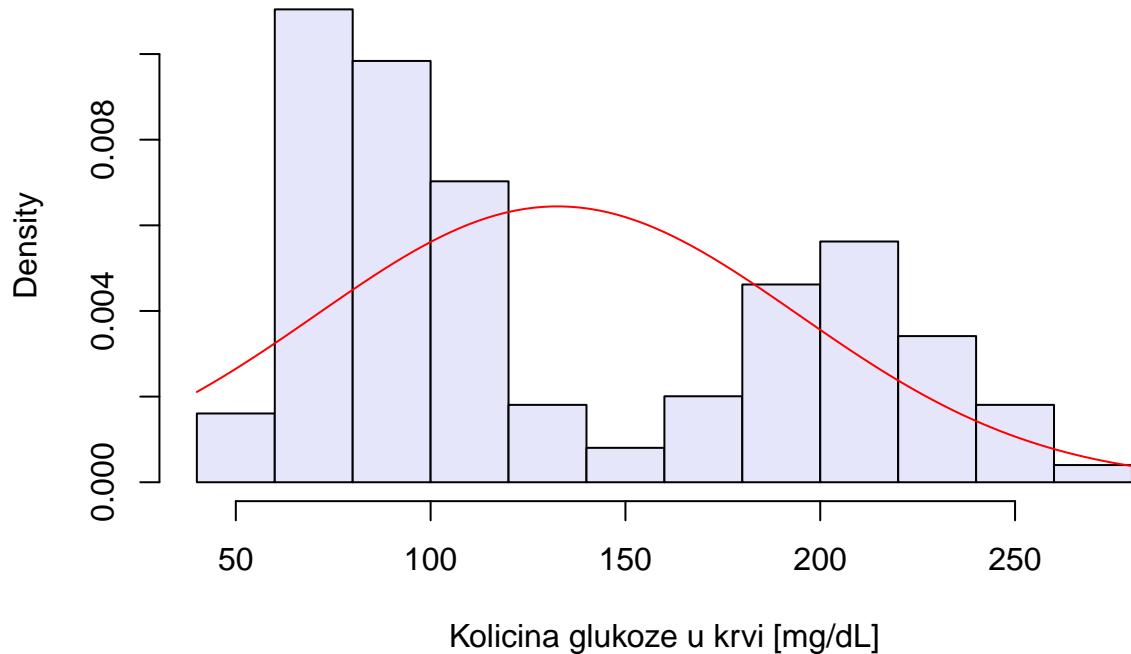
```
summary(glucose_no_stroke)
```

```
##      Min. 1st Qu. Median      Mean 3rd Qu.      Max.  
##    55.12    77.12  91.47   104.80 112.83 267.76
```

Relativno velika razlika medijana i aritmetičke sredine govori o tome koliko je distribucija količine glukoze zakrivljena. Obe distribucije imaju težak desni rep, a distribucija kod ljudi koji su imali moždani udar se može čak smatrati i bimodalnom. Zbog toga se ne može smatrati normalnom, međutim centralni granični teorem omogućava da se za testiranje hipoteza koristi t-test kad su uzorci veliki. Bez obzira na to provest će se i neparometarska metoda da kako se usporedili rezultati.

```
hist(glucose_stroke , freq = FALSE,  
     main = "Kolicina glukoze u krvi kod ljudi s moždanim udarom",  
     xlab = "Kolicina glukoze u krvi [mg/dL]",  
     col = "lavender",  
     border = "black")  
curve(dnorm(x, mean(glucose_stroke),  
            sd(glucose_stroke)),  
      add = TRUE,  
      col = "red")
```

## Kolicina glukoze u krvi kod ljudi s moždanim udarom



```
result <- t.test(avg_glucose_level ~ stroke, data = data, var.equal = FALSE)
result
```

```
##
##  Welch Two Sample t-test
##
## data: avg_glucose_level by stroke
## t = -6.9824, df = 260.89, p-value = 2.401e-11
## alternative hypothesis: true difference in means between group 0 and group 1 is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
## -35.57474 -19.92371
## sample estimates:
## mean in group 0 mean in group 1
##       104.7955      132.5447
```

Welchov t-test za dva uzorka s različitim varijancama odbacuje nultu hipotezu da su dvije sredine jednake, odnosno prihvata alternativu gdje su sredine različite. To se može vidjeti iz p-vrijednosti koja je jako blizu nuli. Grupa 0 označava ljudе koji nisu imali moždani udar i oni očekivano imaju manju prosječnu razinu glukoze u krvi, dok preostala grupa ima gotovo 28 mg/dL više glukoze u krvi. Ta se vrijednost nalazi i u izračunatom intervalu pouzdanosti.

Ukratko, odbacuje se nulta hipoteza u korist alternativne hipoteze. Sada ćemo to još jednom provjeriti uz pomoć neparametarske metode bootstrap.

```

set.seed(67)

B <- 10000

boot_diff <- numeric(B)

for (i in 1:B) {
  boot_stroke <- sample(glucose_stroke, replace = TRUE)
  boot_no_stroke <- sample(glucose_no_stroke, replace = TRUE)
  boot_diff[i] <- mean(boot_stroke) - mean(boot_no_stroke)
}

# Observed mean difference
obs_diff <- mean(glucose_stroke) - mean(glucose_no_stroke)

# 95% bootstrap confidence interval
ci <- quantile(boot_diff, c(0.025, 0.975))

list(
  observed_mean_difference = obs_diff,
  ci_95 = ci
)

```

```

## $observed_mean_difference
## [1] 27.74923
##
## $ci_95
##      2.5%    97.5%
## 19.94809 35.74191

```

Vidljivo je da interval 95%-ne pouzdanosti odgovara onom izračunatom u Welchovom testu. Neparametarska metoda bootstrap također odbacuje nultu hipotezu u korist alternativne. Korištena je zato što ona ne zahtijeva da skup podataka koji testira bude neke određene distribucije.

### Postoji li interakcijski učinak hipertenzije i srčanih bolesti na BMI?

U ovom istraživačkom pitanju proučavamo ovisi li indeks tjelesne mase (BMI) o prisutnosti hipertenzije i srčanih bolesti te postoji li interakcijski učinak ova dva čimbenika. Dakle, zanima nas utječe li hipertenzija na BMI jednako kod osoba sa i bez srčanih bolesti ili se taj učinak mijenja ovisno o postojanju srčane bolesti. Za potrebe analize koristimo dvostruku analizu varijance s hipertenzijom i srčanim bolestima kao čimbenicima te BMI-jem kao zavisnom varijablom.

### Priprema podataka

Najprije pripremamo podatke. Brišemo nedostajuće vrijednosti BMI-ja, pretvaramo BMI u numeričku varijablu te kodiramo hipertenziju i srčane bolesti kao faktore s dvije razine.

```
data2 <- read.csv("data.csv", na.strings = "N/A", stringsAsFactors = FALSE)
```

```

data2$hypertension <- factor(data2$hypertension,
                                levels = c(0,1),
                                labels =
                                  c("no_hypertension", "has_hypertension"))
data2$heart_disease <- factor(data2$heart_disease,
                                levels = c(0,1),
                                labels = c("no_heart_disease", "has_heart_disease"))

data2$bmi <- as.numeric(data$bmi)

## Warning: NAs introduced by coercion

anova_data <- data2[, c("bmi", "hypertension", "heart_disease")]

anova_data <- na.omit(anova_data)

str(anova_data$bmi)

##  num [1:4909] 36.6 32.5 34.4 24 29 27.4 22.8 24.2 29.7 36.8 ...

summary(anova_data$bmi)

##      Min. 1st Qu. Median      Mean 3rd Qu.      Max.
##    10.30   23.50   28.10   28.89   33.10   97.60

table(anova_data$hypertension, anova_data$heart_disease)

##
##                         no_heart_disease has_heart_disease
## no_hypertension                  4273                 185
## has_hypertension                  393                  58

```

Broj opažanja nakon izbacivanja nedostajućih vrijednosti daje nam efektivnu veličinu uzorka za ovu analizu. Ukupno je u analizi sudjelovalo 4909 ispitanika. Raspodjela prema prisutnosti hipertenzije i srčane bolesti je sljedeća:

- nema hipertenziju, nema srčanu bolest: **87.0 %**
- nema hipertenziju, ima srčanu bolest: **3.8 %**
- ima hipertenziju, nema srčanu bolest: **8.0 %**
- ima hipertenziju, ima srčanu bolest: **1.2 %**

Promatramo li postotke unutar razina hipertenzije:

- među osobama **bez hipertenzije**:
  - 95.9 % **nema** srčanu bolest

- 4.1 % **ima** srčanu bolest
- među osobama **s hipertenzijom**:
  - 87.1 % **nema** srčanu bolest
  - 12.9 % **ima** srčanu bolest

Promatramo li postotke unutar razina srčane bolesti:

- među osobama **bez srčane bolesti**:
  - 91.6 % **nema** hipertenziju
  - 8.4 % **ima** hipertenziju
- među osobama **sa srčanom bolešću**:
  - 76.1 % **nema** hipertenziju
  - 23.9 % **ima** hipertenziju

```
head(anova_data)
```

```
##     bmi      hypertension      heart_disease
## 1 36.6  no_hypertension has_heart_disease
## 3 32.5  no_hypertension has_heart_disease
## 4 34.4  no_hypertension  no_heart_disease
## 5 24.0 has_hypertension  no_heart_disease
## 6 29.0  no_hypertension  no_heart_disease
## 7 27.4 has_hypertension has_heart_disease
```

## Sredine po grupama

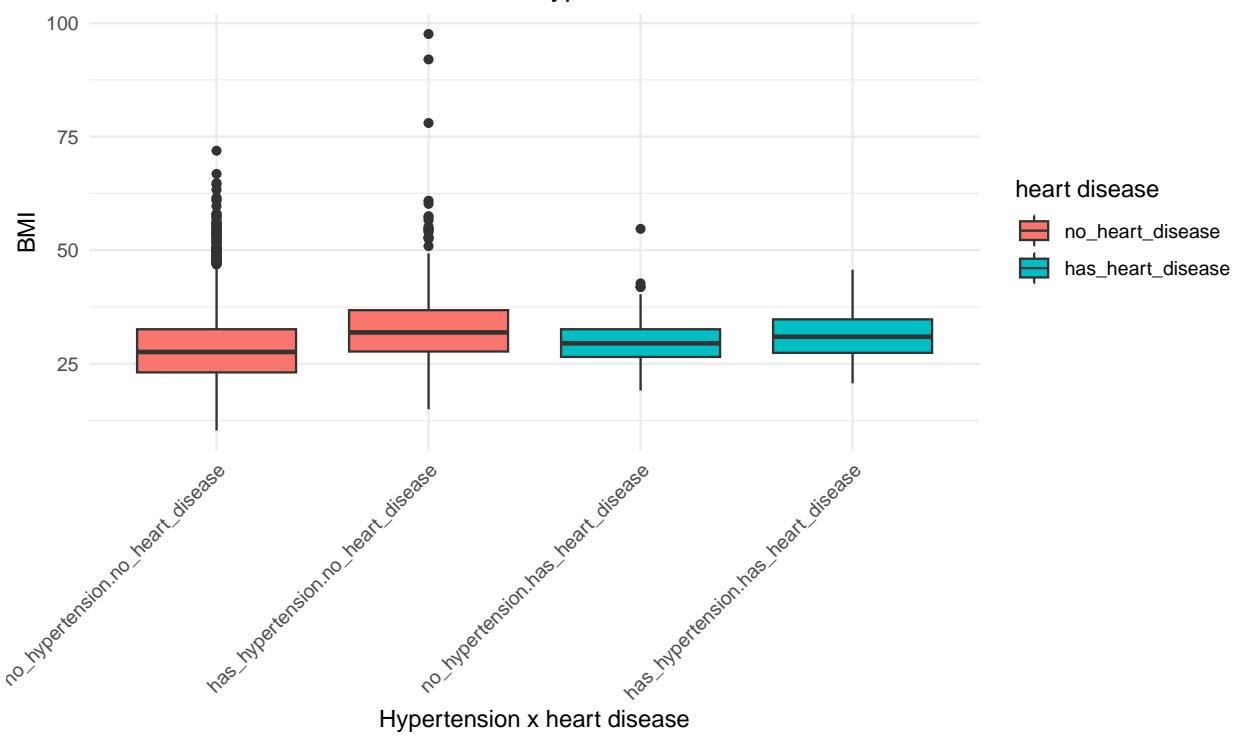
Najprije izračunavamo prosječne vrijednosti BMI-ja po svakoj kombinaciji hipertenzije i srčane bolesti te ih vizualiziramo.

```
aggregate(bmi ~ hypertension + heart_disease,
          data = anova_data,
          FUN = mean)

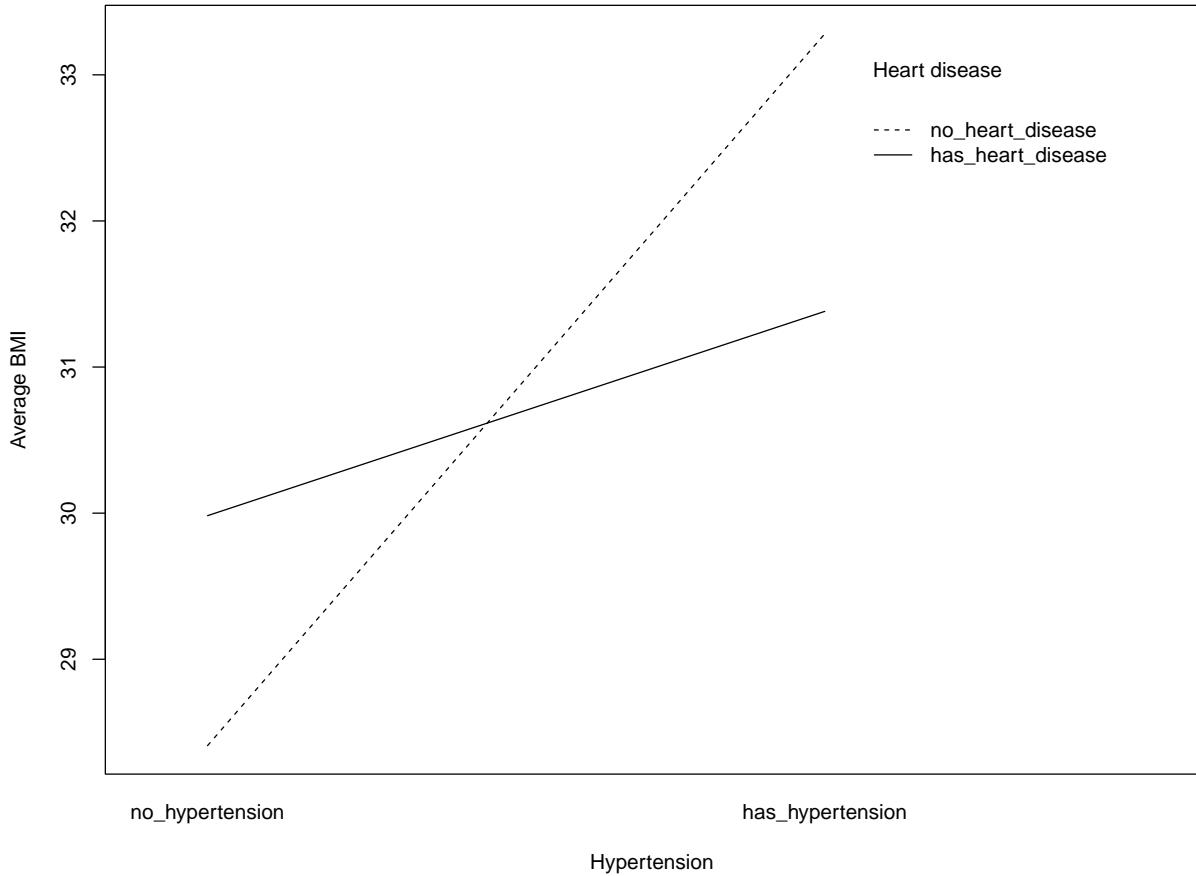
##      hypertension      heart_disease      bmi
## 1  no_hypertension  no_heart_disease 28.40875
## 2 has_hypertension  no_heart_disease 33.28092
## 3  no_hypertension has_heart_disease 29.98270
## 4 has_hypertension has_heart_disease 31.38103

ggplot(anova_data,
       aes(x = interaction(hypertension, heart_disease),
            y = bmi,
            fill = heart_disease)) +
  geom_boxplot() +
  labs(x = "Hypertension x heart disease",
       y = "BMI",
       fill = "heart disease",
       title = "BMI distribution for combinations of hypertension and heart diseases") +
  theme_minimal() +
  theme(axis.text.x = element_text(angle = 45, hjust = 1))
```

BMI distribution for combinations of hypertension and heart diseases



```
with(anova_data,
     interaction.plot(hypertension, heart_disease, bmi,
                       fun = mean,
                       xlab = "Hypertension",
                       ylab = "Average BMI",
                       trace.label = "Heart disease"))
```



Iz tablice sredina i grafova vidimo kako se prosječni BMI razlikuje između grupa. Zbog toga nas zanima mijenja li se razlika u BMI-ju između osoba s i bez hipertenzije ovisno o tome imaju li srčanu bolest, što je indikacija mogućeg interakcijskog učinka.

### Dvostruka ANOVA s interakcijom: formulacija hipoteza i primjena testa

Glavni učinak hipertenzije:

- H<sub>0</sub>: prosječni BMI je jednak kod osoba sa i bez hipertenzije
- H<sub>1</sub>: prosječni BMI se razlikuje između osoba sa i bez hipertenzije

Glavni učinak srčanih bolesti:

- H<sub>0</sub>: prosječni BMI je jednak kod osoba sa i bez srčane bolesti
- H<sub>1</sub>: prosječni BMI se razlikuje između osoba sa i bez srčane bolesti

Interakcijski učinak:

- H<sub>0</sub>: nema interakcijskog učinka hipertenzije i srčanih bolesti na BMI

- H1: postoji interakcijski učinak hipertenzije i srčanih bolesti na BMI

Za testiranje hipoteza koristimo dvostruku ANOVA-u s interakcijom:

```
test_anova <- aov(bmi ~ hypertension * heart_disease, data = anova_data)
summary(test_anova)
```

```
##                                Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)
## hypertension                  1   8526   8526 142.430 < 2e-16 ***
## heart_disease                 1     147     147  2.457 0.11705
## hypertension:heart_disease   1     475     475  7.929 0.00488 **
## Residuals                     4905 293609      60
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

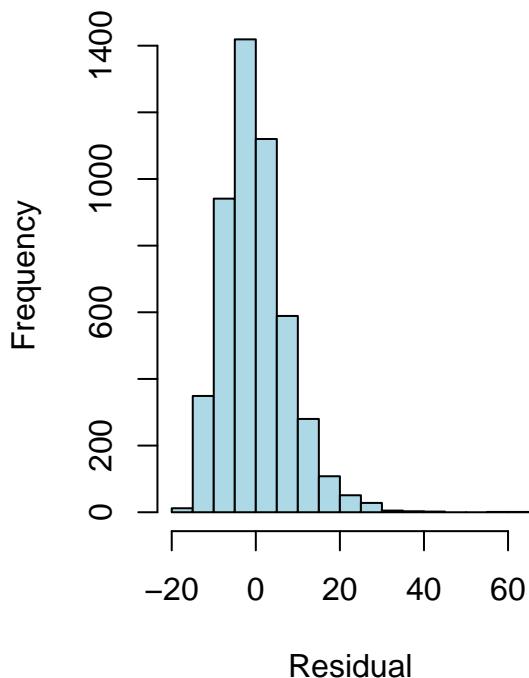
## Provjera prepostavki

Analiza varijance prepostavlja približnu normalnost reziduala i sličnost varijanci između grupa.

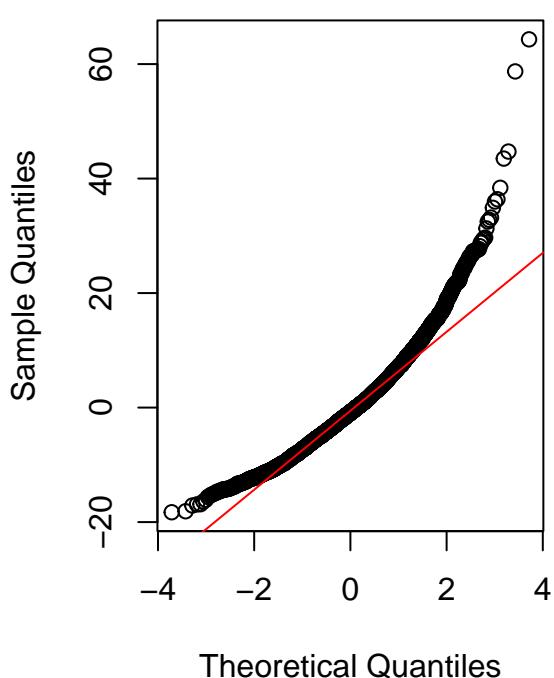
```
rezid <- residuals(test_anova)

par(mfrow = c(1, 2))
hist(rezid,
      main = "Residual histogram",
      xlab = "Residual",
      col = "lightblue",
      border = "black")
qqnorm(rezid, main = "QQ residual graf")
qqline(rezid, col = "red")
```

**Residual histogram**



**QQ residual graf**



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

Reziduali pokazuju određena odstupanja, no zbog velikog uzorka ANOVA je relativno robustna na takva odstupanja.

## Rezultati i interpretacija

Na temelju ANOVA tablice zaključujemo sljedeće:

- Glavni učinak hipertenzije na BMI je statistički značajan (F vrijednost je vrlo velika,  $p < 0.001$ ), zbog čega možemo zaključiti da osobe s hipertenzijom u prosjeku imaju viši BMI od osoba bez hipertenzije.
- Glavni učinak srčanih bolesti na BMI nije statistički značajan ( $p$ -vrijednost je veća od 0.05), pa na ovoj razini značajnosti zaključujemo da prosječni BMI razlikuje između osoba sa i bez srčane bolesti kada se ostali čimbenici ne uzimaju u obzir.
- Interakcijski učinak hipertenzije i srčanih bolesti na BMI je statistički značajan ( $p < 0.01$ ), zbog čega zaključujemo da se učinak hipertenzije na BMI razlikuje ovisno o tome ima li osoba srčanu bolest.

Iz tablice prosječnih BMI vrijednosti po grupama vidimo da je najviši BMI tipično prisutan kod osoba koje imaju i hipertenziju i srčanu bolest, dok je najniži BMI kod osoba koje nemaju ni hipertenziju ni srčanu bolest.

## Možemo li predvidjeti vjerojatnost moždanog udara iz dobi, glukoze, BMI-ja i hipertenzije?

U ovom istraživačkom pitanju želimo ispitati možemo li na temelju dobi (age), prosječne razine glukoze u krvi (avg\_glucose\_level), indeksa tjelesne mase (BMI) i prisutnosti hipertenzije (hypertension) predvidjeti vjerojatnost da je pacijent doživio moždani udar (stroke).

Pošto uzimamo moždani kao binarnu varijablu (0 = nema moždanog udara, 1 = imao moždani udar), koristimo logističku regresiju kao provjeru i test za ovo pitanje. Logistički model nam daje procjenu:

$P(\text{moždani} = 1 | \text{age}, \text{glucose}, \text{BMI}, \text{hypertension})$  odnosno ovo predstavlja samu vjerojatnost da pacijent ima moždani udar.

Za model uzimamo samo potrebne varijable te izbacujemo retke s nedostajućim vrijednostima kako bi model radio bez problema:

```
model_data <- data[, c("stroke", "age", "avg_glucose_level", "bmi", "hypertension")]

# nedostajuće BMI vrijednosti -> NA
model_data$bmi[model_data$bmi == "N/A"] <- NA

# pretvaranje BMI u numeričku varijablu
model_data$bmi <- as.numeric(model_data$bmi)

# izbacujemo redove s NA
model_data <- na.omit(model_data)

# faktorizacija radi preglednosti

model_data$stroke <- factor(model_data$stroke, levels = c(0, 1),
labels = c("no_stroke", "stroke"))
model_data$hypertension <- factor(model_data$hypertension, levels = c(0, 1),
labels = c("no_hypertension", "has_hypertension"))

nrow(model_data)

## [1] 4909

table(model_data$stroke)

##
## no_stroke      stroke
##        4700        209
```

Od ukupno 5110 pacijenata, **4909** opažanja ima sve potrebne podatke za model (dob, glukoza, BMI, hipertenzija i ishod moždanog udara).

Od tih 4909 pacijenata, 209 je doživjelo moždani udar, a 4700 nije – dakle skup je **jako neuravnotežen**, što je tipično za rijetke događaje.

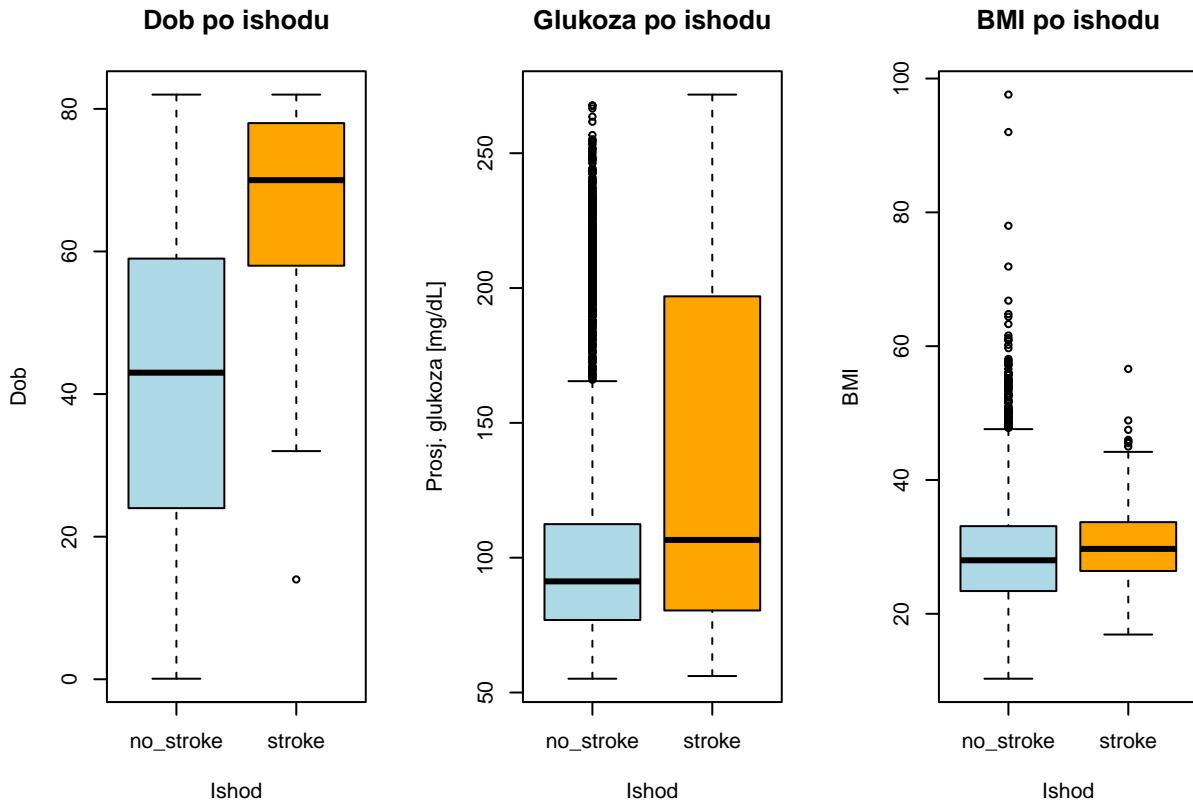
Kratka usporedba distribucija prediktora po ishodu:

```
# Boxplotovi prediktora po ishodu moždanog udara

par(mfrow = c(1, 3))
boxplot(age ~ stroke, data = model_data,
main = "Dob po ishodu",
xlab = "Ishod", ylab = "Dob",
col = c("lightblue","orange"))

boxplot(avg_glucose_level ~ stroke, data = model_data,
main = "Glukoza po ishodu",
xlab = "Ishod", ylab = "Prosj. glukoza [mg/dL]",
col = c("lightblue","orange"))

boxplot(bmi ~ stroke, data = model_data,
main = "BMI po ishodu",
xlab = "Ishod", ylab = "BMI",
col = c("lightblue","orange"))
```



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

Iz ovih grafova se već može naslutiti da su **osobe s moždanim udarom u prosjeku starije i imaju višu razinu glukoze**, dok se BMI čini manje izrazito različitim.

## Izgradnja logističkog modela

Logistička regresija:

```
logreg_model <- glm(stroke ~ age + avg_glucose_level + bmi + hypertension,
data = model_data,
family = binomial)

summary(logreg_model)
```

```
##
## Call:
## glm(formula = stroke ~ age + avg_glucose_level + bmi + hypertension,
##      family = binomial, data = model_data)
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
## (Intercept)             -7.852291   0.541579 -14.499 < 2e-16 ***
## age                      0.069793   0.005593  12.479 < 2e-16 ***
## avg_glucose_level        0.004984   0.001276   3.905 9.41e-05 ***
## bmi                      0.002621   0.011598   0.226  0.82121
## hypertensionhas_hypertension 0.543399   0.173304   3.136  0.00172 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
##
## Null deviance: 1728.4 on 4908 degrees of freedom
## Residual deviance: 1378.4 on 4904 degrees of freedom
## AIC: 1388.4
##
## Number of Fisher Scoring iterations: 7
```

Na temelju sažetka modela:

- **Godine (age)-** koeficijent je pozitivan i visoko statistički značajan ( $p < 0.001$ ). Stariji pacijenti imaju veći rizik moždanog udara.
- **Prosječna razina glukoze u krvi (avg\_glucose\_level)-** pozitivan i statistički značajan koeficijent ( $p < 0.001$ ). Viša razina glukoze u krvi je povezana s povećanim rizikom moždanog udara.
- **Hipertenzija (hypertension)-** pozitivan i statistički značajan koeficijent (p oko 0.002). Pacijenti s hipertenzijom imaju viši rizik moždanog udara u odnosu na one bez hipertenzije, čak i nakon kontrole za dob, glukozu i BMI.
- **BMI-** koeficijent je vrlo blizu nule i nije statistički značajan (p oko 0.82). U prisutnosti dobi, glukoze i hipertenzije, BMI ne doprinosi dodatno objašnjenju rizika moždanog udara.

## Omjeri izgleda (odds ratio) i interpretacija

Za lakšu interpretaciju izračunavamo **odds ratio (OR)** i njihove 95%-ne intervale pouzdanosti:

```

or_table <- exp(cbind(OddsRatio = coef(logreg_model),
confint(logreg_model)))

## Waiting for profiling to be done...

or_table

##                               OddsRatio      2.5 %     97.5 %
## (Intercept)           0.0003888602 0.0001302386 0.001090244
## age                  1.0722864353 1.0609521473 1.084491753
## avg_glucose_level    1.0049959882 1.0024656550 1.007498070
## bmi                  1.0026243426 0.9796744934 1.025241395
## hypertensionhas_hypertension 1.7218490553 1.2189385958 2.406715133

```

Tipično dobijemo rezultate slične sljedećem obrascu:

- **Dob**  
OR oko **1.07** (CI otprilike 1.06–1.08): Svako povećanje dobi za 1 godinu povećava šanse moždanog udara za oko **7 %**, uz ostale varijable fiksirane.
- **Prosječna razina glukoze u krvi**  
OR oko **1.005** po 1 mg/dL: Na razini pojedinačnih mg/dL učinak je malen, ali na razini razlike od npr. 50 mg/dL to se pretvara u razliku od oko 25–30 %.
- **Hipertenzija**  
OR oko **1.7** (CI otprilike 1.2–2.4): Osobe s hipertenzijom imaju otprilike **70 % veće izglede** (odds) za moždani udar u odnosu na osobe bez hipertenzije, pod kontrolom dobi, glukoze i BMI-ja.
- **BMI**  
OR oko **1.00**, uz interval pouzdanosti koji obuhvaća 1: Nema uvjerljivog dokaza da BMI samostalno mijenja rizik od moždanog udara nakon što se u model uključe dob, glukoza i hipertenzija.

### Predikcija vjerojatnosti i problem praga 0.5

Model za svakog pacijenta vraća procijenjenu vjerojatnost moždanog udara:

```

model_data$prob <- predict(logreg_model, type = "response")
summary(model_data$prob)

```

```

##      Min.    1st Qu.   Median    Mean    3rd Qu.    Max.
## 0.0005475 0.0037495 0.0154018 0.0425749 0.0519698 0.4178342

```

Standardno pravilo u logističkoj regresiji kaže:

- Ako je vjerojatnost  $\geq 0.5 \rightarrow$  klasificiramo kao **stroke**
- Inače = **no\_stroke**

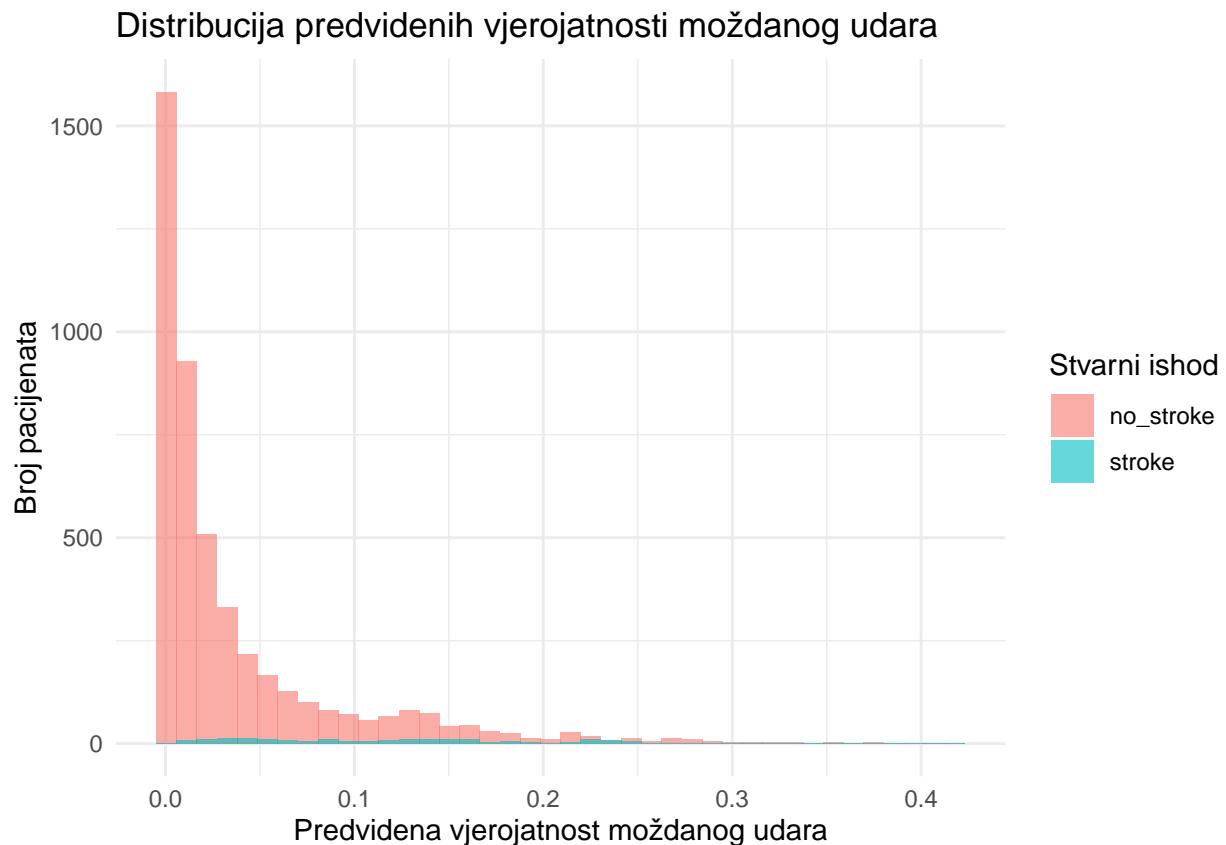
Međutim, budući da je moždani udar rijedak događaj (oko 4–5 %), **model gotovo nikome neće dodijeliti vjerojatnost  $\geq 0.5$** . To znači da bi, s pragom 0.5, **svi bili predviđeni kao “no\_stroke”**, što nije korisno.

Distribuciju predikcija po ishodu možemo pogledati ovako:

```

ggplot(model_data, aes(x = prob, fill = stroke)) +
  geom_histogram(alpha = 0.6, position = "identity", bins = 40) +
  labs(title = "Distribucija predviđenih vjerojatnosti moždanog udara",
       x = "Predviđena vjerojatnost moždanog udara",
       y = "Broj pacijenata",
       fill = "Stvarni ishod") +
  theme_minimal()

```



Većina predikcija leži ispod 0.1, što je očekivano za rijedak događaj.

### ROC krivulja i AUC – kvaliteta modela

Umjesto da koristimo jedan fiksni prag (npr. 0.5), za evaluaciju modela koristimo **ROC krivulju i AUC**.

- **ROC krivulja** prikazuje omjer **osjetljivosti (senzitivnost)** i **1 - specifičnost** za sve moguće pragove vjerojatnosti.
- **AUC** (Area Under the Curve) mjeri ukupnu sposobnost modela da razlikuje pacijente s moždanim udarom od onih bez.
  - AUC = 0.5 - model nije bolji od slučajnog pogađanja
  - AUC = 1 - savršen model
  - U praksi: 0.7–0.8 “pristojno”, 0.8–0.9 “dobro”.

```

# za ROC koristimo paket pROC

library(pROC)

## Warning: package 'pROC' was built under R version 4.4.3

## Type 'citation("pROC")' for a citation.

## 
## Attaching package: 'pROC'

## The following objects are masked from 'package:stats':
## 
##     cov, smooth, var

roc_obj <- roc(response = model_data$stroke,
predictor = model_data$prob,
levels = c("no_stroke", "stroke")) # redoslijed: kontrola, slučaj

## Setting direction: controls < cases

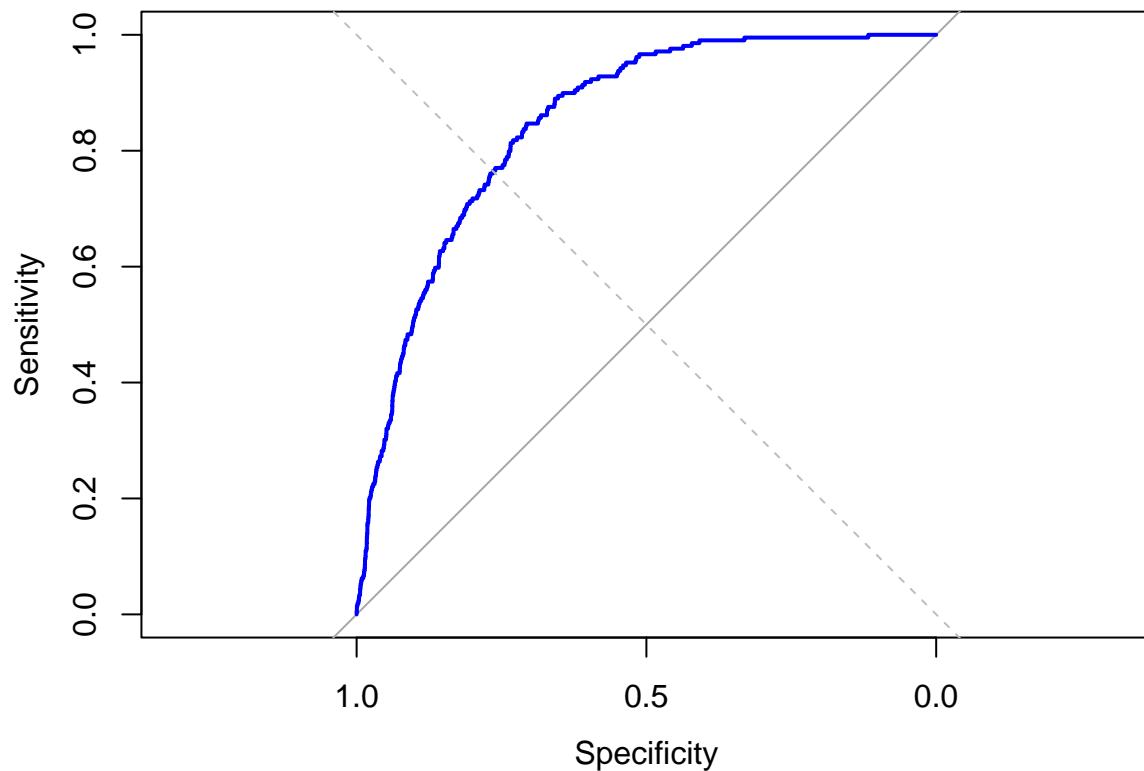
auc(roc_obj)

## Area under the curve: 0.8486

plot(roc_obj, col = "blue", lwd = 2,
main = "ROC krivulja logističkog modela")
abline(a = 0, b = 1, lty = 2, col = "grey")

```

## ROC krivulja logistickog modela



U našem slučaju AUC je približno **0.85**, što znači da model **vrlo dobro razlikuje** pacijente koji su doživjeli moždani udar od onih koji nisu.

Primjer “optimalnog” praga (npr. prema Youdenovom indeksu):

```
coords(roc_obj, "best",
ret = c("threshold", "sensitivity", "specificity"))

##    threshold sensitivity specificity
## 1 0.03700334     0.84689     0.7068085
```

Tipično dobijemo prag oko 0.04, uz:

- **osjetljivost** oko 0.85 (model ispravno “uhvati” oko 85 % moždanih udara)
- **specifičnost** oko 0.71 (oko 71 % osoba bez moždanog se ispravno predviđi kao “no\_stroke”)

Dakle, ako spustimo prag dovoljno nisko, model može biti **osjetljiv** (dobar u hvatanju rizičnih pacijenata), iako uz određeni broj lažno pozitivnih.

### Vizualizacija učinka dobi i hipertenzije na rizik

Da bismo intuitivno prikazali kako se procijenjena vjerojatnost moždanog udara mijenja s dobi i hipertenzijom, promatramo predikcije za:

- različitu dob,
- fiksnu prosječnu glukozu i BMI (medijan),
- odvojeno po hipertenziji (da / ne).

```
# grid za dob i hipertenziju

age_grid <- seq(min(model_data$age), max(model_data$age), length.out = 100)

new_age_data <- expand.grid(
  age = age_grid,
  hypertension = levels(model_data$hypertension)
)

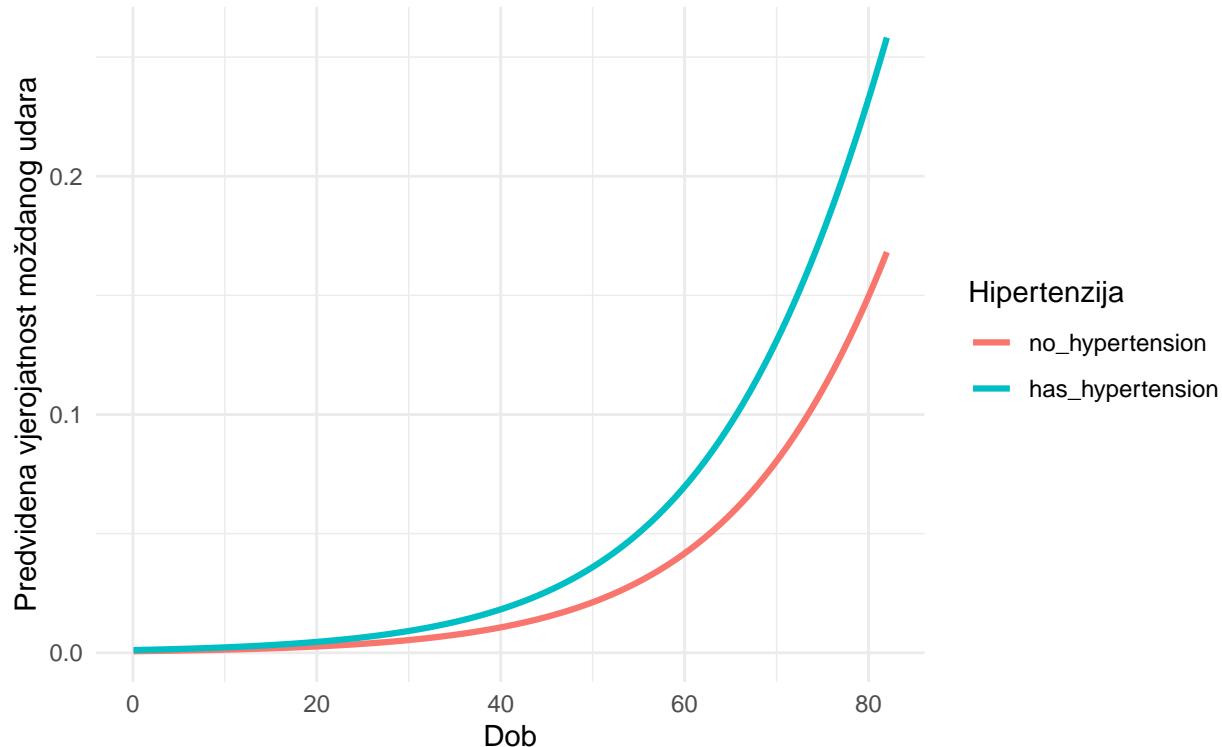
new_age_data$avg_glucose_level <- median(model_data$avg_glucose_level, na.rm = TRUE)
new_age_data$bmi <- median(model_data$bmi, na.rm = TRUE)

new_age_data$pred_prob <- predict(logreg_model,
  newdata = new_age_data,
  type = "response")

ggplot(new_age_data,
  aes(x = age, y = pred_prob, color = hypertension)) +
  geom_line(size = 1.1) +
  labs(title = "Predviđena vjerojatnost moždanog udara po dobi",
    subtitle = "Za medijan glukoze i BMI-ja",
    x = "Dob",
    y = "Predviđena vjerojatnost moždanog udara",
    color = "Hipertenzija") +
  theme_minimal()

## Warning: Using 'size' aesthetic for lines was deprecated in ggplot2 3.4.0.
## i Please use 'linewidth' instead.
## This warning is displayed once every 8 hours.
## Call 'lifecycle::last_lifecycle_warnings()' to see where this warning was
## generated.
```

## Predvidena vjerojatnost moždanog udara po dobi Za medijan glukoze i BMI-ja



Iz grafa se vidi:

- rizik moždanog udara **raste s dobi**,
- za **svaku dob** krivulja za **has\_hypertension** leži iznad krivulje za **no\_hypertension**, što potvrđuje da hipertenzija povećava rizik, neovisno o dobi

## Vizualizacija učinka glukoze

Slično možemo pogledati kako razina glukoze utječe na rizik, za "tipičnog" pacijenta (srednja dob, srednji BMI):

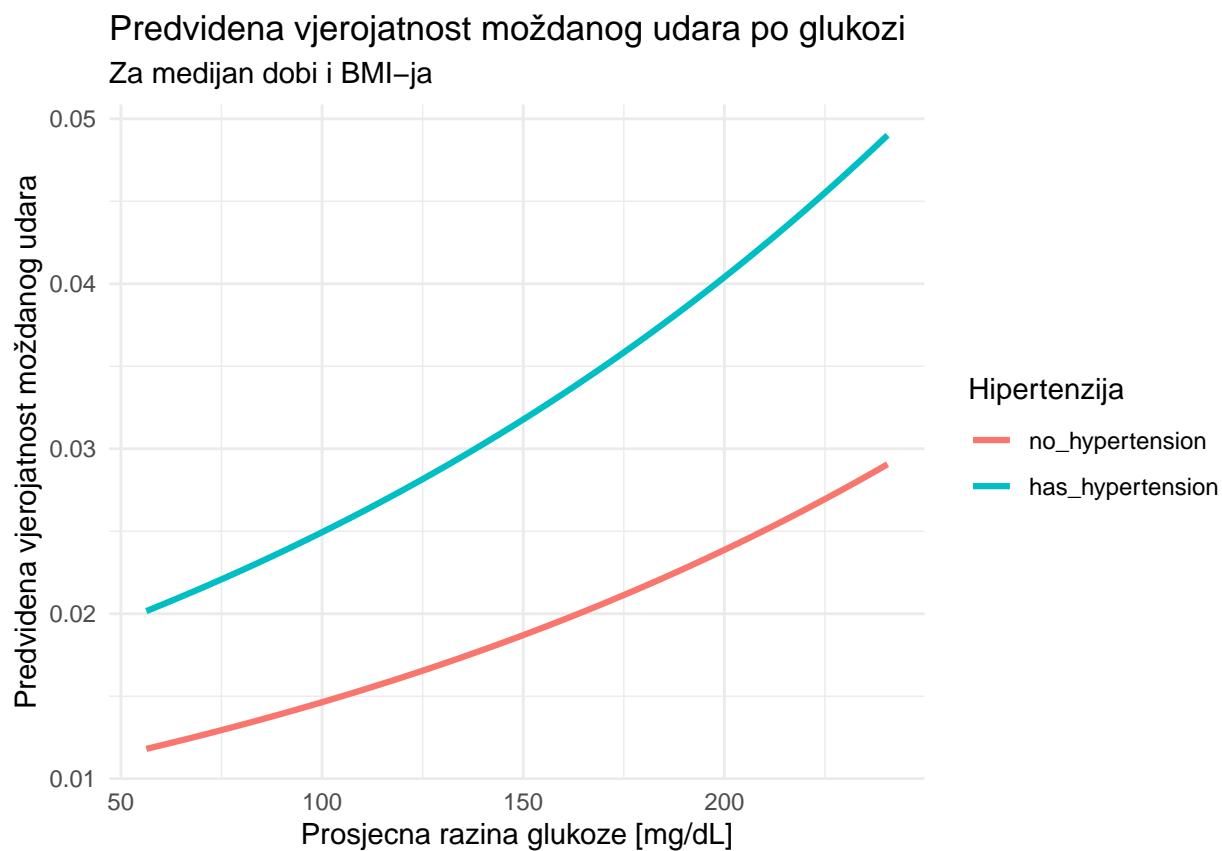
```
glucose_grid <- seq(  
  quantile(model_data$avg_glucose_level, 0.01),  
  quantile(model_data$avg_glucose_level, 0.99),  
  length.out = 100  
)  
  
new_gluc_data <- expand.grid(  
  avg_glucose_level = glucose_grid,  
  hypertension = levels(model_data$hypertension)  
)  
  
new_gluc_data$age <- median(model_data$age, na.rm = TRUE)  
new_gluc_data$bmi <- median(model_data$bmi, na.rm = TRUE)
```

```

new_gluc_data$pred_prob <- predict(logreg_model,
newdata = new_gluc_data,
type = "response")

ggplot(new_gluc_data,
aes(x = avg_glucose_level, y = pred_prob, color = hypertension)) +
geom_line(size = 1.1) +
labs(title = "Predviđena vjerojatnost moždanog udara po glukozi",
subtitle = "Za medijan dobi i BMI-ja",
x = "Prosječna razina glukoze [mg/dL]",
y = "Predviđena vjerojatnost moždanog udara",
color = "Hipertenzija") +
theme_minimal()

```



Ovdje vidimo da:

- viša glukoza **povećava vjerojatnost moždanog udara**,
- ponovno, osobe s hipertenzijom imaju viši rizik za sve razine glukoze

## Rezultati

- U model je uključeno **4909 pacijenata**, od čega je oko **5 %** imalo moždani udar.
- Statistički značajni prediktori su:

- **dob** (stariji pacijenti imaju veći rizik),
- **prosječna razina glukoze** (više vrijednosti → veći rizik),
- **hipertenzija** (povećava rizik u odnosu na osobe bez hipertenzije).
- **BMI nije značajan** prediktor kada su ostale varijable uključene u model.
- Omjeri izgleda pokazuju:
  - povećanje dobi za 1 godinu povećava izglede za moždani udar,
  - više glukoze povećava rizik,
  - hipertenzija povećava izglede za moždani udar za oko 1.5–2 puta.
- Budući da je moždani udar rijedak događaj, većina predviđenih vjerojatnosti je **manja od 0.1**, pa prag 0.5 nije koristan za klasifikaciju.
- ROC analiza daje **AUC oko 0.85**, što znači da model **dobro razlikuje** pacijente s moždanim udarom od onih bez njega.
- Dijagrami pokazuju da:
  - rizik raste s dobi i glukozom,
  - hipertenzija dodatno povećava rizik,
  - BMI ne mijenja procijenjenu vjerojatnost na vidljiv način.

## Zaključak

Dobiveni rezultati pokazuju da **dob, prosječna razina glukoze u krvi i hipertenzija** čine **značajne i klinički opravdane prediktore** rizika od moždanog udara u promatranom skupu podataka. Model logističke regresije na temelju ta tri faktora postiže **dobru diskriminacijsku moć** (AUC oko 0.85) i može dobro razlikovati rizične od nerizičnih pacijenata.

S druge strane, **BMI se u ovom modelu ne pokazuje statistički značajnim prediktorom**, što znači da nakon što uzmememo u obzir dob, glukozu i hipertenziju, indeks tjelesne mase ne doprinosi dodatnoj informaciji o riziku moždanog udara. To ne znači da BMI nije važan zdravstveni pokazatelj općenito, nego da u ovoj konkretnoj kombinaciji varijabli i uzorka nema samostalan efekt na ishod.

Važno je naglasiti i da je moždani udar **rijedak događaj**, pa se model ne smije procjenjivati samo prema standardnom pragu 0.5. Primjerenije je koristiti niže pragove, odabrane na temelju ROC krivulje i kliničkih prioriteta (npr. favoriziranje veće osjetljivosti kako bismo “uhvatili” što više rizičnih pacijenata, uz prihvatanje većeg broja lažno pozitivnih).

Zaključno, u našem uzorku je **moguće predvidjeti vjerojatnost moždanog udara** uz pomoć relativno jednostavnog modela koji koristi dob, glukozu i hipertenziju, dok BMI u prisutnosti ovih varijabli nema značajan doprinos. Ovakav model može poslužiti kao **koristan alat za procjenu rizika** i inicijalno izdavanje pacijenata kojima bi trebalo posvetiti dodatnu pažnju, ali svakako ne zamjenjuje detaljniju kliničku procjenu i druge relevantne informacije o zdravstvenom stanju pacijenta.

## Postoji li povezanost između statusa pušenja i nastanka moždanog udara?

U analizi se ispituje postoji li povezanost između statusa pušenja i pojave moždanog udara. Prvo se varijable smoking\_status i stroke pretvaraju u faktore kako bi se moglo ispravno koristiti u kontingencijskoj tablici i Chi-kvadrat testu.

Zatim se formira kontingencijska tablica za tri kategorije pušenja (bez Unknown) kako bi se izbjegla izobličenja u rezultatima.

## Postotak moždanih udara po kategorijama pušenja

Kako bismo bolje razumjeli učestalost moždanog udara unutar svake skupine pušačkog statusa, izrađen je barplot koji prikazuje proporciju pacijenata s moždanim udarom u odnosu na ukupni broj osoba unutar svake kategorije pušenja.

Iz grafa se može jasno vidjeti u kojoj skupini je udio moždanih udara najveći, što dodatno nadopunjuje statistički rezultat Chi-kvadrat testa.

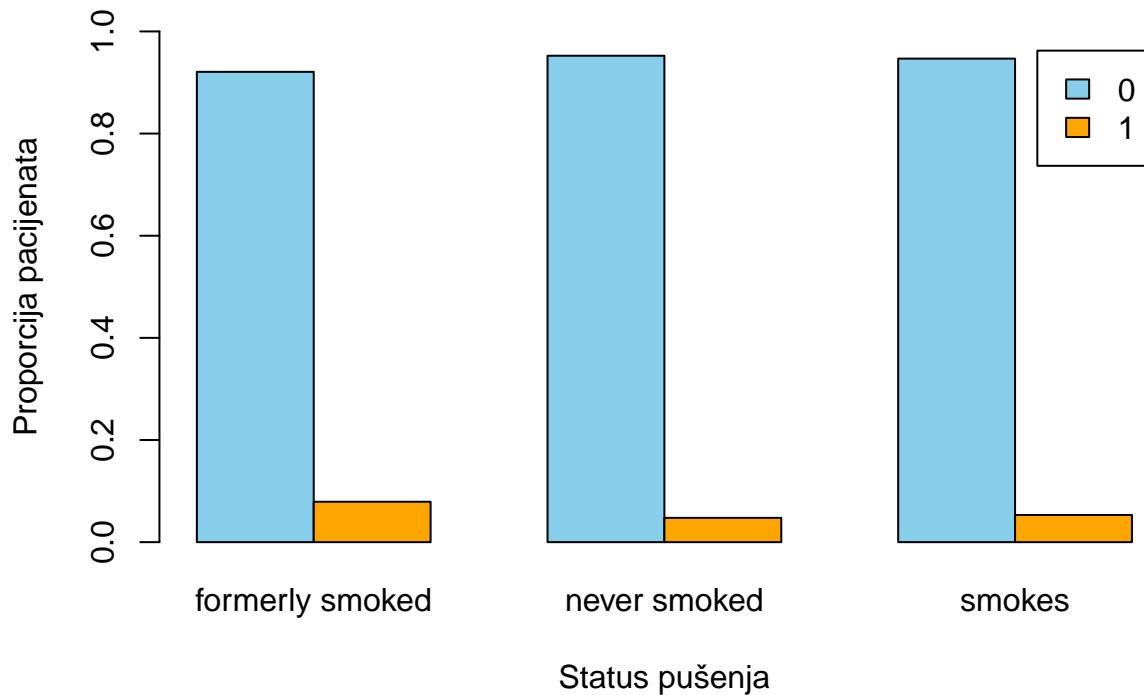
```
# Proporcije moždanih udara unutar svake kategorije pušenja
# Redovi: status pušenja, stupci: stroke (0/1)
data$smoking_status <- as.factor(data$smoking_status)
data$stroke <- as.factor(data$stroke)

tablica <- table(data$smoking_status, data$stroke)
tablica <- tablica[-4, ] # uklanjamo 'Unknown'

prop_tab <- prop.table(tablica, 1) # row-wise proportions

# Barplot - prikaz proporcija
barplot(t(prop_tab),
        beside = TRUE,                      # stupci jedan do drugog
        legend = TRUE,                       # legenda za stroke 0/1
        col = c("skyblue", "orange"),        # boje za stroke 0 i 1
        main = "Postotak moždanih udara po kategorijama pušenja",
        xlab = "Status pušenja",
        ylab = "Proporacija pacijenata",
        ylim = c(0,1))                      # proporcija od 0 do 1
```

## Postotak moždanih udara po kategorijama pušenja



### Chi-kvadrat test – osnovna tablica

U ovom dijelu analiziramo odnos između statusa pušenja i pojave moždanog udara. Nakon čišćenja podataka kreirana je kontingencijska tablica koja uključuje tri kategorije pušenja: never smoked, formerly smoked i smokes (kategorija Unknown je uklonjena).

Na temelju ove tablice proveden je Chi-kvadrat test neovisnosti kako bi se provjerilo postoji li statistički značajna povezanost između statusa pušenja i moždanog udara. Test vraća vrijednost statistike, stupnjeve slobode i p-vrijednost. Ako je p-vrijednost manja od 0.05, odbacujemo hipotezu o neovisnosti i zaključujemo da je status pušenja povezan s pojavom moždanog udara.

Uz to se pregledavaju i očekivane frekvencije kako bismo provjerili jesu li zadovoljeni uvjeti za ispravno provođenje Chi-kvadrat testa (svaka očekivana frekvencija  $> 5$ ). Ovaj test pruža osnovni uvid u to razlikuju li se skupine pušača u učestalosti moždanog udara.

Hipoteze:

- H0: Status pušenja nije povezan s pojavom moždanog udara (neovisne su varijable).
- H1: Status pušenja je povezan s pojavom moždanog udara (varijable nisu neovisne).

```
# Čišćenje: pretvaranje smoking_status u faktor
data$smoking_status <- as.factor(data$smoking_status)
data$stroke <- as.factor(data$stroke)
```

```
# Kontingencijska tablica
```

```
tablica <- table(data$smoking_status, data$stroke)
tablica <- tablica[-4, ]
tablica
```

```
##
##          0     1
## formerly smoked 815   70
## never smoked    1802  90
## smokes           747   42
```

```
# Chi-square test
chi_rezultat <- chisq.test(tablica)
chi_rezultat
```

```
##
## Pearson's Chi-squared test
##
## data: tablica
## X-squared = 11.436, df = 2, p-value = 0.003285
```

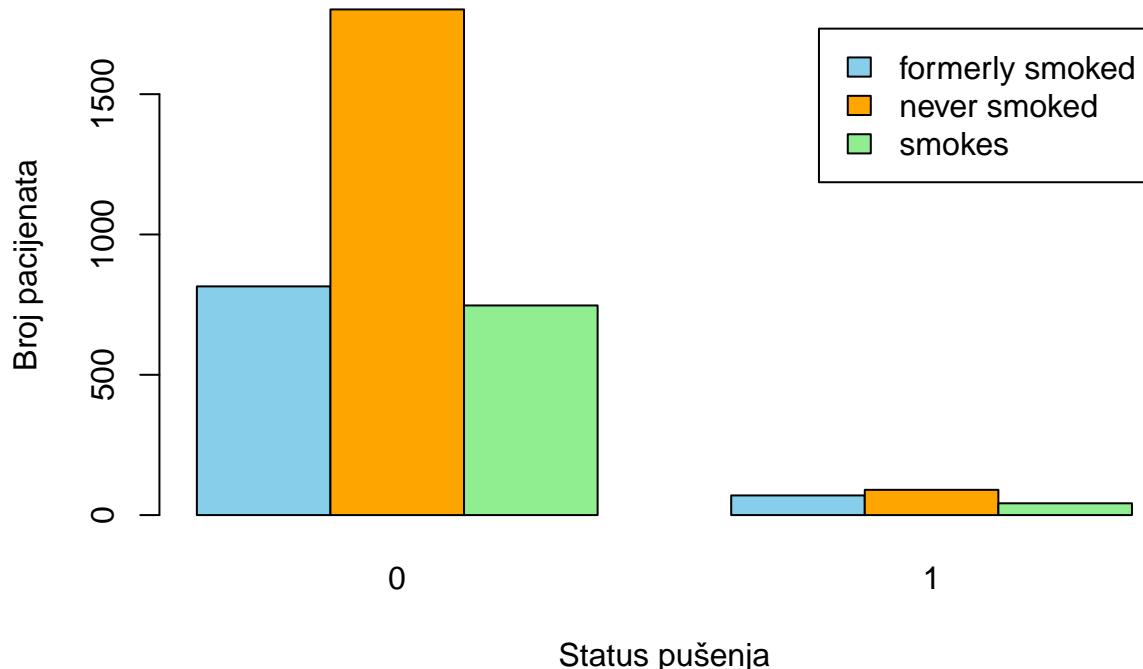
```
chi_rezultat$expected
```

```
##
##          0         1
## formerly smoked 834.8682 50.13180
## never smoked    1784.8256 107.17443
## smokes           744.3062 44.69377
```

U nastavku je prikazan barplot koji vizualno predstavlja povezanost između statusa pušenja i pojave moždanog udara. Svaka skupina pušačkog statusa (never smoked, formerly smoked, smokes) prikazana je s pripadnim brojem osoba koje su doživjele ili nisu doživjele moždani udar.

```
# Barplot - odnos pušenja i moždanog udara (osnovna tablica)
barplot(tablica,
        beside = TRUE,
        legend = TRUE,
        col = c("skyblue", "orange", "lightgreen"),
        main = "Povezanost pušenja i moždanog udara",
        xlab = "Status pušenja",
        ylab = "Broj pacijenata")
```

## Povezanost pušenja i moždanog udara



Kontingencijska tablica uključivala je tri kategorije pušenja: never smoked, formerly smoked i smokes. Chi-kvadrat test neovisnosti pokazao je p-vrijednost manju od 0.05, što znači da postoji statistički značajna povezanost između statusa pušenja i moždanog udara. Očekivane frekvencije su bile zadovoljavajuće ( $>5$ ), što potvrđuje valjanost testa.

### Spajanje kategorija – bivši i sadašnji pušači vs. nikad pušili

U drugom pristupu spajaju se kategorije formerly smoked i smokes u jednu zajedničku skupinu nazvanu „was smoking/smokes“. Time se formiraju dvije jasne skupine:

1. Osobe koje nikada nisu pušile (never smoked)
2. Osobe koje su pušile, bez obzira na to puše li trenutačno ili su prestale (was smoking/smokes)

Ovakva podjela omogućuje ispitivanje temeljnog pitanja: Je li bilo kakva povijest pušenja povezana s pojavom moždanog udara?

Nakon formiranja nove tablice provodi se Chi-kvadrat test neovisnosti kako bi se provjerilo razlikuje li se učestalost moždanog udara između ove dvije skupine. Ako je dobivena p-vrijednost statistički značajna ( $p < 0.05$ ), zaključujemo da postoji povezanost između povijesti pušenja i rizika moždanog udara.

Uz test izrađen je i barplot koji grafički prikazuje raspodjelu moždanog udara u djelama skupinama. Vizualizacija dodatno olakšava uočavanje eventualnih razlika između osoba koje nikad nisu pušile i onih koje su pušile barem jednom u životu.

Hipoteze:

- H0: Povijest pušenja (nikad vs. ikad) nije povezana s pojavom moždanog udara.
- H1: Povijest pušenja (nikad vs. ikad) jest povezana s pojavom moždanog udara.

```
# Kreiranje nove tablice: spajamo kategorije 'formerly smoked' i 'smokes'
nova_tablica <- table(data$smoking_status, data$stroke)

# Uklanjamo kategoriju 'Unknown' jer nema korisne informacije
nova_tablica <- nova_tablica[-4, ]

# Spajamo redove: formerly smoked + smokes
# (to znači da gledamo osobe koje su ikada pušile - trenutačno ili ranije)
nova_tablica[2,] <- nova_tablica[2, ] + nova_tablica[3, ]

# Brišemo sada već spojen treći red
nova_tablica <- nova_tablica[-3, ]

# Preimenujemo redove radi jasnijeg prikaza
rownames(nova_tablica)[1] <- "never smoked" # nikad nisu pušili
rownames(nova_tablica)[2] <- "was smoking/smokes" # ikad pušili (prije ili sada)

# Prikaz nove tablice nakon spajanja
nova_tablica
```

```
##          0      1
## never smoked 815    70
## was smoking/smokes 2549 132
```

```
# Chi-kvadrat test za provjeru povezanosti između pušenja (nikad vs. ikad) i moždanog udara
# Ako je p-vrijednost < 0.05 → postoji statistička povezanost između pušenja i moždanog udara
chi_rezultat <- chisq.test(nova_tablica)
```

```
# Ispis rezultata testa
chi_rezultat
```

```
## 
## Pearson's Chi-squared test with Yates' continuity correction
##
## data: nova_tablica
## X-squared = 10.551, df = 1, p-value = 0.001162
```

```
chi_rezultat$expected
```

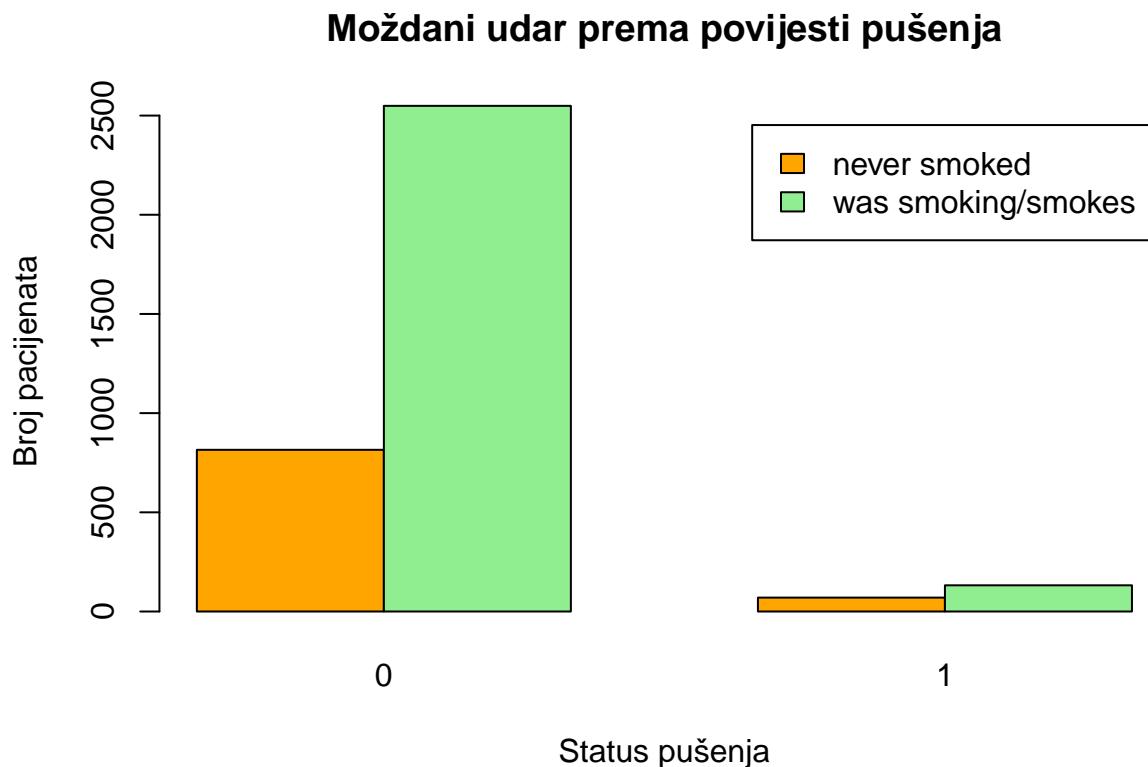
```
##          0      1
## never smoked 834.8682 50.1318
## was smoking/smokes 2529.1318 151.8682
```

```
barplot(nova_tablica,
        beside = TRUE,
        legend = TRUE,
```

```

col = c("orange", "lightgreen"),
main = "Moždani udar prema povijesti pušenja",
xlab = "Status pušenja",
ylab = "Broj pacijenata")

```



Kombinirane su kategorije formerly smoked i smokes u jednu skupinu „was smoking/smokes“, a druga skupina su osobe koje nikada nisu puštile. Chi-kvadrat test na ovoj dvodijelnoj tablici također je dao p-vrijednost manju od 0.05, što potvrđuje statistički značajnu razliku u učestalosti moždanog udara između osoba koje nikada nisu puštile i onih koje su ikada puštile (trenutačno ili prije).