Eksploratorna analiza Spotify skupa podataka

36558993 Ivan Josip Kardum, 36557629 Damjan Crnković

2026-01-31

Pri učitavanju podataka iz csv datoteke treba pripaziti na separator i vrstu encodinga.

```
data <- read.csv("spotify_songs.csv", sep = ",", fileEncoding = "ISO-8859-1")

glimpse(data)
head(data, 10)
```

Uredivanje podataka

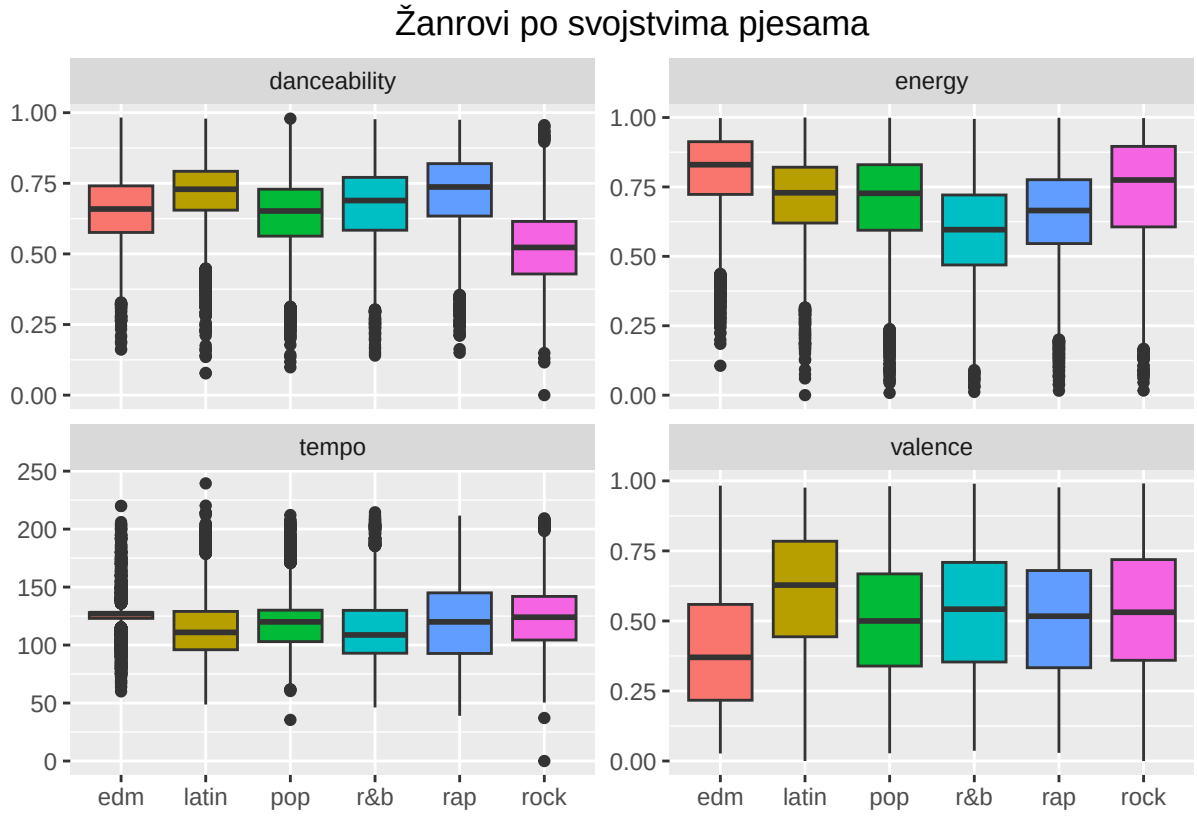
Uočavamo da stupac s datumima treba pretvoriti u ispravan tip te da imamo nekoliko kategoričkih varijabli koje treba faktorizirati kako bismo ih po potrebi mogli koristiti za grupiranje u vizualizacijama i analizi.

```
data$track_album_release_date <- as.Date(data$track_album_release_date)

data$mode <- factor(
  data$mode,
  levels = c(0, 1),
  labels = c("Minor", "Major")
)

factcols <- c("playlist_genre", "playlist_subgenre", "playlist_name", "track_artist")
data[factcols] <- lapply(data[factcols], as.factor)
```

1) Kako se audio svojstva razlikuju po žanrovima?

Zanima nas koje audio značajke odlikuju žanrove i koliko se žanrovi razlikuju po tim svojstvima. Provjeravamo odnos energije, plesnosti, pozitivnosti i tempa sa žanrom.

```
data %>%
  select(playlist_genre, energy, danceability, valence, tempo) %>%
  pivot_longer(-playlist_genre, names_to = "svojstva", values_to = "vrijednosti") %>%
  ggplot(aes(x = playlist_genre, y = vrijednosti, fill = playlist_genre)) +
  geom_boxplot() +
  facet_wrap(~ svojstva, scales = "free_y") +
  labs(title = "Žanrovi po svojstvima pjesama",
       x = "",
       y = "") +
  theme(legend.position = "none",
        plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```

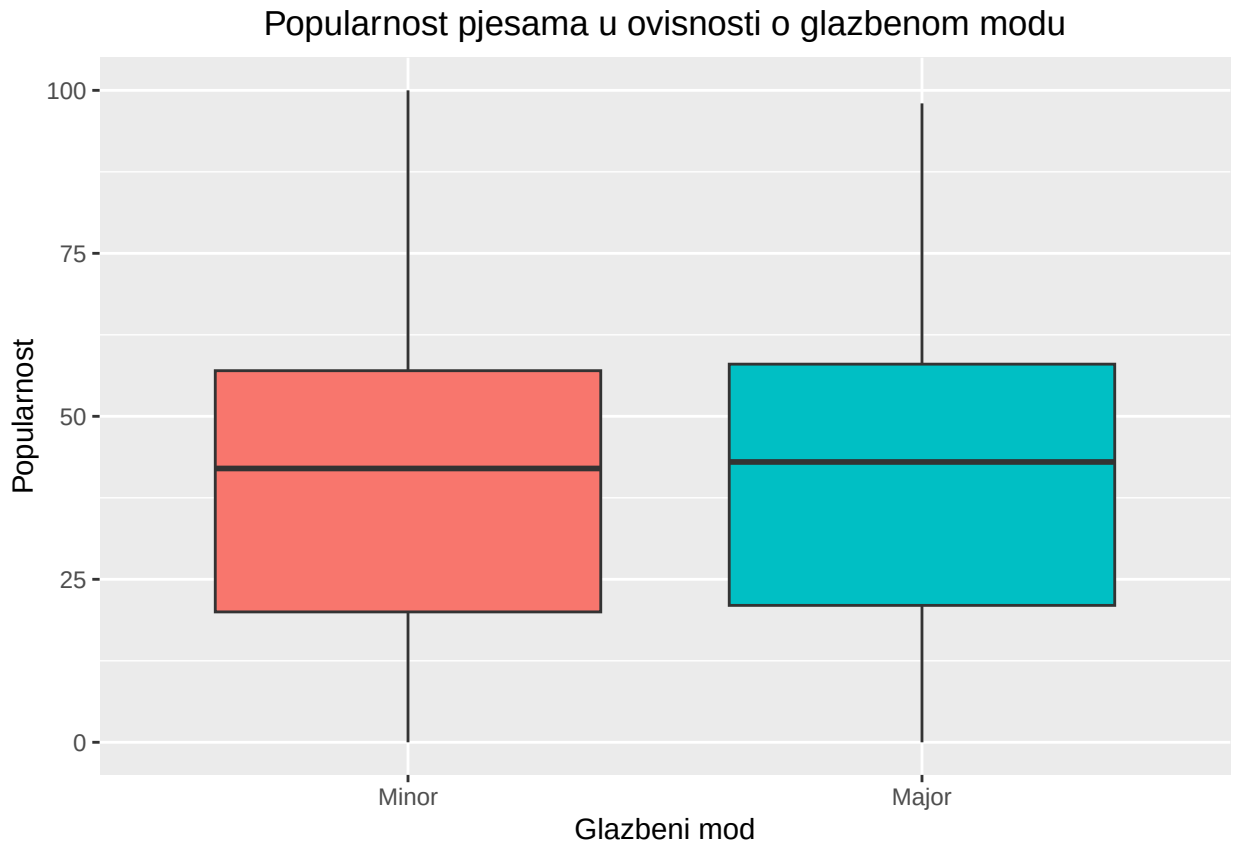


Pregledom grafova vidimo da se žanrovi najviše razlikuju po plesnosti i energiji, gdje su razlike u medijanima vizualno očite, a varijabilnost približno ista (vidljivo po interkvantilnom rangu). Tempo pokazuje male razlike među žanrovima te se čini da nema značajan utjecaj pri klasificiranju pjesme u određeni žanr. Pozitivnost (valence) je također slična među većinom žanrova, uz iznimku EDM žanra koji odstupa s niskom razinom pozitivnosti i latin žanra koji ima blago veću razinu od ostalih. Analiza je provedena na razini playlisti, pri čemu se ista pjesma može pojaviti u više žanrova, što je prihvatljivo jer je cilj analize usporediti karakteristike po žanrovima a ne pojedinim pjesmama.

2) Utječe li mode (dur/mol) na popularnost pjesama?

Dur (Major) ljestvice u glazbi zvuče veselije i svijetlije od pripadajućih mol (Minor) ljestvica, pa analiziramo postoji li razlika u popularnosti pjesama s obzirom na glazbeni mod. Uklonit ćemo višestruka pojavljivanja određenih pjesama kako ne bi negativno utjecala na rezultate.

```
data2 <- distinct(data, track_id, .keep_all = T)

data2 %>% ggplot(aes(x = mode, y = track_popularity, fill = mode)) +
  geom_boxplot() +
  labs(title = "Popularnost pjesama u ovisnosti o glazbenom modu",
       x = "Glazbeni mod",
       y = "Popularnost") +
  theme(legend.position = "none",
        plot.title = element_text(hjust = 0.5))
```



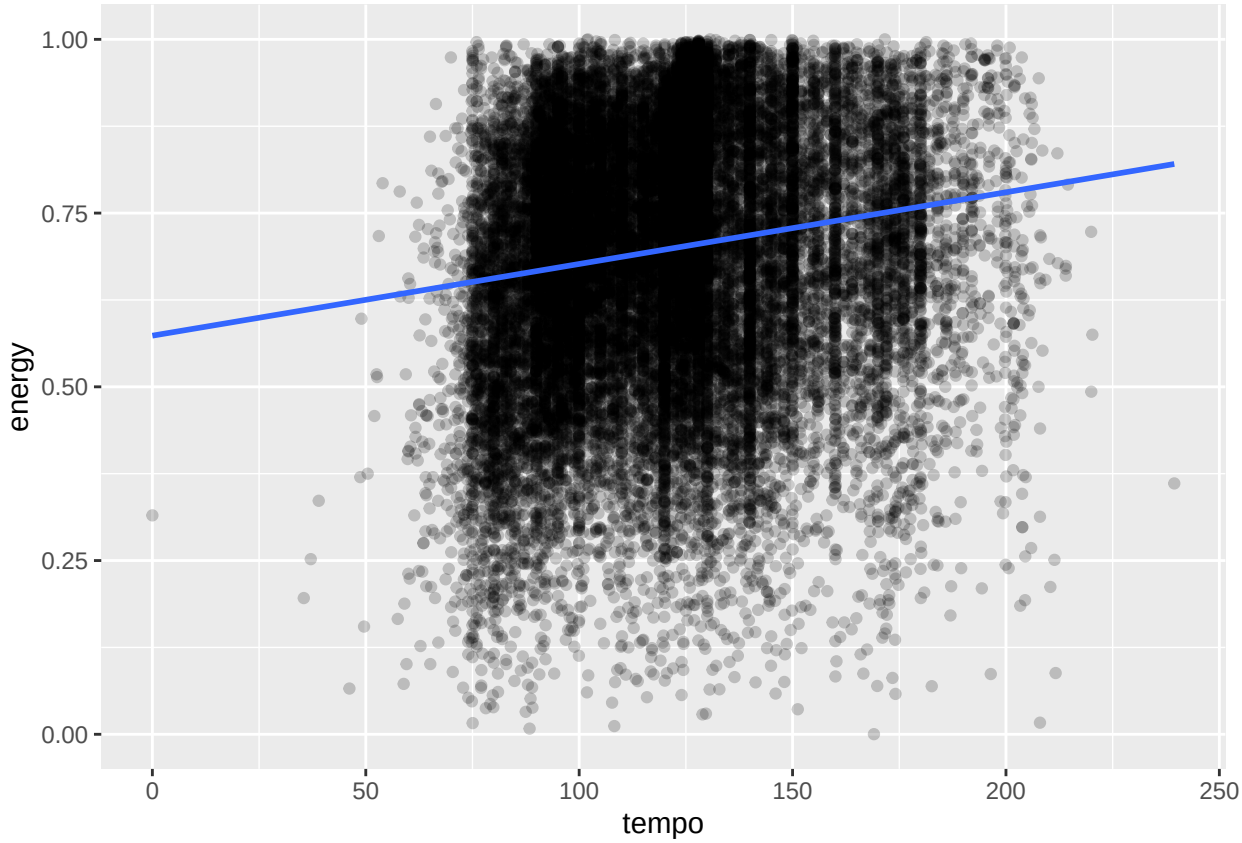
Pregledom grafičkog prikaza ne uočava se jasna razlika u popularnosti između pjesama pisanih u duru i molu. Medijani popularnosti vrlo su slični, a distribucije se u velikoj mjeri preklapaju, što upućuje na to da glazbeni mod sam po sebi nema izražen utjecaj na popularnost pjesama.

3) Je li energija pjesme povezana s tempom i glasnoćom

Energija pjesme je svojstvo koje je teško objektivno definirati te se često definira pomoću drugih svojstava. Zanima nas postoji li veza između tempa i glasnoće i percipirane energičnosti pjesama. Opet ćemo pri analizi gledati jedinstvene pjesme (bez ponavljanja). U drugom grafu ograničavamo se na 99.9% podataka kako stršeće vrijednosti ne bi remetile izgled grafa.

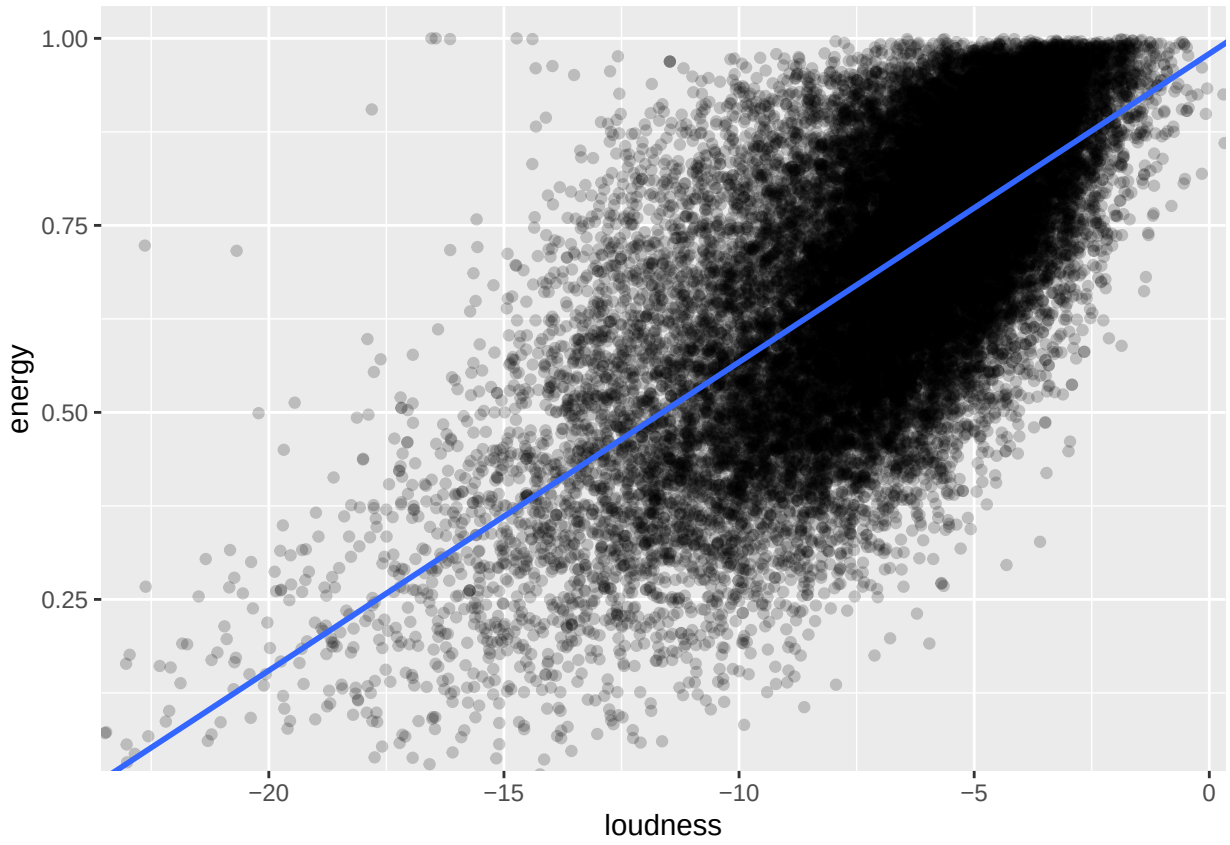
```
ggplot(data2, aes(x = tempo, y = energy)) +
  geom_point(alpha = 0.2) +
  geom_smooth(method = "lm", se = F)
```

```
## `geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```




```
ggplot(data2, aes(x = loudness, y = energy)) +
  geom_point(alpha = 0.2) +
  coord_cartesian(
    xlim = quantile(data2$loudness, c(0.001, 0.999)),
    ylim = quantile(data2$energy, c(0.001, 0.999))
  ) +
  geom_smooth(method = "lm", se = F)
```

```
## `geom_smooth()` using formula = 'y ~ x'
```




```
model <- lm(energy ~ tempo + loudness, data = data2)
summary(model)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = energy ~ tempo + loudness, data = data2)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.54061 -0.08780  0.00655  0.09096  1.34283
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 0.9048821  0.0042160  214.63   <2e-16 ***
## tempo       0.0005881  0.0000295   19.94   <2e-16 ***
## loudness    0.0407218  0.0002619  155.51   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.1333 on 28353 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4727, Adjusted R-squared:  0.4727
## F-statistic: 1.271e+04 on 2 and 28353 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Linearni regresijski model potvrđuje uočene odnose s grafova. Glasnoća ima snažan i pozitivan utjecaj na energiju pjesme, dok je povezanost između tempa i energije statistički značajna, ali znatno slabijeg intenziteta. Vrijednost R^2 pokazuje da tempo i glasnoća zajedno objašnjavaju oko 47% varijabilnosti energije,

što upućuje na to da energija pjesme ovisi i o drugim svojstvima koja ovdje nisu analizirana. Rezultati su u skladu s očekivanjima, budući da je glasnoća jedna od ključnih komponenti percepcije energičnosti glazbe, iako je utjecaj tempa možda bio manji nego očekivano.