

Višestruka regresija za predikciju cijene automobila u Srbiji

Teodor Vidaković

Jul 2025

1 Eksplorativna analiza podataka

Dataset sadrži informacije o oglasima polovnih automobila u Srbiji. Skup podataka ima ukupno 1756 primjera i 10 kolona, pri čemu ne postoje nedostajuće vrijednosti. Korišćene kolone uključuju: Marka, Grad, Godina proizvodnje, Karoserija, Gorivo, Zapremina motora, Kilometraža, Konjske snage, Menjač i ciljnu promenljivu Cena.

1.1 Osnovne statistike

Nakon uklanjanja duplikata, ostaje 1353 validnih zapisa. Osnovne statistike za numeričke promenljive prikazane su u Tabeli 1.

Tabela 1: Osnovne statistike numeričkih promenljivih

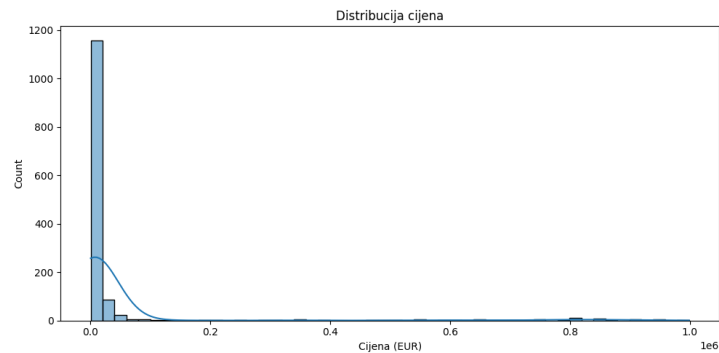
Atribut	Min	(25%)	(50%)	(75%)	Max	Srednja
Cijena [EUR]	1 000	3 000	5 900	13 500	999 000	45 027
Godina proizvodnje	1894	2006	2010	2015	2025	2010
Zapremina motora [cm ³]	163	1 398	1 600	1 984	5 461	1 742.6
Kilometraža [km]	1 000	165 563	209 000	256 000	552 000	206 512
Konjske snage	45	92	116	150	620	129.5

Vidimo da su cijene veoma varijabilne, pri čemu se maksimalna cijena kreće i do 999 000 EUR, što ukazuje na prisustvo outlier-a. Većina automobila ima pređeno između 150 000 i 300 000 kilometara.

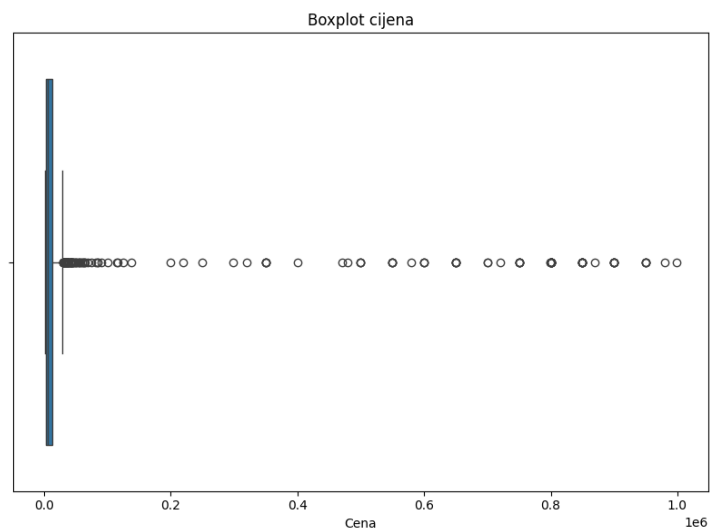
1.2 Vizuelizacije

U cilju grafičke analize podataka, korišćeni su sledeći prikazi:

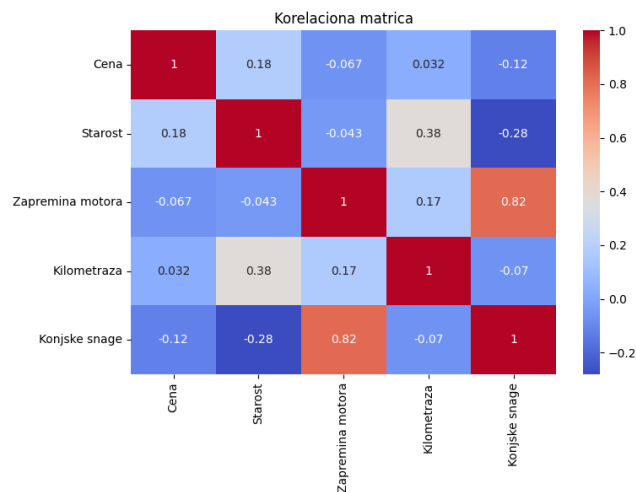
- **Histogram distribucije cijena** (Slika 1)
- **Boxplot cijena** (Slika 2)
- **Korelaciona matrica numeričkih promenljivih** (Slika 3)
- **Scatterplot: Cijena vs. Starost vozila** (Slika 4)



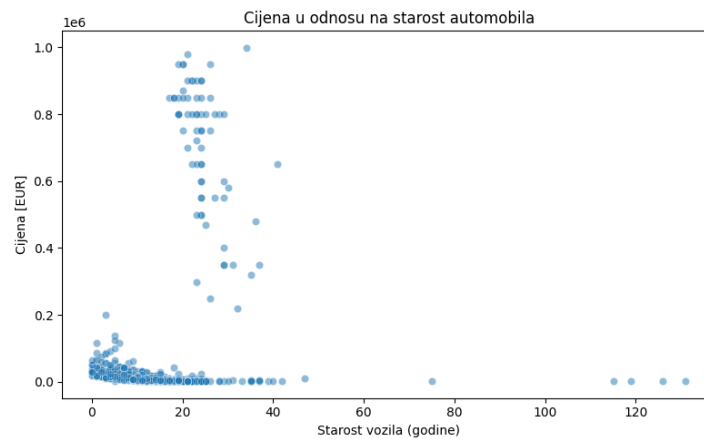
Slika 1: Distribucija cijena automobila



Slika 2: Boxplot cijena automobila



Slika 3: Korelaciona matrica numeričkih atributa



Slika 4: Raspodjela cijene u odnosu na starost vozila

1.3 Uočeni obrasci i anomalije

Na osnovu vizuelne analize identifikovani su sledeći obrasci:

- **Distribucija cijena je snažno asimetrična** (Slika 1) – većina vozila se prodaje ispod 20 000 EUR, dok manji broj primjera sa cijenama od 100 000+ EUR značajno odskakće.
- **Prisustvo outlier-a potvrđeno je boxplot-om** (Slika 2) – postoje brojni ekstremi koji narušavaju raspodjelu ciljne promjenljive i negativno utiču na RMSE.

- **Starost vozila i cijena imaju blago pozitivnu korelaciju** ($r = 0.18$), što je neočekivano. Međutim, scatterplot (Slika 4) pokazuje da najskuplji automobili nisu novi, već stari — vjerovatno luksuzni, sportski ili kolekcionarski modeli. Većina novijih automobila (0–5 godina starosti) ima prosječnu ili nisku cenu, dok ekstremno visoke vrednosti dolaze od nekoliko skupocjenih vozila koja su stara 10+ godina. Ova nelinearna struktura dovodi do “lažne” pozitivne korelacije u linearnom smislu, iako bi se očekivala negativna veza između cijene i starosti.
- **Kilometraža ima vrlo slab odnos sa cijenom** ($r = 0.03$) – korisnici očigledno ne rangiraju ovaj faktor visoko pri određivanju cene.
- **Konjske snage i zapremina motora su visoko korelisani** ($r = 0.82$, Slika 3) – što je i očekivano s obzirom na tehničku povezanost tih karakteristika.
- **Kategorijske promenljive su raznovrsne i zahtevaju kodiranje:**
 - Marka: 44 vrednosti
 - Grad: 236 različitih mesta (visoka disperzija)
 - Karoserija i Gorivo: po 8 klasa
 - Menjač: 2 klase (Manuelni i Automatski)

2 Preprocesiranje podataka

Pre nego što je model treniran, podaci su prošli kroz preprocesiranje sa ciljem da se obezbjedi robusnost modela i smanji uticaj ekstremnih vrednosti.

- **Filtriranje cijena** – Na osnovu prethodne analize, identifikovani su automobili sa ekstremno visokim cijenama (iznad 100 000 EUR), koji značajno narušavaju distribuciju ciljne promenljive i utiču na RMSE. Umesto kvantilnog filtra, primenjena je jednostavna prag-filtracija: u dalji rad uključeni su samo primeri sa cijenom manjom ili jednakom **50 000 EUR**. Time je uklonjen uticaj luksuznih i atipičnih vozila.
- **Uklanjanje duplikata** – Prije treniranja modela, duplirani oglasi su uklonjeni pomoću `drop_duplicates()` metode.
- **Inženjering osobina** – Iz atributa `Godina proizvodnje` kreirana je nova numerička promenljiva `Starost`, izračunata kao 2025–Godina proizvodnje. Ova osobina bolje opisuje uticaj vremena na gubitak vrijednosti vozila i zamjenjuje sirovu godinu.

- **Obrada numeričkih podataka** – Odabrane numeričke promjenljive su:

- Starost
- Zapremina motora
- Kilometraža
- Konjske snage

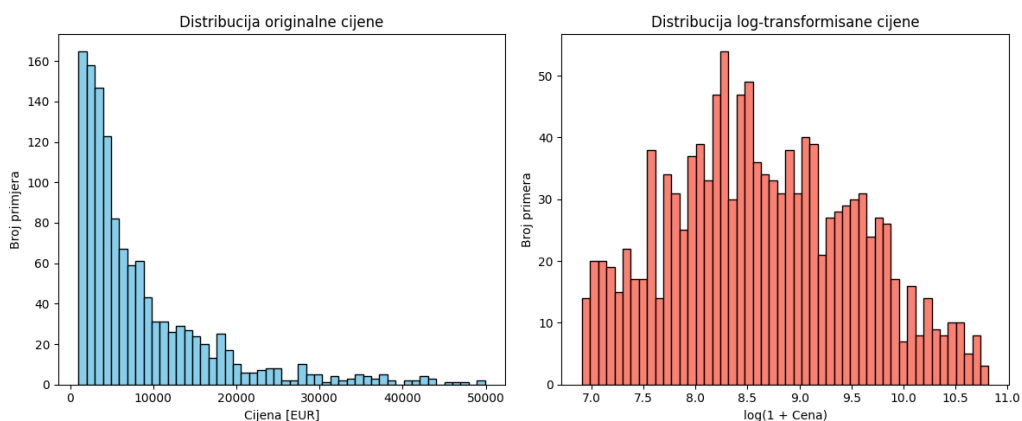
Kako bi model mogao da uoči nelinearne zavisnosti, na njih je primjenjena polinomska transformacija drugog stepena. Nakon toga, sve numeričke osobine su standardizovane (**StandardScaler**), što znači da je na njih primenjena z-score transformacija.

- **Obrada kategoričkih podataka** – Sledeće kolone su tretirane kao kategoričke:

- Marka, Grad, Karoserija, Gorivo, Menjač

Svaka od njih je kodirana tehnikom **One-Hot Encoding** kako bi se izbegle greške pri predikciji na test skupu.

- **Log-transformacija ciljne promenljive** – Cijena automobila, kao ciljna promenljiva, ima izraženu asimetričnu raspodelu sa teškim desnim repom. Da bi se smanjio uticaj outlier-a i poboljšala stabilnost modela, izvršena je log-transformacija putem funkcije $\log(1 + y)$ pomoću **FunctionTransformer**. Predikcije su potom inverzno transformisane pomoću $\exp(y) - 1$.



Slika 5: Distribucija ciljne promenljive pre i posle log-transformacije

Nakon svih koraka, numeričke i kategoričke komponente objedinjene su pomoću `ColumnTransformer`. Transformacija ciljne promenljive vršena je korišćenjem `TransformedTargetRegressor`, čime se obezbeđuje konzistentna transformacija pri treniranju i predikciji.

3 Podela skupa podataka

Podaci su podeljeni korišćenjem K-Fold cross-validation ($n = 5$ ili 10 , u zavisnosti od eksperimenta). Kod eksperimenata sa kvantilnim filterom $q = 0.90$, treniralo se samo na 90% najjeftinijih automobila, dok je cilj bio generalizacija uz niži RMSE.

4 Isprobani algoritmi

Korišćen je `LassoCV` iz `scikit-learn`, zbog sposobnosti automatske selekcije osobina i regularizacije.

4.1 Podešavanje hiperparametara

`LassoCV` automatski bira vrednost regularizacionog parametra α testiranjem više vrednosti (logspace između 10^{-4} i 10^2). Najbolja vrednost α pronađena je unutar svakog CV fold-a.

4.2 Rezultati

Na 5-fold cross-validaciji sa $q = 0.90$, postignut je sledeći rezultat:

$$\text{RMSE (log-transformisan target)} = \mathbf{6361.27 \pm 312.45 \text{ EUR}}$$

što je ispod zadatog praga od 6500 EUR.

5 Odabrano rešenje

Finalno rešenje koristi sledeće komponente:

- Preprocesiranje: polinomske osobine + standardizacija + one-hot encoding
- Regresor: `LassoCV` sa automatskom selekcijom α
- Transformacija ciljne promenljive: $\log(1 + y)$

Ova konfiguracija pokazala se kao najefikasnija u smislu balansa kompleksnosti i performansi, omogućavajući robusnu generalizaciju uz ispunjavanje uslova zadatka.

Reference

- Pedregosa et al., *Scikit-learn: Machine Learning in Python*, JMLR 2011.
- zvanična dokumentacija: <https://scikit-learn.org/stable/>
- Dataset: Oglasi automobila u Srbiji (projekat FTN, 2025)