

Utjecaj lokacijskih faktora na cijene nekretnina

Veža, Leo

Master's thesis / Diplomski rad

2024

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Split, Faculty of economics Split / Sveučilište u Splitu, Ekonomski fakultet**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:124:634442>

Rights / Prava: [In copyright](#)/[Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2024-12-21**

Repository / Repozitorij:

[REFST - Repository of Economics faculty in Split](#)



UNIVERSITY OF SPLIT



SVEUČILIŠTE U SPLITU
EKONOMSKI FAKULTET

DIPLOMSKI RAD

UTJECAJ LOKACIJSKIH FAKTORA NA CIJENE NEKRETNINA

Mentor:

Prof. dr.sc. Snježana Pivac

Student:

Univ. bacc. oec. Leo Veža, 2212670

Split, veljača, 2024.


IZJAVA O AKADEMSKOJ ČESTITOSTI

Ja, Leo Veža,

izjavljujem i svojim potpisom potvrđujem da je navedeni rad isključivo rezultat mog vlastitog rada koji se temelji na mojim istraživanjima i oslanja na objavljenu literaturu, što pokazuju korištene bilješke i bibliografija. Izjavljujem da niti jedan dio navedenog rada nije napisan na nedozvoljeni način te da nijedan dio rada ne krši autorska prava. Izjavljujem, također, da nijedan dio rada nije korišten za bilo koji drugi rad pri bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj ili obrazovnoj ustanovi.

Split, 4. rujna 2023. godine

Vlastoručni potpis :



SADRŽAJ

1. UVOD	1
1.1. Problem istraživanja	1
1.2. Predmet i cilj istraživanja	4
1.3. Metode rada	8
1.4. Istraživačke hipoteze	9
1.5. Doprinos istraživanja	10
1.6. Struktura rada	10
2. KONCEPTUALNI OKVIR.....	11
2.1. Osnove regresijske analize	11
2.1.1. Pojmovni prikaz regresijske analize.....	15
2.1.2. Linearna i nelinearna regresija	22
2.2. Metode hedoničke regresije	24
2.2.1. Hedonička regresija s metodom najmanjih kvadrata (OLS metoda).....	25
2.2.2. Hedonička regresija s metodom parcijalnih najmanjih kvadrata (PLS metoda)	28
2.3. Metode prostorne regresije	30
2.3.1. Metoda geografski ponderirane regresije (GWR metoda)	31
2.3.2. Prostorna regresijska analiza s prostornim filtriranjem svojstvenih vektora	33
2.4. Metoda umjetnih neuronskih mreža	37
7. ANALIZA CIJENA NEKRETNINA.....	45
3.1. Analiza utjecaja susjedskih faktora na cijene nekretnina	49
3.2. Analiza utjecaja relativne lokacije na cijene nekretnina	60
4. ZAKLJUČAK	66
POPIS GRAFIČKIH PRIKAZA I TABLICA	69
LITERATURA	70
SAŽETAK.....	75
SUMMARY.....	76

1. UVOD

1.1. Problem istraživanja

Opće i financijsko blagostanje društva u velikoj je mjeri uvjetovano stanjem na tržištu nekretnina. Prvi je razlog to što su nekretnine mjesto stanovanja ljudi, a drugi je što su nekretnine jedan od izvora bogatstva vlasnika nekretnina. Bogatstvo vlasnika nekretnina proizlazi iz vrijednosti nekretnine koja je utrživa, ali i mogućnosti ostvarivanja dohotka od najma. Stoga, ne čudi činjenica što su cijene nekretnina input za procjenu agregatnog bogatstva određene nacionalne ekonomije, mjenjenog Sustavom nacionalnih računa. (eng. SNA ili System of National Accounts). (Eurostat, 2013)

Na cijenu nekretnina utječu brojni faktori, koji se mogu svrstati na ekonomske, tržišne, pravne, političke, makroekonomske i prirodne faktore. (Pham & Nguyen, 2019)

1. Ekonomski faktori – čimbenici profitabilnosti nekretnine, odnosno čimbenici koji utječu na dohodak koji se može ostvariti od preprodaje ili najma nekretnine. Na povećanje profitabilnosti nekretnine utječu osnovne karakteristike i pogodnosti, kao što je: klimatizacija, komunikacijska infrastruktura, kanalizacija, vodna i strujna infrastruktura, kvaliteta izgradnje itd. (Burinskienė & Rudzkienė, 2004)
2. Tržišni faktori – uključuje špekulacije na tržištu nekretnina, inflaciju i utjecaj odnosa ponude i potražnje. (Pham & Nguyen, 2019)
3. Politički i institucionalni faktori –promjene državnih ili lokalnih vlasti te njihove političke odluke mogu imati značajan utjecaj na potražnju za nekretninama, a posljedično i na povećanje cijena nekretnina. Primjer je poticanje inozemnih ulaganja na lokalnom području. (Pham & Nguyen, 2019)
4. Makroekonomski faktori – odnose se na stopu rasta BDP-a, razinu štednje, ukupne investicije, razinu zaposlenosti, javni dug i saldo tekućeg stanja, koji na različiti način mogu utjecati na cijene nekretnina te svojim međudjelovanjem potencijalno stvoriti cjenovni mjehur na tržištu nekretnina. (Allen & Barnes, 2016)
5. Prirodni faktori – najbitniji faktori, koji izravno utječu na dugoročnu vrijednost i cijene nekretnina. Ova skupina faktora uključuje (Pham & Nguyen, 2019) :
 - apsolutnu i relativnu lokaciju nekretnine;
 - veličinu, površinu i oblik zemljišta;

- reljef ili teren na kojem je smještena nekretnina (nadmorska visina);
- oblik konstrukcije;
- karakteristike tla.

Osim opće podjele po autorima Phamu i Nguyenu, autor Mo dijeli faktore cijena nekretnina na strukturne, susjedske i lokacijske. U ovoj kategorizaciji, lokacija se odnosi na geografski smještaj nekretnine, što uključuje: udaljenost od centra grada ili CBD-a (eng. Central Business District), udaljenost od parkova, rijeke, škole, mora itd. (Mo, 2014)

Susjedska (ili socijalna) kategorija odnosi se na karakteristike geografskog područja na kojem je smještena nekretnina, kao što su: bogatstvo kućanstava, stopa kriminala, stopa nezaposlenosti, starost stanovništva, itd. (Mo, 2014) Lokacija u ovoj kategorizaciji ima uži obuhvat karakteristika nekretnina u odnosu na ostala istraživanja, pa se može reći da se u ovom slučaju radi o lokaciji u užem smislu.

U istraživanjima kao što su „Vrijednost stambenih nekretnina i eksternalije lokacije“ (Kauko, 2003), „Što se dogodilo s CBD-gradijentom udaljenosti“ (Heikkila, Gordon, Kim, & Peiser, 1989), „Definiranje stambenih podržišta: svjedočanstva iz Sydneya i Melbourn“ (Bourassa, Hamelink, Hoesli, & MacGregor, 1997) i drugim, lokacijski i susjedski faktori, za razliku od prethodne kategorizacije, objedinjeni su u jednu kategoriju. Drugim riječima, lokacija obuhvaća socijalnu strukturu stanovništva na području na kojem je smještena nekretnina i relativnu lokaciju nekretnine. Relativna lokacija nekretnine je pozicija nekretnine u odnosu na druge objekte, a razlikuje se od apsolutnog geografskog položaja koji se odnosi na fiksnu poziciju nekretnine (s obzirom na poštanski broj i apsolutni opis položaja). (Heyman & Sommervoll, 2019)

U ovome radu, lokacija će se odnositi na lokaciju u širem smislu, odnosno uključivat će susjedske faktore (status, stopa nezaposlenosti, starost stanovništva itd.) te relativnu lokaciju nekretnine (udaljenost u odnosu na druge objekte). To će otvoriti mogućnost da se u istraživanje uključi šira lepeza faktora, koji statistički značajno utječu na cijenu nekretnina.

Krilatica koja se vrlo često koristi u društvenim krugovima stručnjaka nekretnina je da postoje tri najbitnija faktora u određivanju poželjnosti nekretnine, a to su: „Lokacija, lokacija i lokacija.“ Ovim riječima, koji prema autoru Owensu potječu od strane Harolda Samuela (Owens, 2013), želi se naglasiti iznimna važnost lokacije u odnosu na ostale faktore cijene nekretnina. Ta važnost dokazana je kroz brojna istraživanja. Primjerice, autori Kiel i Zabel (2008) u istraživanju u kojem su promatrali utjecaj različitih karakteristika na cijene nekretnina, došli su do zaključka da geografska lokacija igra najznačajniju ulogu na vrijednost nekretnina te da pojedinci stavljaju najveći naglasak na lokaciju te

susjedske karakteristike u određivanju cijene. Do ovih zaključaka došli su primjenom hedoničkog cjenovnog modela. (Kiel & Zabel, 2008)

Osim analize cijene pomoću hedoničke regresije, postoji mogućnost proučavanja utjecaja pojedinih karakteristika nekretnine na vrijednost, pomoću umjetnih neuronskih mreža ili ANN-a (eng. Artificial Neural Network). Takvo istraživanje proveli su Fernandez-Duran et al. (2011) te potvrdili tvrdnju da lokacijske karakteristike, ali i ekološki faktori najviše utječu na cijene nekretnina. Istraživanje su proveli na 1442 rezidencijalnih nekretnina u Valenciji u Španjolskoj. (Duran, Llorca, Botti, & Valero, 2011) Umjetna inteligencija vrlo je rasprostranjen i učestalo korišten alat u različitim znanstvenim disciplinama. Poseban značaj ima metoda ANN-a, jedna od metoda u sklopu koje se primjenjuje umjetna inteligencije, a isto tako i rudarenje podataka (eng. Data Mining). Rudarenje podataka odnosi se na apstrahiranje bitnih informacija iz baza podataka (eng. Database) primjenom umjetne inteligencije, kako bi se te informacije naknadno koristile za formiranje prediktivnog modela (npr. cijene nekretnina). Prema autoru Yadavu (2022) rudarenje podataka, a tako i umjetna inteligencija učestalo su korišteni i u području nekretnina. Investitori i kupci nekretnina koriste prediktivne modele kako bi utvrdili vrijednost pojedinih nekretnina, a agenti nekretnina, s ciljem postavljanja prikladne cijene. (Yadav, 2022) Učestalo korištenje prediktivnih modela u praksi, a posebice modela dobivenih metodom ANN-a, daje važnost njihovog uključivanja u ovaj rad.

Zbog iznimne važnosti lokacije na cijene nekretnina, kao predmet ovog istraživanja odabrani su upravo lokacijski faktori, a za utvrđivanje smjera i jakosti tih faktora na cijene nekretnina, prikupit će se rezultati niza istraživanja vezanih za tu tematiku. To implicira da je ovaj diplomski rad pregledni prikaz rezultata istraživanja, vezanih za lokacijske faktore cijene nekretnina. Kriterij za uključivanje faktora u analizu je statistička značajnost, s vrijednosti $p < 0.05$. Budući da se prema Eurostatovom priručniku nekretnine sastoje od strukturnih komponenti (nosači, grede, krov, itd.), ali i zemljišta, postoji važnost promatranja utjecaja lokacijskih faktora i na cijene zemljišta, kao neizostavne komponente svake nekretnine. Stoga će se u ovome radu, uz istraživanje lokacijskih faktora na cijene nekretnina, uključiti i istraživanje utjecaja lokacijskih faktora na cijene zemljišta. (Eurostat, 2013)

Bitno je naglasiti da smjer i jačina utjecaja faktora na cijene nekretnina može se razlikovati kroz vrijeme i na različitim geografskim područjima. Rezultati istraživanja za Helsinki u Finskoj navode da postoji različiti utjecaj lokalnih poreza, statusa, pristupačnosti i drugih faktora na cijene nekretnina u 1980., 1985., 1989. te 1993. godini. (Laakso, 1997), a t-test izvršen na primjeru dva grada SAD-a, Seattlea i Buffala dokazuju da pristupačnost poslu ima različit utjecaj na cijene nekretnina na različitim geografskim područjima. (Hwang, 2009) To bi značilo da je rezultate istraživanja sadržane u ovome radu potrebno uzimati s rezervom te da je za relevantne rezultate istraživanja potrebno izvršiti

posebnu analizu utjecaja tih faktora na cijene nekretnina za odabrano geografsko područje i vremensko razdoblje.

Za dobivanje rezultata utjecaja lokacijskih karakteristika nekretnina na cijene, autori primjenjuju različite metode i tehnike. Za utvrđivanje utjecaja karakteristika nekretnina na cijenu koriste se metodom hedoničke regresije. No, za predviđanje cijene nekretnina hedonička regresija prema autoru Mankadu nailazi na brojne kritike, zbog problema nelinearnosti, multikolinearnosti i heteroskedastičnosti. Stoga se autori u svrhe predviđanja najčešće koriste metodom umjetnih neuronskih mreža, a za utvrđivanje smjera i jakosti utjecaja pojedinih lokacijskih varijabli na cijene nekretnina, jednom od varijanti hedoničke regresije. (Mankad, 2022)

Osim analize cijena nekretnina pomoću kvantitativnih metoda, postoji mogućnost proučavanja bihevioralnih aspekata na samu vrijednost nekretnina preko kvalitativnih metoda, među koje se može uvrstiti i metoda intervjua eksperata. Ova metoda uglavnom je korištena kao komplement kvantitativnim metodama, kada nije moguće eksplicitno obuhvatiti bihevioralne i ostale kvalitativne aspekte na vrijednost nekretnina. (Kauko, 2003) Stoga, uputno je uključiti barem jednu kvantitativnu metodu te pomoću nje analizirati utjecaj, shodno mišljenjima stručnjaka - najbitnijih lokacijskih faktora za vrednovanje nekretnina.

Rad koji je pregledni prikaz različitih rezultata istraživanja o utjecaju karakteristika nekretnina na cijene (kao što je i ovaj rad) nije nova forma rada, već su sličan takav pregled rezultata istraživanja napravili i autori Usman i Wan Zahari (2015). U konačnici, autori su zaključili da shodno rezultatima istraživanja, nekretnine smještene na područjima u blizini CBD-a, radnih mjesta, javnog prijevoza te drugih sadržaja, ostvaruju bolje ponude po pitanju cijene od nekretnina smještenih na nepovoljnim pozicijama. Također, po pitanju metodologije, zaključili su da je vrlo bitno u ovakvoj vrsti istraživanja, koji je pregledni prikaz, jasno iznijeti metode i veličinu uzorka svake odabrane studije, kako bi čitatelj donio ispravne zaključke po pitanju rezultata tih istraživanja. (Usman & Wan Zahari, 2015)

1.2. Predmet i cilj istraživanja

Budući da je ovaj rad pregledni prikaz rezultata istraživanja različitih autora, a autori često koriste različite metode, uputno je dati uvid u sve korištene metode i to s ciljem što boljeg razumijevanja rezultata njihovih istraživanja. Stoga, u ovome radu analizirat će se metode: geografski ponderirani regresijski model (eng. Geographically Weighted Regression Model), hedonička regresija s metodom najmanjih kvadrata ili OLS metodom (eng. Ordinary Least Squares), hedonička regresija s metodom

parcijalnih najmanjih kvadrata ili PLS metoda (eng. Partial Least Squares), metoda prostorne regresije s prostornim filtriranjem svojstvenih vektora i metoda umjetnih neuronskih mreža. Osim navedenih metoda, objasniti će se svi osnovni pojmovi, ključni za razumijevanje regresijske analize. No, detaljna analiza metodologije nije osnovni predmet ovoga rada, već kao što je ranije napomenuto, analiza metodologije izvršena je s ciljem lakšeg razumijevanja rezultati istraživanja te dobivanja uvida u proces izračuna parametara, koristeći se različitim metodama. U nastavku slijedi prikaz odabranih istraživanja sadržanih u ovome radu, a čiji su rezultati osnovni predmet ovoga rada.

Jedna od takvih studija je autora Ottensmann et al. (2008) o utjecaju lokacijskih faktora na cijene nekretnina i to faktora kao što su: medijalna plaća susjedstva, udio praznih (nenaseljenih) nekretnina, udaljenost od CBD-a te udio afroamerikanaca. U ovom istraživanju, autori su došli do zaključka da navedeni faktori značajno utječu na cijene nekretnina, pri razini signifikantnosti manjoj od 0.1%. ($p < 0.001$) Analizu utjecaja faktora objasnili su pomoću hedoničke regresije s metodom najmanjih kvadrata, a uzorak su 8772 kuće u Indianopolisu u SAD-u, iz MLS-ove (eng. Multiple Listing Service) baze podataka za 1999. godinu. (Ottensmann, Payton, & Man, 2008)

Autori Xiao et al. (2017) uočili su na primjeru Bejinga da značajnim povećanjem migracija i ubrzanom urbanizacijom gradovi gube mogućnost zadovoljiti transportne, kulturne, obrazovne i medicinske potrebe stanovništva. Stoga, zadovoljenje potreba je geografski neravnomjerno raspoređeno, što kao rezultat dovodi do prostorne ili spacijalne (eng. Spatial) heterogenosti u smislu cijena nekretnina. Iz tog razloga, autori su se odlučili utvrditi utjecaj različitih prostornih faktora na vrijednost nekretnina u Bejingu. (Xiao, i dr., 2017) **Prostorni faktori** su determinante cijene nekretnine, koji uključuju relativnu lokaciju nekretnine, odnosno udaljenost u odnosu na geografske, infrastrukturne i susjedne objekte. (Mankad, 2022) U istraživanju, Xiao et al. (2017) za dobivanje koeficijenata parametara prostornih faktora u regresijskom modelu koristili su se prostornom regresijskom analizom s prostornim filtriranjem svojstvenih vektora i hedoničkom regresijom s metodom najmanjih kvadrata (OLS metoda). Za dobivanje utjecaja prostornih varijabli autori su se koristili podacima o pristupačnosti nekretnine u odnosu na određene objekte. (Xiao, i dr., 2017) **Pristupačnost (eng. Accessibility)** je u ovome smislu funkcija svih troškova, koji su povezani s prelaženjem određene udaljenosti – vrijeme, novac, rizik i nelagoda. (Kwan, 1998) U ovoj studiji, za dobivanje informacija o utjecaju lokacijskih faktora na cijene nekretnina, promatrala se pristupačnost metroa, parking mjesta, supermarketa, trgovačkih centara, osnovnih škola, trgovina s mješovitom robom i autobusnih stanica. (Xiao, i dr., 2017) Također, još studija u kojoj se istraživao utjecaj pristupačnosti na cijene nekretnina izvršena je na području King Countya u Washingtonu (SAD). Autori su promatrali utjecaj pristupačnosti sveučilišnih, obrazovnih, komercijalnih i industrijskih poslova na cijene nekretnina, preko regionalnog volumena prijevoza za različite načine prijevoza te došli do zaključka da sveučilišna, obrazovna, komercijalna i industrijska

pristupačnost imaju statistički značajan utjecaj na cijene obiteljskih kuća (eng. Single-family House), pri razini pouzdanosti od 1%. (Franklin & Waddell, 2002)

Uz strukturne komponente, zemljište je sastavni dio svake nekretnine. Iz tog razloga, analiza utjecaja lokacijskih faktora na cijene zemljišta, vrlo je korisna za donošenje zaključaka i o utjecaju tih istih faktora i na cijene nekretnina. (Eurostat, 2013) Autor Mariš (2021) proučavao je utjecaj lokacijskih faktora na cijene zemljišta, na uzorku od 102 zemljišnih jedinica u Bratislavi. Došao je do zaključka da udaljenost od centra, razvijenost inženjerske mreže (vodovoda, kanalizacije, električnih instalacija itd.) i prometna povezanost statistički značajno utječu na cijene zemljišta. Pritom, autor se koristio eksponencijalnim regresijskim modelom (eng. Exponential regression model) s dummy varijablama, budući da je uočio da postoji nelinearna veza između varijabli. (Mariš, 2021)

U radu „Prostorna heterogenost u hedoničkoj cijeni kuća: slučaj Austrije“, autori zaključuju da postoji statistički značajan utjecaj stope nezaposlenosti, gustoće naseljenosti, starosti stanovništva, udjela visoko-obrazovanih u ukupnom stanovništvu i kupovne moći na cijene nekretnina. Pritom su se koristili metodom geografski ponderirane regresije ili GWR metodom (eng. Geographically Weighted Regression). Istraživanje je provedeno na 9 austrijskih regija na uzorku od 3887 obiteljskih kuća. (Helbich, Brunauer, Vaz, & Nijkamp, 2013)

Kao glavni predmet istraživanja, Heikkila et al. (1989) postavili su utjecaj udaljenosti nekretnina od centara na cijenu nekretnina u policentričnom gradu, Los Angelesu i to na uzorku od gotovo 11000 nekretnina. Osim utjecaja udaljenosti nekretnine od CBD-a na cijenu, determinante uključene u istraživanje bile su i: 1) udio latino i afroamerikanaca u stanovništvu; 2) udio stručnih poslova i razine dohotka; 3) udaljenost od oceana. Došli su do zaključka da najveći pozitivni utjecaj na cijene nekretnina u okrugu Los Angeles ima razina dohotka, a najveći negativni utjecaj udaljenost od centra Santa Monice. U ovom istraživanju autori su se koristili metodom višestruke regresije. (Heikkila, Kim, Gordon, & Peiser, 1989)

Još jedno istraživanje provedeno na području Los Angelesa o utjecaju lokacijskih faktora na cijene nekretnina, učinili su Saphores i Li (2012) na uzorku od gotovo 21000 obiteljskih kuća prodanih 2003. i 2004. godine te utvrdili da postoji statistički značajan utjecaj brojnih varijabli, a neke od najznačajnijih su udaljenost od: parka, nacionalnog parka, groblja, tečaja za golf, jezera i rijeke. Kako bi utvrdili utjecaj pojedinih varijabli na cijene nekretnina, koristili su se GWR metodom. (Saphores & Li, 2012)

Istraživanje provedeno u Sydneyu i Melbournu u Australiji na uzorku od 2307 kuća u Sydneyu i 2354 kuća u Melbournu u kojima žive vlasnici, polučilo je rezultate da udio nezaposlenih, medijalna plaća kućanstva, gustoća naseljenosti i udaljenost od centra dovodi do statistički značajnog utjecaja na

cijene nekretnina na tom području, pri razini značajnosti od 5%. (Bourassa, Hamelink, Hoesli, & MacGregor, 1997)

Autori Xiao, Orford i Webster (2016) preko metode hedoničke regresije došli do zaključka da udaljenost od bolnice i centra imaju statistički značajan utjecaj (pri razini značajnosti od 1%) na cijene nekretnina u Cardiffu u Walesu, na uzorku sastavljenog od 53% kuća u nizu (eng. Terraced houses), 21% dvojih kuća (semi-detached houses), 17% stanova i 9% ostalih vrsta nekretnina. (Xiao, Orford, & Webster, 2016)

Shodno problemu istraživanja, osim istraživanja utjecaja lokacijskih faktora na cijene nekretnina u ovaj rad uključeno je i istraživanje važnosti pojedinih lokacijskih faktora pri vrednovanju nekretnina. Jedno takvo istraživanje proveo je autor Kauko (2003) u Helsinkiju u Finskoj, koristeći se metodom intervjua eksperata. Odnosno, autor je na temelju mišljenja stručnjaka s dugogodišnjim iskustvom u području nekretnina, utvrdio raspored važnosti pojedinih lokacijskih faktora pri vrednovanju nekretnina. Faktori uključeni u istraživanje, koje su stručnjaci smatrali najrelevantnijima su:

1. eksterna udaljenost (udaljenost od CBD-a, javnog prijevoza i radnog mjesta);
2. interna udaljenost (udaljenost od škole, parkova i obale itd.);
3. gustoća naseljenosti;
4. lokalne i regionalne karakteristike (razina poreza, atraktivnost, razina zaposlenosti itd.);
5. krajolik;
6. udaljenost od prirode;
7. javne usluge (vezane za kulturu, sport, rekreaciju itd.);
8. komercijalne usluge (banke, trgovine, kafići itd.);
9. satisfakcije (sigurnost, „karakter područja“, homogenost stanovništva);
10. društvene neprilike (kriminal, društveni stanovi, nezaposlenost);
11. status stanovnika (razina primanja, razina obrazovanja itd.);
12. razine poreza.

Predmet istraživanja uključivao je stanove i obiteljske kuće, a podaci su bili prikupljeni anketiranjem 44 stručnjaka. Autor ovog istraživanja došao je do zaključka da stvarne životne odluke da se postigne ekonomska profitabilnost i društveno priznanje uvelike ovise o poznavanju kvalitativnih aspekata situacije. Odnosno, zaključuje da isključivo korištenje kvantitativnih metoda (npr. hedoničke regresije), ne može biti dovoljno kvalitetna podloga za donošenje praktičnih odluka i zaključaka o utjecaju lokacije na vrijednost nekretnina, s obzirom da se u kvantitativnim metodama ne uzimaju eksplicitno u obzir bihevioralni aspekti. (Kauko, 2003)

Rezultati prethodno navedenih istraživanja bit će podloga za donošenje zaključaka o utjecaju pojedinih lokacijskih faktora na cijene nekretnina te će služiti kao oslonac za uočavanje korespondencije tih rezultata na različitim područjima i vremenskim razdobljima. Kako bi sam rad bio pregledniji, lokacijski faktori podijelit će se na susjedske faktore i faktore relativnog geografskog položaja te će se iz istog tog razloga prikazati i analizirati u odvojenim poglavljima rada.

Osim analize utjecaja pojedinih lokacijskih faktora na cijene nekretnina pomoću regresijskih metoda, zahvaljujući suvremenim tehnologijama, postoji i mogućnost predviđanja cijene nekretnina i to na način da se u sam model uvrste podatci o jakosti i smjeru povezanosti pojedinih lokacijskih faktora i cijene nekretnina. Predviđanje omogućava metoda umjetnih neuronskih mreža, koja se može definirati kao razvoj metoda i algoritama, koji imaju za cilj stvoriti uvjete računalima da funkcioniraju na inteligentan način.

Primjer korištenja umjetnih neuronskih mreža za predviđanje cijena nekretnina je u radu autorice Fernandez-Duran et al. (2011). Predviđanje je izvršeno na podacima vezanim za ponude 1442 rezidencijalne nekretnine u Valenciji u Španjolskoj. Autori ovog rada došli su do zaključka da prema predviđanju ANN-a, od svih odabranih faktora, kao što su udaljenost od parka, imigracijska stopa, socioekonomska razina i susjedstvo (broj sportskih, zdravstvenih i kulturnih centara, veličina zelenih površina...), najveći porast cijene postignut je povećanjem socioekonomske razne, a najveći pad povećanjem imigracijske stope. (Duran, Llorca, Botti, & Valero, 2011)

Za cilj ovog istraživanja, a u skladu s postavljenim predmetom istraživanja, odlučeno je ispitati utjecaj pojedinih lokacijskih faktora na cijene nekretnina te utvrditi korespondiraju li rezultati različitih istraživanja po pitanju jakosti i smjera utjecaja tih faktora.

1.3. Metode rada

Za definiranje metoda, koje primjenjuju autori istraživanja uvrštenih u ovome radu, koristit će se metoda analize, a za utvrđivanje činjenica vezanih za smjer i jačinu utjecaja različitih lokacijskih faktora na cijene nekretnina, na različitim geografskim područjima i u različitim vremenskim razdobljima, koristit će se metoda deskripcije. U konačnici, za uspoređivanje rezultata različitih istraživanja o utjecajima lokacijskih faktora na cijene nekretnina primjenjivat će se metoda komparacije. Općenito, ovaj rad predstavlja sintezu znanstvene i stručne literature te ima oblik preglednog prikaza. Podaci sadržani u ovome radu su povijesni, sekundarni podaci.

1.4. Istraživačke hipoteze

H1: Udaljenost od centra grada ima veliki negativan utjecaj na cijene nekretnina

Budući da je udaljenost od centra najviše zastupljena varijabla cijena nekretnina u promatranim istraživanjima, moglo bi se pretpostaviti da je to jedna od najbitnijih lokacijskih varijabli. Stoga, kao jednu od hipoteza razumljivo je postaviti i testirati da udaljenost od centra ima najveći utjecaj na cijene nekretnina. Također, budući da centri gradova obiluju sadržajima, postoji mogućnost da nekretnine udaljenije od centra, postižu nižu cijenu u odnosu na nekretnine bliže centru ili drugim riječima - udaljenost od centra ima negativan utjecaj na cijene nekretnina.

H2: Stopa kriminala ima veliki negativan utjecaj na cijene nekretnina

Ovom hipotezom nastoji se utvrditi smatraju li pojedinci da je vrlo važno za mjesto stanovanja područje u kojem je stopa kriminala vrlo niska te jesu li za to su spremni platiti višu cijenu u odnosu na područja na kojima je stopa kriminala veća

H3: Udaljenost od obrazovnih institucija i sveučilišta ima značajan utjecaj na cijene nekretnina

Postoji mogućnost da pojedinci i kućanstva pri odabiru nekretnine uzimaju u obzir pristupačnost obrazovnih institucija i sveučilišta i to iz razloga što veća pristupačnost znači manje troškove prelaženja udaljenosti, kao što su novac i vrijeme, ali i rizik i nelagodu. Ovom hipotezom želi se utvrditi je li utjecaj udaljenosti od obrazovnih institucija i sveučilišta na cijene nekretnina statistički značajan, odnosno je li pojedincima i kućanstvima bitna ta udaljenost pri odabiru i vrednovanju nekretnine te dovodi li veća pristupačnost do rasta cijena nekretnina.

H4: Status ima veliki pozitivan utjecaj na cijene nekretnina

Ukoliko pojedinci donose odluke konformistički, kako bi bili dijelom određene statusne grupe, postoji mogućnost da status ima znatan utjecaj na potražnju za nekretninama u području sa stanovništvom visokog statusa, a tako i na cijene nekretnina na tom području. Odnosno, imajući na umu konformizam, postavlja se pitanje ima li status najveći utjecaj na cijene nekretnina, pa čak i veći od onih faktora za koje bi se moglo pomisliti da imaju ključnu važnost u donošenju odluke o kupnji, kao što je: stopa kriminala područja, onečišćenje, udaljenost od centra, pristupačnost pogodnosti ili sadržaja itd.

1.5. Doprinos istraživanja

Rad „Analiza utjecaja lokacijskih faktora na cijene nekretnina“ je pregledni prikaz rezultata niza istraživanja o relevantnim lokacijskim faktorima, koji imaju statistički značajan utjecaj na tržišne cijene i vrijednost nekretnina.

Autori Trung i Quan napominju da tržište nekretnina i cijene ostvarene na tržištu nekretnina, igraju vrlo bitnu ulogu u razvoju nacionalnih ekonomija. Odnosno, ukoliko su uvjeti na tom tržištu povoljni, dolazi do stimuliranja mobilizacije investicijskog kapitala, promicanja proizvodnje, rasta prihoda državnog proračuna te do socio-ekonomske stabilnosti. (Pham & Nguyen, 2019) Ovaj rad doprinosi na način da povećava informiranost o utjecaju određenih faktora na cijene nekretnina, kako bi se povećala učinkovitost na tržištu te ostvarili pozitivni učinci na ekonomiju, koji su rezultat povoljnih uvjeta na tržištu nekretnina.

1.6. Struktura rada

U uvodnog dijelu rada uvodi se u problematiku samog istraživanja te se iznosi predmet, cilj, metode i doprinos rada.

U drugom dijelu, cilj je dati uvid u metode kojima su se koristili autori, kako bi došli do zaključaka o utjecaju pojedinih varijabli na cijene nekretnina. Također, definirat će se linearni i regresijski modeli te utvrditi razlika između navedenih modela. No, za bolje razumijevanje tih modela, potrebno je prethodno definirati osnovne pojmove regresijske analize, što će biti učinjeno upravo u ovome dijelu rada.

U trećem dijelu rada provodi se analiza utjecaja susjedskih faktora i relativne lokacije na cijene nekretnina. Kako se ne bi donijeli krivi zaključci u komparativnoj analizi po pitanju jakosti utjecaja različitih lokacijskih faktora na cijene nekretnina, parametri varijabli podijeljeni su u zasebne grafikone ovisno o tome jesu li logaritamski transformirani ili ne. Budući da je analiza tih faktora osnovica za testiranje hipoteza rada, radi se o osnovnom dijelu ovog istraživanja. Shodno predmetu istraživanja, uključit će se i analiza utjecaja faktora s naglaskom na vrednovanje nekretnina, a budući da je cijena, mjera vrijednosti, postoji mogućnost uključiti utjecaj faktora i na vrijednost nekretnina u okviru trećeg poglavlja (Analiza cijena nekretnina). Također, prikazat će se model za predviđanje cijene nekretnine, povećavanjem pojedinih karakteristika nekretnina, primjenom ANN metode.

2. KONCEPTUALNI OKVIR

2.1. Osnove regresijske analize

Regresijska analiza je statistička metodologija, kojom se utvrđuje međusobna veza između dvije ili više kvantitativnih varijabli i to s ciljem predviđanja vrijednosti jedne, pomoću druge kvantitativne varijable. Regresijska analiza ima vrlo široku primjenu te veliku važnost u istraživanjima u okviru društvenih, bihevioralnih, bioloških i drugih znanosti i znanstvenih disciplina. (Bhar, 2002) Primjerice, u istraživanju, u okviru ekonomije, kao društvene znanosti, pomoću regresijske analize može se utvrditi utjecaj lokacijskih varijabli ili faktora na cijene nekretnina. Drugim riječima može se utvrditi u kolikoj mjeri i na koji način (pozitivno ili negativno) određena lokacijska varijabla (udaljenost od centra, rijeke mora itd.) ima utjecaj na vrednovanje nekretnina te na cijenu na tržištu.

Općenito, regresijska analiza može se podijeliti u sedam koraka, a to su (Towhidul, 2017):

1. Određivanje svrhe modela i odabir prikladne zavisne varijable u te svrhe
2. Odabir nezavisnih varijabli
3. Procjena parametara za formiranje regresijske jednadžbe
4. Objašnjavanje procijenjenih parametara, utvrđivanje njihove prikladnosti te kvantitativna i kvalitativna procjena tih parametara
5. Ocjena primjerenosti pretpostavki
6. Ukoliko neke pretpostavke iz prethodnog koraka nisu zadovoljene, modificiranje i revidiranje procijenjene jednadžbe
7. Potvrđivanje procijenjene regresijske jednadžbe

U nastavku je kratak opis osnovnih faza ili koraka (1.-4.), a detaljni opis pojmova vezanih za regresijsku analizu, objašnjeni su u potpoglavlju „Pojmovni prikaz regresijske analize.“

Dakle, **prvi korak** je određivanje svrhe modela i odabir prikladne zavisne varijable u te svrhe. U ovom koraku potrebno je odrediti istraživački problem, koji znanstvenici odabiru za postizanje različitih ciljeva. Primjerice, neki znanstvenici mogu provesti istraživanje kako bi unaprijedili određenu teoriju, drugi kako bi usporedili podudarnost dvije ili više teorija. Također, znanstvenici mogu se odlučiti provesti istraživanje s ciljem ostvarivanja rezultata iskoristivih u praktične svrhe, a s druge strane neki znanstvenici nemaju takvu namjeru. (Malacad, 2021) Dakle, kao što je rečeno u ovom prvom i ključnom koraku regresijske analize na znanstveniku je odrediti u koje svrhe će koristiti regresijski model i na koji način doprinijeti u znanstvenom smislu. No, osim određivanja svrhe, potrebno je

utvrditi koja zavisna varijabla nužna za ostvarivanje te svrhe istraživanja. U ovome radu, zavisna varijabla je cijena nekretnina. Zavisne varijable, a kao i nezavisne, mogu biti diskretne i kontinuirane.

Kontinuirane varijable su varijable, koje mogu poprimiti bilo koju vrijednost u određenom intervalu i dobivene su mjerenjem (npr. udaljenost od centra). **Diskretne varijable** mogu poprimiti samo određene vrijednosti u određenom intervalu (npr. broj prodanih kuća u srpnju) te se često utvrđuju brojanjem. (Kozak, 2015)

Nakon odabira zavisne varijable, u **drugom koraku** potrebno je odrediti jednu ili više nezavisnih varijabli, koje će se uključiti u regresijski model i kojima će se opisivati zavisna varijabla. Poticaji za odabir pojedinih nezavisnih varijabli mogu se podijeliti u četiri kategorije, a to su (Towhidul, 2017):

- Bazirani na teoriji – odabir nezavisne varijable imajući na umu ekonomsku (cijena raste povećanjem potražnje c.p.), biološku (upotreba gnojiva općenito povećava rast biljaka) ili neku drugu teoriju
- Bazirani na prijašnjim istraživanjima – odabir varijable kako bi se dao odgovor na prethodna istraživanja, pružila nova perspektiva u ranija istraživanja, proširili rezultati prijašnjih istraživanja
- Bazirani na nagađanju – odabir nagađanjem stručnjaka, odnosno korištenjem „dobre“ ideje ili zdravo-razumske tvrdnje
- Korištenje statističkih pristupa – pristup korak naprijed (eng. Stepwise Forward), korak natrag (eng. Stepwise Backward) i pristup svih podskupova (eng. All Subset).

Nadalje, nakon određivanja nezavisnih i zavisnih varijabli u drugom koraku potrebno je prikupiti sve podatke relevantne za istraživanje. Podaci koji se koriste u okviru nekog istraživanja mogu biti primarni i sekundarni podaci. Razlika između ove dvije vrste podatka je da su primarni podaci izvorno i samostalno prikupljeni podaci od strane istraživača u okviru istraživanju, a sekundarni prikupljeni su iz različitih izvora podataka i odnose se na povijesne podatke nekih drugih istraživanja. (Shukla, 2017)

Metode prikupljanja **primarnih podataka** uključuju (Hox & Boeijs, 2005):

- eksperiment,
- intervju ankete,
- Internet ankete,
- strukturirane ankete,
- administrativno prikupljanje podataka (Internet arhiva, službena statistička izvješća, baze podataka).

Sekundarni podaci prikupljaju se iz različitih izvora, a to uključuje: Internet, publikacije agencija koje su provele istraživanje, informacije iz medija, baze podataka, knjige i udžbenike, itd. (Stanić, 2020) Ovisno o tome tko prikuplja podatke može se utvrditi radi li se o primarnim ili sekundarnim podacima. Primjerice, podaci iz službenih statističkih baza podataka za službene agencije koje su prikupile te podatke za svrhe istraživanja, ti podaci su primarni, a za sve ostale pojedince predstavlja sekundarni izvor podataka.

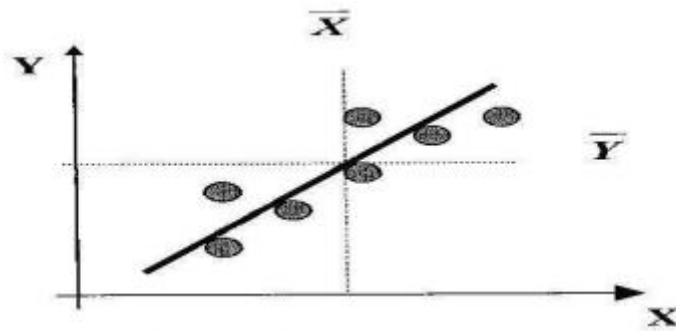
Nakon što su prikupljeni svi relevantni podaci o varijablama, u **trećem koraku** potrebno je procijeniti parametre regresijske jednadžbe. Ovo je vrlo bitan korak u regresijskoj analizi, budući da dovodi do formiranja regresijske jednadžbe, a posljedično omogućava donošenje zaključaka o međudjelovanju pojedinih varijabli koje su uključene u regresijski model.

Za procjenu parametara u regresijskoj analizi koristi se (Towhidul, 2017):

1. Metoda najmanjih kvadrata ili LS metoda (eng. Least Squares Method)
2. Metoda ponderiranih najmanjih kvadrata ili WLS metoda (eng. Weighted Least Squares Method)
3. Metoda najveće vjerojatnosti ili MLE metoda (eng. Method of Maximum Likelihood)
4. Metoda najmanjih apsolutnih odstupanja ili LAD metoda (eng. Least Absolute Deviations Method).

U **metodi najmanjih kvadrata** cilj je povući krivulju, koja najbolje opisuje podatke, odnosno postaviti krivulju na način da najviše odgovara točkama na dijagramu rasipanja (eng. Scatter Plot). (Kahane, 2007) **Dijagram rasipanja** je jedan od alata za određivanje oblika regresije, a konstruira se na način da se u koordinatni sustav (1. kvadrant ili dio njega) unose parovi vrijednosti nezavisne Y i zavisne varijable X, koji predstavljaju točke (x_i, y_i) na tom koordinatnom sustavu. (Perkov, 2023) Primjer dijagrama rasipanja je u grafičkom prikazu 1.

Grafički prikaz 1: Dijagram rasipanja u regresiji



Napomena. Preuzeto iz predavanja, Regresija i korelacija (5.slajd), J. Perkov, 2023, Sveučilište u Zadru

Na apscisi su vrijednosti nezavisne X , a na ordinati zavisne varijable Y , što omogućava da se grafičkim prikazom vizualno predoči odnos između tih varijabli. Na dijagramu rasipanja povučena je linija, koja se naziva **regresijski pravac**. Regresijski pravac predstavlja procjenu, a uređeni parovi (x_i, y_i) varijabli predstavljaju promatrane vrijednosti. Ukoliko se izračuna zbroj kvadrata odstupanja promatranih vrijednosti od regresijske jednadžbe, mogu se dobiti parametri regresijskog modela metodom najmanjih kvadrata. Način na koji se dobivaju ti parametri, bit će detaljnije opisano u nastavku u potpoglavlju „Linearna i nelinearna regresija.“

Osim metode najmanjih kvadrata, za procjenu parametara koristi se vrlo slična prethodnoj metodi – **metoda ponderiranih najmanjih kvadrata**. Osnovna razlika se već može uočiti uspoređujući naziv ove dvije metode, a to je da se kod LS metode nastoji minimizirati kvadratno odstupanje od pravca, a u WLS metodi nastoji se minimizirati *ponderirane* kvadrate odstupanja. Kvadrati odstupanja se ponderiraju kako bi se nakon što nastanu određene velike, skupe greške u procjeni umanjio njihov utjecaj u budućnosti. Stoga se točkama u tom području na grafu, u kojem su nastale te greške, daju veći ponderi, kako bi se funkcija pomakla u smjeru tog područja te kako bi u budućnosti došlo do većeg podudaranja podataka u tom području s regresijskim pravcem ili procjenom. (Shalizi, 2015)

Nadalje, za procjenu parametra regresijskog modela, koristi se i **metoda najveće vjerojatnosti**. Ova metoda ima vrlo široku upotrebu, budući da je relativno jednostavna i daje odličnu procjenu parametara kada se radi o velikom uzorku. Osnova je u tome da se maksimizira vjerojatnost funkcije da odgovara promatranim podacima, odnosno da se formira funkcija koja svojim oblikom odgovara tim podacima. (Songfeng, 2016)

Također, za procjenu parametara koristi se i **metoda najmanjih apsolutnih odstupanja**. Iz samog naziva može se uočiti da se za formiranje regresijske jednadžbe koristi zbroj apsolutnih vrijednost

odstupanja od regresijskog pravca. Ova metoda daje najbolje rezultate kad je moguće samo jedno rješenje i kad se uključuje samo jedna nezavisna varijabla u model. Ne može se primijeniti kad postoji neograničen broj mogućih regresijskih jednadžbi, odnosno pravaca te kad model uključuje više od jedne nezavisne varijable. (Zaiontz, 2016)

Sljedeći, **četvrti korak** u regresijskoj analizi je interpretacija rezultata te pružanje uvida u utjecaj promatranih nezavisne varijable na zavisnu. Također, potrebno je odrediti prikladnu razinu značajnosti kao kriterij za prihvaćanje ili neprihvaćanje nulte hipoteze. Najčešće se smatra da je utjecaj varijable značajan pri razini značajnosti (eng. Statistical Significance) na razini od 0.05. Drugim riječima, nulta hipoteza prihvaća se 19 od 20, a ne prihvaća jednom od 20 promatranja kada je ustvari točna. Nakon određivanja razine značajnosti, potrebno je testirati parametre pomoću prikladnog testa, uzimajući u obzir tu odabranu razinu značajnosti. (Towhidul, 2017) Interpretacija rezultata regresijske analize, testiranje parametara i ostali koraci bit će dodatno pojašnjeni u nastavku u potpoglavlju „Pojmovni prikaz regresijske analize“, budući da je za razumijevanje tih koraka potrebno poznavati terminologiju regresijske analize.

2.1.1. Pojmovni prikaz regresijske analize

Funkcijska povezanost varijabli u regresijskom modelu iskazuje se pomoću matematičke formule. U regresijskoj analizi razlikujemo **zavisnu (regresand) i nezavisnu (regresor) varijablu**. Nezavisna varijabla je „prethodnik“, a zavisna varijabla posljedica jedne ili više varijabli, odnosno nezavisna je aktivna varijabla, kojom se manipulira, kako bi se došlo do njenog utjecaja na zavisnu varijablu. U konačnici, rezultat istraživanja regresijskom analizom je utjecaj te nezavisne ili niza nezavisnih varijabli na zavisnu varijablu, po jakosti i smjeru utjecaja. (Kaur, 2013)

Ako je X nezavisna, a Y zavisna varijabla, funkcijska povezanost tih varijabli može se prikazati u obliku:

$$Y = f(X). \quad (1)$$

Uz određenu vrijednost nezavisne varijable X, funkciji f odgovara vrijednost zavisne varijable Y, odnosno, postoji distribucija vjerojatnosti zavisne varijable Y za svaku vrijednost određene nezavisne varijable X. (Bhar, 2002)

Interpretaciju općeg regresijskog modela uputno je izvršiti preko jednostavnog regresijskog modela (eng. Simple Regression Model), budući da se radi o najjednostavnijem regresijskom modelu. Opća formula jednostavnog regresijskog modela je:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + e. \quad (2)$$

U regresijskom modelu y predstavlja zavisnu varijablu, za koju se promatra utjecaj nezavisne varijable x .

β_0 i β_1 predstavljaju parametre u regresijskoj jednadžbi, koje je potrebno procijeniti jednom od četiri pristupa navedenih u uvodnom dijelu ovog poglavlja, u trećem koraku regresijske analize. β_0 naziva se **slobodni član** (eng. Intercept), a β_1 **koeficijent smjera** (eng. Slope).

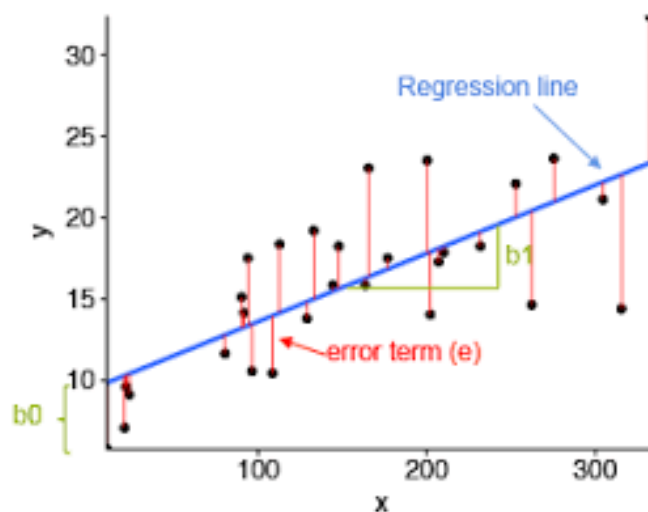
U jednostavnom regresijskom modelu vrijednost koeficijenta β_1 objašnjava da se povećanjem vrijednosti nezavisne varijable za jednu jedinicu, vrijednost zavisne varijable povećava za vrijednost β_1 jedinica. Primjerice, ukoliko je nezavisna varijabla gustoća naseljenosti (osobe/km²), a zavisna varijabla cijena nekretnina (u eurima), povećanje 1 osobe u km² u prosjeku dovodi do promjene u cijeni nekretnine za β_1 eura c.p.(lat. Ceteris Paribus). Slobodni član β_0 u regresijskoj analizi predstavlja vrijednost zavisne varijable, kada je nezavisna varijabla jednaka nula.

Posljednji član regresijskog modela je slučajna varijabla „ e “ (eng. Error Term), koja mora udovoljavati sljedećim uvjetima (tzv. Gauss-Markovljevi uvjeti)

$$E(e) = 0 \quad \forall i \quad (3)$$

Odnosno očekivana vrijednost slučajne varijable mora biti jednaka nuli. **Slučajna greška** je povremeno pozitivna, povremeno negativna, ali ne smije imati nikakvo sistematsko kretanje u bilo kojem smjeru. (Rozga, 2006) Osnovni pojmovi vezani za regresijsku analizu prikazani su u Grafičkom prikazu 2.

Grafički prikaz 2: Osnovni pojmovi regresijske analize na dijagramu rasipanja



Napomena. Preuzeto iz <http://www.sthda.com/english/articles/40-regression-analysis/167-simple-linear-regression-in-r/> (pristupljeno 11.7.2023)

Vrijednost b_1 ovisi o nagibu i smjeru **regresijske krivulje**, a vrijednost b_0 je konstanta u kojoj regresijska krivulja presijeca os y . Slučajna greška „ e “ označena je crvenom linijom na grafu.

Vrijednost slučajne greške nastaje (osim ako je odnos varijabli potpuno linearan) zato što postoje određena odstupanja od regresijskog pravca, povremeno u pozitivnom, a povremeno u negativnom smjeru. Ta odstupanja je cilj minimizirati u regresijskom modelu te kao što je naglašeno, spriječiti da imaju ikakvo sistematsko kretanje.

Ukoliko postoje ta odstupanja, koja se još nazivaju šum (eng. Noise Term), tada je potrebno postići da varijanca tih odstupanja bude konačna i čvrsta, odnosno da se ne mijenja od opservacije do opservacije. Taj uvjet naziva se često **uvjetom homoskedastičnosti varijance reziduala**, a ako nije ispunjen, radi se o **heteroskedastičnosti reziduala**. U matematičkom izrazu ovaj uvjet može se prikazati (Rozga, 2006):

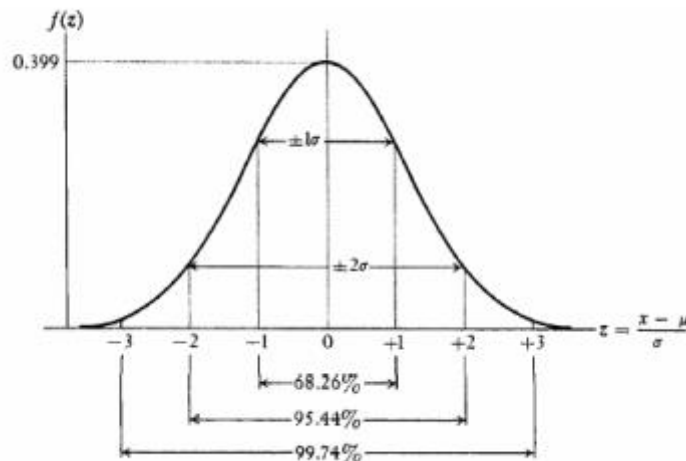
$$E(e_i, e_j) = \sigma_e^2 < +\infty \text{ za } i = j \quad (4)$$

$$\sigma_e^2 = \text{const.}$$

Osim uvjeta homoskedastičnosti, slučajna varijabla mora ispuniti uvjet da bude distribuirana po normalnoj distribuciji, jer će tada i regresijski parametri biti normalno distribuirani, što je od iznimne važnosti kod testiranja značajnosti regresijskih parametara. (Rozga, 2006)

Normalna distribucija je najpoznatija i najučestalija distribucija, budući da je jako puno prirodnih pojava normalno distribuirano ili vrlo blizu tome. Praktični primjeri su kvocijent inteligencije i visina ljudi, a vrlo često i greške mjerenja. No, osim što je vrlo često prisutna u prirodnim pojavama, razlog učestalog korištenja je i u jednostavnosti matematičkog izračuna te mogućnosti da se ogroman uzorak aproksimira normalnom distribucijom, bez obzira na to je li populacija normalno distribuirana. (Wolter, 2023) U nastavku je prikazana normalna distribucija u grafičkom obliku u Grafičkom prikazu 3.

Grafički prikaz 3: Normalna distribucija



Napomena. Preuzeto iz Normal distribution(1.str.), W. Wolter, 2023, University of Notre Dame

Kao što se može uočiti, normalna distribucija je simetričnog, zvonastog oblika te ima jedan vrh. Sastoji se od dva parametra, srednje vrijednosti μ i standardne devijacije σ . Srednja vrijednost odgovara vrhu distribucije. Graf prikazuje da se 68.26% vrijednosti podataka nalazi unutar 1 standardne devijacije, odnosno čak 95.44% vrijednosti nalazi unutar 2 standardne devijacije. Praktični primjer bi bio da 95.44% uzorka ljudi ima kvocijent inteligencije unutar 2 standardne devijacije, ukoliko je kvocijent inteligencije normalno distribuiran. Odnosno većina pojedinaca uključenih u uzorak nalaze se u tom području unutar 2 standardne devijacije, a mnogo manje je ljudi s ekstremnim vrijednostima kvocijenta inteligencije.

Osim uvjeta homoskedastičnosti te uvjeta da parametri u regresijskom modelu moraju biti normalno distribuirani, vrlo važno je spriječiti problem autokorelacije reziduala i multikolinearnost.

Multikolinearnost javlja se kada regresijski model uključuje nekoliko varijabli, koje su značajno međusobno korelirane. To može dovesti do obmanjujućih rezultata regresijske analize, prilikom utvrđivanja utjecaja pojedinih nezavisnih varijabli. Razlog tome je da multikolinearnost dovodi do povećanja varijance regresijskih koeficijenata, a tako i do njihove nestabilnosti. (Shrestha, 2020)

Autokorelacija reziduala (slučajnih grešaka e) događa se kada su u regresijskom modelu slučajne greške međusobno korelirane, odnosno kada ne vrijedi (Rozga, 2006):

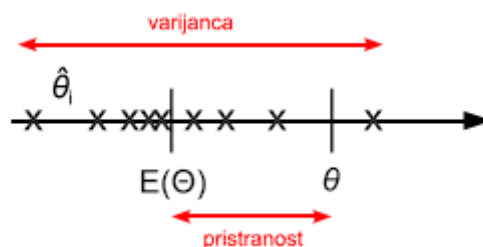
$$Cov(e_i, e_j) = 0 \text{ za svako } i \neq j \quad (5)$$

To sa sobom donosi posljedice kao što su:

- Procjene parametara su nepristrane (eng. Unbiased), no nisu efikasne
- Procjene parametara sadrže grešku
- Procjena varijance je podcijenjena, a standardne greške parametara $Se(\hat{\beta})$ su nerealno male
- Također, t i F-omjeri u pojedinim hipotezama nisu valjani.

S obzirom da je procjenitelj **slučajna varijabla** (varijable kojima su pridružene određene vjerojatnosti, a mogu imati različite vrijednosti u slučaju ponavljanja istog pokusa, npr. utjecaj industrijske proizvodnje na cijene nekretnina), a sa svakom slučajnom varijablom povezano je određeno očekivanje i varijanca, razlika između očekivane vrijednosti procjenitelja i parametra populacije naziva se **pristranost**. (Šnajder, 2021) Na Grafičkom prikazu 4 prikazana je razlika između očekivane vrijednosti procjenitelja $E(\Theta)$ i parametra populacije θ .

Grafički prikaz 4: Pristranost u procjeni parametara



Napomena. Preuzeto iz 13. Procjena parametara (6.str.), J. Šnajder, 2021., Sveučilište u Zagrebu, FER

Dakle, $E(\Theta)$ predstavlja očekivanu vrijednost slučajne varijable, θ predstavlja vrijednosti parametra populacije, a $\hat{\theta}_i$ konkretne vrijednosti procjenitelja Θ , koje su označene slovom X na grafu. Ukoliko se

oduzme očekivana vrijednost procjenitelja $E(\Theta)$ i parametar populacije θ dobije se pristranost $b_0(\Theta)$, odnosno:

$$b_0(\Theta) = E(\Theta) - \theta \quad (6).$$

Cilj je da pristranost bude što manja, odnosno pronaći procjenitelj Θ čija je greška što manja. Ukoliko je pristranost jednaka nuli kažemo da je Θ **nepriprisan procjenitelj** parametra populacije θ , ako i samo ako vrijedi da je:

$$E(\Theta) = \theta \quad (7),$$

tj. ako je pristranost jednaka nuli.

Ukoliko je X slučajna varijabla s vrijednostima $X \in \mathbb{R}$, tada je $E[X] = \mu$ (tj. očekivana vrijednost slučajne varijable jednaka je srednjoj vrijednosti populacije), a $\text{Var}(X) = \sigma^2$ (varijanca). Srednja vrijednost μ i varijanca σ^2 su parametri populacije, koji su nepoznati te ih je potrebno procijeniti. Njih se može procijeniti na temelju uzorka i to na način da krenemo od testiranja procjenitelja srednje vrijednosti μ i varijance σ^2 . Procjenitelji srednje vrijednosti $\hat{\mu}$ i varijance $\hat{\sigma}^2$ mogu se izračunati preko formule:

$$\hat{\mu} = \frac{1}{N} \sum_i x^{(i)}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x^{(i)} - \hat{\mu})^2$$

(8).

Nakon što se izračuna vrijednost tih procjenitelja, može se utvrditi jesu li ovo dobri procjenitelji parametara, a to se može testirati preko odnosa (Šnajder, 2021):

$$E(\hat{\mu}) = \mu$$

$$E(\hat{\sigma}^2) = \sigma^2, \quad (9)$$

Ukoliko vrijedi da $E(\hat{\sigma}^2) \neq \sigma^2$, tada $\hat{\sigma}^2$ nije nepriprisan procjenitelj varijance, a kada vrijedi da je $E(\hat{\mu}) \neq \mu$, tada $\hat{\mu}$ nije nepriprisan procjenitelj srednje vrijednosti. No, ukoliko je pristranost varijance negativna preko relacije:

$$b(\hat{\sigma}^2) = \frac{N-1}{N} \sigma^2 - \sigma^2 \quad (10),$$

tada se smatra da procjenitelj podcjenjuje pravu varijancu. Nakon definiranja pristranosti i utvrđivanja situacije kada je podcijenjena prava varijanca, bitno je ponoviti da problem autokorelacije reziduala ne dovodi do te pristranosti utvrđenih preko Formule 6, no podcjenjuje pravu varijancu, zbog negativne vrijednosti pristranosti varijance izračunate preko Formule 10.

Nadalje, autokorelacija reziduala dovodi do **neefikasnih parametara**, odnosno dovodi do toga da je potrebno više opservacija (veći uzorak), kako bi se postigla ista točnost procjene. (Rehmann, 2023) Također, problem autokorelacije reziduala dovodi i do nerealno niske vrijednosti standardne greške parametara, koja se računa po formuli:

$$Se(\hat{\beta}) = \hat{\sigma} \sqrt{s_{jj}} \quad (11)$$

Standardna greška parametara $Se(\hat{\beta})$ predstavlja ocjenu varijance rezidualnog (neprotumačenog) dijela ukupnih varijacija, a s_{jj} predstavlja odgovarajući dijagonalni element u matrici koji se računa preko koeficijenta determinacije formulom (Rozga, 2006):

$$s_{ij} = \frac{1}{1-R_j^2}. \quad j = 1, 2, 3, \dots, k \quad (12)$$

Koeficijent determinacije R^2 je pokazatelj reprezentativnosti regresije, čija vrijednost je od 0 do 1. Model je reprezentativniji što je koeficijent bliže 1. (Perkov, 2023)

Pomoću formule za standardnu pogrešku parametara $Se(\hat{\beta})$ može se testirati svaki pojedini parametar i to preko formule za t test:

$$t^* = \frac{\hat{\beta}}{Se(\beta_j)} \quad (13)$$

Ukoliko je empirijska vrijednost **t-omjera** premaši tabličnu vrijednost za određene stupnjeve slobode i razinu pouzdanosti, zaključujemo da je parametar statistički značajan. (Rozga, 2006) U uvodu ovoga rada, navedeno je da će se uzimati u obzir lokacijske varijable cijene nekretnina čiji su parametri statistički značajni na razini pouzdanosti manjoj od 0.05, što znači da se u obzir uzimaju parametri varijabli čija empirijska vrijednost t-omjera premašuje tabličnu vrijednost u 95% slučajeva.

Osim t-omjera, koji pripada Studentovoj distribuciji s $(n-k-1)$ stupnjeva slobode, razlikujemo i **F omjer** koji pripada F-distribuciji s (k) stupnjeva slobode. Na isti način kao u t-testu, u F-testu utvrđuje se statistička značajnost modela kao cjeline, ukoliko je vrijednost empirijskog F-omjera veća od tablične vrijednosti s obzirom na određenu razinu značajnosti. Empirijski F-omjer računa se preko formule:

$$F^* = \frac{SP/k}{SR/(n-k-1)}, \quad (14)$$

U kojoj SP predstavlja sumu kvadrata protumačenog dijela odstupanja vrijednosti varijable Y od aritmetičke sredine, k predstavlja stupnjeve slobode, n razinu uzorka, a SR sumu kvadrata neprotumačenog dijela odstupanja vrijednosti Y od aritmetičke sredine. (Rozga, 2006)

Na samome kraju bitno je ponoviti da t-omjer i F-omjer pri testiranju hipoteza **nisu valjani**, ukoliko dođe do problema autokorelacije reziduala. Budući da se valjanost odnosi na to koliko određena mjera (u ovome slučaju t-omjer i F-omjer) odgovara stvarnom svijetu, ukoliko dođe do toga da t-omjer i F-omjer nisu valjani, mogu se donijeti potpuno pogrešni zaključci po pitanju utjecaja pojedinih nezavisnih varijabli na zavisnu varijablu (prihvatiti pogrešne hipoteze).

2.1.2. Linearna i nelinearna regresija

Ovisno o prirodi odnosa između varijabli u modelu, razlikujemo dvije osnovne kategorije modela regresije: linearna i nelinearna regresija. Budući da je nezavisna varijabla, općenito u svezi s drugim varijablama kroz parametre, kada su modeli u tim parametrima linearni, tada ih nazivamo **linearnim regresijskim modelima**, a kad se jedan ili više parametara pojavljuju nelinearno u samome modelu, tada ih nazivamo **nelinearnim modelima regresije**. Linearni modeli uglavnom su zadovoljavajuće aproksimacije u većinu svrha, no postoje i prilike kad je teorijski ili empirijski opravdano korištenje nelinearnog modela po pitanju prikladnosti u toj prilici ili situaciji. (Bhar, 2002)

Kada se radi o jednostrukoj linearnoj vezi između varijabli X i Y, tada se radi o jednostavnoj linearnoj regresiji, modelu koji ima oblik $y = \beta_0 + \beta_1 x + e$. Metoda najmanjih kvadrata predstavlja najbolju linearnu nepristranu procjenu parametara β_j (skraćeno BLUE (eng. Best Linear Unbiased Estimate)), ukoliko se parcijalno deriviraju zbrojevi kvadrata reziduala te izjednače s nulom. Na taj način dobiva se sustav od dvije tzv. normalne jednadžbe, čija rješenja u jednostavnoj regresiji glase (Rozga, 2006):

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^N X_i * Y_i - N * \bar{X} * \bar{Y}}{\sum_{i=1}^N X_i^2 - N * \bar{X}^2} \quad \hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 * \bar{X} \quad (15)$$

Nakon procjene parametara Formulom 15, izvršava se analiza varijance, a nakon toga može se i utvrditi udovoljava li slučajna greška „e“ Gauss-Markovljevim uvjetima.

Ukoliko veza između varijabli X i Y nije jednostruka linearna, postoji mogućnost korištenja regresijskog polinoma k-tog stupnja, oblika (Rozga, 2006):

$$\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 * X + \hat{\beta}_2 * X^2 + \dots + \hat{\beta}_k * X^k \quad (16)$$

Regresijski polinom k-tog stupnja koristi se kada se ispituje utjecaj jedne nezavisne varijable na zavisnu varijablu, ali se ona u modelu javlja s potencijama od 1 do k, za razliku od jednostavnog regresijskog modela.

Nelinearni regresijski modeli mogu se podijeliti na „**prave**“ **nelinearne modele**, koji se nikakvom transformacijom ne mogu linearizirati te modele u kojima postoji ta mogućnost. U modelima koji se ne mogu linearizirati koristi se metoda najmanjih kvadrata ili neka druga metoda za procjenu parametara i to iterativnim postupkom dok se ne postignu dovoljno niske razine srednje kvadratne greške. (Rozga, 2006)

Kada se radi o varijablama, koje se kroz parametre pojavljuju nelinearno (nelinearna veza nezavisne i zavisne varijable), a ne radi se o „pravim“ nelinearnim modelima, postoji mogućnost logaritamske transformacije, kako bi veza između tih parametara postala „više linearna.“ (Ford, 2018) U nastavku u Tablici 1 je prikaz interpretacije parametara, u slučaju kada se: 1) radi o jednostavnom linearnom modelu, tj. kada se ne primjenjuje logaritamska transformacija; 2) kada se primjenjuje logaritamska transformacija nezavisne varijable (Lin-log model); 3) kada se primjenjuje logaritamska transformacija zavisne varijable (Log-lin model); 4) primjenjuje logaritamska transformacija nezavisne i zavisne varijable (Log-log model).

Tablica 1: Interpretacija linearnog regresijskog modela s logaritamskim transformacijama

Transformacija	Model	Interpretacija
Bez transformacija	$Y = \beta_0 + \beta_1 X$	Jedinični rast X, dovodi do prosječne promjene od β_1 jedinica Y.
Lin-log model	$Y = \beta_0 + \beta_1 \log(X)$	1% rasta X, dovodi do prosječne promjene Y za $\beta_1/100$ jedinica
Log-lin model	$\log(Y) = \beta_0 + \beta_1 X$	Jedinični rast X, dovodi do prosječne promjene Y za $100 * \beta_1$ %
Log-log model	$\log(Y) = \beta_0 + \beta_1 \log(X)$	1% rasta X, dovodi do prosječne promjene Y za β_1 %

Izvor: Quantifying Health (2023), <https://quantifyinghealth.com/interpret-log-transformations-in-linear-regression/>

2.2. Metode hedoničke regresije

U hedoničkoj teoriji, sugerira se da je vrijednost nekog objekta jednaka zbroju vrijednosti svih njegovi komponenti (karakteristika). Na primjeru nekretnine, to bi bilo: broj soba, kupaonica, bazena itd. (Griliches, 1958) Budući da se te karakteristike nekretnine ne mogu prodati odvojeno, potrebno je provesti regresijsku analizu hedoničkom regresijom, koja se koristi za dobra koja su heterogena, odnosno koja se sastoje od niza karakteristika (komponenti). (Eurostat, 2013)

U hedoničkoj cjenovnoj regresiji u okviru nekretnina razlikuju se strukturne i lokacijske karakteristike. Prema autorici Kohlhase (1991) , preferencija strukturnih karakteristika razlikuje se od zemlje do zemlje te s obzirom na vremensko razdoblje prikupljenih podataka. No, opće je pravilo da broj soba i prostorna površina nekretnine je najvažnija karakteristika u svim zemljama te da postoji pozitivna korelacija između navedenih strukturnih karakteristika i vrijednosti nekretnine. (Kohlhase, 1991)

No bez obzira na prikladnost hedoničke regresije u vrednovanju faktora nekretnina, kao heterogenih dobara, postoje i određeni nedostaci povezani s metodom hedoničke regresije. Prema autoru Hansenu(2009), teško je izmjeriti razlike u kvaliteti između kuća u situacijama kad su nedostupni svi podaci te je tada vrlo teško kontrolirati te razlike metodom hedoničke regresije. Odnosno, hedonička regresija u području nekretnina vrlo je osjetljiva na necjelovitost podataka, s obzirom na to da su nekretnine iznimno heterogene po pitanju karakteristika. (Hansen, 2009)

Općenito, cijena kuća određena je utjecajem lokacijskih, susjedskih i strukturnih varijabli, odnosno cijena je funkcija tih varijabli. Opći izraz cijene nekretnina, kao funkcije tih faktora može se prikazati oblikom:

$$P = f(S, N, L) + e \quad (17)$$

Gdje P predstavlja cijenu nekretnina, S strukturalne karakteristike nekretnine(kao što je broj soba, broj kupaonica, materijal itd.), N susjedске karakteristike (vezane za stanovništvo na području u kojem je smještena nekretnina, kao što je status, medijalna primanja, stopa kriminaliteta itd.), L lokacijske karakteristike (npr. udaljenost od centra, parkova itd.), a „e“ procijenjene slučajne greške.

U nastavku analiziraju se metodologije, kojima su se koristili autori istraživanja, prikazanih u ovome radu.

2.2.1. Hedonička regresija s metodom najmanjih kvadrata (OLS metoda)

Česta metoda koja se koristi za utvrđivanje utjecaja lokacijskih faktora na cijene nekretnina je hedonička regresija s metodom običnih najmanjih kvadrata ili OLS metoda. Ova metoda primjenjuje se za procjenu nepoznatih parametara u modelu linearne regresije. Cilj je minimizirati zbroj kvadrata vertikalne udaljenosti između: 1) promatranih uređenih parova podataka ili točaka na dijagramu raspršenosti te 2) regresijske linearne krivulje koju predviđa linearna aproksimacija. (Farmer, i dr., 2005) Ta udaljenost izračunava se preko formule za sumu kvadrata odstupanja ili preko SSR-a (eng. Sum of Squared Residuals):

$$S(b) = \sum_{i=1}^n (y_i - x_i' b)^2 = (y - Xb)'(y - Xb) \quad (18)$$

Ukoliko je b potencijalna vrijednost (kandidat) parametra β , izračun **sume kvadrata odstupanja** jednaka je kvadratnom rezidualu, odnosno kvadratnom odstupanju uređenog para (x_i, y_i) od regresijskog pravca $y = x'b$ (prikaz na dijagramu raspršenosti na Grafičkom prikazu 2). Na taj način može se doći do informacije, koliko procijenjeni model odstupa od stvarnih podataka, odnosno koliko odstupa od svih uređenih parova sastavljenih od stvarnih (empirijskih) vrijednosti nezavisne i zavisne varijable. (Farmer, i dr., 2005)

U Formuli 18 vrijednost b minimizira sumu kvadrata i naziva se **OLS procjenitelj** za β . Funkcija u navedenoj formuli je kvadratna u OLS procjenitelju b s pozitivno-određenim Hessianom (eng. Positive-definite Hessian) te zato ova funkcija sadrži jedinstveni globalni minimum, koji se izračunava formulom:

$$\hat{\beta} = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i x_i' \right)^{-1} * \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i y_i = (X'X)^{-1} X'y \quad (19)$$

Nakon izračuna parametra $\hat{\beta}$ u modelu, može se formulirati linearna jednadžba oblika $\hat{y} = X\hat{\beta}$, koja predstavlja predikcije zavisne varijable (eng. Fitted Values/Predicted Values) No, iz Formule 2 (16.str.) vidljivo je da je za cjelovitu formulu regresijskog modela, potrebno izračunati i slučajnu pogrešku e . Slučajna pogreška izračunava se formulom:

$$\hat{e} = y - X\hat{\beta} \quad (20)$$

U Formuli 20, y predstavlja vrijednost zavisne varijable, X vrijednost nezavisne varijable i $\hat{\beta}$ vrijednost parametra. Nakon izračuna slučajne greške regresijski model dobiva oblik jednadžbe prikazan u Formuli 2.

Po pitanju procijenjenih parametara β , metoda običnih najmanjih kvadrata ima konzistentne procjenitelje, kada ne postoji multikolinearnost. Također, po pitanju parametara može se reći da se radi o optimalnim procjeniteljima kada je ispunjen uvjet homoskedastičnosti i kada su slučajne pogreške nekorelirane. (Farmer, i dr., 2005)

U konačnici, ukoliko se radi o više nezavisnih varijabli (modelu višestruke regresije), hedonički model nakon procjene parametara metodom običnih najmanjih kvadrata i izračuna slučajne greške u području nekretnina dobiva oblik:

$$P = \beta_0 + \beta_1 * Vel + \beta_2 * St + \beta_3 * Bs + \beta_4 * Bk + \beta_5 * Lo + \beta_6 * La$$

$$+ \sum_{i=1}^n (\beta_{1i} * Rk_i) + \sum_{j=1}^n (\beta_{2j} * Sz_j) + \sum_{k=1}^n (\beta_{3k} * Z_i) + e$$

(21)

U kojem β_0 , β_1 , β_2 , β_3 , β_4 , β_5 i β_6 predstavljaju parametre u regresijskom modelu procijenjene OLS metodom, P cijenu nekretnine, Vel veličinu nekretnine u m^2 , St starost nekretnine, Bs broj soba, Bk broj kupaonica, Lo longitudu ili geografsku dužinu nekretnine, La latitudu ili geografsku širinu nekretnine, Rk je broj kata, Sz stupanj završetka nekretnine i Z zoniranje zemljišta (eng. Zoning) lokalne ili regionalne samouprave. (Mo, 2014)

Prema autoru Fischelu (1999) zoniranje je najvažnija metoda određivanja namjene zemljišta unutar određenog područja. To je metoda kojom se područje jurisdikcije određene lokalne uprave, dijeli na geografska područja koja se nazivaju zone. Primjeri namjene pojedinih zona su: poljoprivredno, komercijalno, industrijsko, itd. (Fischel, 1999). U Republici Hrvatskoj, zoniranje se dijeli na (Adrionika, 2023):

1. hotele (eng. Hotels),
2. turistička naselja (eng. Tourist Settlement),
3. autokamp i kampove (eng. Motor Camping and Campsites),
4. stambenu gradnju (eng. Residential Construction),
5. mješovitu namjenu (eng. Mixed Purpose Lands),
6. sportsko-rekreacijsku namjenu (eng. Sport and Recreation Purposes),
7. komercijalna zemljišta (eng. Commercial lands),
8. javne zelene površine (eng. Public Green Areas).

Parametri svake pojedine zone (kao npr. minimalan udio zelene površine, minimalni udio ležajeva u hotelima u odnosu na vile u ukupnom broju ležajeva itd.) ovisi o uredu za prostorno planiranje (Adrionika, 2023)

Kao što se vidi u Formuli 21, gustoća naseljenosti nije zastupljena, iako se radi o vrlo čestoj varijabli regresijskih modela cijene nekretnina. Razlog tome je da su gustoća naseljenosti i zoniranje u međusobnoj korelaciji (multikolinearnost). (Mo, 2014) Stoga, na istraživaču je odrediti, koju od ove dvije varijable uključiti će u model. Ukoliko se umjesto zoniranja istraživač odluči testirati utjecaj gustoće naseljenosti, model dobiva oblik:

$$P = \beta_0 + \beta_1 * Vel + \beta_2 * St + \beta_3 * Bs + \beta_4 * Bk + \beta_5 * Lo + \beta_6 * La$$

$$+ \sum_{i=1}^n (\beta_{1i} * Rk_i) + \sum_{j=1}^n (\beta_{2j} * Sz_j) + \sum_{k=1}^n (\beta_{3k} * Gn_i) + e$$

(22)

Kao što se može vidjeti iz Formule 21 i 22, za utvrđivanje utjecaja lokacije nekretnine primjenjuje se apsolutna pozicija nekretnine. Alternativa tome je ispitivanje utjecaja relativne lokacije nekretnine na cijene nekretnina. Ukoliko se geografska širina i dužina zamjene varijablom udaljenosti od centra (relativna lokacija nekretnine), regresijska jednadžba dobiva oblik:

$$P = \beta_0 + \beta_1 * Vel + \beta_2 * St + \beta_3 * Bs + \beta_4 * Bk + \beta_5 * Udc$$

$$+ \sum_{i=1}^n (\beta_{1i} * Rk_i) + \sum_{j=1}^n (\beta_{2j} * Sz_j) + \sum_{k=1}^n (\beta_{3k} * Z_i) + e$$

(23)

U Formuli 23 su parametri β_0 , β_1 , β_2 , β_3 , β_4 i β_5 , Vel predstavlja veličinu nekretnine u m², St starost nekretnine, Bs broj soba, Bk broj kupaonica, Udc udaljenost od centra, Rk je broj kata, Sz je stupanj završetka nekretnine, Z je zoniranje zemljišta.

2.2.2. Hedonička regresija s metodom parcijalnih najmanjih kvadrata (PLS metoda)

Prema autorici Król (2017) korištenje hedoničke regresije s metodom najmanjih kvadrata može uzrokovati problem sa stupnjevima slobode. Odnosno, što je veći broj varijabli, to je veća vjerojatnost multikolinearnosti. Tada dobiveni model odgovara uzorku (opisuje taj uzorak), no model nema zadovoljavajuće rezultate predviđanja.

Stoga, prema autorici Król (2017) kad se radi o relativno velikom broju nezavisnih varijabli, umjesto OLS metode prikladnije je koristiti metodu hedoničke regresije s metodom parcijalnih najmanjih kvadrata. Iako multikolinearnost može nastati u slučaju velikog broja varijabli u regresijskom modelu, kada se koristi i OLS i PLS metoda, PLS metoda daje zadovoljavajuće rezultate u odnosu na OLS metodu. Način na koji se sprječava multikolinearnost je smanjivanje broja nezavisnih varijabli na podskup

latentnih komponenti, koje su međusobno nekorelirane, a potom izvršavanje regresije s najmanjim kvadratima na tom podskupu.

Latentne komponente su varijable koje se mogu opisati isključivo preko mjerljivih (eng. Observable) varijabli. Primjer je status stanovništva, koji se može mjeriti isključivo indirektno, preko medijalne plaće, razine obrazovanja ili neke druge mjerljive varijable. Odnosno, ne postoji mogućnost direktnog mjerenja statusa stanovništva.

Utvrđivanje utjecaja nezavisnih faktora koji su međusobno korelirani, preko latentne komponente vrši se iterativno pomoću statističkih programskih paketa za PLS regresijsku procjenu. Odnosno, algoritam tih programskih paketa iterativno unosi različite kombinacije pondera nezavisnih varijabli, koji tvore latentnu komponentu dok se ne utvrde ponderi, koji maksimiziraju kovarijancu između zavisne varijable X i latentnih komponenti t_i . (Król, 2017) Općenito vrijedi da $\|w_i\| = 1$, odnosno ukoliko se radi o samo dvije nezavisne varijable u latentnom faktoru, ponderi tih nezavisnih varijabli trebaju zadovoljavati uvjet:

$$w_1^2 + w_2^2 = 1 \quad (24)$$

Cilj PLS metode je pronaći linearne transformacije nezavisnih varijabli, za koje postoji što veća vrijednost kovarijance sa zavisnom varijablom. Stoga je potrebno preko algoritma iterativnim procesom pronaći matricu latentne komponente preko relacije:

$$T = XW, \quad (25)$$

U kojoj je $T = [t_1, t_2, \dots, t_k]$ matrica od k latentnih komponenti, a $W = [w_1, w_2, \dots, w_k]$ je matrica od k procijenjenih pondera. Procijenjeni ponderi u matrici imaju vrijednosti za koje se maksimizira kovarijanca između zavisne i nezavisne varijable uz uvjet u Formuli 24. Potom, iz vrijednosti latentnih komponenti mogu se utvrditi vrijednosti ili „punjenja“ (eng. Loadings) nezavisne X i zavisne varijable Y :

$$X = TP^T + \xi \quad (26)$$

$$Y = US^T + \zeta$$

U kojoj je $U = TD$, a D predstavlja dijagonalnu matricu, $P = [p_1, p_2, \dots, p_k]$ je matrica od k vrijednosti („punjenja“) zavisne varijable X , $S = [s_1, s_2, \dots, s_k]$ je matrica od k vrijednosti zavisne varijable Y , a ξ i ζ su slučajne greške. Na samom kraju je potrebno procijeniti vektor parametara i to preko formule:

$$B = WS^T \quad (27)$$

Napomena. Određeni koraci PLS metode namjerno su izostavljeni, budući da je PLS metoda iznimno kompleksna, a detaljnim opisivanjem izlazi se iz okvira problema istraživanja ovog rada. No, uz suvremene, razvijene statističke pakete za PLS procjenu, za ispunjenje informacijskih potreba stručnjaka u području nekretnina ne postoji nužnost poznavanja detaljnog procesa izračuna regresijskog modela, već sve potrebne korake izvršava programski paket za PLS metodu. Primjeri programskih paketa za PLS metodu su: SmartPLS, WrpPLS i ADANCO.

2.3. Metode prostorne regresije

Metode prostorne regresije omogućavaju nam utvrditi utjecaj između opservacija u prostoru, kad su te opservacije prikupljene iz različitih točaka ili regija. Te opservacije mogu predstavljati razinu dohotka, zaposlenost, gustoću naseljenosti ili neku drugu varijablu. (Lesage, 2008) U području nekretnina te točke u prostoru mogu predstavljati i različite objekte i sadržaje (npr. trgovine, osnovne škole itd.). Na temelju udaljenosti tih sadržaja ili tzv. pogodnosti (eng. Amenities), može se utvrditi njihov utjecaj na cijene nekretnina na tom području. U nastavku pruža se kratak uvid u dvije metode prostorne regresije preko kojih se može doći do informacije o tom utjecaju, metode geografski ponderirane regresije i metode prostorne regresijske analize s prostornim filtriranjem svojstvenih vektora.

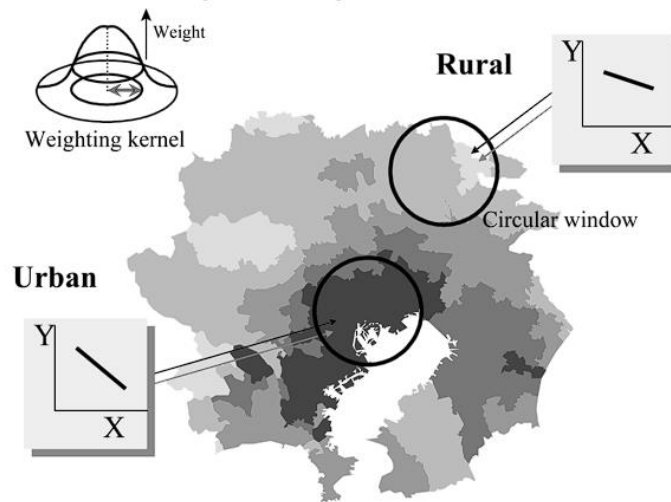
U GWR metodi koeficijenti parametara interpretiraju se kao u svih regresijskim modelima, a u prostornoj regresijskoj analizi s prostornim filtriranjem svojstvenih vektora, parametri daju uvid u stupanj korelacije između nezavisne i zavisne varijable, uz sve ostale nezavisne varijable konstantne.

2.3.1. Metoda geografski ponderirane regresije (GWR metoda)

Osnovna ideja GWR metode je utvrditi odnos između varijable Y te jedne ili više nezavisnih varijabli X_i , koje mogu geografski varirati. Pretpostavka je da se jedan model ne prilagodi regiji na kojoj se vrši istraživanja, već je potrebno uvažiti geografske razlike tog područja, preko „prozora za pretraživanje“ (eng. Search Window). GWR funkcionira na način da pomiče „prozor za pretraživanje“ od točke do točke u prostoru, a dok se nalazi u pojedinoj točki, identificira sve točke u blizini (sadržaje u blizini nekretnine) te na taj način prikuplja relevantne podatke o tom području. Na temelju podataka o pojedinim točkama u prostoru (nekretninama), formiraju se regresijski modeli, a broj regresijskih modela ovisi o veličini uzorka (broju nekretnina u uzorku). Također, u okviru pojedinog regresijskog modela, GWR daje pondere (važnost) svakoj pojedinoj točki (sadržajima u blizini nekretnine) i to na način da relativno veću vrijednost pondera dodjeljuje sadržajima bliže centru „prozora za pretraživanje“, kojeg u slučaju nekretnina predstavlja smještaj pojedine nekretnine u „prozoru za pretraživanje.“ (Harris, 2024)

U nastavku je prikaz „prozora za pretraživanje“ u najjednostavnijem, kružnom obliku, pa se naziva kružni prozor (eng. Circular Window). Osim kružnog prozora, na Grafičkom prikazu 5 je i simbolični prikaz oblika regresijske jednadžbe na grafičkim prikazima urbanog (gradskog) i ruralnog (seoskog) područja te može uočiti da se radi o potpuno drukčijim krivuljama. Razlog je u tome, što urbano i ruralno područje obuhvaćaju različite sadržaje, s različitim udaljenostima tih sadržaja od nekretnina. Također, prikazan je ponderirani kernel (eng. Weighting kernel). (Nakaya, 2008)

Grafički prikaz 5: Geografski ponderirana regresija



Napomena. Preuzeto iz Geographically Weighted Regression (GWR)(4.str.) T. Nakaya, 2008. Tohoku University

Ponderirani kernel je ključan koncept u okviru metode geografski ponderirane regresije, budući da se upravo preko geografski ponderiranog kernela dobivaju koeficijenti regresijskog modela. Ti koeficijenti dobivaju se repetitivnim podešavanjem koeficijenata u odnosu na točke u kružnom prozoru, pomoću geografski ponderiranim najmanjih kvadrata u Formuli 28. Odnosno, dobivaju se lokalni koeficijenti $\beta_0(u_i, v_i)$ i $\beta_1(u_i, v_i)$, pomoću kojih se formiraju regresijske jednadžbe s koordinatama (u_i, v) . Kao što je već rečeno, relativno veće pondere, imaju točke (sadržaji i objekti) koje su smještene bliže centru „prozora za pretraživanje“, a tako i ponderiranog kernela. Iz tog razloga ponderirani kernel je upravo onakvog oblika, prikazanog na Grafičkom prikazu 5., na kojem se vidi da se najveći ponder dodjeljuje točki u centru kružnog prozora. S obzirom na oblik, vrstu i tzv. propusnost ili širinu kružnice kernela (eng. Bandwidth) u geografskom prostoru, razlikuju se i procijenjeni parametri i varijanca u regresijskom modelu. Formula za geografski ponderirane najmanje kvadrate, pomoću koje se procjenjuju koeficijenti geografski ponderirane regresije je oblika (Nakaya, 2008):

$$\min_{\hat{\beta}_0(u_i v_i), \hat{\beta}_1(u_i v_i)} \sum_j (y_j - \hat{y}_j(\hat{\beta}_0(u_i v_i), \hat{\beta}_1(u_i v_i))) w_{i,j}$$

(28),

gdje $\hat{\beta}_0(u_i v_i)$ i $\hat{\beta}_1(u_i v_i)$ predstavljaju procijenjene lokalne koeficijente, s pripadajućim koordinatama $(u_i v_i)$, \hat{y}_j predstavlja projekciju zavisne varijable u opservaciji (točki) i , a $w_{i,j}$ predstavlja ponder koji ovisi o udaljenosti točke j u odnosu na regresijsku točku i (udaljenost pojedinih sadržaja u odnosu na

promatranu nekretninu). U konačnici, dobivaju se pojedini regresijski modeli oblika (Bellefon & Floch, 2013):

$$y_i = \beta_0(u_i, v_i) + \sum_k^p \beta_k(u_i, v_i)x_{ik} + e_i$$

(29)

Gdje β_0 i β_k predstavljaju parametre, (u_i, v_i) geografske koordinate, y_i zavisnu varijablu, x_{ik} nezavisne varijable, a e_i predstavlja slučajnu pogrešku.

Kao što je već naglašeno, metoda geografske ponderirane regresije vrši analizu niza „prozora za pretraživanje“ te od opservacije do opservacije (za svaku pojedinu nekretninu) formira zasebne regresijske modele. Stoga se koeficijenti GWR modela mogu prikazati u obliku matrice u kojoj svaki redak označava svaku zasebnu regresijsku jednadžbu, a stupac pojedinačne parametre regresijske jednadžbe uz napomenu geografskih koordinata u zagradama. (Bellefon & Floch, 2013)

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_0(u_1, v_1) & \dots & \beta_p(u_1, v_1) \\ \beta_0(u_j, v_j) & \dots & \beta_p(u_j, v_j) \\ \beta_0(u_n, v_n) & \dots & \beta_p(u_n, v_n) \end{bmatrix}$$

(30)

Najpopularniji programski paketi za GWR metodu su: GWR4, MGWR i GWmodelS.

2.3.2. Prostorna regresijska analiza s prostornim filtriranjem svojstvenih vektora

Prema autorima McCord et al. (2022) u posljednjih nekoliko desetljeća došlo je do znatnog napretka u području skladištenja podataka, dostupnosti podataka i razvoja open-source softvera (eng. Software). Taj napredak, popraćen nastankom novih oblika geografsko-prostornih pristupa i strojnog učenja (eng. Machine Learning), doveli su do značajnog poboljšanja predviđanja cijene u području nekretnina. Osim točnosti predviđanja cijena nekretnina, došlo je do sve većeg naglaska na standardiziranosti procedura za predviđanje. Upravo zato, kao problem istraživanja, autori McCord et al. (2022) postavili su ispitati prikladnost metode prostorne regresijske analize s prostornim

filtriranjem svojstvenih vektora, kao standardne metode za predviđanje cijene, s obzirom na to da se prema njihovom mišljenju radi o vrlo zapostavljenoj metodi za predviđanje.

Došli su do zaključka da je ova metoda prikladna u okviru porezne politike kao standardna metoda za postavljanje optimalnih razina poreznih stopa za nekretnine te za procjenjivanje aktivnosti pranja novca u okviru tržišta nekretnina. (McCord, i dr., 2022)

Prostorna regresijska analiza s prostornim filtriranjem svojstvenih vektora sastoji se od dva dijela. U prvom je potrebno prostorno filtrirati eigenvektore, a u drugom izvršiti regresijsku analizu.

Kako bi se razumjelo prostorno filtriranje svojstvenih vektora, potrebno je definirati **prostornu autokorelaciju** (eng. Spatial Autocorrelation). Naziv autokorelacija proizlazi iz koncepta ove metode, u smislu da se mjeri korelacija niza vrijednosti unutar jedne varijable na relativnim prostornim lokacijama, a ne između dvije varijable, kao u slučaju npr. Pearsovog koeficijenta korelacije. (Griffith & Chun, 2014) Relativna prostorna lokacija, kao i do sada, odnosi se na udaljenost određenog objekta od nekog drugog objekta, tj. u ovome slučaju, jedne vrijednosti varijable u odnosu na drugu vrijednost te iste varijable. Cilj prostorne autokorelacije, prema autorima Griffith i Chun (2014) je utvrditi prostornu blizinu tih vrijednosti za različite kombinacije tih vrijednosti, odrediti pondere na temelju prostorne blizine te na temelju vrijednosti tih pondera, identificirati one parove koji su od najvećeg značaja.

Prostorna autokorelacija na drugi način definira se u znanosti regionalne geografije, kao **mapa obrazaca**. Razlog tome je što se na temelju utvrđenih obrazaca pomoću prostorne autokorelacije stratificiraju geografske jedinice u tzv. blokove, omeđene granicama. Cilj utvrđivanja obrazaca tih vrijednosti je prostorno odvojiti stratum prema sličnosti. Najčešće korištena kvantitativna mjera prostorne autokorelacije je Moranov koeficijent (eng. Moran Coefficient) (Griffith & Chun, 2014)

Moranov koeficijent ili MC kvantificira prostornu ovisnost vrijednosti odgovarajuće zavisne varijable y , koja je $n \times 1$ vektor varijabli odgovora, koristeći se formulom (Murakami & Griffith, 2017):

$$MC[y] = \frac{n}{I'CI} \frac{y'MCMy}{y'My}, \quad (31)$$

Gdje I je jedinični vektor $n \times 1$, odnosno identifikacijska matrica (eng. Identity Matrix). M se izračunava preko jednadžbe $M = I - 11'/n$ i označava centralnu matricu (eng. Centering Matrix), a C u jednadžbi za

Moranov koeficijent označava $n \times n$ matricu simetrične povezanosti (eng. Symmetric Connectivity Matrix), čije su vrijednosti na dijagonali jednake 0.

MC matrica može se dekomponirati u $E_{full}\Lambda_{full}E'_{full}$, gdje je E_{full} $n \times n$ matrica, čije j vrijednosti stupaca odgovaraju j vrijednostima svojstvenih vektora e_i , a Λ_{full} predstavlja $n \times n$ dijagonalnu matricu, čije j vrijednosti odgovaraju j vrijednostima svojstvenih vektora λ_j .

Dakle, osnova prostornog filtriranja svojstvenih vektora, nakon što se razloži MCM matrica je u formuli:

$$MC[e_j] = \frac{n}{I'} \frac{e'_j M C M e_j}{e'_j M e_j} = \frac{n}{I' C I} \frac{e'_j E_{full} \Lambda_{full} E'_{full} e_j}{e'_j e_j} = \frac{n}{I' C I} \lambda_j \quad (32)$$

Interpretacija rezultata MC je da je prvi eigenvektor e_1 niz realnih brojeva koji imaju najveću moguću vrijednost Moranovog koeficijenta MC, u odnosu na bilo koji niz realnih brojeva za prostornu strukturu definiranu pomoću identifikacijske matrice. Drugi eigenvektor e_2 je niz realnih brojeva, koji ima najveću moguću vrijednost Moranovog koeficijenta MC, uz uvjete da su vrijednosti nekorelirane s prvim eigenvektorom e_1 i da su ortogonalne. Općenito vrijedi da je j eigenvektor e_j niz realnih brojeva, koji ima najveću moguću vrijednost MC-a, uz uvjete da su vrijednosti tih realnih brojeva nekorelirane s $\{e_1, \dots, e_{j-1}\}$ i ortogonalne. (Murakami & Griffith, 2017)

Matrica $E_{full} \{e_1, \dots, e_j\}$ u Formuli 32. identificira sve moguće odvojene strukture na mapi obrazaca te pruža opise latentne prostorne ovisnosti niza vrijednosti odabrane varijable. Jačina latentne prostorne ovisnosti između vrijednosti te varijable uvjetovana je s eigenvektorima tih vrijednosti $\{\lambda_1, \dots, \lambda_j\}$

U istraživanjima iznesenim u ovome radu, ova metoda koristi se za izračun pristupačnosti različitih sadržaja nekretninama. Kao što je već prethodno navedeno, za utvrđivanje geografske pristupačnosti pojedinim objektima (sadržajima), istraživači mogu uključiti u model jednu ili više vrsta troškova povezanih s prelaženjem određene udaljenosti, kao što su: novac, vrijeme, rizik i neugodnosti. Autori Xiao et al. (2017) koriste alternativni pristup za utvrđivanje geografske pristupačnosti, **kumulativnu oportunitetnu metodu** (eng. Cumulative Opportunity method). U ovoj metodi ključno je odrediti **granicu udaljenosti** D (eng. Threshold Distance), koja predstavlja maksimalni iznos udaljenosti određenog objekta od nekretnine da bi se uključila u razmatranje u modelu. Odnosno, promatraju se pristupačnosti odabranih kategorija objekata (sadržaja) u krugu od udaljenosti D ($D=1.5\text{km}$ u radu autora) od nekretnine. U obliku formule, kumulativna oportunitetna metoda glasi:

$$f(d_{ij}) = \begin{cases} (1 - \frac{d_{ij}}{D}) & \text{za } d_{ij} < D \\ 0 & d_{ij} \geq D \end{cases} \quad (33)$$

$$A_{ij} = \sum f(d_{ij})$$

Odnosno, ukoliko je udaljenost nekretnine i od objekta j vrijednosti d_{ij} manja od granice udaljenosti $D=1.5\text{km}$, tada je $f(d_{ij}) = 1 - \frac{d_{ij}}{D}$, a ukoliko je udaljenost nekretnine veća od 1.5km , tada je $f(d_{ij}) = 0$. Indeks pristupačnosti A_{ij} dobiva se kao funkcija udaljenosti niza nekretnina od različitih objekata.

U konačnici, vrlo složenim izračunom dobiva se jednostavni linearni regresijski model ESF-a (eng. Eigenvector Spatial Filtering) ili prostornog filtriranja vlastitih vektora najčešće, a ovaj izračun najčešće izvršava softver kao što je: spmoran, ESF Tool i spfilter. Opći oblik regresijskom modela ESF-a je (Murakami & Griffith, 2017):

$$y = X\beta + E\gamma + \varepsilon \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I), \quad (34)$$

Gdje je X matrica nezavisnih varijabli, β je vektor regresijskih parametara, E je matrica sastavljena od svojstvenih vektora e , γ je parametar svojstvenih vektora, σ^2 je varijanca parametara, a ε je slučajna pogreška.

Interpretacija parametra β je stupanj korelacije između nezavisne i zavisne varijable, uz sve ostale nezavisne varijable konstantne.

Autori Franklin i Waddell (2002) koristili su se metodom prostorne regresijske analize s prostornim filtriranjem svojstvenih vektora, preko koje su utvrdili pristupačnost različitim sadržajima, a podatci o pristupačnosti dobiveni su preko podataka PSRC modela potražnje za putovanjem (eng. Puget Sound Regional Council Travel Demand Model). PSRC model formiran je koristeći se podacima o stanju regionalnog prijevoza te koristeći se podacima o distribuciji stanovništva i zaposlenosti, dobivenih preko automobilskih i tranzitnih putovanja, generiranih na području Puget Sounda tijekom jutarnjih sati radnim danom, za vrijeme najvećih prometnih gužvi. U istraživanju, cilj je bio utvrditi utjecaj povećanja pristupačnosti radnog mjesta većem broju zaposlenika u komercijalnim, obrazovnim, industrijskim i sveučilišnim radnim mjestima na cijenu nekretnina. Primjerice, za izračun komercijalne pristupačnosti ACC (Formula 35) u zoni i ili TAZ-u i (eng. Transportation Analysis Zones) u godini y uključuje se: broj zaposlenika Emp u komercijalnom sektoru u godini y u zoni j , zagušeno vrijeme putovanja TT (vrijeme zastoja, usporene vožnje u potrošene u kolonama) u zoni i i zoni j u godini y i

empirijski utvrđen parametar α . U nastavku je Formula 38. za izračun komercijalne pristupačnosti te Tablica 2. u kojoj je prikazan utjecaj pristupačnosti na cijene nekretnina, kroz povećanje intervala broja zaposlenika u različitim sektorima u King Countyu u Washingtonu. (Franklin & Waddell, 2002)

$$ACC_{i,y}^{Komercijalna} = \sum_{j \in TAZs} \left[\frac{Emp_{j,y}^{Komercijalna}}{e^{\alpha TT_{i,j,y}}} \right]$$

(35)

2.4. Metoda umjetnih neuronskih mreža

Razvoj umjetne inteligencije omogućio je korištenje alternativnih metoda u odnosu na tradicionalne metode u ekonometrijskom modeliranju. Te alternativne metode omogućile su razvoj preciznijih prediktivnih modela. (Duran, Llorca, Botti, & Valero, 2011) Na primjeru metode umjetnih neuronskih mreža ili ANN-a, preciznost je postignuta preko algoritama, koji automatski prepoznaju nelinearnu vezu između nezavisnih i zavisnih varijabli. To omogućava realnije rezultate predviđanja, u odnosu na tradicionalne metode i metode zasnovane na algoritmima linearne regresije (Rampini & Re Cecconi, 2022). Razumljivo je i da je ta preciznost dovela je do njihovog učestalijeg korištenja u različitim znanostima i znanstvenim disciplinama. (Duran, Llorca, Botti, & Valero, 2011), a tako i u području nekretnina.

Osim preciznosti, vrlo važan razlog korištenja umjetnih neuronskih mreža je i u tome da razvoj modela ne zahtjeva previše ljudske uključenosti i intervencije u podešavanju samog modela, što čini ovu metodu vrlo jednostavnom za implementaciju. (Rampini & Re Cecconi, 2022) No, ta neuključenost dovodi do toga da istraživač nema kontrolu nad algoritmima ovog modela, zbog čega se često nazivaju „crnim kutijama“ (eng. Black Box). Također, nedostatak modela umjetnih neuronskih mreža je u tome da generiraju rješenja, a ne daju funkcionalnu vezu između ulaznih (eng. Input) i izlaznih (eng. Output) vrijednosti. (Castelvecchi, 2016) Primjerice, u području nekretnina ulazne vrijednosti mogu biti karakteristike nekretnina, kao što je udaljenost od centra, parka itd. Tada bi izlazna varijabla u modelu ANN-a bila isključivo projekcija cijene nekretnine na nekom određenom području, uvažavajući sve karakteristike nekretnine uključene u model. Odnosno, model dobiven metodom ANN-a ne bi pružio

uvid u funkcionalnu vezu između svake pojedine nezavisne i zavisne varijable u modelu, kao u slučaju tradicionalnih metoda (npr. metode hedoničke regresije).

Ako je suditi prema učestalosti korištenja metode ANN-a (Duran, Llorca, Botti, & Valero, 2011), prednosti kao što je jednostavnost korištenja i preciznost modela, uvelike su nadjačale nedostatke. Odnosno preciznost predviđanja i jednostavnost implementacije, daju prvenstvo ovim metodama u odnosu na tradicionalne metode po pitanju predviđanja. No, tradicionalne metode i dalje imaju prednost u opisivanju funkcionalnih veza između varijabli. (Castelvecchi, 2016)

Složeni sustavi mogu se razložiti na jednostavnije elemente, kako bi se taj sustav lakše razumio. Ali i inverzno, postoji mogućnost sastaviti sve jednostavne elemente, kako bi se oformio složeni sustav. ANN jedan je od pristupa preko kojeg se to sve može izvršiti. (Bar-Yam, 1997)

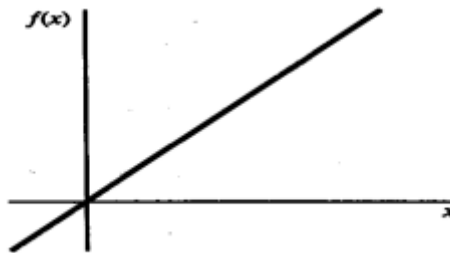
Umjetne neuronske mreže i umjetni neuroni kreirani su na uzoru na ljudski mozak, koji funkcionira pomoću prirodnih neurona. Prirodni neuroni primaju signale preko sinapsi, a kad su ti signali dovoljno jaki (prelaze određeni prag vrijednosti), tada se aktiviraju neuroni. Isto tako u modelu ANN-a primaju se podaci (signali), koji su procijenjeni preko aktivacijske funkcije, pomoću koje se determinira aktivacija umjetnih neurona. (Gershenson, 2003)

Razlikuju se četiri aktivacijske funkcije umjetnih neuronskih mreža, a to su funkcija identiteta (eng. Identity Function), binarna funkcija koraka (eng. Binary Step Function), binarni sigmoid (eng. Binary Sigmoid) i bipolarni sigmoid (eng. Bipolar Sigmoid). (Manohar, 2022)

Funkcija identiteta je najjednostavnija aktivacijska funkcija, koja prikuplja inpute i proizvodi output koji je proporcionalan prikupljenim inputima.

$$F(x) = x \quad (36)$$

Grafički prikaz 6 : Funkcija identiteta

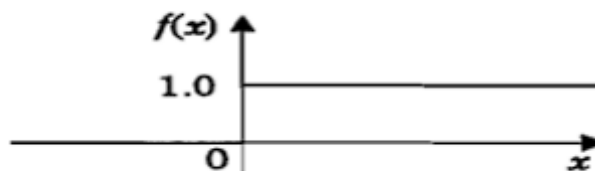


Napomena. Preuzeto iz Fundamentals of Artificial Neural Networks – SEC1609, R. Manohar, 2022, Sathyabama Institute of Science and Technology

Za razliku od funkcije identiteta, binarna funkcija koraka daje output kojim se isključivo može ispitati je li tvrdnja točna ili netočna. To se ispituje na temelju vrijednosti inputa x u odnosu na prag vrijednosti 0.

$$F(x) = f(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (37)$$

Grafički prikaz 7: Binarna funkcija koraka

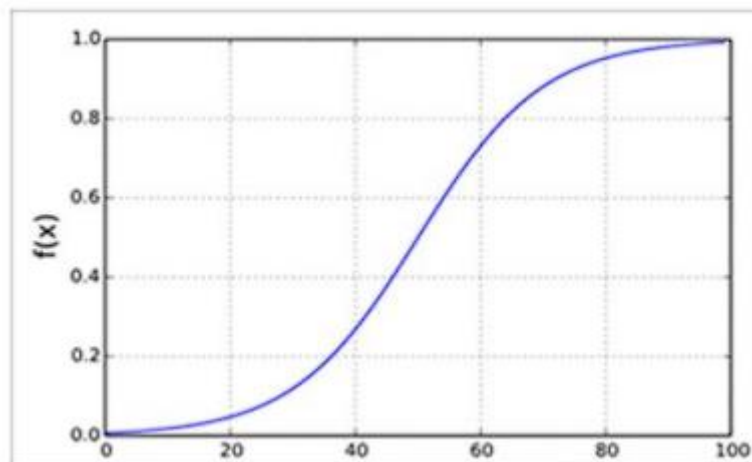


Napomena. Preuzeto iz Fundamentals of Artificial Neural Networks – SEC1609, R. Manohar, 2022, Sathyabama Institute of Science and Technology

Funkcija binarnog sigmoida je logistička funkcija, kao što se može vidjeti iz Grafičkog prikaza 8. Odnosno, karakterizira je da funkcija prelazi iz konveksnog oblika u kojem je progresivan rast u konkavni oblik degresivnog rasta. Prijelaz iz konveksnog u konkavni oblik događa se u točki infleksije.

$$F(x) = \left[\frac{1}{(1+e^{-ax})} \right] \quad (38)$$

Grafički prikaz 8: Binarni sigmoid

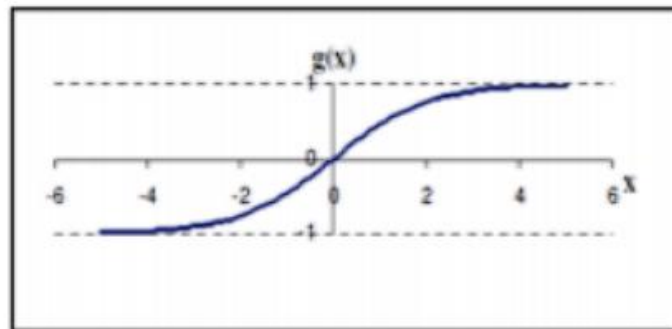


Napomena. Preuzeto iz Fundamentals of Artificial Neural Networks – SEC1609, R. Manohar, 2022, Sathyabama Institute of Science and Technology

Bipolarni sigmoid je nelinearna funkcija čiji outputi smješteni su u intervalu od -1 do 1. Bipolarni sigmoid preinačena je verzija binarnog sigmoida.

$$F(x) = \left[\frac{(1-e^{-ax})}{(1+e^{-ax})} \right] \quad (39)$$

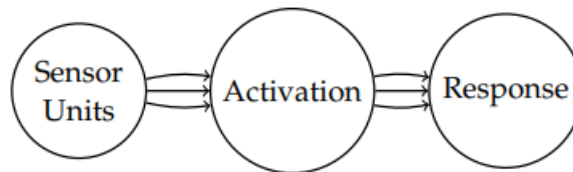
Grafički prikaz 9: Bipolarni sigmoid



Napomena. Preuzeto iz Fundamentals of Artificial Neural Networks – SEC1609, R. Manohar, 2022, Sathyabama Institute of Science and Technology

U nastavku je prikaz modela umjetnih neuronskih mreža Rosenblattov perceptron (eng. Rosenblatt Perceptron), koji najbolje reflektira strukturu modela umjetnih neuronskih mreža.

Grafički prikaz 10: Model umjetnih neuronskih mreža – Rosenblattov perceptron

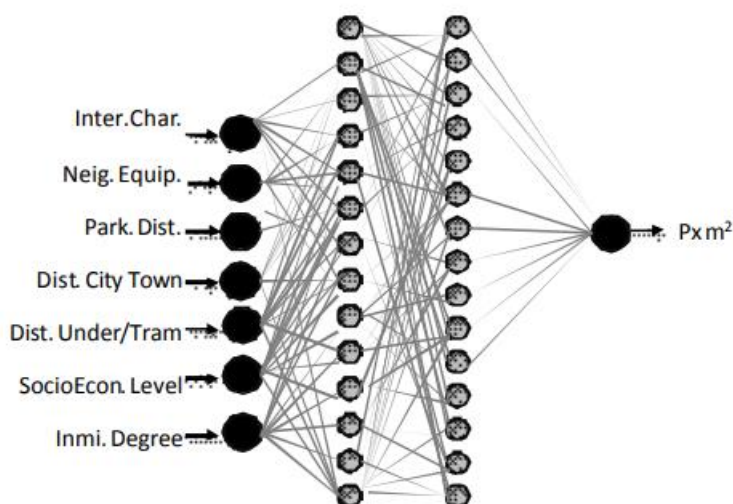


Napomena. Preuzeto iz Prediction of residential real estate selling prices using neural networks (7.str.), P. Nilsson, 2019, KTH Royal Institute of Technology

Perceptron se sastoji od čvorova: inputa ili senzorne jedinice (eng. Sensor Units), aktivacije (eng. Activation) te outputa ili odgovora (eng. Response). Funkcionira na način da se preko inputa šalju signali (podaci) preko veza, do aktivacijske komponente, a koja sadrži aktivacijsku funkciju. U aktivacijskoj komponenti, ukoliko signal prijeđe prag (ovisno o jačini tog signala), aktivacijska komponenta se aktivira te signal dolazi do čvora odgovora. Ovisno o rezultatu odgovora, postoji mogućnost poslati povratnu informaciju aktivacijskoj komponenti o tome hoće li se u budućnosti za određeni signal provesti aktivacija aktivacijske komponente. Na ovaj način perceptron se uči ponašati, a ključna komponenta su inputi (podaci), pomoću kojih se izučava model. (Nilsson, 2019)

U nastavku je model umjetnih neuronskih mreža, kojeg su koristili autori Fernandez-Duran et al. (2011) za predviđanje cijene nekretnina u Valenciji u Španjolskoj – višeslojni perceptron (eng. Multi-layer Perceptron).

Grafički prikaz 11: Topologija (arhitektura) višeslojnog perceptrona



Napomena. Preuzeto iz The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool (19.str.), L. Duran, A. Llorca, V. Botti, S. Valero, 2011, Universitat Politècnica de València

Višeslojni perceptron (eng. Multi-layer Perceptron) je vrsta modela umjetnih neuronskih mreža u kojem su neuroni (čvorovi) podijeljeni u više slojeva ili razina. Raspoređivanjem čvorova i slojeva dobiva se tzv. topologija perceptrona (eng. Perceptron Topology), a primjer je na Grafičkom prikazu 11. Navedena topologija perceptrona sastavljena je od 4 sloja čvorova: sloj inputa (sedam čvorova), dva sloja čvorova (po četrnaest čvorova) te sloja outputa (jedan čvor). Sloj čvorova inputa sastavljen je od neurona (čvorova) inputa, preko kojih se primaju podatci za analizu i obradu. U istraživanju, parametri inputa su (Duran, Llorca, Botti, & Valero, 2011):

1. Inter. Char. - interne (strukturne) karakteristike nekretnina (eng. Internal Characteristics),
2. Neig. Equip. – „oprema“ susjedstva (eng. Neighborhood Equipment) ili susjedski sadržaji, što uključuje broj edukacijskih, zdravstvenih, kulturnih i sportskih centara u susjedstvu,
3. Park. Dist – udaljenost od parkova (eng. Parks Distances),
4. Dist. City Town – udaljenost od centra grada (eng. Distance from City Town),

5. Dist. Under/Tram – udaljenost od stanice podzemne željeznice/tramvaja (eng. Underground/Tram Stop) ili metroa (franc. Metro),
6. SocioEcon. Level – socioekonomska razina (eng. Socioeconomic Level), što uključuje razinu obrazovanja, razinu nezaposlenosti, broj automobila na sto ljudi te snagu motora automobila u konjskim snagama. Pokazatelj socioekonomske razine kojim su se autori koristili je pokazatelj iz istraživanja, provedenog od strane Istraživačkog ureda gradskog vijeća Valencije (eng. Research Office of the Valencia City Council), a rad je objavljen pod imenom: „Update of the income level indicator of the different districts and areas in Valencia for the year 2001.“ (Duran, Llorca, Botti, & Valero, 2011)
7. Inmi. Degree – imigracijski stupanj (eng. Immigration Rate) ili stopa.

Socioekonomska razina je latentna varijabla, odnosno može se opisivati isključivo preko drugih varijabli. Indikator socioekonomske razine uključuje varijable statusa (razina dohotka, stupanj obrazovanja itd.), a ovisno o broju bodova na skalama pojedinih varijabli statusa, pojedinac/obitelj ostvaruje bodove. Na temelju tih bodova, preko indikatora statusa, tom pojedincu/obitelji pridružuje se socioekonomski status. Razlikuje se pet razina ili klasa: visoka (eng. Upper Class), visoka-srednja (eng. Upper Middle Class), niska-srednja (eng. Lower Middle Class), visoka-niža (eng. Upper Middle Class) i niža razina (eng. Lower Class) (Kumar & Dash, 2022).

Nakon sloja inputa, u topologiji na Grafičkom prikazu 11 nalaze se dva sloja po četrnaest čvorova, preko kojih se utvrđuje korelacija između input/output podataka. Svaki input ovih čvorova sastavljen od outputa prethodnog sloja. Odnosno, radi se o iterativnom postupku, tako da se inputi/outputi u modelu kontinuirano mijenjaju. U istraživanju Fernandez-Duran (2011), postupak je ponavljen deset puta. U konačnici, dobivaju se podaci u sloju outputa, preko kojih se može predviđati promjena cijene nekretnina, povećanjem pojedinih karakteristika nekretnina (input ovog modela). Rezultati ovog istraživanja prikazani su u poglavlju „Analiza cijena nekretnina.“ U tom poglavlju, analiziran je utjecaj: socioekonomske razine, stope imigracije, susjedskih faktora te udaljenosti nekretnine u odnosu na CBD, metro i parkove.

Prema prethodno iznesenom, može se zaključiti da se metoda umjetnih neuronskih mreža može kategorizirati u **metode strojnog učenja**. Metode strojnog učenja su metode u kojima se računalo programira da ponavljajućim (iterativnim) postupkom optimizira parametre u modelu, koristeći se prikupljenim podacima i iskustvom i to s ciljem predviđanja na osnovu tih podataka. (Arundhati, 2021).

Prema autorima Rampini i Re Cecconi (2022), postupak za predviđanje cijena nekretnina pomoću strojnog učenja, zasniva se na 6 koraka: (Rampini & Re Cecconi, 2022):

1. Prikupljanje podataka – tržišnih podataka i podataka iz različitih baza podataka
2. Istraživačka analiza podataka ili EDA (eng. Exploratory Data Analysis) – pristup u kojem se za analizu podataka koriste različite tehnike, a uglavnom grafičke, s ciljem:
 - a) boljeg uvida u prikupljene podatke
 - b) utvrđivanja temeljne strukture
 - c) odvajanja ključnih (osnovnih) varijabli
 - d) utvrđivanja ekstremnih vrijednosti i anomalija (pogrešnih podataka)
3. Pročišćavanje podataka – nakon EDA-e, ekstremne vrijednosti i anomalije isključuju se iz skupa podataka (eng. Dataset)
4. Odabir modela i „parametara za podešavanje“ (eng. Tuning Parameter) – utvrđuje se najprikladniji model strojnog učenja (npr. model ANN-a, ElasticNet-a, XGBOOST-a, itd.) te utvrđivanje onih parametara, čijim će se podešavanjem (optimiziranjem) postići najveća preciznost modela. Za podešavanje podataka mogu se koristiti različiti programi, kao što je SKlearn, XGBoost i Keras.
5. Priprema skupa podataka – tradicionalno, skup podataka podijeljen je u dva skupa: skup za obuku (eng. Training Set) i skup za testiranje (eng. Test Set). Skup za obuku koristi se kako bi se podesili parametri, a set za testiranje kako bi se utvrdilo generira li algoritam problem ispravno, odnosno na način da se može koristiti i kada se uvedu neki novi podaci, koji nisu dio originalnog skupa podataka.
6. Interpretacija podataka dobivenog modela

U istraživanju Fernandez-Duran et al. (2011), skup za obuku iznosio je 90%, a skup za testiranje 10% uzorka.

7. ANALIZA CIJENA NEKRETNINA

Nakon uvođenja u metodologiju različitih autora istraživanja te pojmovnog prikaza ključnih pojmova za razumijevanje tih rezultata istraživanja, u ovome poglavlju iznesen je temeljni dio rada, koji se odnosi na analizu cijena nekretnina. Kao što je naglašeno u uvodnom dijelu, lokacijski faktori koji su predmet ovog istraživanja, podijeljeni su na susjedske faktore i relativnu lokaciju nekretnine i to kako bi sam prikaz rezultata bio pregledniji. Također, kao što je naglašeno u uvodnom dijelu rada, rezultati istraživanja vezani za utjecaj pojedinih faktora na cijene nekretnina, mogu se razlikovati s obzirom na vremensko razdoblje i područje na kojem je provedeno istraživanje. Iz tog razloga u tabličnim i grafičkim prikazima rezultata tih istraživanja bit će i sadržano vremensko razdoblje i područje svakog pojedinog istraživanja, ali i uzorak, razina značajnosti i korištena metoda.

U nastavku prezentiraju se rezultati jednog istraživanja, u kojem se analizira relativna važnost pojedinih lokacijskih faktora pri vrednovanju nekretnina, prema mišljenju stručnjaka iz područja nekretnina. Za uključivanje pojedinaca u grupu stručnjaka, trebali su zadovoljiti dva kriterija. Prvi kriterij je bio da imaju profesionalnu odgovornost prema dionicima (eng. Stakeholders), a drugi da imaju duboko znanje o određenom lokalnom području, stečeno radnim iskustvom. Pri evaluaciji pojedinih faktora, stručnjaci su se oslanjali na svoje radno iskustvo i dostupne podatke iz vlastitih izvora. Podijeljeni su u dvije grupe od 22 člana. Svaka grupa imala je zadatak rangirati važnost pojedinih faktora vrijednosti nekretnina, na temelju podataka, kao kvantitativnog aspekta te iskustva kao kvalitativnog aspekta. Jedna grupa stručnjaka rangirala je lokacijske faktore za stanove u višekatnicama (zgradama), a druga u obiteljskim kućama. (Kauko, 2003) Obiteljske kuće u istraživanju odnose se na mjesta stanovanja u kojima obično živi samo jedno kućanstvo ili obitelj, a sastoje se od samo jedne stambene jedinice ili apartmana, za razliku od stanova u višekatnicama, koje su dio jedne stambene jedinice, a u kojima obično živi više od jednog kućanstva ili obitelji.

Grafički prikaz 12: Rangiranje pojedinih lokacijskih faktora po važnosti pri vrednovanju stanova u višekatnicama, Helsinki, Finska, 2003.

varijabla	važnost
udaljenost od CBD-a, javnog prijevoza i radnog mjesta	0.236
udaljenost od škole, parkova, mora, itd.	0.127
status (dohodak, obrazovanje, udio vlasnika-stanara)	0.113
prisustvo kafića, banke, trgovine, itd.	0.107
udio zaposlenih, privlačnost lokacije, razina cijena	0.084
društveni, kulturni, rekreacijski i zdravstveni sadržaji	0.066
onečišćenje, homogenost i sigurnost područja	0.064
društvene neprilike (kriminal, društveni stanovi)	0.056
razina poreza	0.042
blizina prirode	0.039
Estetičnost (ljepota) područja	0.036
gustoća naseljenosti	0.032

Napomena. Preuzeto iz Residential property value and locational externalities (236.str.), Kauko, T., 2003., OTB Research Institute for Housing, Delft

Kao što se može vidjeti iz Grafičkog prikaza 12., stručnjaci smatraju da udaljenost od CBD-a, javnog prijevoza i radnog mjesta imaju najveći udio važnosti na vrijednost stanova, s udjelom od 23.6% u odnosu na ostale lokacijske faktore. Gotovo dvostruko manju važnost pri vrednovanju imaju udaljenost od škole, parkova, mora te ostalih objekata i sadržaja, što ujedno predstavlja relativnu

lokaciju nekretnine. Na trećem rangu nalazi se status, mjereno dohotkom, razinom obrazovanja te udjelom stanara, koji su ujedno vlasnici tih stanova. Najmanju važnost imaju: gustoća naseljenosti, estetičnost područja te blizina prirode. (Kauko, 2003) Zanimljivo je vidjeti da društvene neprilike, kao što je kriminal te razina poreza imaju relativno malu važnost pri vrednovanju stanova, prema mišljenju i podacima stručnjaka.

Grafički prikaz 13: Rangiranje pojedinih lokacijskih faktora po važnosti pri vrednovanju obiteljskih kuća, Helsinki, Finska, 2003.

varijabla	važnost
udaljenost od CBD-a, javnog prijevoza i radnog mjesta	0.205
status (dohodak, obrazovanje, udio vlasnika-stanara)	0.15
prisustvo kafića, banke, trgovine, itd.	0.099
udaljenost od škole, parkova, mora, itd.	0.095
udio zaposlenih, privlačnost lokacije, razina cijena	0.078
društvene neprilike (kriminal, društveni stanovi)	0.073
onečišćenje, homogenost i sigurnost područja	0.069
blizina prirode	0.054
društveni, kulturni, rekreacijski i zdravstveni sadržaji	0.053
Estetičnost (ljepota) područja	0.048
razina poreza	0.043
gustoća naseljenosti	0.032

Napomena. Preuzeto iz Residential property value and locational externalities (236.str.), Kauko, T., 2003., OTB Research Institute for Housing, Delft

Slično rangiranje prema udjelu važnosti je i u slučaju obiteljskih kuća. Odnosno, najveću važnost ima udaljenost od CBD-a, javnog prijevoza i radnog mjesta, iako s nešto manjim udjelom od 20.5% u odnosu na udio važnosti za stanove od 23.6%. Također, po pitanju obiteljskih kuća, status ima nešto veći udjel važnosti u odnosu na stanove u višekaticama. Udio važnosti statusa za vrednovanje obiteljskih kuća je 15%, a u slučaju stanova 11.3%, odnosno status je bitniji za vrednovanje obiteljskih kuća. Također, može se vidjeti da status u slučaju obiteljskih kuća ima veću važnost od udaljenosti od škole, parkova, mora itd., a u slučaju stanova bitnija je udaljenost od škola, parkova i mora. Najmanju važnost za vrednovanje obiteljskih kuća imaju estetičnost područja, razina poreza te gustoća naseljenosti, s udjelima važnosti od 3.2%, 4.3% i 4.8%.

Eksperti uključeni u istraživanje, nisu otkrili koeficijente, odnosno utjecaj promatranih varijabli na cijene nekretnina, no dali su vrlo bitnu informaciju o općoj važnosti pojedinih faktora pri vrednovanju nekretnina na osnovu brojnih geografskih područja istraživanja. Također, iz prethodnog istraživanja je vidljiva komparativna analiza pojedinih faktora nekretnina, što nam u nastavku može dati dodatni kontekst koeficijentima utjecaja istih tih varijabli, na različitim područjima predmetnih istraživanja ovoga rada. Drugim riječima, informacije o važnosti, mogu biti dopuna istraživanjima utjecaja istih ovih varijabli analiziranih u radovima, koji slijede u nastavku.

Kao što je već naglašeno u samome uvodu, lokacijski faktori sortirani su na temelju kategorija (susjedski faktori ili faktori relativne lokacije) te na temelju vrste veze između varijabli (linearna ili nelinearna). Ukoliko se radi o nelinearnoj vezi, izvršene su logaritamske transformacije. Podjela varijabli na one s linearnom i nelinearnom vezom s cijenom nekretnina izvršena je kako se ne bi donijeli krivi zaključci prilikom usporedbe jakosti utjecaja pojedinih varijabli, budući da se u linearnim modelima koeficijenti parametara interpretiraju u jedinicama mjere, a u nelinearnim modeli u postotcima. Također, iz istog napravljena je podjela na grafičke prikaze s metodama prostorne i hedoničke regresije.

3.1. Analiza utjecaja susjedskih faktora na cijene nekretnina

U nastavku je prikaz utjecaja susjedskih faktora na cijene nekretnina, bez logaritamskih transformacija na nezavisnim varijablama, na Grafičkom prikazu 14. Istraživanja su provedena na području Indianopolisa u SAD-u te na području Melbournea u Australiji.

Grafički prikaz 14: Utjecaj susjedskih faktora na cijene nekretnina, bez logaritamskih transformacija na nezavisnim varijablama

varijabla	smjer utjecaja	područje	godina	uzorak	razina značajnosti	metoda	autor/autori
status (medijalna plaća susjedstva)	pozitivan	Indianapolis, SAD	2008	8772	0.1%	hedonička regresija	J. Ottensmann i J.Y. Man
struktura stanovništva (% afroamerikanaca)	negativan	Indianapolis, SAD	2008	8772	0.1%	hedonička regresija	J. Ottensmann i J.Y. Man
% praznih nekretnina	negativan	Indianapolis, SAD	2008	8772	0.1%	hedonička regresija	J. Ottensmann i J.Y. Man
% vlasnika-stanara	negativan	Melbourne, Australija	1997	2354	5%	hedonička regresija	M. Hoesli i B. Macgregor
struktura stanovništva (% nezaposlenih)	negativan	Melbourne, Australija	1997	2354	5%	hedonička regresija	M. Hoesli i B. Macgregor

Napomena. Preuzeto iz Defining Housing Submarkets: Evidence from Sydney and Melbourne (20.-22.str.), M. Hoesli i B. Macgregor, 1997., ResearchGate, Berlin; Preuzeto iz Urban Location and Housing Prices within a Hedonic Model (26.str.), Ottensmann, J., Payton, S., & Man, J., 2008., Journal of Regional Analysis and Policy, Bloomington

Autori Ottemann i Man (2008) proučavali su utjecaj susjedskih faktora - statusa, strukture stanovništva te udjela praznih nekretnina na cijene kuća, na području Indianopolisa. Otkrili su da od svih navedenih faktora, isključivo status mjeren medijalnom plaćom susjedstva ima pozitivan utjecaj na cijene kuća. Prema udjelu važnosti u vrednovanju kuća, prema autoru Kaukou (2003), status ima 15% važnosti, što ga čini drugim po redu najbitnijim faktorom za vrednovanje. Ostala dva faktora nisu direktno uključena u analizu. (Kauko, 2003)

Također, autori Ottemann i Man (2008) otkrili su i da najveći negativan utjecaj na cijene kuća ima udio praznih nekretnina u ukupnim nekretninama. Odnosno, povećanjem udjela praznih nekretnina za 1% (Log-lin model), u prosjeku smanjuje se cijena nekretnina za 2.16% c.p. Poboljšanje statusa stanovništva, odnosno povećanjem medijalne plaće za 1\$ u prosjeku dovodi do povećanja cijene nekretnina za 0.51% c.p. Udio afroamerikanaca u ukupnom stanovništvu imao je najmanji negativan

utjecaj na cijene nekretnina. Odnosno, u prosjeku dolazi do smanjenja cijene nekretnina za 0.05%, povećanjem udjela afroamerikanaca u ukupnom stanovništvu za 1% c.p

Nadalje, autori Hoesli et al. (1997) došli su do zaključka da udio vlasnika stanara i udio nezaposlenih imaju statistički značajan utjecaj na cijene nekretnina, pri razini značajnosti od 5% u Melbournu u Australiji na uzorku od 2354 nekretnina. Odnosno, povećanjem udjela vlasnika-stanara za 1% u ukupnom broju nekretnina, dolazi do prosječnog smanjenja cijene nekretnina od 0.009 novčanih jedinica c.p., a povećanje udjela nezaposlenih u ukupnom broju stanovnika, u prosjeku dovodi do smanjenja cijene nekretnina od 0.027 novčanih jedinica c.p. Za ove dvije varijable, također nije poznato, kolika im je važnost u vrednovanju nekretnina. Iz Grafičkog prikaza 14., može se iščitati da udio (%) praznih nekretnina ima najveći negativan utjecaj na cijene nekretnina, a najveći pozitivan ima status mjeren medijalnom plaćom obitelji. No, od ove dvije varijable, veći utjecaj ima udio praznih nekretnina.

U nastavku u Grafičkom prikazu 15. je utjecaj susjedskih faktora na cijene nekretnina s prethodnim logaritamskim transformacijama na nezavisnim varijablama.

Grafički prikaz 15: Utjecaj susjedskih faktora na cijene nekretnina, s logaritamskim transformacijama na nezavisnim varijablama

varijabla	smjer utjecaja	područje	godina	uzorak (jedinica)	razina značajnosti	metoda	autor/autori
gustoća naseljenosti (osobe/km ²)	negativan	Sydney, Australija	1997	2307	5%	hedonička regresija	M. Hoesli i B. Macgregor
gustoća naseljenosti (osobe/km ²)	negativan	Melbourne, Australija	1997	2354	5%	hedonička regresija	M. Hoesli i B. Macgregor
rasna struktura (udio latinoamerikanaca)	pozitivan	Okrug Los Angeles, SAD	1989	10928	0.001%	hedonička regresija	E. Heikkila et al.
rasna struktura (udio afroamerikanaca)	negativan	Okrug Los Angeles, SAD	1989	10928	0.001%	hedonička regresija	E. Heikkila et al.
status (medijalna plaća obitelji)	pozitivan	Okrug Los Angeles, SAD	1989	10928	0.01%	hedonička regresija	E. Heikkila et al.
% stručnih poslova	pozitivan	Okrug Los Angeles, SAD	1989	10928	0.01%	hedonička regresija	E. Heikkila et al.
rasna struktura (udio afrikoamerikanaca)	negativan	Indianapolis, SAD	2008	8772	0.1%	hedonička regresija	J. Ottensmann i J.Y. Man

Napomena. Preuzeto iz Defining Housing Submarkets: Evidence from Sydney and Melbourne (20.-22.str.), M. Hoesli i B.Macgregor, 1997., ResearchGate, Berlin; Preuzeto iz What happened to CBD - Distance Gradient? Land Value in a Polycentric City (224.str.), Heikkila, E., Kim, J., Gordon, P., & Peiser, R., 1989., University of Southern California, Los Angeles; Preuzeto iz Urban Location and Housing Prices within a Hedonic Model (26.str.), Ottensmann, J., Payton, S., & Man, J., 2008., Journal of Regional Analysis and Policy, Bloomington

Osim udjela vlasnika stanara i stope nezaposlenosti (na Grafičkom prikazu 14), autori Hoesli i Macgregor (1997), istraživali su i utjecaj gustoće naseljenosti, pomoću podataka o ukupnom broju osoba na km², na području Sydneya i Melbournu. Došli su do zaključka da u Sydneyu gustoća naseljenosti ima veći negativan utjecaj na cijene kuća u odnosu na Melbourne. Odnosno, povećanjem gustoće naseljenosti za 1%, u prosjeku smanjuje se cijena kuća za 0.884% u Sydneyu i 0.829% u Melbournu c.p. (Hoesli & MacGregor, 1997) Prema autoru Kauko (2003), gustoća naseljenosti je najmanje važna varijabla za vrednovanje nekretnina prema mišljenju eksperata, od svih 12 promatranih varijabli. Ovo nam potvrđuje činjenicu da na različitim područjima i vremenskim razdobljima, utjecaj i važnost pojedinih varijabli može se itekako razlikovati.

U okrugu Los Angelesa na uzorku od 10928 nekretnina provedeno je istraživanje utjecaja rasne strukture, statusa (mjereno medijalnom plaćom obitelji) i udjela stručnih poslova na cijene nekretnina. Rezultati istraživanja navode da je status imao najveći utjecaj na cijene nekretnina i to s koeficijentom od 0.293, što znači da povećanje razine dohotka za 1% dovodi do prosječnog rasta cijena nekretnina za 29.3% c.p. Poprilično velik utjecaj imao je i udio stručnih poslova s koeficijentom od 0.212. (Heikkila, Gordon, Kim, & Peiser, 1989).

Najveći utjecaj na cijene nekretnina imali su socioekonomski faktori (status mjereno medijalnom plaćom obitelji i udio stručnih poslova), a najmanji utjecaj imali su gustoća naseljenosti i rasna struktura.

U nastavku su rezultati istraživanja dobiveni primjenom metoda prostorne regresije: GWR metode te metode regresijske analize s prostornim filtriranjem svojstvenih vektora, objašnjenima u potpoglavlju: „Metode prostorne regresije.“ Istraživanja su provedena na austrijskih 9 regija te u glavnom gradu Kine, Bejingu.

Grafički prikaz 16: Korelacija lokacijskih faktora i cijene nekretnina metodama prostorne regresije

varijabla	smjer utjecaja	područje	godina	uzorak (jedinica)	metoda	autor/autori
gustoća naseljenosti (kernel procjena)	pozitivan	Austrija, 9 regija	2013	3887	geografski ponderirana regresija	M. Helbich et al.
starost stanovništva (indeks starosti)	pozitivan	Austrija, 9 regija	2013	3887	geografski ponderirana regresija	M. Helbich et al.
status (indeks kupovne moći)	pozitivan	Austrija, 9 regija	2013	3887	geografski ponderirana regresija	M. Helbich et al.
status (% visoko-obrazovanih)	pozitivan	Austrija, 9 regija	2013	3887	geografski ponderirana regresija	M. Helbich et al.
pristupačnost (trgovine s mješovitom)	pozitivan	Beijing, Kina	2017	6959	regresijska analiza s filtriranjem	Y. Xiao et al.
pristupačnost (supermarketi)	negativan	Beijing, Kina	2017	6959	regresijska analiza s filtriranjem	Y. Xiao et al.
pristupačnost (osnovne škole)	pozitivan	Beijing, Kina	2017	6959	regresijska analiza s filtriranjem	Y. Xiao et al.
pristupačnost (teretane)	pozitivan	Beijing, Kina	2017	6959	regresijska analiza s filtriranjem	Y. Xiao et al.
pristupačnost (trgovački centri)	pozitivan	Beijing, Kina	2017	6959	regresijska analiza s filtriranjem	Y. Xiao et al.

Napomena. Preuzeto iz Spatial Heterogeneity in Hedonic House Price Models: The Case of Austria (12.str.), M. Helbich et al., 2013., Tinbergen Institute, Amsterdam; Preuzeto iz Exploring Determinants of Housing Prices in Beijing: An Enhanced Hedonic Regression with Open Access POI Dana (8.str.), Y.Xiao et al., 2017., International Journal of Geo-Information, Vienna

U Austrijskih 9 regija autori Helbich et al. (2013) utvrdili su da povećanjem gustoće naseljenosti, indeksa starosti (strukture stanovništva), indeksa kupovne moći (statusa) i udjela visoko-obrazovanih (statusa), dolazi do povećanja cijena nekretnina, pri razini značajnosti od 1%, na uzorku od 3887 obiteljskih kuća te koristeći se metodom geografski ponderirane regresije. Utvrdili su da kada se indeks starosti poveća se za 1%, dolazi do rasta cijene za 0.4%, da povećanje indeksa kupovne moći (statusa) za 1% dovodi do rasta od 0.5% te da povećanje udjela visokoobrazovanih za 1% dovodi do najvećeg povećanja cijene od 0.8% c.p. (Helbich, Brunauer, Vaz, & Nijkamp, 2013)

Prema autorima Xiao et al. (2017), po pitanju pristupačnosti, isključivo je pristupačnost supermarketima imala negativnu korelaciju s cijenom nekretnina ($\beta=-0.0065$), na području Bejinga. Što se tiče varijabli s pozitivnom korelacijom, najveću korelaciju je imala pristupačnost trgovačkim centrima, s iznosom OLS parametra $\beta=0.0096$, potom pristupačnost teretanama ($\beta=0.0061$) te potom

pristupačnost trgovinama s mješovitom robom ($\beta=0.0044$). Najmanju pozitivnu korelaciju imala je pristupačnost osnovnim školama ($\beta=0.0037$). Istraživanje je provedeno na području od 750 km² geografskog prostora u urbanom dijelu Bejinga, na uzorku od 6959 kupoprodajnih transakcija nekretnina. Granica udaljenosti postavljena je na razini od 1.5km, što znači da se promatrao utjecaj pristupačnosti objekata, koji su u krugu od 1.5km od nekretnine.

Ukoliko se usporede rezultati istraživanja autora Hoeslija i MacGregora (1997) te Helbich et al. (2013) može se primijetiti da gustoća naseljenosti u prvom spomenutom istraživanju ima negativnu, a u drugom pozitivnu korelaciju s cijenom nekretnina. Autori Hoesli i MacGregor (1997) nisu pružili razlog negativne korelacije s cijenom u Sydneyu i Melbourneu, a prema autorima Helbich et al (2013), gustoća naseljenosti u Austriji ima pozitivnu korelaciju, jer čini zemljište poželjnijim, a to u konačnici ima pozitivan efekt na cijenu u gušće naseljenim područjima.

Sljedeće istraživanje provedeno je u King Countyu u Washingtonu, u kojem su izračunate mjere pristupačnosti za intervale broja zaposlenika. Pristupačnost zaposlenika radnim mjestima podijeljena je u četiri kategorije - komercijalna, obrazovna, industrijska i sveučilišna pristupačnost. Kao što se može vidjeti u prvome stupcu, komercijalna, obrazovna i industrijska pristupačnost mjerene su brojem zaposlenika, a sveučilišna pristupačnost preko ugovora na neodređeno. Cilj ovoga istraživanja bio je utvrditi koeficijent za svaki pojedini indeks, koji se odnosi na interval broja zaposlenika u pojedinim zanimanjima. Odnosno, namjera je bila utvrditi, kako povećanje zaposlenih, a tako i svih posljedica povećanja broja zaposlenika u različitim poslovnim područjima (kroz povećanje prometnih gužvi i zastoja), na području King Countyu u Washingtonu utječe na pristupačnost tim radnim mjestima, te kako to utječe na cijene nekretnina. Kao što je prethodno objašnjeno, pristupačnost se računa indeksom pristupačnosti, objašnjenom na primjeru komercijalne pristupačnosti u konceptualnom okviru rada.

Tablica 2: Procijenjeni parametri utjecaja pristupačnosti, preko broja zaposlenika na cijene nekretnina u King Countyu, Washingtonu, 2002.

Mjera pristupačnosti	Indeks	Interval	β	t
Komercijalna pristupačnost (po br. zaposlenika)	0.	0-32,000	-0.054	-1.585
	1.	32,001-64,000	-0.069	-5.028**
	2.	64,001-96,000		N/A
	3.	96,001-128,000	0.138	21.169**
	4.	128,001-160,000	0.249	29.590**
	5.	160,001-192,000	0.388	37.922**
	6.	192,001-224,000	0.544	47.980**
	7.	224,001-256,000	0.715	56.464**
	8.	256,001-288,000	0.874	58.097**
	9.	> 288,000	1.005	55.315**
Obrazovna pristupačnost (po br. zaposlenika)	0.	0-200	0.063	4.774**
	1.	201-400	0.041	5.169**
	2.	401-600		N/A
	3.	601-800	-0.063	-9.581**
	4.	801-1,000	-0.133	-20.734**
	5.	1,001-1,200	-0.152	-21.206**
	6.	1,201-1,400	-0.175	-23.443**
	7.	1,401-1,600	-0.236	-24.905**
	8.	1,601-1,800	-0.308	-28.354**
	9.	1,801-2,000	-0.287	-21.327**
	10.	> 2,000	-0.353	-17.434**
Industrijska pristupačnost (po broju zaposlenika)	0.	0-750	0.076	13.233**
	1.	751-1,500	0.043	10.056**
	2.	1,501-2,250		N/A
	3.	2,251-3,000	-0.074	-14.607**
	4.	3,001-3,750	-0.169	-24.620**
	5.	3,751-4,500	-0.231	-21.238**
	6.	4,501-5,250	-0.358	-16.133**
	7.	5,251-6,000	-0.295	-6.594**
	8.	6,001-6,750		nedovoljno podataka
	9.	6,751-7,500		nedovoljno podataka
	10.	> 7,500	-0.446	-4.418**
Sveučilišna pristupačnost (po ugovorima na neodređeno)	0.	0-1,000	-0.037	-4.747**
	1.	1,001-2,000	-0.037	-5.231**
	2.	2,001-3,000		N/A
	3.	3,001-4,000	0.041	5.416**
	4.	4,001-5,000	0.051	5.218**
	5.	5,001-6,000	0.114	10.119**
	6.	6,001-7,000	0.165	10.682**
	7.	7,001-8,000	0.204	10.859**
	8.	8,001-9,000	0.224	7.995**
	9.	> 9,000	0.056	0.673

β = procijenjeni koeficijenti; t = Studentova dvostrana t statistika; * = razina značajnosti na $p < 0.05$; ** = razina značajnosti na $p < 0.01$.

Napomena. Preuzeto iz A Hedonic Regression of Home Prices in King County, Washington, using Activity-Specific Accessibility Measures (44.str.), J. Franklin i P. Waddell, 2002., University of Washington, Seattle

Kao što se može vidjeti iz Tablice 2, povećanjem broja zaposlenika u komercijalnom sektoru u zoni, kroz povećanje indeksa komercijalne pristupačnosti (budući da je broj zaposlenika sadržan u toj formuli) dolazi do sve veće cijene nekretnina. Odnosno, u intervalu od 0 do 32,000 zaposlenika u komercijalnom sektoru, povećanjem vrijednosti indeksa komercijalne pristupačnosti za jednu jedinicu, dolazi do prosječnog pada cijene nekretnina za 0.054% c.p., a ukoliko se interval zaposlenika poveća na razinu od 160,000 do 192,000, tada dolazi do prosječnog rasta cijena nekretnina za 0.38% c.p., kroz povećanje indeksa komercijalne pristupačnosti za jednu jedinicu. Kada je zaposleno više od 288,000 zaposlenika u zoni u komercijalnom sektoru, jedinični rast indeksa komercijalne pristupačnosti dovodi do prosječnog rasta cijena nekretnina za 1.005% c.p.

S druge strane, povećanjem broja zaposlenika u sektoru obrazovanja, a tako i povećanje indeksa pristupačnosti obrazovanja dovodi do smanjenja cijene nekretnina. Autori Franklin i Waddell (2002) smatraju da je razlog opadanju cijene je da su kućanstva u blizini škola suočeni s eksternalijama, kao što je buka i veći broj mladih vozača u susjedstvu.

Povećanje broja zaposlenika, a tako i povećanje indeksa industrijske pristupačnosti negativno utječe na cijene nekretnina, nakon što je broj zaposlenika u industrijskom sektoru u zoni veći od 2251. Za interval od 1501 do 2250 nisu poznati podaci.

Autori Franklin i Waddell (2002) pretpostavljaju da kada raste broj industrijskih zaposlenika i industrijske aktivnosti u određenom prostoru, to dovodi do povećanja buke, zagađenja i loše vizualne estetike, što dakako može imati negativan utjecaj na cijene nekretnina na tom prostoru.

Kao što se može vidjeti iz Tablice 2., povećanje broja ugovora na neodređeno na sveučilišnim poslovima dovodi do pada cijena nekretnina, kada se radi o maksimalno 2000 ugovora, a kada je broj ugovora veći od 3001, povećanje broja ugovora dovodi do rasta cijene nekretnina u zoni, kroz povećanje indeksa sveučilišne pristupačnosti.

Zaključno, kao što napominju autori, može se reći da komercijalna i sveučilišna pristupačnost dovodi do premije na cijene nekretnina, a povećanje obrazovne i industrijske pristupačnosti dovodi do penala na cijene nekretnina. (Franklin & Waddell, 2002)

U skladu s predmetom istraživanja, u nastavku slijedi predviđanje cijene kvadratnog metra nekretnine, povećanjem pojedinih faktora cijene.

No, prije toga bitno je naglasiti da metode predviđanja cijene u području nekretnina mnogo ovise o interpretaciji ljudskog ponašanja. Odnosno, uvelike ovise o faktorima u procesu donošenja odluka, koji mogu biti subjektivni ili objektivni. (Nilsson, 2019) Iz tog razloga vrlo je teško ostvariti točne i

konzistentne rezultate predviđanja. Također, pojedinci ne donose uvijek racionalne odluke, što u velikoj mjeri dodatno doprinosi stvaranju jaza između stvarnih i predviđenih cijena nekretnina.

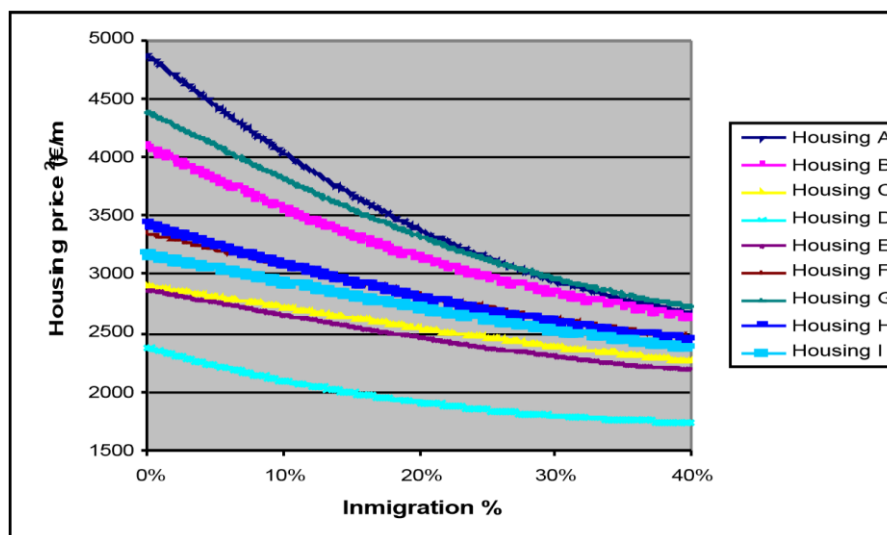
Budući da je vrednovanje temeljeno na parametrima za koje se smatra da će biti od velike važnosti za cijene, predviđanje cijena uključuje određenu razinu varijance i nesigurnosti. Određeni dio nesigurnosti dolazi zbog odabira i procijenjene važnosti pojedinih faktora na cijene nekretnina od strane istraživača, koji mogu, a ne moraju imati veliki utjecaj na te cijene. Drugi dio nesigurnosti je zbog specifičnosti različitih područja i razdoblja po pitanju važnosti određenih varijabli za određivanje cijena nekretnina. Prema autorima Brown, Matysiak i Shepherd (1998) varijanca vrednovanja također može imati znatan utjecaj na pogreške u procjeni. Odnosno, navedeni autori došli su do zaključka da postoji 10% vjerojatnosti da predviđene cijene nekretnina budu u rasponu od 5% od stvarne vrijednosti, a ukoliko se raspon od stvarne vrijednosti poveća na 10%, postoji vjerojatnost od 20% da će se predviđena cijena nalaziti u tom rasponu od 10% stvarne cijene. (Brown, Matysiak, & Shepherd, 1998)

No, kao što možemo vidjeti, od ovog istraživanja prošlo je relativno mnogo vremena, a imajući na umu znatan napredak tehnologija i tehnika, postoji mogućnost da se sa suvremenim razvijenijim tehnikama i tehnologijama postignu bolji rezultati predviđanja. Stoga, u nastavku je predviđanje cijena nekretnina, novijeg datuma.

To istraživanje proveli su autori Fernandez-Duran et al. (2011) u kojem su napravili predviđanje cijene nekretnina u Valenciji, Španjolskoj, uzimajući u obzir interne varijable (npr. broj soba, broj kupaonica, pogled, godina izgradnje, visina, stanje nekretnine itd.), susjedske sadržaje i pogodnosti (obrazovne, kulturne, zdravstvene i sportske centre; zelene površine, gustoću prometa itd.), udaljenost od parkova, udaljenost od centra, udaljenost od metroa ili tramvaja, socioekonomsku razinu (susjedska varijabla) i stopu imigracije. Nekretnine su podijelili u 9 kategorija (od A do I), silazno prema kriteriju kvalitete nekretnina (u kategoriji A nekretnine su najviše, a u kategoriji I najniže kvalitete). Primjerice, nekretnine najniže kvalitete su one bez lifta, starije od 50 godina, bez centralnog grijanja i klimatizacije, bez rekreacijskih sadržaja u okruženju, zelenih površina itd. Za potrebe izrade grafova, autori su nasumično odabrali po jednu nekretninu iz svih 9 kategorija kvalitete te predviđali promjenu cijene, povećanjem pojedinih susjedskih faktora. Cilj je bio utvrditi utječe li povećanje pojedinih faktora drukčije na cijene nekretnina različite kategorije kvalitete te općenito, utvrditi koji je utjecaj pojedinih faktora na cijene. U slijedećem istraživanju iz nepoznatih razloga može se dogoditi da su cijene metra kvadratnih nekretnina niže razine kvalitete postigle više cijene od nekretnina više razine kvalitete (npr. kategorija kvalitete G i B u Grafičkom prikazu 18.)

Rezultati predviđanja cijene prikazani su u nastavku, a legenda na Grafičkim prikazima 17-19 (Housing A-Housing I) predstavlja nasumično odabranu nekretninu iz svake pojedine kategorije razine kvalitete nekretnina.

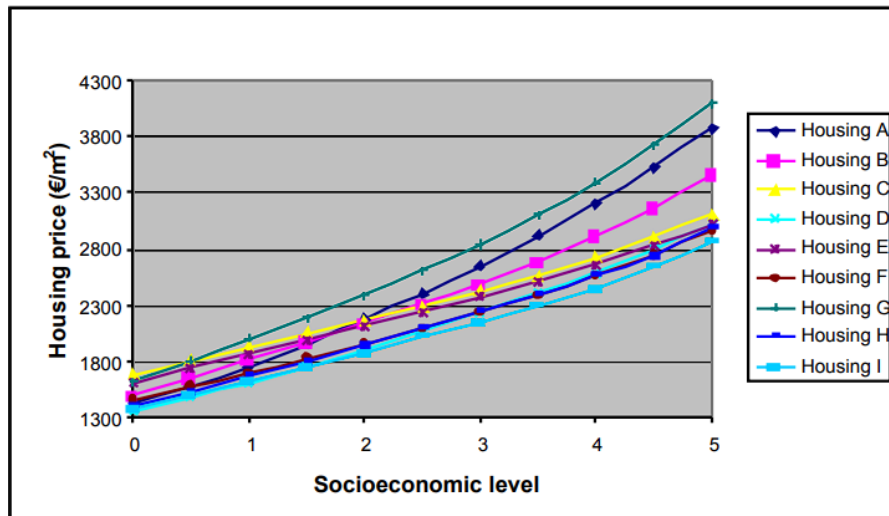
Grafički prikaz 17: Predviđanje cijene nekretnine povećanjem stope imigracije za kvalitete nekretnina (od A do I) u Valenciji



Napomena. Preuzeto iz The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool (20.str.), L.F. Duran, A. Llorca, S. Valero, V. Botti, 2011., Universitat Politècnica de València

Kao što se može vidjeti iz Grafičkog prikaza 17, povećanje udjela imigracije u ukupnom stanovništvu na području Valencije u Španjolskoj, dovodi do najvećeg pada cijene. Štoviše, predviđa se pad, koji dovodi do gotovo iste cijene dvije najkvalitetnije kategorije nekretnina, nekretnina A i B (eng. Housing). Prema nagibu krivulje, može se zaključiti da je razlog tome da je kategorija najviše kvalitete najelastičnija na promjenu udjela imigracije (postotna promjena faktora dovodi do relativno najveće promjene cijene metra kvadratnog nekretnine c.p.). Najmanji utjecaj na promjenu cijene kvadratnog metra je u slučaju nekretnina s najnižom kvalitetom (kategorija kvalitete I). Općenito, može se uočiti da povećanje udjela imigracija dovodi do smanjenja cijena kvadratnih metara na području Valencije, bez obzira na kategoriju kvalitete nekretnine.

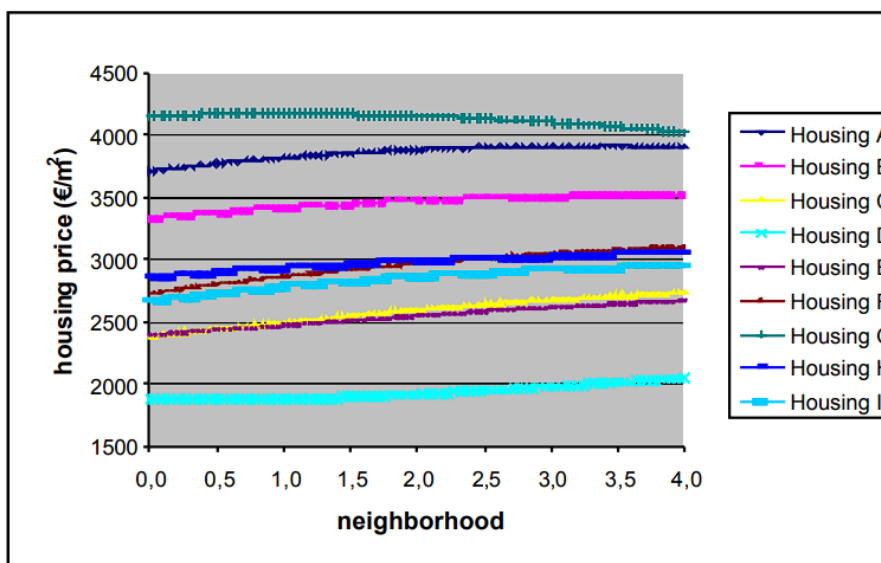
Grafički prikaz 18: Predviđanje cijene nekretnina povećanjem socioekonomske razine za kategorije kvalitete nekretnina (od A do I) u Valenciji



Napomena. Preuzeto iz The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool (20.str.), L.F. Duran, A. Llorca, S. Valero, V. Botti, 2011., Universitat Politècnica de València

Kao što je prethodno izneseno, status u ovome istraživanju mjeran je preko varijabli statusa: razine obrazovanja, razine nezaposlenosti, broja automobila na sto ljudi te preko snage motora automobila u konjskim snagama. Razlog tome je da je status latentna varijabla, odnosno može se procijeniti isključivo preko drugih varijabli. Socioekonomska razina može biti: niža, visoka-niža, niska-srednja, visoka-srednja te visoka socioekonomska razina. Istim tim redom, navedene socioekonomske razine prikazane su na osi apscisa, na Grafičkom prikazu 18. Kao što je vidljivo na grafu, postoji pozitivna korelacija između socioekonomske razine i cijene kvadratnog metra za sve kategorije kvalitete. No, najveće povećanje cijene predviđeno je u kategoriji najviše kvalitete (Housing A) te u kategoriji kvalitete G, gotovo najniže razine kvalitete. U predmetnom istraživanju nije naveden razlog, zašto se predviđa najveći rast cijene upravo u ove dvije kategorije kvalitete. No, iz grafa se može primijetiti da se predviđa relativno veći prirast cijene kvadratnog metra za spomenute dvije kategorije kvalitete (A i G), ali i kategoriju C. kada se socioekonomski status povećava nakon niskog-srednjeg statusa (socioekonomska razina=3). Odnosno, predviđa se da nakon što se postigne niži-srednji status, događa ubrzani rast cijene kvadratnih metara daljnjim povećanjem statusa pojedinaca/obitelji na tome području.

Grafički prikaz 19: Predviđanje cijene nekretnina s obzirom na povećanje socioekonomske razine i stope imigracije (susjedski faktori) za kategorije kvalitete nekretnina (od A do I) u Valenciji



Napomena. Preuzeto iz The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool (20.str.), L.F. Duran, A. Llorca, S. Valero, V. Botti, 2011., Universitat Politècnica de València

Spajanjem prethodna dva faktora (socioekonomske razine i stope imigracije) u jedan, dobiva se susjedski faktor. Predviđanje utjecaja tog faktora prikazano je na Grafičkom prikazu N. Budući da imigracijska stopa, prema smjeru krivulje na Grafičkom prikazu 17, ima negativnu korelaciju s cijenom kvadratnog metra nekretnine, a socioekonomska razina, prema smjeru krivulje na Grafičkom prikazu 18 ima pozitivnu korelaciju, istovremenim povećanjem ova dva faktora ne predviđa se znatna promjena cijene kvadratnog metra. Odnosno, pozitivna korelacija socioekonomske razine i negativna korelacija imigracijske stope međusobnim djelovanjem, u velikoj mjeri neutraliziraju utjecaj susjedskog faktora po pitanju smjera i jakosti na cijenu kvadratnog metra. To implicira da ukoliko se istovremeno poboljša status na području Valencije te dođe do povećanja imigracijskih stopa za relativno jednak iznos, neće doći do znatne promjene cijene kvadratnog metra.

Status je jedina susjedska varijabla, koja je u svim prethodnim istraživanjima imala pozitivnu korelaciju s cijenom nekretnina. Iz tog razloga, može se nedvojbeno zaključiti da su status, bez obzira na mjeru (medijalna plaća susjedstva (Ottensmann, Payton, & Man, 2008), medijalna plaća obitelji, udio stručnih poslova (Heikkila, Gordon, Kim, & Peiser, 1989), indeks kupovne moći ili udio visokoobrazovanih (Helbich, Brunauer, Vaz, & Nijkamp, 2013)) ima pozitivnu vezu s cijenom nekretnina.

Prema autorima Helbich et al. (2013) indeks kupovne moći i udio visokoobrazovanih, kao mjere statusa, reflektiraju relativno veći raspoloživi dohodak, a to u konačnici dovodi do pozitivnog utjecaja na cijene nekretnina. Ova tvrdnja implicira da ljudi kupuju nekretnine u skladu sa svojim raspoloživim dohotkom, koji proizlazi iz socioekonomskog statusa kojem pripadaju te da se na taj način formira cijena na različitim područjima. Drugim riječima, ljudi sličnog socijalnog statusa, zaokupljaju nekretnine na istom području.

3.2. Analiza utjecaja relativne lokacije na cijene nekretnina

U nastavku su tri istraživanja u kojima se analizirao utjecaj relativne lokacije na cijene nekretnina. Kao što je prethodno navedeno, nekretnina se sastoji od strukturnih karakteristika i zemljišta na kojem je smještena. Stoga u ovome radu, pri analizi cijena nekretnina vrlo bitno je uključiti i analizu cijena zemljišta, sastavnom dijelu svake nekretnine.

Grafički prikaz 20: Utjecaj relativne lokacije na cijene nekretnina, s prethodnim logaritamskim transformacijama nezavisnih varijabli

varijabla	smjer utjecaja	područje	godina	uzorak (jedinica)	razina značajnosti	obuhvat	autor/autori
udaljenost od parka	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	N/A	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost od nacionalnog parka	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	10%	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost od groblja	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	N/A	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost od tečaja za golf	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	1%	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost od jezera	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	10%	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost od rijeke	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	1%	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost od CBD-a	negativan	Cardiff, Wales	2016	16297	1%	stanovi	Y. Xiao, S. Orford i C. Webster
udaljenost od bolnice	negativan	Cardiff, Wales	2016	16297	1%	stanovi	Y. Xiao, S. Orford i C. Webster
udaljenost od CBD-a	negativan	Bratislava, Slovačka	2021	102	1%	zemljišta	M. Mariš

Napomena. Preuzeto iz Estimating the Value of Urban Green Areas: A hedonic Pricing Analysis of the Single Family Housing Market in Los Angeles, Saphores, J.-D., & Li, W., 2012., Landscape and Urban Planning, 373.-387.; Preuzeto iz Urban Configuration, Accessibility and Property Prices: a Case Study of Cardiff, Wales (24.str.), Xiao, Y; Orford, S; Webster, 2016., Sage Publications Ltd., Thousand Oaks;

Preuzeto iz The Importance of Location Factors in Determining Land Prices: The Evidence from Bratislava's Hinterland (189.str.), Mariš, M., 2021., Slovak University of Agriculture, Nitra

Nije dostupno ili N/A (eng. Not Available) – autori istraživanja nisu pružili informaciju o razini značajnosti pojedinih varijabli.

Autori Saphores et al. (2012) u istraživanju koje su proveli u gradu Los Angelesu na uzorku od 20660 transakcija povezanih s kupoprodajom zemljišta, utvrdili su da udaljenost od nacionalnog parka i jezera nemaju statistički značajan utjecaj na cijene zemljišta. Statistička značajnost utjecaja udaljenosti nekretnine od parka i groblja, nisu navedeni u radu.

S druge strane, udaljenost od rijeke i udaljenost od tečaja za golf imaju statistički značajan utjecaj na cijene zemljišta pri razini značajnosti od 1%. Povećanjem udaljenosti od tečaja za golf za 1%, dolazi do prosječnog smanjenja cijena zemljišta od 1.2% c.p., a povećanjem udaljenosti od rijeke za isti postotak dovodi do prosječnog smanjenja cijene za 9.9% c.p. Može se reći da su koeficijenti varijabli udaljenosti od različitih pogodnosti ili sadržaja očekivano negativni (Saphores & Li, 2012), budući da je uobičajeno da nekretnine bliže pogodnostima imaju premiju na cijenu (višu cijenu).

Autori Xiao et al. (2016) došli do zaključka da udaljenost od CBD-a i bolnice imaju statistički značajan utjecaj na cijene stanova u Cardiffu u Walesu. No, udaljenost od centra je imala relativno veći negativan utjecaj na cijene stanova, odnosno povećanjem udaljenosti od CBD-a za 1%, u prosjeku dovodi do opadanja cijene za 10.1% c.p., a povećanje udaljenosti od bolnice za isti postotak dovodi do prosječnog opadanja cijene za 7.3% c.p..

Autor Mariš (2021) u Bratislavi u Slovačkoj došao je do zaključka da udaljenost od CBD-a ima relativno jako velik utjecaj na cijene nekretnina. No, kao što se može vidjeti radi se o relativno vrlo malom uzorku od 102 zemljišta, ali sa statistički značajnim utjecajem pri razini značajnosti od 1%. Rezultati istraživanja pokazuju da povećanjem udaljenosti od CBD-a u Bratislavi za 1%, dovodi do prosječnog smanjenja cijene za 43.3% c.p.

U analizu cijena zemljišta mogu se uključiti i binarne varijable, koje dosad nisu bile uključene. Binarne varijable su varijable koje mogu poprimiti jednu od dvije vrijednosti, a najčešće su to vrijednosti „da“ ili „ne“ ili „točno“ ili „netočno.“ U nastavku je prikaz prethodno navedenog istraživanja autora Saphoresa et al. (2012) u Los Angelesu, u kojem su autori utvrdili statistički značajan utjecaj udaljenosti zemljišta 250m od autoceste i željeznice na cijenu zemljišta pri razini značajnosti manjoj od 5%. Interpretacija parametara ovih binarnih varijabli je da su zemljišta koja su unutar 250 metara od autoceste, u prosjeku imala 2.5% nižu cijenu u odnosu na ona zemljišta koja nisu te da ona zemljišta koja su unutar

250 metara od željeznice, u prosjeku su imala 1.3% nižu cijenu u odnosu na ona zemljišta koja nisu u tome području.

Udaljenost 250 metara od mora nije imala statistički značajan utjecaj na cijene nekretnina na području Los Angelesa, a za varijable udaljenosti 500 metara od odlagališta otpada te udaljenosti 10 metara od dalekovoda, autori nisu pružili informaciju o razini značajnosti.

Grafički prikaz 21: Utjecaj binarnih varijabli na cijene zemljišta

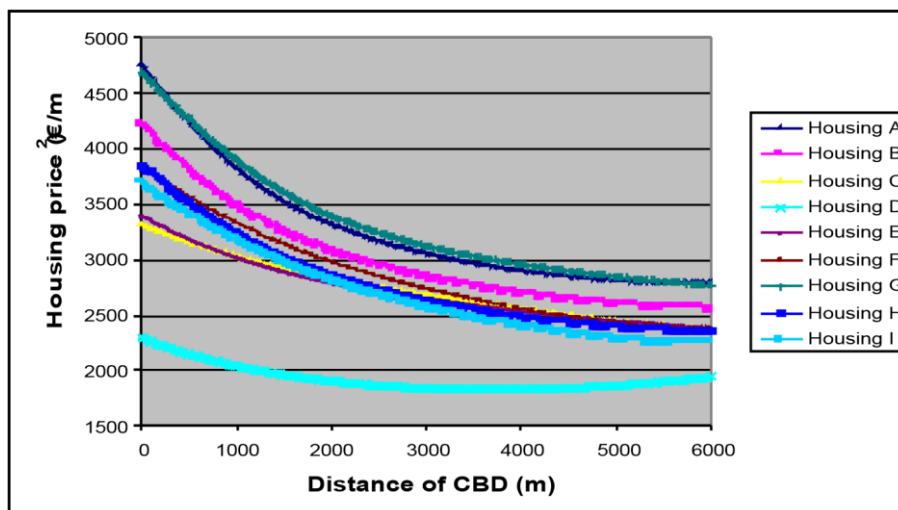
varijabla	smjer utjecaja	područje	godina	uzorak (jedinica)	razina značajnosti	obuhvat	autor/autori
udaljenost 250 m od mora	pozitivan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	10%	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost 250 m od autoceste	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	1%	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost 250 m od željeznice	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	5%	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost 500 m od odlagališta otpada	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	N/A	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li
udaljenost 10 m od dalekovoda	negativan	Grad Los Angeles, SAD	2012	20660	N/A	zemljišta	J.-D. Saphores i W. Li

Napomena. Preuzeto iz Estimating the Value of Urban Green Areas: A hedonic Pricing Analysis of the Single Family Housing Market in Los Angeles, Saphores, J.-D., & Li, W., 2012., Landscape and Urban Planning, 373.-387.

Nije dostupno ili N/A (eng. Not Available) – autori istraživanja nisu pružili informaciju o razini značajnosti pojedinih varijabli.

U nastavku je predviđanje cijene kvadratnog metra nekretnina po kategorijama kvalitete, kada dođe do povećanja vrijednosti lokacijskih faktora. Lokacijski faktori obuhvaćeni u istraživanju su: udaljenost od CBD-a, podzemne željeznice i parkova.

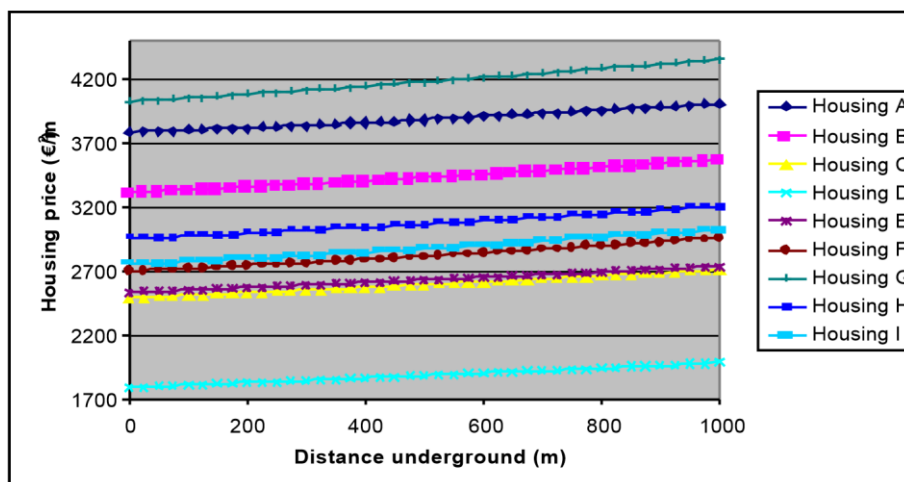
Grafički prikaz 22: Predviđanje cijene kvadratnog metra nekretnine, povećanjem udaljenosti od CBD-a, prema kategorijama kvalitete od A do I u Valenciji



Napomena. Preuzeto iz The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool (20.str.), L.F. Duran, A. Llorca, S. Valero, V. Botti, 2011., Universitat Politècnica de València

Na Grafičkom prikazu 22 može se vidjeti da se povećanjem udaljenosti nekretnine od CBD-a predviđa smanjenje cijene kvadratnog metra za sve kategorije kvalitete, osim za nekretnine najniže kategorije kvalitete (kategorija I). Zanimljivo je vidjeti i da se nakon 3000 metara udaljenosti od CBD-a, čak predviđa blagi rast cijene kvadratnog metra, dodatnim povećanjem udaljenosti od CBD-a za nekretnine najniže kategorije kvalitete.

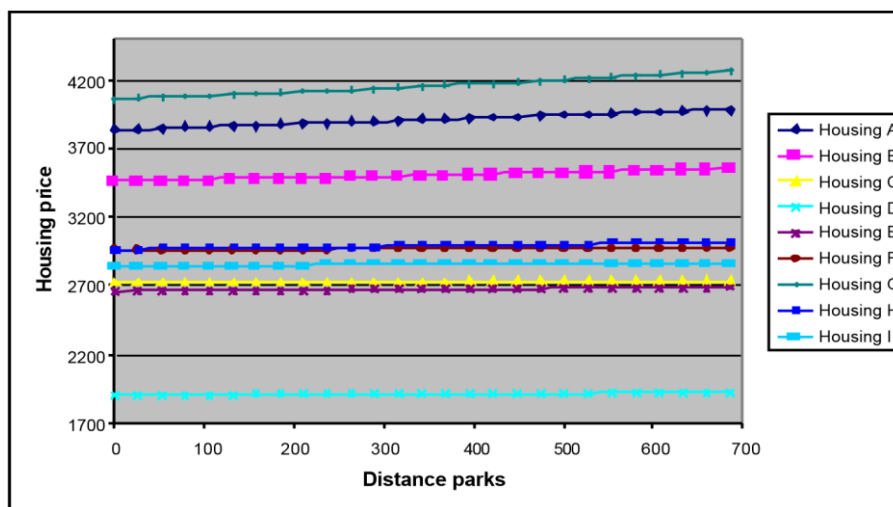
Grafički prikaz 23: Predviđanje cijene kvadratnog metra nekretnine, povećanjem udaljenosti od podzemne željeznice, prema kategorijama kvalitete od A do I u Valenciji



Napomena. Preuzeto iz The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool (20.str.), L.F. Duran, A. Llorca, S. Valero, V. Botti, 2011., Universitat Politècnica de València

Na Grafičkom prikazu 23 može se vidjeti da povećanje udaljenosti nekretnine od podzemne željeznice (metroa) predviđa poprilično stabilan rast cijene, za sve kategorije kvalitete nekretnina. To bi se moglo smatrati neočekivanim, budući da manja udaljenost od metroa dovodi do bolje prometne povezanosti nekretnina. Iz tog razloga, očekivalo bi se da povećanje prometne povezanosti posljedično dovodi do poželjnosti nekretnine, a tako i do povećanja cijene. Autori istraživanja nisu dali obrazloženje, iz kojeg je razloga došlo do opadanja cijena kvadrata nekretnina, na području Valencije.

Grafički prikaz 24: Predviđanje cijene kvadratnog metra nekretnine, povećanjem udaljenosti od parkova, prema kategorijama kvalitete od A do I u Valenciji



Napomena. Preuzeto iz The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool (20.str.), L.F. Duran, A. Llorca, S. Valero, V. Botti, 2011., Universitat Politècnica de València

Na posljednjem Grafičkom prikazu 24 vidljivo je da povećanje udaljenosti nekretnina od parkova u Valenciji, ne dovodi do znatne promjene cijene kvadratnog metra. To bi moglo značiti da su pojedinci indiferentni na udaljenost parkova na području Valencije. No, može se primijetiti da isključivo za dvije kategorije s najvišom cijenom po kvadratnom metru, povećanje udaljenosti od parkova dovodi do porasta cijene. Uzimajući u obzir utjecaj svih ostalih varijabli uključenih u istraživanje autora Fernandez-Duran et al. (2011), ovaj porast cijene poprilično je neznatan.

4. ZAKLJUČAK

na osnovu analize rezultata različitih istraživanja o utjecaju lokacijskih faktora na cijene nekretnina, može se zaključiti da često postoje usuglašavanja predmetnih istraživanja po pitanju smjera utjecaja pojedinih faktora na cijene nekretnina, ali gotovo uvijek razilaženja po pitanju jakosti tih istih faktora. Odnosno, istraživanja pokazuju da se jakost utjecaja pojedinih lokacijskih varijabli uvelike razlikuje na različitim geografskim područjima i vremenskim razdobljima. U nastavku je razmatranje postavljenih hipoteza iz uvodnog dijela rada, u skladu s nalazima i zaključcima ovoga istraživanja.

H1: Udaljenost od centra grada ima veliki negativan utjecaj na cijene nekretnina

Na temelju pregleda istraživanja, može se zaključiti da je udaljenost od gradskog centra (ili CBD-a) najutjecajniji faktor cijene nekretnina, ukoliko se uzmu u obzir isključivo faktori relativne lokacije nekretnine. Primjerice, rezultati istraživanja na području Cardiffa (Xiao, Orford, & Webster, 2016) i Bratislave (Mariš, 2021) pokazuju da je udaljenost od CBD-a imala mnogo veći negativan utjecaj od svih ostalih statistički značajnih lokacijskih faktora relativne lokacije, kao što je udaljenost od golfa, rijeke i bolnice. To potvrđuju i finski stručnjaci, koji smatraju da je udaljenost od gradskog centra najvažniji lokacijski faktor pri vrednovanju stanova u višekatnicama i obiteljskih kuća (1.rang), uz udaljenost od javnog prijevoza i radnog mjesta. Ovo implicira da se prva hipoteza može **prihvatiti**.

H2: Stopa kriminala ima veliki negativan utjecaj na cijene nekretnina

Utjecaj stope kriminala na cijene nekretnina, utvrđen je u sklopu istraživanja finskih stručnjaka preko kategorije društvenih neprilika. (Kauko, 2003) Iako finski stručnjaci nisu dali eksplicitne podatke (koeficijente) o utjecaju, dali su vrlo bitnu informaciju o važnosti te kategorije za vrednovanje nekretnina. Naime, stručnjaci smatraju da je utjecaj društvenih neprilika, koji uključuje stopu kriminala i udio društvenih stanova, imao poprilično malu važnost u vrednovanju stanova u višekatnicama, s udjelom važnosti od 5.6% i s osmim rangom od ukupno dvanaest rangova. Po pitanju vrednovanja kuća, društvene neprilike plasirale su se na nešto viši, šesti rang od ukupno dvanaest rangova, s udjelom važnosti od 7.3%. Navedeno podrazumijeva da se hipoteza o velikom negativnom utjecaju stope kriminala na cijene nekretnina može **odbaciti**.

H3: Udaljenost od obrazovnih institucija i sveučilišta ima značajan utjecaj na cijene nekretnina

U King Countyu utvrđeno je da pristupačnost obrazovnim institucijama ima značajan utjecaj na cijene nekretnina. Detaljnije, veća pristupačnost obrazovnim poslovima u zoni u kojoj je smještena nekretnina, rezultirala je penalima na cijene nekretnina. Razlog negativnom utjecaju pristupačnosti

obrazovnim institucijama je u tome da u blizini obrazovnih institucija dolazi do buke i većeg broja mladih vozača u zoni, što pristupačnost tim institucijama čini nepoželjnim.

Također, pristupačnost sveučilišnim poslovima i institucijama imala je značajan utjecaj na cijene nekretnina. No, za razliku od pristupačnosti obrazovnim institucijama, pristupačnost sveučilišnim institucijama, dovodi do premije na cijene nekretnina. Razlog tome je da sveučilišna pristupačnost dovodi do smanjenja troškova prijevoza (Franklin & Waddell, 2002) Navedeno potvrđuje treću hipotezu ovoga rada - da pristupačnost obrazovnim institucijama i sveučilištima ima značajan utjecaj na cijene nekretnina, odnosno ova hipoteza može se **prihvatiti**.

H4: Status ima veliki pozitivan utjecaj na cijene nekretnina

Može se zaključiti da je status stanovništva najutjecajnija varijabla cijena nekretnina, budući da je u gotovo svim istraživanjima imao najveći pozitivan utjecaj na cijene. Također, status je jedina varijabla, koja je u svim predmetnim istraživanjima imala pozitivnu korelaciju s cijenom nekretnina, bez obzira na mjeru (medijalna plaća susjedstva (Ottensmann, Payton, & Man, 2008), medijalna plaća obitelji, udio stručnih poslova (Heikkila, Gordon, Kim, & Peiser, 1989), indeks kupovne moći ili udio visokoobrazovanih (Helbich, Brunauer, Vaz, & Nijkamp, 2013)). Prema autorima Helbich et al. (2013) uzrok pozitivne veze je u većem raspoloživom dohotku, kojeg imaju pojedinci u višim statusnim grupama. To ujedno implicira da konformizam nije značajan faktor u formiranju cijene (suprotno obrazloženju četvrte hipoteze), jer konformizam uključuje kupnju nekretnine na nekom području, koje zaokupljaju ljudi više statusne grupe od vlastite - kako bi se postalo dio te grupe. No, iz njihovog obrazloženja može se zaključiti da ljudi kupuju nekretnine u skladu sa svojim raspoloživim dohotkom i unutar svojih mogućnosti. No, budući da autori nemaju eksplicitne podatke, kojima bi mogli dokazati ovu tvrdnju, već svoju pretpostavku temelje zdravorazumski, hipotezu o utjecaju konformizma kroz varijablu statusa na cijenu nekretnina - ne bi trebalo odbaciti. Odnosno, trebalo bi provesti zasebno istraživanje, u kojem bi se uspoređivala razina raspoloživog dohotka kućanstava i cijene nekretnina, kako bi se kroz razine pojedinih dohodaka utvrdilo postoje li pojedinci, koji znatno odskaču od raspoloživog dohotka statusne grupe na nekom području te tako stvaraju konformizam na tom području. Posljedično, moglo bi se utvrditi kako taj konformizam utječe, kroz određeno vremensko razdoblje na cijene nekretnina na tom geografskom području. Budući da nije dokazan utjecaj konformizma kroz varijablu statusa, a budući da status ima veliki pozitivan utjecaj na cijene nekretnina, posljednja hipoteza može se **djelomično prihvatiti**.

Na samom kraju, vrlo je bitno još jednom napomenuti da se ne može pouzdano procijeniti utjecaj pojedinih lokacijskih faktora na cijene nekretnina na određenom području, ukoliko se ne provede istraživanje na istom tom području. Odnosno, bez obzira na određenu korespondenciju rezultata istraživanja iznesenih u ovome radu, ne postoji osnova za donošenje zaključaka o istom takvom utjecaju tih lokacijskih faktora na svim područjima. Razlog tome je da postoje različite preferencije, okolnosti i silnice koje na različitim geografskim područjima i u različitim vremenskim razdobljima utječu na cijene nekretnina.

Utjecaj lokacijskih faktora na cijene nekretnina na području Hrvatske te istraživanja takvog tipa nažalost nisu javno dostupni. Odnosno, moglo bi se pretpostaviti da agencije za nekretnine i ostali analitičari iz područja nekretnina provode takva istraživanja, no ti podatci nisu postavljeni na javno dostupnim izvorima podataka. Dostupna istraživanja provedena u RH, a koja uključuju analizu cijena nekretnina promatraju utjecaj makro varijabli, tj. varijabli na razini država (utjecaj BDP-a, dugoročnih kamatnih stopa, izravnih investicija, itd. (Bandić, 2021)) i utjecaj strukturnih karakteristika nekretnine (broj soba, broj katova zgrade, stanje nekretnine, građevinski materijal itd. (Hodžić, 2019)) na cijene. Ta istraživanja nisu uvrštena u ovaj rad, budući da se u ovome radu (u skladu s predmetom istraživanja) promatrao utjecaj lokacijskih i mikro (lokalnih) faktora na cijene nekretnina, kao što je: status na određenom području, udaljenost od centra, pristupačnost obrazovnim institucijama, stopa kriminala, itd.

POPIS GRAFIČKIH PRIKAZA I TABLICA

Grafički prikaz 1: Dijagram rasipanja u regresiji	14
Grafički prikaz 2: Osnovni pojmovi regresijske analize na dijagramu rasipanja.....	17
Grafički prikaz 3: Normalna distribucija.....	18
Grafički prikaz 4: Pristranost u procjeni parametara	19
Grafički prikaz 5: Geografski ponderirana regresija	32
Grafički prikaz 6 : Funkcija identiteta	39
Grafički prikaz 7: Binarna funkcija koraka	39
Grafički prikaz 8: Binarni sigmoid	40
Grafički prikaz 9: Bipolarni sigmoid	41
Grafički prikaz 10: Model umjetnih neuronskih mreža – Rosenblattov perceptron	41
Grafički prikaz 11: Topologija (arhitektura) višeslojnog perceptrona	42
Grafički prikaz 12: Rangiranje pojedinih lokacijskih faktora po važnosti pri vrednovanju stanova u višekatnicama, Helsinki, Finska, 2003.....	46
Grafički prikaz 13: Rangiranje pojedinih lokacijskih faktora po važnosti pri vrednovanju obiteljskih kuća, Helsinki, Finska, 2003.	47
Grafički prikaz 14: Utjecaj susjedskih faktora na cijene nekretnina, bez logaritamskih transformacija na nezavisnim varijablama.....	49
Grafički prikaz 15: Utjecaj susjedskih faktora na cijene nekretnina, s logaritamskim transformacijama na nezavisnim varijablama.....	50
Grafički prikaz 16: Korelacija lokacijskih faktora i cijene nekretnina metodama prostorne regresije	52
Grafički prikaz 17: Predviđanje cijene nekretnine povećanjem stope imigracije za kvalitete nekretnina (od A do I) u Valenciji	57
Grafički prikaz 18: Predviđanje cijene nekretnina povećanjem socioekonomske razine za kategorije kvalitete nekretnina (od A do I) u Valenciji.....	58
Grafički prikaz 19: Predviđanje cijene nekretnina s obzirom na povećanje socioekonomske razine i stope imigracije (susjedski faktori) za kategorije kvalitete nekretnina (od A do I) u Valenciji	59
Grafički prikaz 20: Utjecaj relativne lokacije na cijene nekretnina, s prethodnim logaritamskim transformacijama nezavisnih varijabli.....	60
Grafički prikaz 21: Utjecaj binarnih varijabli na cijene zemljišta	62
Grafički prikaz 22: Predviđanje cijene kvadratnog metra nekretnine, povećanjem udaljenosti od CBD-a, prema kategorijama kvalitete od A do I u Valenciji	63
Grafički prikaz 23: Predviđanje cijene kvadratnog metra nekretnine, povećanjem udaljenosti od podzemne željeznice, prema kategorijama kvalitete od A do I u Valenciji	64
Grafički prikaz 24: Predviđanje cijene kvadratnog metra nekretnine, povećanjem udaljenosti od parkova, prema kategorijama kvalitete od A do I u Valenciji	65
Tablica 1: Interpretacija linearnog regresijskog modela s logaritamskim transformacijama.....	24
Tablica 2: Procijenjeni parametri utjecaja pristupačnosti, preko broja zaposlenika na cijene nekretnina u King Countyu, Washingtonu, 2002.	54

LITERATURA

1. Adrionika. (20. 12 2023). *Zoning of Land in Croatia*. Dohvaćeno iz Adrionika: <https://www.adrionika.com/faq/how-build-in-croatia>
2. Allen, L., & Barnes, C. (2016). *The Role of Macroeconomic Fundamentals in the Determination of House Prices*. Beaumont: Lamar University.
3. Arundhati, D. (2021). *Machine Learning Lecture Notes*. Hyderabad: Malla Reddy College of Engineering and Technology.
4. Bandić, K. (2021). *Cijene nekretnina i financijska liberalizacija*. Split: Sveučilište u Splitu.
5. Bar-Yam, Y. (1997). *Dynamics of Complex Systems*. Boston: Addison-Wesley.
6. Bellefon, M. P., & Floch, J. M. (2013). *Geographically Weighted Regression*. Paris: INSEE.
7. Bhar, L. (2002). *Modeling: Linear and nonlinear*. New Delhi: Indian Agricultural statistics Research Institute Library Avenue.
8. Bourassa, S., Hamelink, F., Hoesli, M., & MacGregor, B. (1997). *Defining housing submarkets: evidence from Sydney and*. Auckland: University of Auckland.
9. Brown, G., Matysiak, G., & Shepherd, M. (1998). Valuation uncertainty and the Mallinson Report. *Journal of Property Research*, 1-13.
10. Burinskienė, M., & Rudzkienė, V. (2004). *Comparison of Spatial - Temporal Regional Development*. Lithuania: International Journal of Strategic Property Management.
11. Castelvechi, D. (2016). Can we open the black box of AI? *Nature*, 20-23.
12. Chinh, N., Son, N., Manh, L., Thuy, N., Vu, T., Hanh, N., & Linh, L. (2020). *Factors that affect land values and the development of land value maps for strengthening policy making in Vietnam: the case study of non-agricultural land in Quang Ninh province, Vietnam*. Bologna: Alma Mater Studiorum - Università di Bologna.
13. Dennett, A. (17. 11 2014). *Amazon Web Services*. Dohvaćeno iz An Introduction to Geographically Weighted Regression in R: https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/44975_0342ec49f925426fa16ebcdc28210118.html
14. Duran, L., Llorca, A., Botti, V., & Valero, S. (2011). *The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool*. Valencia: Universitat Politècnica de València.
15. Eurostat. (3. 4 2013). *Handbook on Residential Property Prices Indices*. Luxembourg: European Commission. Dohvaćeno iz Handbook on Residential Property Prices Indices: <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-manuals-and-guidelines/-/ks-ra-12-022>
16. Farmer, J., Heald, P., Tilton, J., Allen, J., Clevenger, C., Ivanov, M., & Carlin, C. (2005). *Ordinary least squares*. New Haven: immagic.com.
17. Fischel, W. (1999). *Zoning and Land Use Regulation*. Hanover: Dartmouth College.

18. Ford, C. (17. 8 2018). *Interpreting Log Transformations in a Linear Model*. Dohvaćeno iz University of Virginia Library: <https://data.library.virginia.edu/interpreting-log-transformations-in-a-linear-model/>
19. Franklin, J., & Waddell, P. (2002). *A Hedonic Regression of Home Prices in King County, Washington, using Activity-Specific Accessibility Measures*. Seattle: University of Washington.
20. Gershenson, C. (2003). *Artificial Neural Networks for Beginners*. Mexico City: Universidad Nacional Autónoma de México.
21. Griffith, D., & Chun, Y. (2014). *Spatial Autocorrelation and Spatial Filtering*. Dallas: University of Texas.
22. Griliches, Z. (1958). *The Demand for Fertilizer: An Economic Interpretation of a Technical Change*. Oxford: Oxford University Press.
23. Hansen, J. (2009). *Australian House Prices: A Comparison of Hedonic and Repeat-Sales Measures*. Melbourne: Economic Record.
24. Harris, R. (25. 1 2024). *University of Bristol*. Dohvaćeno iz Introduction to Geographically Weighted Regression: <https://www.bristol.ac.uk/media-library/sites/cmpo/migrated/documents/gwr.pdf>
25. Heikkila, E., Gordon, P., Kim, J., & Peiser, R. (1989). *What Happened to the CBD-Distance Gradient? Land Value in a Polycentric City*. Los Angeles: University of Southern California.
26. Heikkila, E., Kim, J., Gordon, P., & Peiser, R. (1989). *What happened to CBD - distance gradient? Land Value in a Polycentric City*. Los Angeles: University of Southern California.
27. Helbich, M., Brunauer, W., Vaz, E., & Nijkamp, P. (2013). *Spatial Heterogeneity in Hedonic House Price Models: The Case of Austria*. Amsterdam: Tinbergen Institute.
28. Heyman, A., & Sommervoll, D. (2019). *House prices and relative location*. Oslo: Institute of Urbanism and Landscape.
29. Hodžić, A. (2019). *Predviđanje cijena nekretnina algoritmom slučajnih šuma*. Zagreb: Visoko učilište Algebra.
30. Hoesli, M., & MacGregor, B. (1997). *Defining Residential Submarkets: Evidence from Sydney and Melbourne*. Berlin: ResearchGate.
31. Hox, J., & Boeijs, H. (2005). *Data Collection, Primary vs. Secondary*. Utrecht: Utrecht University.
32. Hwang, S. (2009). *Willingness to Pay for Job Accessibility: Evidences Revealed from Neighborhood Scale Analyses in Buffalo and Seattle Housing Market*. Chicago: DePaul University.
33. Kahane, L. (2007). *The Least-Squares Estimation Method*. Providence: Providence College.
34. Kauko, T. (2003). *Residential property value and locational externalities*. Delft: OTB Research Institute for Housing.
35. Kaur, S. (2013). *Variables in research*. Kottayam: Mahatma Gandhi University.

36. Kiel, K., & Zabel, J. (2008). Location, location, location: The 3L Approach to house price determination. *Journal of Housing Economics*, 175-190.
37. Kolhlhase, J. (1991). *The impact of toxic waste sites on housing values*. Houston: University of Houston.
38. Kozak, K. (2015). *Statistics Using Technology, Second Edition*. Morrisville: Lulu Press.
39. Król, A. (2017). *The Application of Partial Least Squares Method in Hedonic Modelling*. Wrocław: Wrocław University of Economics.
40. Kumar, G., & Dash, P. (2022). Socioeconomic Status Scale-Modified Kuppuswamy Scale for the Year 2022. *International Journal of Community Dentistry*, 1-6.
41. Kwan, M.-P. (1998). *Space-Time and Integral Measures of Individual Accessibility: A Comparative Analysis Using a Point-Based Framework*. Hong Kong: The Chinese University of Hong Kong.
42. Laakso, S. (1997). *URBAN HOUSING PRICES AND THE DEMAND FOR HOUSING CHARACTERISTICS*. Helsinki: Taloustieto Oy.
43. Lesage, J. (2008). *AN INTRODUCTION TO SPATIAL ECONOMETRICS*. Paris: De Boeck Supérieur.
44. Malacad, D. (2021). *Developing Research Questions: Hypotheses and Variables*. Castricum: Jac. P. Thijssse College.
45. Mankad, M. (2022). *Comparing OLS based hedonic model and ANN in house price estimation using relative location*. Baroda: The Maharaja Sayajirao University of Baroda.
46. Manohar, R. (2022). *Fundamentals of Artificial Neural Networks - SE1609*. Semmancheri: Sathyabama Institute of Science and Technology.
47. Mariš, M. (2021). *The Importance of Location Factors in Determining Land Prices: The Evidence from Bratislava's Hinterland*. Nitra: Slovak University of Agriculture.
48. McCord, M., Lo, D., Davis, P., McCord, J., Hermans, L., & Bidanset, P. (2022). *Applying the Geostatistical Eigenvector Spatial Filter Approach into Regularized Regression for Improving Prediction Accuracy for Mass Appraisal*. Basel: MDPI.
49. Mcgreal, S., Smyth, A., Cooper, J., & Adair, A. (2000). *House Prices and Accessibility: The Testing of Relationships within the Belfast Urban Area*. Coleraine: Ulster University.
50. Mo, Z. (2014). *An Empirical Evaluation of OLS Hedonic Pricing Regression on Singapore Private Housing Market*. Stockholm: Royal Institute of Technology.
51. Murakami, D., & Griffith, D. (2017). *Eigenvector spatial filtering for large data sets: fixed and random effects approaches*. Dallas: University of Texas.
52. Murtada, A. B. (2019). *Quantitative Data Collection Methods*. Nile: Nile University of Nigeria.
53. Nakaya, T. (2008). *Geographically Weighted Regression (GWR)*. Sendai: Tohoku University.
54. Nilsson, P. (2019). *Prediction of residential real estate selling prices using neural networks*. Stockholm: KTH ROYAL INSTITUTE OF TECHNOLOGY.

55. Ottensmann, J., Payton, S., & Man, J. (2008). *Urban Location and Housing Prices within a Hedonic Model*. Bloomington: Journal of Regional Analysis and Policy.
56. Owens, B. (2013). Location, Location, Location. *Editorial*, Vol. 41, No. 11.
57. Perkov, J. (8. 7 2023). *Regresija i korelacija*. Dohvaćeno iz unizd.hr: http://www.unizd.hr/portals/4/nastavni_mat/2_godina/statistika/10_predavanje.pdf
58. Pham, D., & Nguyen, G. (2019). *Factors affecting the price of the real estate in Ho Chi Minh City*. Ho Chi Minh City: University of Natural Resources and Environment.
59. Rampini, L., & Re Cecconi, F. (2022). *Artificial intelligence algorithms to predict Italian real estate market prices*. Journal of Property Investment & Finance.
60. Rehmann, U. (27. 7 2023). *Inefficient ststistic*. Dohvaćeno iz Encyclopedia of Mathematics: http://encyclopediaofmath.org/index.php?title=Inefficient_statistic&oldid=47337
61. Rozga, A. (2006). *Statistika za ekonomiste*. Split: Sveučilište u Splitu, Ekonomski fakultet.
62. Saphores, J.-D., & Li, W. (2012). Estimating the value of urban green areas: A hedonic pricing analysis of the single family housing market in Los Angeles, CA. *Landscape and Urban Planning*, 373-387.
63. Shalizi, C. (2015). *Weighted and Generalized Least Squares*. Pittsburgh: Carnegie Mellon University.
64. Shrestha, N. (2020). *Detecting Multicollinearity in Regression Analysis*. American Journal of Applied Mathematics and Statistics.
65. Shukla, P. (2017). *Quantitative Data Collection Methods And Devices*. New Delhi: IGNOU.
66. Songfeng, Z. (2016). *Maximum Likelihood Estimation*. Springfield: Missouri State University.
67. Stanić, A. (2020). *Metode prikupljanja podataka u konzultantskom*. Osijek: Sveučilište Josipa Jurja Strossmayera u Osijeku.
68. Šnajder, J. (2021). *13. Procjena parametara*. Zagreb : Sveučilište u Zagrebu.
69. Towhidul, I. (2017). *Regression Analysis*. Guelph: University of Guelph.
70. Usman, M., & Wan Zahari, Y. (2015). *Impact of Location and Dwelling Characteristics on Residential Property Prices/Values: A Critical Review of Literature*. Parit Raja: Universiti Tun Hussein Onn Malaysia.
71. Wolter, W. (2023). *Normal distribution*. Notre Dame: University of Notre Dame.
72. Worzala, E., Lenk, M., & Silva, A. (1995). An Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation. *Journal of Real Estate Research*, 185-202.
73. Xiao, Y., Chen, X., L, Q., Yu, X., Chen, J., & Guo , J. (2017). *Exploring Determinants of Housing Prices in Beijing: An Enhanced Hedonic Regression with Open Access POI Data*. Bijing: International Journal of Geo-Information.
74. Xiao, Y., Orford, S., & Webster , C. (2016). *Urban configuration, accessibility and property prices: a case study of Cardiff, Wales*. Thousand Oaks: Sage Publications Ltd.

75. Yadav, A. (2022). *Predicting The Housing Price using Artificial Intelligence/ Machine Learning*. Gurugram: Dronacharya College of Engineering.
76. Zaid, M. A. (2015). *Correlation and Regression Analysis*. Ankara: The Statistical, Economic and Social Research and Training Centre for Islamic Countries.
77. Zaiontz, C. (2016). *Least Absolute Deviation (LAD) Regression*. Dohvaćeno iz Real Statistics Using Excel: <https://real-statistics.com/multiple-regression/lad-regression/>

SAŽETAK

Krilatica koja se vrlo često koristi u društvenim krugovima stručnjaka nekretnina je da postoje tri najbitnija faktora u određivanju poželjnosti nekretnine, a to su: „Lokacija, lokacija i lokacija.“ Ovim riječima, koji prema autoru B. Owensu (2013) potječu od strane Harolda Samuela, jednog od najvećih britanskih investitora u nekretnine, želi se naglasiti iznimna važnost lokacije u odnosu na ostale faktore cijene nekretnina. Ta iznimna važnost lokacije na cijene nekretnina, ujedno je i povod da se za predmet ovog rada postave rezultati istraživanja, koji se bave utjecajem lokacijskih faktora na cijene nekretnina. No, bitno je naglasiti se ne može pouzdano procijeniti utjecaj pojedinih lokacijskih faktora na cijene nekretnina, ukoliko se ne provede istraživanje na tome području. Odnosno, bez obzira na određenu korespondenciju rezultata istraživanja iznesenih u ovome radu, ne postoji osnova za donošenje zaključaka o istom takvom utjecaju tih lokacijskih faktora na svim područjima.

Ključne riječi: nekretnine, cijena, lokacija

SUMMARY

A catchphrase that is very often used in the social circles of real estate experts is that there are three most important factors in determining the desirability of real estate, and those are: "Location, location and location." These words, which according to the author B. Owens (2013) originate from Harold Samuel, one of the largest British real estate investors, have an intention to emphasize the exceptional importance of location in relation to other factors of real estate prices. This exceptional importance of location on real estate prices is also the motive for research subject to be various studies, which deal with the influence of location factors on real estate prices. However, it is important to emphasize that the impact of individual location factors on real estate prices cannot be reliably assessed, unless research is conducted in that area. That is, regardless of the certain correspondence of the research results presented in this paper, there is no basis for drawing conclusions about the same influence of these locational factors in all areas.

Keywords: real-estate, price, location