



Institut za
javne financije

Smičiklasova 21 | Zagreb
www.ijf.hr | ured@ijf.hr
T: 01/4886-444 | F: 01/4819-365

ODABRANI PRIJEVODI

BR. 33
2016.

ISSN 1847-7445

citirati: Bezeredi, S. i Urban, I., 2016.
Predicting gross wages of non-
employed persons in Croatia. *Financial
Theory and Practice*, 40 (1), str. 1-61.
Dostupno na: <[http://www.fintp.hr/
upload/files/ftp/2016/1/bezeredi_u
rban.pdf](http://www.fintp.hr/upload/files/ftp/2016/1/bezeredi_urban.pdf)>.

Svi Odabrani prijevodi dostupni su na:
[http://www.ijf.hr/hr/publikacije/ca
sopisi/12/odabrani-prijevodi/111/](http://www.ijf.hr/hr/publikacije/ca-sopisi/12/odabrani-prijevodi/111/)

PREDVIĐANJE BRUTO PLAĆA ZA OSOBE IZVAN RADA U HRVATSKOJ

SLAVKO BEZEREDI, UNIV. SPEC. OEC.*

DR. SC. IVICA URBAN*

ČLANAK**

JEL: J31, C21, C52

SAŽETAK

U radu se predstavljaju rezultati istraživanja čiji je cilj izgraditi model za predviđanje plaća za osobe izvan rada u Hrvatskoj. Procjene predviđenih plaća mogu se koristiti za izračun granične efektivne porezne stope na ekstenzivnoj granici i za modeliranje ponude rada. Koriste se podaci koji su prikupljeni temeljem istraživanja EU Statistics on Income and Living Conditions za 2012. U radu se opsežno objašnjavaju izvori podataka, varijable, podskupine zaposlenih, nezaposlenih i neaktivnih osoba, kao i rezultati linearnog regresijskog modela, Heckmanovog selekcijskog modela i modela kvantilne regresije. Dobivena predviđanja plaća se uspoređuju i analizira se kvaliteta njihove procjene.

Ključne riječi: bruto plaće, procjena, predviđanje, nezaposlenost, neaktivnost, Heckmanov selekcijski model, kvantilna regresija, Hrvatska

* Ovaj je rad sufinancirala Hrvatska zaklada za znanost projektom UIP-2014-09-4096. Autori se zahvaljuju recenzentima na konstruktivnim komentarima koji su potakli značajne dopune i nadogradnju početne verzije rada.

** Primljeno: 22. rujna 2015.

Prihvaćeno: 7. siječnja 2016.

Slavko BEZEREDI
Institut za javne financije, Smičiklasova 21, 10000 Zagreb
e-mail: slavko.bezeredi@ijf.hr

Ivica URBAN
Institut za javne financije, Smičiklasova 21, 10000 Zagreb
e-mail: ivica.urban@ijf.hr

1. UVOD

Ovaj rad predstavlja rezultate istraživanja čiji je cilj izgradnja modela za predviđanje bruto plaća za osobe izvan rada u Hrvatskoj. Koriste se podaci prikupljeni istraživanjem *EU Statistics on Income and Living Conditions* (EU-SILC; u nastavku SILC). Predviđene plaće prvenstveno služe kao podloga budućim istraživanjima: (a) za izračun granične efektivne porezne stope na ekstenzivnoj granici (GEPSEG), i (b) za izradu diskretnog modela ponude rada.

GEPSEG-om se mjeri neto zarada kućanstva u hipotetičkom slučaju u kojem se zapošljava osoba koja je trenutno izvan rada. Takva tranzicija ima složeni utjecaj na dohodak kućanstva; socijalne naknade se obično smanje ili skroz nestanu što posljedično umanjuje dobitak ostvaren od zapošljavanja. Nadalje, dio ostvarene bruto plaće se umanjuje zbog nametanja poreza na dohodak i doprinosa za socijalno osiguranje. GEPSEG se uobičajeno izračunava za nekoliko “tipova obitelji” (npr. za samca ili za par s dvoje djece u dobi od 12 godina pri čemu samo jedna odrasla osoba radi).¹ Takav pristup pruža dobar opis utjecaja sustava poreza i socijalnih naknada na neto dohodak kućanstva, ali njime se ignorira heterogenost obiteljskih i osobnih obilježja u populaciji. Da bi se dobila realna slika distribucije GEPSEG-a, prilikom procjene je potrebno koristiti stvarne podatke i mikrosimulacijske modele poreza i socijalnih naknada.²

EUROMOD je mikrosimulacijski model poreza i socijalnih naknada za zemlje Europske unije. Omogućuje usporedbu mjera izravnih poreza i obveznih socijalnih osiguranja među zemljama EU-a (Figari et al., 2014.). Od 2016. godine u EUROMOD je uključen modul za simulaciju hrvatskog sustava poreza i socijalnih naknada. MICROMOD je mikrosimulacijski model poreza i socijalnih naknada za Hrvatsku koji će biti baziran na EUROMOD-u i sadržavati dodatne elemente kao što su procjena ponude rada i naknade koje pružaju jedinice lokalne uprave i samouprave.³

Za većinu zemalja EUROMOD koristi SILC podatke. SILC podaci za Hrvatsku temelje se na “Anketi o dohotku stanovništva” (ADS) koju od 2010. provodi Državni zavod za statistiku (DZS). DZS koristi ADS za izračun stopa siromaštva i mjerenje životnog standarda (DZS, 2013b).

Učinci sustava poreza i naknada na dohodak kućanstva evaluiraju se mikrosimulacijskim modelima poreza i naknada. Međutim, ti modeli sami po sebi ne pružaju jednu od ključnih varijabli za izračun GEPSEG-a – *iznos bruto plaće koju bi osoba koja ne radi mogla zaraditi kada bi se zaposlila*. SILC podaci sadrže samo informacije o plaćama koje su zarađene tijekom referentnog razdoblja, a podaci o plaćama osoba koje ne rade nisu prikupljeni anketom.

Plaće osoba koje ne rade se mogu predvidjeti na temelju jednadžbe plaće, koja opisuje funkcionalnu vezu između plaće i osobnih obilježja kao što su godine, bračni status, mjesto prebivališta, radno iskustvo i zanimanje. Područje djelatnosti i obilježje posla također mogu biti uključene kao nezavisne varijable. Jednadžbe plaće se uobičajeno modeliraju linearnim regresijskim modelom (LRM) i procjenjuju se koristeći uzorak zaposlenih osoba.⁴

¹ Carone i sur. (2004.) su radili takve procjene za zemlje OECD-a. Bejaković i sur. (2012.) su izračunali GEPSEG za osam hipotetičkih tipova obitelji u Hrvatskoj. Analiza je pokazala da neki tipovi obitelji (obitelji s dva odrasla člana koji ne rade i obitelji s troje ili više djece) imaju vrlo visok GEPSEG (skoro 100%). Iz takvih obitelji, za odrasle osobe koje ne rade “rad se ne isplati”, zbog toga što je smanjivanje naknada gotovo jednako visini dobiti od neto plaće.

² Takav model su među prvima predložili Immervoll i O'Donoghue (2002.), koji izračunavaju GEPSEG uz pomoć EUROMOD-a.

³ MICROMOD će biti razvijen u projektu “Primjena mikrosimulacijskih modela u analizi poreza i socijalnih naknada u Hrvatskoj” (Institut za javne financije). Za više detalja pogledati: <http://www.ijf.hr/hr/istrazivanja/hrzz-projekti/1053/ammatsbc/1062/>.

⁴ Mjerodavne studije za Hrvatsku su Nestić i sur. (2015.) i Nestić (2005.).

Međutim, takav pristup, koji koristi samo podatke zaposlenih osoba, osporio je Heckman (1976., 1979.), koji uvodi pojam “problema odabira uzorka”. Naime, koeficijenti jednadžbe plaće dobiveni spomenutim postupkom mogu biti pristrani zbog toga što takav uzorak nije reprezentativan za cijelu populaciju. Stoga Heckman predlaže model koji identificira i uklanja problem odabira uzorka, a sastoji se od jednadžbe plaće i participacijske jednadžbe. Participacijska jednadžba procjenjuje vjerojatnost da određena osoba bude zaposlena ili izvan rada. “Greške relacije” u jednadžbi plaće i participacijskoj jednadžbi predstavljaju “neopažena obilježja” koja utječu i na plaću i na vjerojatnost zaposlenosti. Ako postoji korelacija između grešaka relacije, onda postoji problem odabira uzorka i parametri jednadžbe plaće moraju biti “ispravljeni”.

Heckmanov selekcijski model (HSM) je postigao veliku popularnost među istraživačima i naširoko se koristi za procjene plaća. Najčešća su sljedeća dva polja primjene: (1) predviđanje plaća za osobe izvan rada u svrhu modeliranja ponude rada⁵, i (2) procjena jaza plaća između žena i muškaraca te drugih oblika jaza u plaćama.⁶ HSM je tako postao standardan alat za procjenu plaća, unatoč kritikama i pojavi alternativnih pristupa za rješavanje problema odabira uzorka (Winship i Mare, 1992.; Vella, 1998.; Puhani, 2000.).

U ovom istraživanju koristi se nekoliko metoda za procjenu i predviđanje bruto plaća: LRM, HSM i model kvantilne regresije. Za potrebe procjene HSM-om osobe izvan rada su podijeljene u nekoliko različitih grupa. Rezultati različitih modela se uspoređuju kako bi se otkrile njihove prednosti i nedostaci. Usporedba se vrši analizom reziduala i procjenom gustoće razdioba predviđenih plaća. Iako SILC podaci za Hrvatsku postoje već nekoliko godina, ovo je prvo opsežno istraživanje koje ih koristi. Stoga ovaj rad može pridonijeti intenzivnijem korištenju tog vrijednog izvora podataka. Tijekom istraživanja suočili smo se s nekoliko metodoloških pitanja, od kojih su većina već zapažena u prethodnoj literaturi. Pruženi su prijedlozi kako se navedeni problemi mogu riješiti, no potrebna su daljnja istraživanja u tom području.

Struktura rada je sljedeća. Drugo poglavlje se bavi metodološkim pitanjima. U prvom dijelu opisuju se LRM i HSM. Nakon toga se izvode formule za predviđanje bruto plaće te se raspravlja o specifičnim pitanjima HSM-a. U zadnjem dijelu drugog poglavlja raspravlja se o spomenutim metodološkim izazovima. Treće poglavlje najprije pruža opis hrvatskih SILC podataka i varijabli koje su konstruirane za korištenje u regresijskim modelima. Slijedi kratak pregled strukture stanovništva u radnoj dobi zasnovan na SILC-u, koji služi kao uvod u postupak oblikovanja podskupina zaposlenih osoba i osoba izvan rada. Nakon toga prezentira se deskriptivna analiza varijabli po podskupinama. Četvrto poglavlje analizira sudjelovanje u radu ili izvan rada koristeći probit model. Kvaliteta predviđanja probit modela procjenjuje se pomoću klasifikacijskih tablica i korištenjem različitih mjera kvalitete probit modela. Ključni rezultati rada se nalaze u petom poglavlju, koje prezentira procjene jednadžbe plaće koristeći LRM, kvantilnu regresiju i HSM. Predviđanja sva tri modela se uspoređuju za osobe koje rade i one koje ne rade. Šesto poglavlje sadrži raspravu o rezultatima i zaključak.

⁵ Neka od tih istraživanja su van Soest (1995.; za Nizozemsku 1987.), Labeaga i sur. (2008.; za Španjolsku u kasnim 1990-tima), Pacifico (2009.; za Italiju 2002.), Berger i sur. (2011.; za Luksemburg 2004.), Bičáková i sur. (2011.; za Češku Republiku 2002.), te Mojsoska-Blazevski i sur. (2013.; za Makedoniju 2011.).

⁶ Vidjeti Paci i Reilly (2004.; za Albaniju, Bosnu i Hercegovinu, Bugarsku, Poljsku, Srbiju, Tadžikistan, Uzbekistan u ranim 2000-tima), Pastore i Verashchagina (2008.; za Bjelorusiju 1996. i 2001.), Khitarishvili (2009.; za Gruziju 2000. i 2004.), i Avlijaš i sur. (2013.; za Srbiju, Crnu Goru i Makedoniju sredinom 2000-tih).

2. METODE ZA PROCJENU I PREDVIĐANJE PLAĆA

2.1 LINEARNI REGRESIJSKI MODEL I HECKMANOV SELEKCIJSKI MODEL

Standardni pristup u ekonometrijskom modeliranju plaća pretpostavlja da prirodni logaritam plaće, w_i , za svaku osobu i linearno ovisi o varijablama koje opisuju C osobnih obilježja, koja se prikazuju s $X_i = [1, x_{i1}, \dots, x_{iC}]$. Veza između w_i i X_i zove se *jednadžba plaće* i definira se na sljedeći način:

$$w_i = X_i \alpha + \varepsilon_i, \quad (1)$$

gdje je $\alpha = [\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_C]$ skup koeficijenata zajedničkih za cijelu populaciju. ε_i je slučajna varijabla (greška relacije), koja podrazumijeva neopažena obilježja, odnosno dio plaće koji nije opisan s $X_i \alpha$; $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_{\varepsilon})$, iz čega proizlazi da je ε_i normalno distribuirana slučajna varijabla s varijancom σ_{ε} i očekivanjem $E(\varepsilon_i | X_i) = 0$.

Pod pojmom populacija misli se na sve osobe u društvu, odnosno osobe koje rade i osobe koje ne rade.⁷ Budući da vrijedi $E(\varepsilon_i | X_i) = 0$, očekivana plaća nasumično izabrane osobe i iz populacije jednaka je:

$$E(w_i | X_i) = X_i \alpha + E(\varepsilon_i | X_i) = X_i \alpha. \quad (2)$$

U slučaju procjene jednadžbe (1), uobičajeno se koriste podaci o stvarnim plaćama. Upravo iz tog razloga podaci o plaćama su uobičajeno dostupni samo za osobe koje rade, dok za osobe izvan rada ti podaci nedostaju. Tako se uzorak, koji se sastoji od I promatranja, $i = \{1, \dots, I\}$, nasumično izvučenih iz populacije, može sortirati i podijeliti na dva dijela: K zaposlenih osoba, $i = \{1, \dots, K\}$, i $I - K$ osoba koje ne rade, $i = \{K + 1, \dots, I\}$.

Pretpostavimo kako poznamo sve elemente u X_i te da možemo ispravno izmjeriti njihovu vrijednost. Također pretpostavimo da stvarne plaće odražavaju stvarni potencijal zarade. LRM, koristeći metodu najmanjih kvadrata na poduzorku $i = \{1, \dots, K\}$, pruža procjene $\tilde{\alpha} = f(w_i, X_i; i = 1, \dots, K)$ stvarnih koeficijenata α . Jesu li procjene $\tilde{\alpha}$ nepristrane? Prema Heckmanu (1976., 1979.), procjene ne mogu biti nepristrane zbog toga što uzorak korišten u procjeni, $i = \{1, \dots, K\}$, obuhvaća samo zaposlene osobe. Prema tome, informacije koje se tiču osoba koje ne rade, $i = \{K + 1, \dots, I\}$, isključene su iz procjene. Heckman navodi da je očekivana plaća zaposlene osobe i , $i = 1, \dots, K$, jednaka:

$$E(w_i | X_i, \text{zaposlen}) = X_i \alpha + E(\varepsilon_i | \text{zaposlen}), \quad (3)$$

što je različito od $E(w_i | X_i) = X_i \alpha$ u jednadžbi (2). U jednadžbi (3), Heckman (1979.) uvodi koncept “pravila odabira uzorka”, koje implicira da očekivana plaća ne ovisi samo o X_i nego i o načinu na koji je uzorak $i = \{1, \dots, K\}$ izabran. Za dobivanje odgovarajućih procjena α temeljenih na dostupnim podacima o plaćama, on predlaže sljedeći dvojednadžbeni model:⁸

$$w_i = X_i \alpha + e_i \quad (4)$$

$$p_i = Z_i \beta + u_i, \quad (5)$$

Jednadžba (4) odgovara *jednadžbi plaće* u (1); $e_i \sim N(0, \sigma_{ee})$ je greška relacije koja je analogna izrazu ε_i . Jednadžba (5) je *participacijska jednadžba*, koja opisuje vezu između $C + D$ osobnih obilježja,

⁷ Dakle, svim osobama u društvu pripisana je određena plaća. U tom smislu plaća w_i je hipotetički konstruirana, a podrazumijeva ljudske sposobnosti i odgovarajući potencijal za zaradu.

⁸ U ovoj prezentaciji modela slijedi se Heckman (1979.), s prilagodbom slučaju analize plaća. Heckmanov selekcijski model je široko korišten i proučavan; pogledati udžbenike Amemiya (1985.), Verbeek (2004.), Cameron i Trivedi (2005.), i Green (2008.). Za kritičke osvrte vidjeti, primjerice, Winship i Mare (1992.), Vella (1998.), Puhani (2000.), Nicaise (2001.), Bushway i sur. (2007.), te Breunig i Mercante (2010.).

$Z_i = [1, x_{i1}, \dots, x_{iC}, y_{i1}, \dots, y_{iD}]$ i statusa osobe (radi ili ne radi). β je skup zajedničkih koeficijenata, a $u_i \sim N(0, \sigma_{uu})$ je greška relacije s varijancom σ_{uu} te se interpretira slično kao e_i i ε_i . Ako je $p_i \geq 0$, osoba radi, odnosno osoba ne radi ako je $p_i < 0$. Označimo s $\sigma_e = (\sigma_{ee})^{1/2}$ i $\sigma_u = (\sigma_{uu})^{1/2}$ standardne devijacije od e_i i u_i . Kovarijanca i korelacijski izraz su redom dani kao σ_{eu} i $\rho_{eu} = \sigma_{eu} / (\sigma_e \sigma_u)$.

Vratimo se na pravilo odabira uzorka iz jednadžbe (3). Osoba radi ako je $p_i \geq 0$, tj. ako vrijedi $u_i > -Z_i\beta$. Dakle, jednadžba (3) može se napisati i na sljedeći način:

$$E(w_i | X_i, u_i > -Z_i\beta) = X_i\alpha + E(\varepsilon_i | u_i > -Z_i\beta) \quad (6)$$

Ako postoji korelacija između neopaženih obilježja, predstavljenih s e_i i u_i , izraz $E(\varepsilon_i | u_i > -Z_i\beta)$ više nije jednak nula. Heckman (1979.) procjenjuje vrijednost $E(\varepsilon_i | u_i > -Z_i\beta)$ pa se jednadžba (6) zapisuje na sljedeći način:

$$E(w_i | X_i, u_i > -Z_i\beta) = X_i\alpha + \frac{\sigma_{eu}}{\sigma_u} \frac{\phi(Z_i\beta)}{\Phi(Z_i\beta)} \quad (7)$$

gdje je $\phi(\cdot)$ standardna normalna funkcija gustoće, a $\Phi(\cdot)$ standardna normalna funkcija distribucije, tj. vjerojatnost da je promatrana osoba zaposlena. Uobičajeno se omjer $\lambda_i = \phi(Z_i\beta) / \Phi(Z_i\beta)$ naziva “Heckmanova lambda” za osobu i . Varijabla λ_i je nenegativna, monotono padajuća i konveksna u $Z_i\beta$. Zbog toga što je $\sigma_{eu} = \rho_{eu}(\sigma_e\sigma_u)$, dobiva se $\sigma_{eu} / \sigma_u = \rho_{eu}\sigma_e = \Lambda$. Ako su neopažena obilježja, predstavljena s e_i i u_i , međusobno korelirana, to povlači da vrijedi $\rho_{eu} \neq 0$ ($\sigma_{eu} \neq 0$), odnosno da je $\Lambda \neq 0$.

Postoje dva načina za procjenu HSM-a iz jednadžbi (4) i (5): metoda maksimalne vjerodostojnosti i “procjena u dva koraka”. Za razlike između ovih pristupa pogledati Verbeek (2004.). U ovom radu se primjenjuje metoda maksimalne vjerodostojnosti koristeći Stata program “Heckman selection model (ML)” (naredba *heckman*). Program izračunava procjene $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$, $\hat{\rho}_{eu}$, $\hat{\sigma}_e$ i $\hat{\Lambda} = \hat{\rho}_{eu}\hat{\sigma}_e$, zajedno s njihovim standardnim pogreškama (za više detalja, pogledati poglavlje 5.4).

2.2 FORMULE ZA IZRAČUN PREDVIĐENIH PLAĆA

Koeficijenti $\hat{\alpha}$ trebaju biti nepristrani i konzistentni procjenitelji stvarnih koeficijenata α iz jednadžbe (1). Prema Breunig i Mercante (2010.) definiraju se tri načina predviđanja plaća temeljena na HSM-u:

(1) Neuvjetna predviđanja, koja se odnose na cijeli uzorak:

$$\hat{w}_i^{HUC} = X_i\hat{\alpha} \quad (8)$$

(2) Uvjetna predviđanja, samo za osobe koje rade:

$$\hat{w}_i^{HCE} = X_i\hat{\alpha} + \hat{\Lambda} \frac{\phi(Z_i\hat{\beta})}{\Phi(Z_i\hat{\beta})} \quad (9)$$

(3) Uvjetna predviđanja, samo za osobe koje ne rade:

$$\hat{w}_i^{HCN} = X_i\hat{\alpha} + \hat{\Lambda} \frac{-\phi(Z_i\hat{\beta})}{1 - \Phi(Z_i\hat{\beta})} \quad (10)$$

Također se koriste i predviđanja plaće temeljena na LRM-u, koja su procijenjena na poduzorku osoba koje rade, a primjenjiva su na cijeli uzorak:

$$\hat{w}_i^{LRM} = X_i\tilde{\alpha} \quad (11)$$

Korelacija između neopaženih obilježja u participacijskoj jednadžbi i jednadžbi plaće može biti ili pozitivna ($\hat{\rho}_{eu} > 0 \Rightarrow \hat{\Lambda} > 0$) ili negativna ($\hat{\rho}_{eu} < 0 \Rightarrow \hat{\Lambda} < 0$). Oba slučaja se pojavljuju u empirijskoj literaturi.⁹ Ako je $\hat{\Lambda} < 0$, predviđanja $\hat{w}_i^{HUC}$ iz jednadžbe (8) bit će općenito veća nego predviđanja $\hat{w}_i^{LRM}$. Nadalje, ako je $\hat{\Lambda} < 0$, predviđanja $\hat{w}_i^{HCN}$ iz jednadžbe (10), dobivena za osobe koje ne rade, bit će veća nego predviđanja $\hat{w}_i^{HUC}$ zato što je izraz $-\phi(Z_i\hat{\beta})/(1-\Phi(Z_i\hat{\beta}))$ uvijek nepozitivan.

2.3 PROBLEMI SPECIFIKACIJE U HECKMANOVOM SELEKCIJSKOM MODELU

HSM zahtijeva pravilnu specifikaciju obje jednadžbe, participacijske i jednadžbe plaće, odnosno zahtijeva pravilan izbor obilježja unutar X_i i Z_i . Treba napomenuti kako Z_i sadrži sve elemente kao i X_i , a sadrži i D dodatnih osobnih obilježja, $y_{i1}, \dots, y_{iD}$. Prema Verbeeku (2004.), ekonomski razlozi zahtijevaju da se svi elementi iz X_i uključe u Z_i . Dakle, elementi $y_{i1}, \dots, y_{iD}$ trebaju obuhvatiti samo ona obilježja koja nisu statistički i ekonomski važna u jednadžbi plaće.

Odabir varijabli za HSM predstavlja osjetljiv zadatak. Ako se izostavi neka važna varijabla iz participacijske jednadžbe i jednadžbe plaće, korelacija između grešaka relacija, σ_{eu} , bit će pogrešno procijenjena i metoda će dati pogrešne vrijednosti α . Prilikom izbora varijabli slijede se istraživanja drugih autora (pogledati reference u fusnotama 5 i 6) te se stvara sveobuhvatan skup obilježja, uzimajući u obzir dostupnost podataka u SILC-u (vidjeti poglavlje 3.2).

Poglavlje 2.1 općenito govori o “populaciji” i razlikama između osoba koje rade i onih koje ne rade. U praksi je potrebno precizno definirati što te grupe predstavljaju. Osobe izvan rada su heterogena skupina koja se sastoji od pojedinaca koji su na različite načine povezani s tržištem rada te za njih vrijede različiti mehanizmi sudjelovanja. Pravilna specifikacija participacijske jednadžbe zahtijeva da se osobe izvan rada podijele u više homogenih podskupina, kao što su nezaposlene, marginalno zaposlene i radno sposobne neaktivne osobe (Breunig i Mercante, 2010.). U ovom istraživanju osobe u radnoj dobi podijeljene su na *zaposlene*, *nezaposlene*, *neaktivne* i druge osobe. Razrađen je poseban postupak za oblikovanje takvih podskupina (vidjeti poglavlje 3.4).

2.4 OSTALI METODOLOŠKI IZAZOVI

HSM se naveliko koristi za predviđanje plaća osoba koje ne rade (vidjeti reference u fusnoti 5). Međutim, prediktivna moć i metodološka pitanja u vezi opće prikladnosti HSM-a za takvu namjenu nisu temeljito istraženi. Jedna od iznimki su Breunig i Mercante (2010.), koji zaključuju da LRM, koji koristi poduzorak zaposlenih osoba, ima veću moć predviđanja od HSM-a, ali i nekih drugih selekcijskih modela.¹⁰

Na temelju proučavanja literature i vlastitog istraživanja, identificirali smo nekoliko metodoloških pitanja vezanih za predviđanje plaća osoba koje ne rade.¹¹ U ovom radu mogu se pružiti određeni prijedlozi rješenja ovih problema, ali su potrebna dodatna istraživanja.

⁹ Nicaise (2001.) objašnjava fenomen negativnog pokazatelja Λ , koristeći “hipotezu istiskivanja” iz teorije ekonomije rada. Naime, u razdobljima visoke nezaposlenosti, zbog ograničenja na strani potražnje na tržištu rada, “pojedinci se međusobno natječu, čime spuštaju razinu tržišne nadnice, ili prihvaćaju posao ispod njihovog stupnja kvalifikacije”. Tako naprimjer, u strahu od gubitka posla, osobe s visokim obrazovanjem mogu zamijeniti one sa srednjom stručnom spremom na poslovima koji uobičajeno “pripadaju” potonjima. Ovaj efekt pomiče pravac očekivane plaće (koji je procijenjen za osobe koje rade) ispod njegove “stvarne” razine. Zadaća HSM-a je razotkriti stvarni pravac očekivane plaće.

¹⁰ Breunig i Mercante (2010.) tvrde da je njihov rad “prvi koji ispituje moć predviđanja [HSM-a] za poduzorak osoba koje ne rade”. U temeljitoj analizi za Australiju oni koriste HSM i nekoliko drugih selekcijskih modela. Koriste podatke iz longitudinalne ankete, što im omogućuje analizu osoba koje mijenjaju svoj radni status u razdoblju od nekoliko godina i usporedbu predviđene plaće za razdoblje izvan rada sa stvarnim plaćama ostvarenima u razdobljima zaposlenosti.

¹¹ Neka od tih pitanja naveli su naši recenzenti.

(1) Što se tiče interpretacije rezultata, Paci i Reilly (2004) napominju da neuvjetna predviđanja plaće, $\hat{w}_i^{HUC}$, ne predstavljaju “stvarne” plaće koje se mogu dobiti na tržištu, već “zahtijevane plaće” slučajno odabranih osoba iz populacije koje se temelje na njihovim osobnim obilježjima. Dakle, postavlja se sljedeće pitanje: jesu li predviđanja $\hat{w}_i^{HUC}$ pogodna za primjenu prilikom izračunavanja GEPSEG-a?

Pretpostavlja se da osoba izvan rada, koja hipotetički ulazi u zaposlenost, prihvaća tekuću tržišnu satnicu. U tom slučaju predviđanja $\hat{w}_i^{LRM}$ imaju veću vjerodostojnost od $\hat{w}_i^{HUC}$ (ili $\hat{w}_i^{HCN}$), zato što bolje odražavaju stvarno stanje na tržištu rada.

(2) HSM i model jednostavne jednadžbe plaće su usredotočeni na “stranu ponude”, odnosno na osobna obilježja koja određuju ponudu rada, ali zanemaruju “potražnu stranu” na tržištu rada, čiji utjecaj može biti posebno važan u razdobljima recesije (naprimjer, za Hrvatsku 2011.).

“Potražna strana” može se djelomično ugraditi u postojeće modele korištenjem varijabli koje opisuju *zanimanje*. Takve varijable mogu označiti učinke niske ili visoke relativne potražnje u različitim granama gospodarstva.

(3) Dodatni problemi nastaju u modelima koji se bave osobama koje ne rade. Naime, predviđanje plaća za osobe izvan rada podrazumijeva pretpostavku ostalih nepromijenjenih uvjeta (*ceteris paribus*), prema kojoj hipotetički novozaposlena osoba ne utječe na ukupni mehanizam za određivanje plaća. Međutim, ta pretpostavka je očito neopravdana. Naime, ako bi se u određenom trenutku zaposlila velika skupina osoba izvan rada (pod uvjetom da ih tržište može apsorbirati), to bi imalo značajan utjecaj na sve tržišne plaće.

Prilikom izračuna GEPSEG-a može se unijeti eksplicitna pretpostavka, primjerice, da model analizira *hipotetski* prijelaz iz stanja nezaposlenosti (neaktivnosti) u zaposlenost, pri čemu *samo jedna* osoba ulazi na tržište rada u određenom trenutku. Takav događaj bi imao zanemariv učinak na cjelokupni sustav plaća.

(4) I LRM i HSM se sastoje od jedne jednadžbe plaće. Za svaku varijablu procjenjuje se jedinstveni koeficijent za sve podatke iz uzorka. Tako je parcijalni učinak svake varijable na plaću identičan za cijelu distribuciju plaća. Međutim, u stvarnosti ova pretpostavka neće biti uvijek ispravna. Koristeći LRM za Hrvatsku 2003., Nestić (2005.) promatranjem raznih osobnih obilježja otkriva da premija plaće za zaposlene u široko definiranom javnom sektoru iznosi 9%. Međutim, rezultati kvantilnih regresija pokazali su da je premija plaće za zaposlenike na 10. percentilu distribucije plaća bila 15%, za one na 75. percentilu 5%, a za one na 90. percentilu iznosila je 0%. Navedena činjenica pokazuje da “jedinstvena” jednadžba plaće ne može obuhvatiti različite jačine utjecaja određenog čimbenika, posebno ne one na repovima razdiobe plaća.

Budući da smo posebno zainteresirani za osobe s potencijalno nižim primanjima (za koje je inače više vjerojatno da će biti izvan rada), za predviđanje plaća osoba izvan rada treba uzeti u obzir alternativne metode, kao što je kvantilna regresija (vidjeti poglavlje 5.3).

3. PODACI, VARIJABLE I PODUZORCI

3.1 IZVOR PODATAKA

Mikropodaci koji se koriste u ovom istraživanju dolaze iz baze SILC podataka za Hrvatsku 2012., a prikupljao ih je Državni zavod za statistiku, koristeći podatke iz “Ankete o dohotku stanovništva” (ADS).¹²

SILC sadrži opsežan skup varijabli koje opisuju demografska i socioekonomska obilježja osoba. Kako je primarna uloga SILC podataka mjerenje “dohotka i životnog standarda”, oni pružaju detaljan pregled različitih vrsta osobnih i dohodaka kućanstava.¹³ Međutim, u usporedbi s Anketom o radnoj snazi (ARS), SILC je nešto manje detaljan u pogledu varijabli tržišta rada. Naprimjer, SILC ne sadrži podatke o trajanju nezaposlenosti ili vrsti vlasništva tvrtke u kojoj je zaposlena promatrana osoba.

Važna osobina SILC-a je “vremenska nepodudarnost” u referentnim razdobljima za različite varijable. Podaci o demografskim obilježjima, kao i podaci o financijskom, socijalnom i zdravstvenom statusu, odnose se na datum intervjua (DIN). Podaci o dohocima odnose se na “referentnu godinu za dohodak” (RGD). Podaci o statusu ekonomske aktivnosti se prikupljaju za DIN i RGD. U našem slučaju, DIN je neki dan u 2012., a RGD je cjelokupna 2011. godina.

Uzorak sadrži podatke za 5.838 kućanstava i 15.166 osoba.¹⁴ SILC sadrži uzoračke težine (pondere) za svaku osobu u uzorku koji omogućuju agregiranje uzorka na cijelu populaciju. U ovom radu ponderi osoba koriste se u svim izračunima i procjenama.

3.2 VARIJABLE O OSOBNIM OBILJEŽJIMA I DOHOCIMA

Opis varijabli koje se promatraju u analizi prikazan je u tablici A1 (dodatak 2). Varijable su podijeljene u nekoliko kategorija: godine, bračni status, djeca, obrazovanje, mjesto stanovanja, zdravlje, plaća i dohodak, zaposlenost, zanimanje i djelatnost. U ovom poglavlju opisuju se glavna obilježja varijabli, dok deskriptivna analiza podataka slijedi u poglavljima 3.7, 4.1 i 5.1.

Godine. Glavna varijabla (*ag_year*) se odnosi na godine promatrane osobe u sredini RGD-a (npr. 30. srpnja 2011.). Osobe su dodatno podijeljene u četiri dobne skupine (*ag_1525*, *ag_2540*, *ag_4055* i *ag_5565*).

Bračni status. Varijable opisuju bračni status u skladu s formalnim pravilima i obuhvaćaju oženjene/udate (*ms_mard*), rastavljene (*ms_divo*) i udovice/udovce (*ms_widw*). Određeni broj osoba koje su u braku ne žive zajedno sa svojim supružnicima u kućanstvu, dok mali broj rastavljenih i udovica/udovaca živi zajedno s partnerom u kućanstvu; navedene situacije nisu dodatno istraživane. Međutim, za osobe koje su izjavile da nisu nikad bile u braku, napravljene su dvije posebne varijable: (a) za one koje žive s partnerom u kućanstvu (*ms_nmhp*), i (b) za one koji ne žive s partnerom u kućanstvu (*ms_nmnp*).

Djeca. Varijable opisuju broj vlastite djece roditelja u tri dobne skupine: 0 do 2 godine (*ch_p0002*), 3 do 6 godina (*ch_p0306*), i 7 do 15 godina (*ch_p0715*). Pod pretpostavkom da prisutnost druge djece u kućanstvu – pri čemu se ne misli na vlastitu djecu roditelja, nego naprimjer, na unuke ili nećake – može

¹² ADS je u hrvatski statistički sustav uveden 2010. godine te je u skladu s propisima Europske unije i metodologijom Eurostata propisanom za istraživanja SILC. Za više detalja pogledati DZS (2013a, 2013b).

¹³ Za definicije SILC varijabli, pogledati Eurostat (2015.).

¹⁴ Uzorak koji se koristi u ovom istraživanju je identičan uzorku koji se koristi u EUROMOD-u. Za potrebe EUROMOD-a izvorni SILC uzorak je malo promijenjen: isključeno je 33 neispitanih kućanstava i 18 djece rođenih u 2012. godini. Za detalje vidjeti Urban i Bezeredi (2015.).

utjecati na odluku o zapošljavanju, uvedena je dodatna varijabla koja sadrži broj takve djece u dobi od 0 do 15 godina (*ch_00015*).

Obrazovanje. Navode se četiri osnovne varijable o obrazovanju koje se odnose na: nezavršenu osnovnu školu (*ed_nopr*), osnovnoškolsko obrazovanje (*ed_prim*), srednjoškolsko obrazovanje (*ed_seco*) i visokoškolsko obrazovanje (*ed_tert*). Zbog toga što je broj osoba s nezavršenom osnovnom školom prilično malen, napravljena je nova varijabla (*ed_prnp*) koja spaja takve osobe i one sa završenom osnovnom školom.

Mjesto stanovanja. Detaljne varijable o mjestu stanovanja nisu dostupne u SILC-u. Međutim, SILC pruža varijablu koja svrstava naselja u tri skupine ovisno o broju stanovnika po četvornome metru. Koristeći navedene podatke konstruirane su varijable (*ar_dens*, *ar_intr*, *ar_thin*) koje zastupaju redom urbana, poluurbana i ruralna područja.

Zdravlje. SILC sadrži nekoliko varijabli koje opisuju samoprocijenjeni zdravstveni status osobe. Te varijable se koriste prilikom kreiranja varijable koja obilježava osobe s lošim ili vrlo lošim zdravljem (*hs_badh*) i one koja obilježava osobe čije su svakodnevne aktivnosti ograničene zbog zdravstvenih problema (*hs_lima*).

Zanimanje. Varijable zanimanja su bazirane na SILC varijablama koje se odnose na glavni posao trenutno zaposlene osobe. Ova varijabla također bilježi zanimanja na zadnjem glavnom poslu za osobe koje trenutno ne rade, ali su radile u prošlosti. Dakle, za osobe koje nikada nisu radile ne postoje informacije o zanimanju. Među nezaposlenima, a posebice među neaktivnima, velik je postotak onih koji nikada nisu radili. U takvim slučajevima je nemoguće koristiti varijable zanimanja. Posljedice te činjenice na analizu bit će raspravljene u poglavlju 3.5. S obzirom na relativno mali broj osoba u zanimanju “menadžer”, one su združene sa “stručnjacima” (*oc_21*). Iz istog razloga osobe s “vojnim zanimanjem” su združene s “tehničarima i stručnim suradnicima” (*oc_30*).

Zaposlenost. Radno iskustvo (*we_yipw*) se mjeri kao broj godina provedenih u plaćenom radu prije početka RGD-a. Druga varijabla (*we_yopw*) predstavlja “inverz” varijable radnog iskustva, tako što mjeri vrijeme provedeno izvan rada od dana prvog zaposlenja. Za detaljniju analizu navedenih varijabli vidjeti poglavlje 3.8.

Sljedećih nekoliko varijabli (*em_locs*, *em_locl*, *em_perj*, *em_mana*) opisuju obilježja trenutnog posla. “Poljoprivredno domaćinstvo” (*em_agri*) označava kućanstvo u kojem glavni izvor tržišnog dohotka proizlazi iz samostalne djelatnosti u poljoprivredi.

Dohodak i rad. Bruto plaća obuhvaća prihode od zaposlenja isplaćene u novcu i primitke koji su približni novčanim. Kako bi se dobila bruto plaća po satu, godišnja bruto plaća je podijeljena s godišnjim brojem radnih sati. Godišnji radni sati dobiveni su koristeći informaciju o broju mjeseci provedenih u radu (tijekom RGD-a) i uobičajenom broju radnih sati na tjedan.

Nekoliko je varijabli koje se odnose na dohodak kućanstva promatrane osobe. Te varijable obuhvaćaju velik udio ukupnog dohotka kućanstva, a isključene su sljedeće stavke: (a) vlastiti dohodak osobe od nesamostalnog rada i samostalne djelatnosti; (b) vlastiti dohodak osobe od socijalnog osiguranja (naknada za nezaposlenost i bolovanje); i (c) naknade socijalne pomoći koje prima kućanstvo. Osim uobičajenih novčanih dohodaka (*oi_a* do *oi_f*), varijabla (*oi_g*) sadrži imputiranu rentu od korištenja stana i služi kao supstitut za vrijednost stambene imovine.

Djelatnost. NACE Rev. 2 klasifikacija poznaje 21 djelatnost, ali neke djelatnosti su agregirane u SILC-u. Nestić i sur. (2015.; tablica D2b) koriste ARS kako bi izračunali udjele zaposlenih po djelatnostima i vrsti vlasništva u 2012. godini. U sektorima O, P i Q sve osobe su zaposlene u “uže definiranom” javnom sektoru. Dodatno, u sektorima D, E, H i R glavnina radnika je zaposlena u poduzećima u državnom vlasništvu. Jedna od varijabli (*in_opq*) može poslužiti kao aproksimacija za zaposlene u “uže definiranom” javnom sektoru.

3.3 STRUKTURA RADNOG STANOVNIŠTVA NA TEMELJU SILC-A

Stanovništvo u radnoj dobi uključuje žene u dobi od 15 do 60 godina i muškarce u dobi od 15 do 65 godina. Ova definicija je motivirana činjenicom da zakonska dob za starosnu mirovinu u 2011. iznosi 60.25 (65) godina za žene (muškarce). Donja granica 15 godina je dob kada se završava osnovna škola.

Tablica 1 prikazuje strukturu stanovništva u radnoj dobi. Ove informacije se temelje na SILC pitanjima o ekonomskom statusu kako ga uočavaju sami ispitanici. Takav samoprocijenjeni status zabilježen je u različitim vremenskim instancama: (a) na DIN, i (b) u svakom mjesecu tijekom RGD-a. Varijable o statusu aktivnosti odražavaju vlastitu percepciju osobe i nisu usporedive s ARS definicijom zaposlenosti, nezaposlenosti, neaktivnosti, i slično. U nastavku teksta, navodnici u nazivu stanja aktivnosti će se koristiti za označavanje samoprocijenjenog statusa ekonomske aktivnosti, a koji nije u skladu s uobičajenim ekonomskim i statističkim definicijama.

Odjeljak (a) tablice 1 prikazuje strukturu ekonomskih statusa na DIN. Za čitatelje upoznate s hrvatskim gospodarstvom neobičan rezultat predstavlja činjenica da postoji 537 tisuća “nezaposlenih” osoba. Prema Anketi o radnoj snazi, u 2012. godini je bilo oko 300 tisuća nezaposlenih osoba (godišnji prosjek), dok je broj registriranih nezaposlenih bio 324 tisuće (DZS, 2015). Koliko je “nezaposlenih” osoba nezaposleno kada se primjene neke od definicija ARS-a? Ovaj broj se može odrediti provjerom odgovora na nekoliko pitanja koja su također dostupna u SILC-u. Tako 28% “nezaposlenih” nije aktivno tražilo posao u prethodna četiri tjedna prije intervjua. Isključivo na temelju te činjenice, takve osobe se ne bi trebale tretirati kao nezaposlene nego kao neaktivne. Dodatnih 3% “nezaposlenih” ne bi trebalo tretirati kao nezaposlene jer su takve osobe ili radile najmanje 1 sat u prethodnom tjednu, ili nisu bile spremne za rad u naredna dva tjedna. Dakle, broj nezaposlenih osoba koje su u skladu s ARS definicijom bio bi oko 370 tisuća.

Odjeljak (b) tablice 1 prikazuje strukturu na temelju statusa aktivnosti tijekom RGD-a za četiri skupine od interesa: “zaposleni”, “samozaposleni”, “nezaposleni” i “osobe koje obavljaju kućanske poslove i brinu se o kućanstvu” (OKPBK). Brojevi pokazuju ukupan broj osoba koje su prijavile jedan od navedenih statusa u najmanje jednom mjesecu 2011. Naprimjer, 618 tisuća osoba je bilo “nezaposleno” jedan ili više mjeseci. Svaka skupina je podijeljena u tri podskupine prema broju mjeseci provedenih u odgovarajućem stanju. Primjerice, 86% od ukupno “zaposlenih” je radilo svih 12 mjeseci, dok 67% “nezaposlenih” nije radilo tijekom cijele godine.

TABLICA 1.

Struktura radno sposobne populacije prema SILC-u 2012.

	Ukupno		Žene		Muškarci	
	U tis.	%	U tis.	%	U tis.	%
Odjeljak (a) trenutni status u 2012.						
Ukupno	2.591	100,0	1.250	100,0	1.341	100,0
“Zaposleni”	1.196	46,2	565	45,2	631	47,0
“Samozaposleni”	139	5,4	40	3,2	99	7,4
“Nezaposleni”	537	20,7	271	21,7	266	19,8
“Umirovljenici”	308	11,9	112	9,0	195	14,6
“OKPBK”	109	4,2	108	8,6	1	0,1
“Nesposobni za rad”	21	0,8	7	0,6	14	1,0
“U obrazovanju”	281	10,8	146	11,7	135	10,1
“Ostali neaktivni”	13	0,5	6	0,5	8	0,6
*ARS nezaposleni	370	14,3	176	14,1	194	14,5
Odjeljak (b) status u 2011.						
“Zaposleni” najmanje jedan mjesec	1.293	100,0	611	100,0	682	100,0
12 mjeseci	1.110	85,9	524	85,7	587	86,0
7-11 mjeseci	72	5,6	34	5,5	39	5,7
1 to 6 mjeseci	110	8,5	53	8,8	57	8,3
“Samozaposleni” najmanje jedan mjesec	139	100,0	39	100,0	100	100,0
12 mjeseci	130	93,3	36	92,3	94	93,7
7-11 mjeseci	4	2,7	0	0,7	3	3,5
1 to 6 mjeseci	6	4,0	3	6,9	3	2,9
“Nezaposleni” najmanje jedan mjesec	617	100,0	307	100,0	310	100,0
12 mjeseci	414	67,1	212	68,9	202	65,2
7-11 mjeseci	90	14,6	45	14,5	45	14,6
1 to 6 mjeseci	113	18,4	51	16,6	62	20,1
“OKPBK” najmanje jedan mjesec	116	100,0	115	100,0	1	100,0
12 mjeseci	112	96,8	111	96,8	1	100,0
7-11 mjeseci	3	2,4	3	2,4	0	0,0
1 do 6 mjeseci	1	0,9	1	0,9	0	0,0

3.4 OBLIKOVANJE PODUZORAKA ZAPOSLENIH, NEZAPOSLENIH I NEAKTIVNIH

U ovom dijelu opisuje se postupak kojim se klasificiraju osobe iz SILC uzorka u jednu od tri različite grupe: *zaposleni*, *nezaposleni* i *neaktivni*. Ovdje se suočavamo s dva velika problema, nagoviještena u odjeljku 3.3. Prvo, status aktivnosti je samoprocijenjen i za neke osobe ne odgovara stvarnom statusu. Drugo, osobe prijavljuju svoje stanje aktivnosti u različitim vremenskim razdobljima – na DIN i u svakom mjesecu RGD-a. Slijedom toga, za značajan broj osoba status varira tijekom promatranog razdoblja (od siječnja 2011. do DIN-a). Koju vremensku instancu treba uzeti u obzir?

Vezano uz drugi problem, važno je imati na umu da je vremenski horizont EUROMOD-a i MICROMOD-a jedna godina, odnosno ovi modeli u obzir uzimaju dohodak tijekom cijelog RGD-a. Stoga je RGD prirodni izbor za definiranje statusa aktivnosti, a ne DIN. Neke osobe mijenjaju svoj status tijekom RGD-a. Za te slučajeve moraju se utvrditi pravila razgraničenja. Vezano uz razlike između samoprocijenjenog i stvarnog ekonomskog statusa, koriste se dodatne varijable kako bi se utvrdio stvarni status.

Naš postupak se provodi na sljedeći način. Početni uzorak, So, sadrži sve osobe u radnoj dobi, odnosno žene u dobi od 15 do 60 godina i muškarci u dobi od 15 do 65 godina. Uzorak S1 je poduzorak od So, a sadrži osobe čiji je status u najmanje jednom mjesecu u RGD-u bio “zaposlen”, “samozaposlen”, “nezaposlen” ili “OKPBK”. Iz uzorka S1 su oblikovani poduzorci S2A i S2B.

Poduzorak S2A sadrži osobe koje su u RGD-u bile “zaposlene” ili “samozaposlene” 9 ili više mjeseci. Osobe iz poduzorka S2A su zatim podijeljene u dvije podskupine: (a) *zaposleni* – osobe čiji je prevladavajući status u RGD-u bio “zaposlen”, i (b) *samozaposleni* – osobe čiji je primarni status bio “samozaposlen”.

Poduzorak S2B sadrži preostale osobe iz S1 ako je njihov status bio “nezaposlen” i/ili “OKPBK” najmanje jedan mjesec tijekom RGD-a. S2B se potom dijeli na *nezaposlene* i *neaktivne* osobe. *Nezaposlene* osobe su članovi poduzorka S2B koji zadovoljavaju jedan od sljedećih uvjeta: (a) aktivno traže posao na DIN, (b) ne traže aktivno posao na DIN, ali su radili barem jedan mjesec tijekom RGD-a, ili (c) “zaposleni” ili “samozaposleni” su na DIN. *Neaktivne* osobe su članovi poduzorka S2B koji ne pripadaju *nezaposlenima*. Postupak se koristi za oblikovanje poduzoraka *zaposlenih*, *nezaposlenih* i *neaktivnih*, a prikazan je na grafikonu A1 (dodatak 3).

Važno je imati na umu sljedeće dvije značajke:

- (1) Osobe su *nezaposlene* ako su bile “nezaposlene” ili “OKPBK” čak i samo jedan mjesec tijekom RGD-a. Nadalje, osobe koje su radile tijekom RGD-a (ali ne više od 8 mjeseci) mogu biti klasificirane kao *nezaposlene*. Tablica 5 prikazuje broj *nezaposlenih* koji su radili tijekom određenog dijela godine.
- (2) *Neaktivne* osobe su one koje: (a) nisu uopće radile tijekom RGD-a, (b) su bez posla na DIN, i (c) nisu aktivno tražile posao na DIN.

3.5 PODJELA NA OSOBE SA I BEZ RADNOG ISKUSTVA

U odnosu na uobičajeni LRM koji sadrži samo jednadžbu plaće, izgradnja Heckmanovog selekcijskog modela je mnogo složenija zato što taj model također sadrži i participacijsku jednadžbu. U izboru varijabli za participacijsku jednadžbu primjenjuje se detaljan pristup kojim se uključuju sve moguće varijable koje su bile dostupne u SILC-u i koje opisuju najčešće korištena osobna obilježja u analizama ove vrste (vidi poglavlje 3.2). Jedno od tih obilježja je zanimanje. Vjerojatnost zaposlenosti osobe s određenim zanimanjem ovisi o potražnji i ponudi tog zanimanja na tržištu rada. Pojam “nepodudaranje vještina” opisuje slučaj kada u određenom zanimanju ponuda na tržištu nije uravnotežena s potražnjom. Kako Botrić (2009.) pokazuje za Hrvatsku, zanimanja imaju značajnu ulogu prilikom utvrđivanja rizika od nezaposlenosti. Dakle, izostavljanje varijabli zanimanja iz participacijske jednadžbe može dovesti do njezine pogrešne specifikacije.

Problem nastaje zbog toga što jedan dio *nezaposlenih* i *neaktivnih* osoba nije nikada radio te zbog toga u SILC-u ne postoje informacije o njihovom zanimanju. Dakle, za takve osobe se varijable zanimanja ne mogu koristiti u participacijskoj jednadžbi jer bi one bile “savršeni prediktori” za stanje u kojem se ne radi. Ipak, odlučeno je da se osobe koje nisu nikada radile ne isključuju u potpunosti iz analize. Stoga se *nezaposleni* i *neaktivni* dalje dijele na podskupine *iskusni* i *neiskusni*. Podskupina *iskusni* obuhvaća osobe koje imaju prethodno radno iskustvo. Takve osobe ili su: (a) radile prije početka RGD-a, pa za njih vrijedi *we_yipw>0*, ili su (b) radile najmanje mjesec dana tijekom RGD-a. Skupina *neiskusni* obuhvaća *nezaposlene* ili *neaktivne* za koje ne postoje podaci o zanimanju. Tako se dobivaju četiri podskupine: (a) *iskusni nezaposleni*, (b) *neiskusni nezaposleni*, (c) *iskusni neaktivni*, i (d) *neiskusni neaktivni*.

3.6 KONAČNI UZORAK

Tablica 2 prikazuje izvođenje istraživačkog uzorka, tako što prikazuje broj opažanja početnog i konačnog uzorka. Ukupan broj opažanja za *zaposlene*, *nezaposlene* i *neaktivne* je 6.206, ali nakon što su neka opažanja izbačena iz analize, taj je broj smanjen na 5.877.

TABLICA 2.

Izvođenje odabranog uzorka

Uzorak/Grupa	Opažanja	Konačna opažanja
S0	9.297	
S1:	6.727	
S2A:	4.136	
(a) <i>zaposleni</i>	3.657	3.444
(b) <i>samozaposleni</i>	479	
S2B:	2.549	
(c) <i>nezaposleni</i> :	1.572	1.506
(c1) aktivno traže posao na DIN	1.192	
(c2) ne traže aktivno posao na DIN, ali su radili najmanje jedan mjesec tijekom RGD-a	263	
(c3) "zaposleni" ili "samozaposleni" na DIN	117	
(d) <i>neaktivni</i>	977	927
<i>zaposleni, nezaposleni i neaktivni</i>	6.206	5.877

Kako prikazuje tablica 3, isključeno je ukupno 329 opažanja. Zbog nepostojanja podataka o zanimanju izbačeno je ukupno 157 osoba koje su bile *zaposlene*, *iskusne nezaposlene* ili *iskusne neaktivne*. Nadalje, obrisano je 38 opažanja bez podataka o bruto plaći. Dodatno su izbačene 3 osobe čija je bruto plaća po satu bila niža od 5 kuna.¹⁵ Konačno, isključeno je 131 žena koje imaju novorođenu djecu, budući da su te žene tijekom RGD-a potencijalno mogle provesti do 12 mjeseci na roditeljskom dopustu.¹⁶

TABLICA 3.

Izostavljena opažanja

Tip osobe	Broj izostavljenih opažanja					Ukupno
	<i>zaposl.</i>	<i>isk. nezap.</i>	<i>neisk. nezap.</i>	<i>isk. neak.</i>	<i>neisk. neak.</i>	
bez podataka o zanimanju	111	33	0	13	0	157
bez podataka o plaći	38	0	0	0	0	38
s bruto plaćom manjom od 5 kuna	3	0	0	0	0	3
potencijalne korisnice roditeljnog i roditeljskog dopusta	61	22	11	21	16	131
Ukupno	213	55	11	34	16	329

Tablica 4 prikazuje strukturu uzorka prema skupinama i podskupinama. Jedna četvrtina *nezaposlenih* su *neiskusni nezaposleni*. Među *neaktivnima*, udio *neiskusnih neaktivnih* muškaraca je oko jedne trećine; udio *neiskusnih neaktivnih* žena je gotovo jedna polovina.

¹⁵ Pretpostavljamo da su te plaće pogrešno prijavljene.

¹⁶ SILC ne bilježi podatke o broju mjeseci provedenim na roditeljskom ili roditeljskom dopustu. Samo se bilježe mjeseci provedeni u radnom odnosu (što je jednako 12 za većinu *zaposlenih* majki u spomenutoj skupini). Stoga ne možemo točno izračunati broj mjeseci u kojima je osoba radila.

TABLICA 4.

Podskupine osoba izvan rada

	Ukupno		Žene		Muškarci	
	U tis.	Udio (%)	U tis.	Udio (%)	U tis.	Udio (%)
<i>zaposleni</i>	1.071		485		586	
<i>nezaposleni</i>	427	100,0	196	100,0	231	100,0
<i>iskusni</i>	324	75,9	148	75,6	176	76,2
<i>neiskusni</i>	103	24,1	48	24,4	55	23,8
<i>neaktivni</i>	225	100,0	169	100,0	56	100,0
<i>iskusni</i>	122	54,2	87	51,5	35	62,4
<i>neiskusni</i>	103	45,8	82	48,5	21	37,6

Prethodno je naznačeno da proces oblikovanja uzorka omogućuje da se neke osobe, koje su radile tijekom RGD-a, svrstaju u skupinu onih koji su izvan rada. Stoga je zanimljivo vidjeti broj takvih ljudi prema broju mjeseci provedenih u radu. Prema definiciji, *neaktivne* osobe su one koje uopće nisu radile tijekom RGD-a. Osim toga, prema definiciji, *neiskusni nezaposleni* su osobe koje nisu nikada radile. Tablica 5 prikazuje strukturu *iskusnih nezaposlenih* osoba prema broju mjeseci provedenih u radu. 62% ih je bilo nezaposleno kroz cijelu godinu, 29% ih je radilo do šest mjeseci, a 9% ih je radilo 7 ili 8 mjeseci.

TABLICA 5.

Mjeseci provedeni u radu za iskusne nezaposlene tijekom 2011.

	Ukupno		Žene		Muškarci	
	U tis.	Udio (%)	U tis.	Udio (%)	U tis.	Udio (%)
<i>Iskusni nezaposleni</i>	324	100,0	148	100,0	176	100,0
0	201	61,8	91	61,5	109	62,1
1-3	43	13,3	20	13,5	23	13,0
4-6	51	15,6	24	16,0	27	15,3
7-8	30	9,3	13	9,0	17	9,6

3.7 PROSJEČNA OBILJEŽJA ZAPOSLENIH I OSOBA IZVAN RADA

Tablice A2 i A3 (dodatak 2) prikazuju, za žene i muškarce, srednje vrijednosti i standardne devijacije odabranih varijabli dobivenih za *zaposlene* i četiri podskupine osoba koje su izvan rada. Grafikon 1 pruža uvid u razlike među skupinama za nekoliko ključnih obilježja: dob, obrazovanje, bračno stanje, djeca, zdravlje, i mjesto stanovanja. Na svim grafovima, podskupine su razvrstane ovim redoslijedom: *zaposleni*, *neiskusni nezaposleni*, *iskusni nezaposleni*, *iskusni neaktivni* i *neiskusne neaktivni*. Za mnoge varijable može se utvrditi određeni obrazac, prema kojemu spomenute skupine leže u svojevrsnom “spektru zapošljivosti”. Susjedne skupine na grafikonima imaju slična osobna obilježja.

Dob i obrazovanje. Kako se pomičemo s lijeva na desno (grafikon 1a), udio osoba s osnovnim obrazovanjem raste (*ed_prim*), dok udio osoba visokim obrazovanjem (*ed_tert*) pada. Većina osoba ima srednjoškolsko obrazovanje (*ed_seco*), a udio žena (muškaraca) je iznad 60% (70%). Iznimka su *neiskusne neaktivne* žene, čiji je udio u srednje obrazovanim samo 30%; za istu skupinu, udio visokoobrazovanih je blizu nula, a gotovo 70% ih ima samo osnovno obrazovanje ili manje. Najmlađe grupe su *neiskusne nezaposlene* žene i muškarci (*age/100*). *Iskusni nezaposleni* su slične prosječne starosti kao i *zaposleni*.

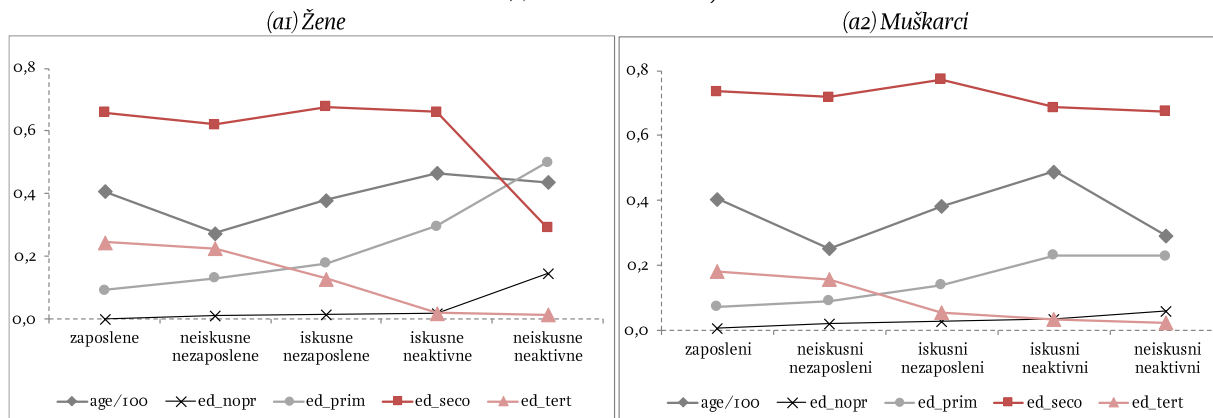
Bračni status i djeca. Preko 85% *neaktivnih* žena je u braku (*ms_mard*), u usporedbi s 68% *zaposlenih* i *iskusnih nezaposlenih* žena (grafikon 1b). *Neaktivne* i *iskusne nezaposlene* žene imaju nešto veći broj djece u dobi od 3 do 6 godina nego one koje su *zaposlene* i *neiskusne nezaposlene*. *Neiskusni neaktivni* muškarci

i neiskusne nezaposlene žene i muškarci su vrlo slični u nekoliko aspekata: to su mladi ljudi, uglavnom samci, i još uvijek žive u kućanstvima sa svojim roditeljima.

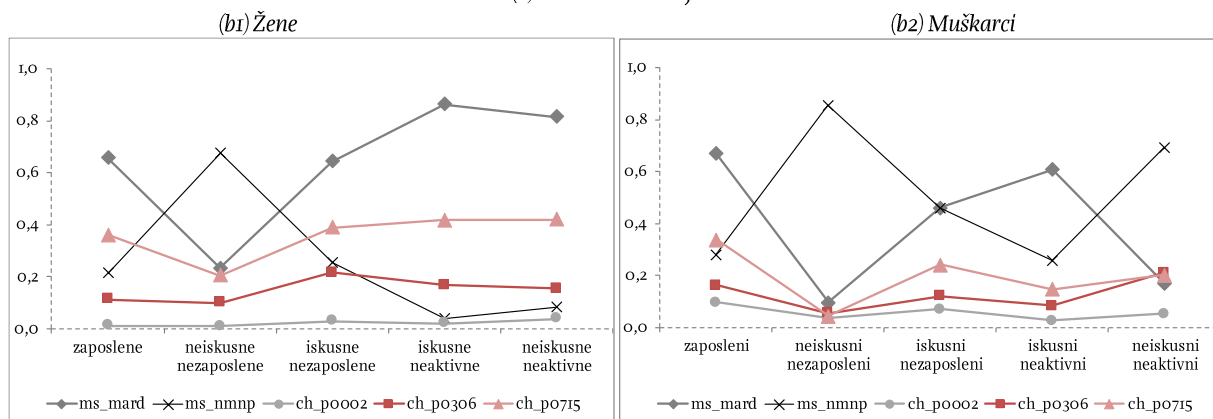
GRAFIKON I.

Srednje vrijednosti odabranih varijabli po različitim skupinama

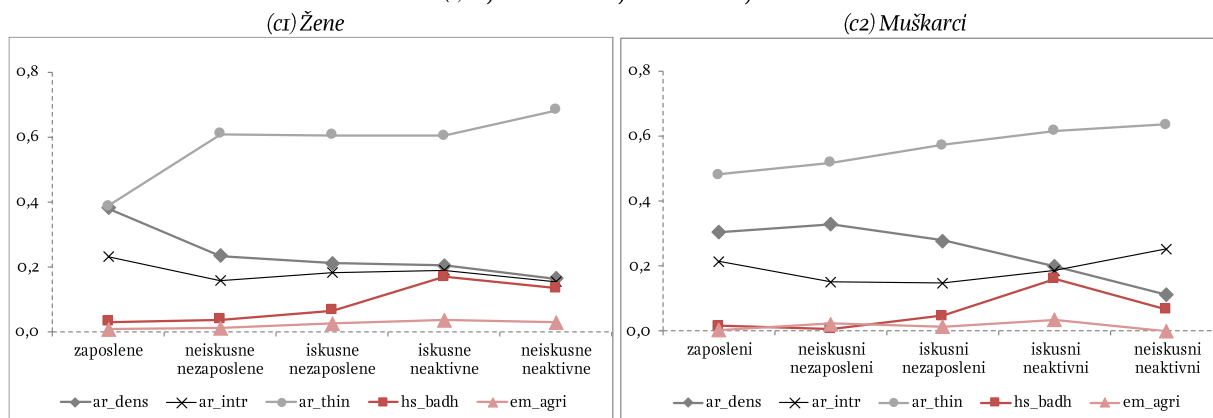
(a) Godine i obrazovanje



(b) Bračni status i djeca



(c) Mjesto stanovanja i ostale varijable



Mjesto stanovanja. U pogledu mjesta stanovanja, za žene postoji značajna razlika između zaposlenih i svih ostalih spomenutih grupa (grafikon 1c). Oko 40% zaposlenih žena živi u rijetko naseljenim područjima (*ar_thin*), u usporedbi s više od 60% žena izvan rada koje žive u takvim područjima. Sličan, ali manje izražen trend primjećuje se kod muškaraca. Neaktivne osobe imaju značajno veći prosječni udio onih sa zdravstvenim problemima, nego što ih imaju zaposleni i nezaposleni (*hs_badh*). Osobe koje

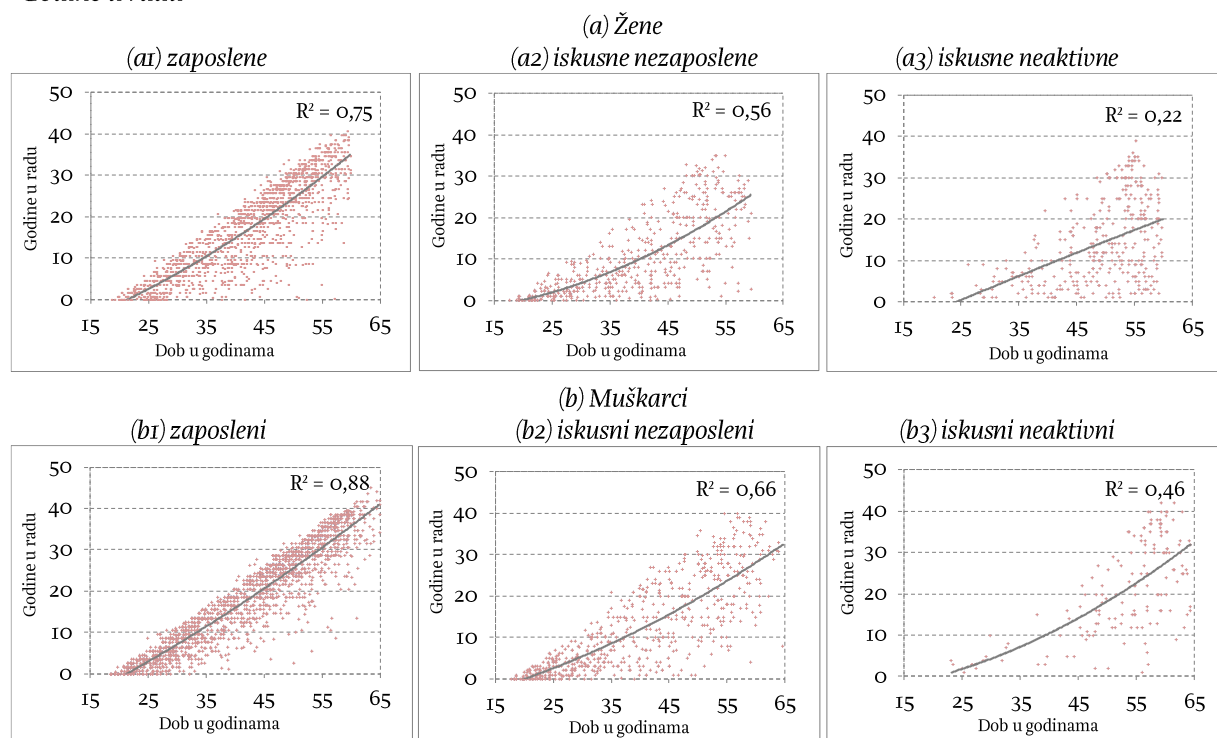
ne rade češće žive u poljoprivrednim kućanstvima nego zaposlene osobe (*em_agri*). Naprimjer, udio *iskusnih neaktivnih* muškaraca je 4% u usporedbi s 0,3% *zaposlenih* muškaraca.

3.8 “GODINE U RADU” I “GODINE IZVAN RADA”

Grafikon 2 prikazuje dijagram raspršenosti između varijabli “godine u radu” (*we_yipw*) i dobi (*ag_year*) za podskupine *zaposlene*, *iskusne nezaposlene* i *iskusne neaktivne* žene i muškarce. Svaki dijagram prikazuje kvadratnu regresijsku krivulju za zadane podatke i pripadajući R^2 . Za *zaposlene* postoji jaka veza između *we_yipw* i *ag_year*, a R^2 iznosi 0,75 za žene i 0,88 za muškarce. Korelacija je također visoka za *iskusne nezaposlene*, ali je niža nego za *zaposlene*; R^2 za žene i muškarce iznosi 0,56 i 0,66. *Iskusni neaktivni* muškarci su donekle slični *iskusnim nezaposlenima*, a njihov R^2 iznosi 0,46. Za *iskusne neaktivne* žene, taj odnos je vrlo slab, s iznosom R^2 od samo 0,22.

GRAFIKON 2.

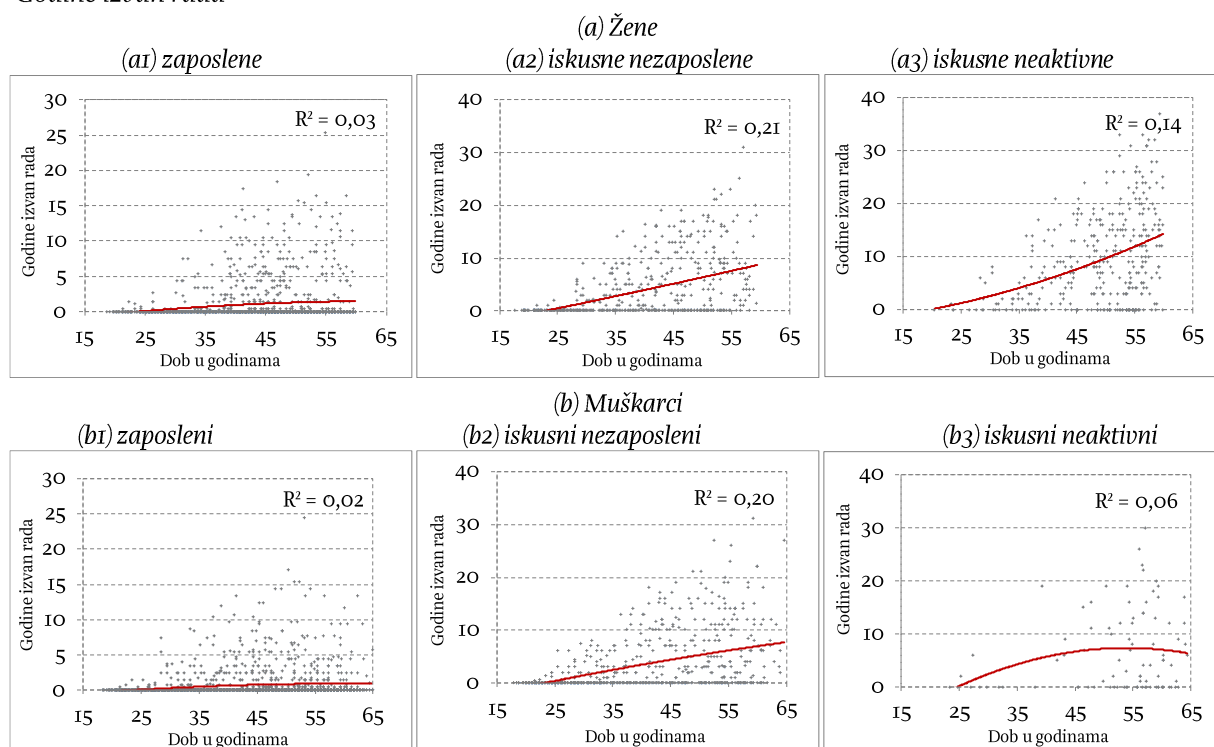
“Godine u radu”



Grafikon 3 prikazuje sve isto kao i grafikon 2, ali za varijablu “godine izvan rada” (*we_yopw*). Podsjetimo da su varijable *we_yipw* i *we_yopw* inverzne jedna drugoj. Prema tome, korelacije između *we_yopw* i *ag_year* pokazuju suprotnu sliku. Za *zaposlene* R^2 je blizu nule, za *iskusne nezaposlene* iznosi oko 0,2, a za *iskusne neaktivne* je ispod 0,15.

Analiza koja se temelji na grafikonima 2 i 3 sugerira da je prethodno radno iskustvo vrlo dobra varijabla za predviđanje trenutnog stanja aktivnosti. Drugim riječima, kontinuitet zaposlenosti kroz godine – od prvog zaposlenja – značajno povećava mogućnost da osoba trenutno bude zaposlena. S druge strane, oni koji su manje radili u prošlosti pokazuju mnogo veću tendenciju da budu izvan rada tijekom RGD-a.

GRAFIKON 3.
“Godine izvan rada”



Zaključci prethodne analize mogu poslužiti u specifikaciji regresijskog modela. Prisutnost visoke korelacije među regresorima izaziva multikolinearnost, koja može uzrokovati netočne procjene koeficijenata i nestabilnost modela. U našem slučaju, multikolinearnost će se pojaviti ako se varijable *we_yipw* i *ag_year* stave u istu jednadžbu. Navedeno se događa zbog njihove visoke korelacije za *zaposlene*, te u nešto manjoj mjeri za *iskusne nezaposlene*. Najjednostavniji način za rješavanje ovog problema je isključenje iz modela jedne od varijabli, bilo *we_yipw* ili *ag_year*. Međutim, obje varijable – dob i radno iskustvo – čine se kao važni elementi u tumačenju participacije u zaposlenosti i plaća. Jedno od mogućih rješenja za zadržavanje varijable radnog iskustva u modelima je zamijeniti varijablu *we_yipw* s varijablom *we_yopw*.

4. PARTICIPACIJA OSOBA U RADU ILI IZVAN RADA

4.1 STRUKTURA ZAPOSLENIH OSOBA I OSOBA IZVAN RADA PREMA GODINAMA, OBRAZOVANJU I ZANIMANJU

Grafikoni 4, 5 i 6 pokazuje kako dob, obrazovanje i zanimanje utječu na izbor između “biti u radu” ili “biti izvan rada”. Njihov pregled služi kao uvod u složeniju analizu primjenom probit modela, prikazanu u poglavlju 4.2.

Broj *zaposlenih* slijedi obrazac obrnutog slova “U” (grafikon 4, a1 i b1). Broj *zaposlenih* mladih od 20 godina je gotovo zanemariv. Broj *zaposlenih* žena se povećava s godinama, a maksimum se doseže za dobnu skupinu od 45 do 50 godina. Za muškarce broj *zaposlenih* je relativno stabilan u intervalu od 25 do 50 godina, ali značajno pada iznad dobi od 55 godina; iznad dobi od 60 godina postoji vrlo malo zaposlenih muškaraca. Za žene i muškarce je broj *iskusnih nezaposlenih* relativno konstantan u intervalu od 25 do 55 godina; nakon toga, njihov broj strmo pada. Brojevi i udjeli *iskusnih neaktivnih* su značajno veći kod

žena. Brojevi *neiskusnih neaktivnih* muškaraca su gotovo zanemarivi. *Neiskusni nezaposleni* su prvenstveno mladi ljudi, ispod 30 godina starosti.

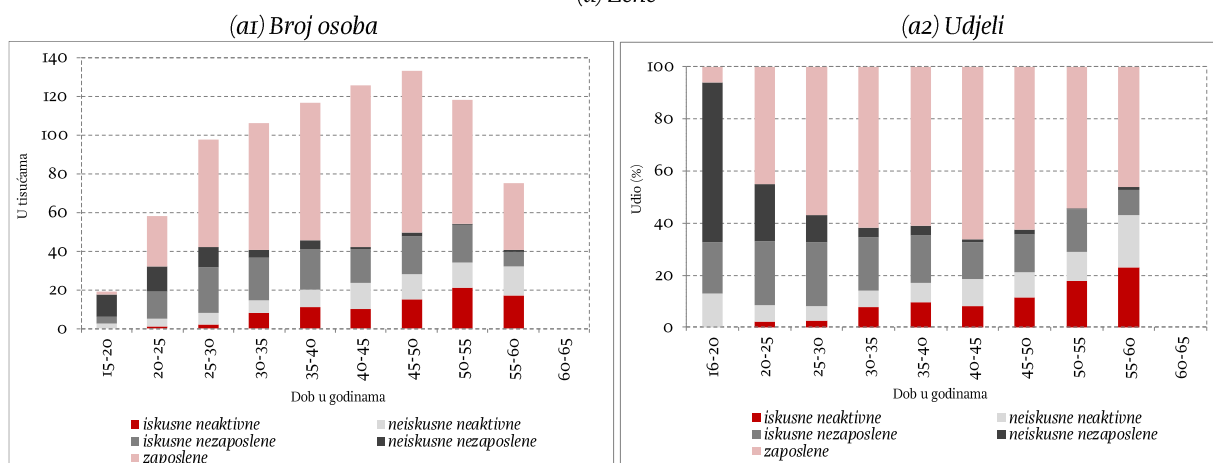
Kao što je ranije uočeno, prevladavajuća razina obrazovanja je srednjoškolska (grafikon 5). Udjeli zaposlenih se značajno povećavaju s razinom obrazovanja: 78% (84%) žena (muškaraca) s visokim obrazovanjem je zaposleno; s druge strane, s osnovnim ili nižim obrazovanjem je zaposleno samo 28% (47%) žena (muškarca). 69% neiskusnih neaktivnih žena ima završeno ili nezavršeno osnovno obrazovanje, dok je taj udio za zaposlene žene samo 9%.

Među ženama je najčešće zanimanje “uslužno i trgovačko” (grafikon 6, a1), dok su muškarci najčešće zaposleni u kategoriji “obrta i pojedinačne proizvodnje” (grafikon 6, b1). Za žene i muškarce “stručnjaci i menadžeri” imaju visok udio zaposlenosti, od preko 90% (grafikon 6, a2 i b2). Žene također imaju visoki udio zaposlenosti u zanimanjima “inženjeri, tehničari i srodna zanimanja” i “administrativni službenici”, ali u svim drugim zanimanjima njihov udio zaposlenosti je ispod 60% (grafikon 6, a2). Za muškarce je udio zaposlenih u “jednostavnim zanimanjima” ispod 50%.

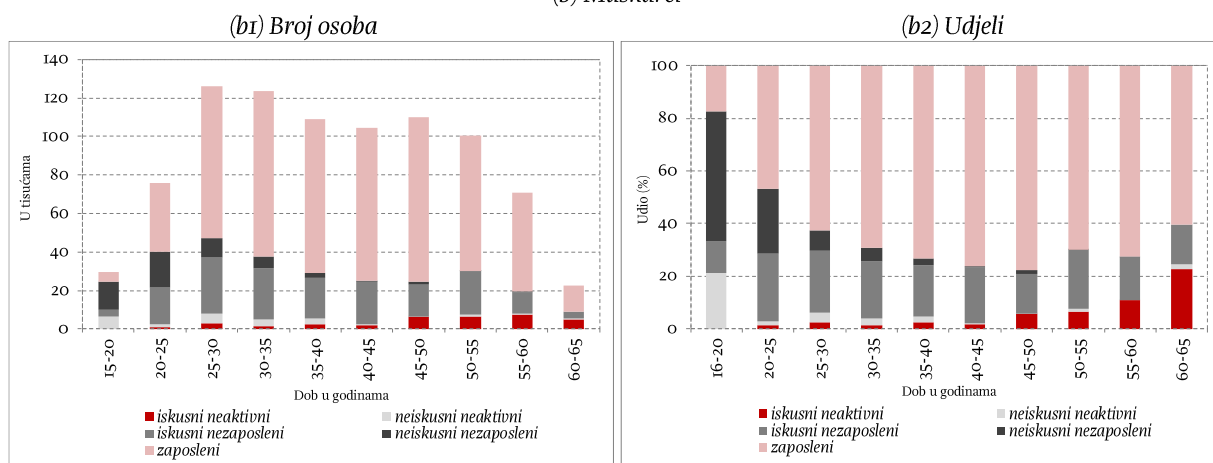
GRAFIKON 4.

Struktura zaposlenih osoba i osoba izvan rada prema godinama

(a) Žene



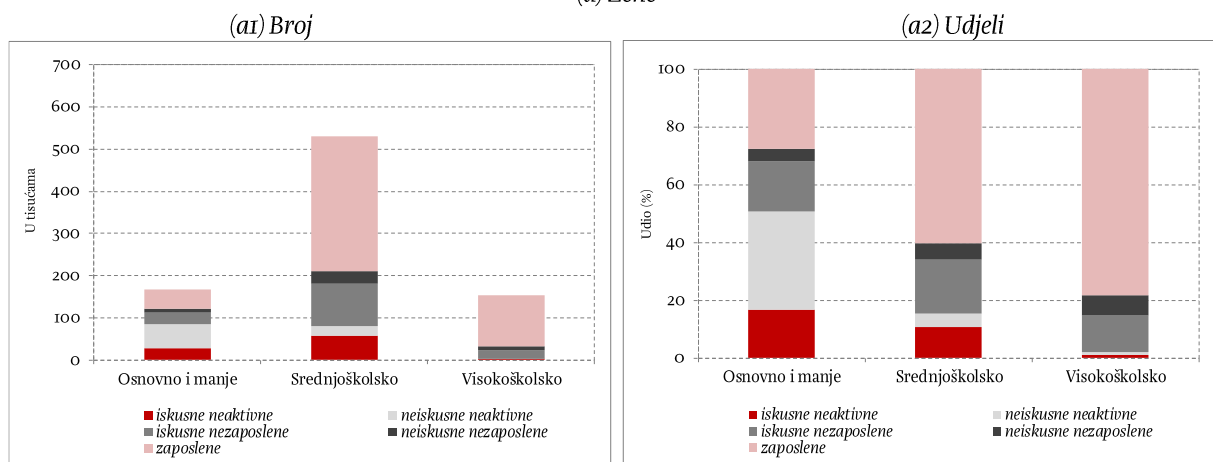
(b) Muškarci



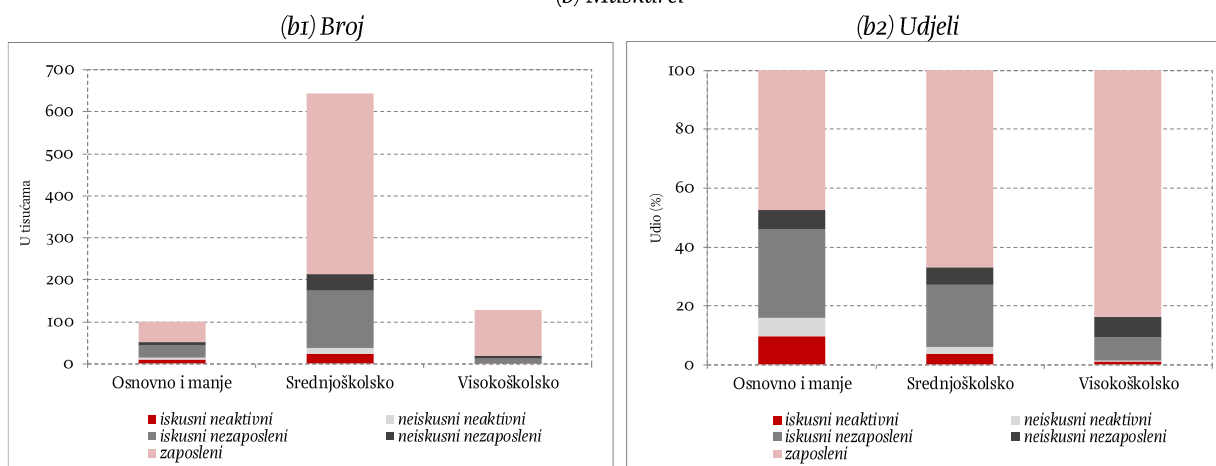
GRAFIKON 5.

Struktura zaposlenih osoba i osoba izvan rada prema obrazovanju

(a) Žene



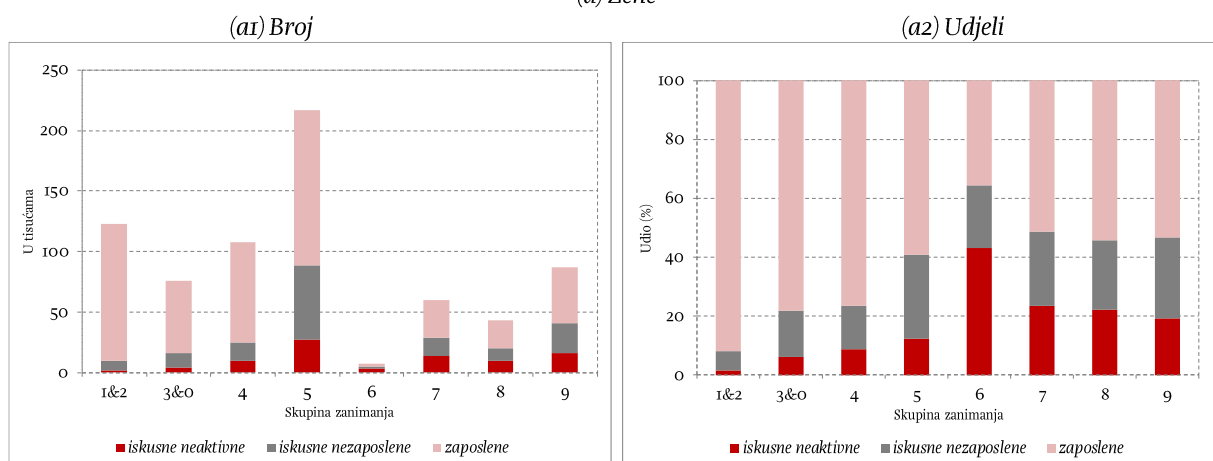
(b) Muškarci



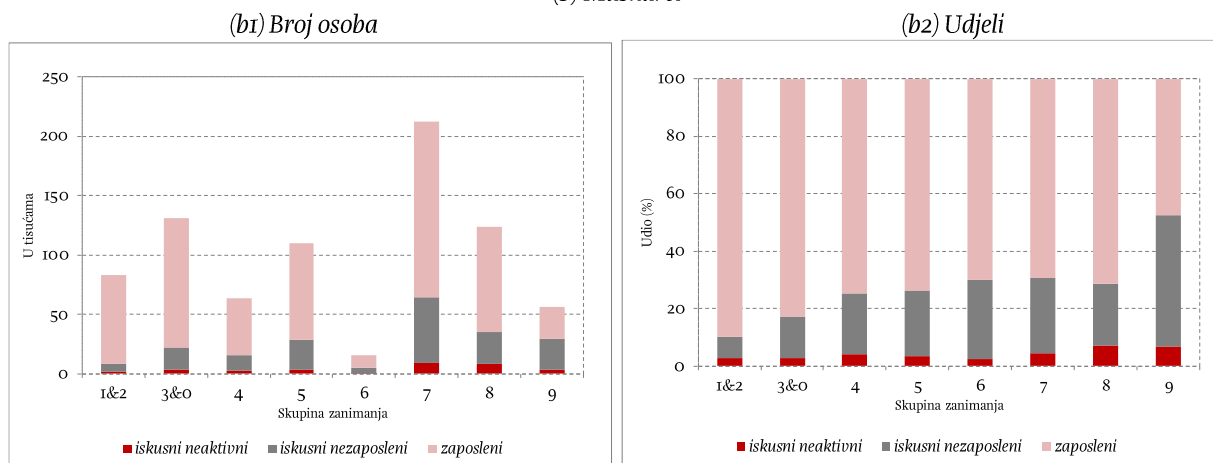
GRAFIKON 6.

Struktura zaposlenih osoba i osoba izvan rada prema zanimanju

(a) Žene



(b) Muškarci



4.2 ANALIZA PROBIT MODELOM

U poglavljima 3.7 i 4.1 deskriptivna statistika je pokazala sličnosti i razlike između *zaposlenih* i četiri prethodno definiranih skupina osoba izvan rada. U ovom dijelu probit regresijska analiza se koristi za daljnje istraživanje razlika između različitih podskupina. Svaka od pet promatranih podskupina je uspoređena s ostalima, što daje 10 specifikacija, posebno za žene i muškarce. Specifikacije su prikazane u tablici 6.

Prve četiri specifikacije (P1* do P4*) uspoređuju *zaposlene* osobe s podskupinama osoba izvan rada. Ove specifikacije su važne za daljnju uporabu u participacijskim jednadžbama HSM-a. Preostalih šest specifikacija (P5* do P10*) se odnosi na parove podskupina koje čine osobe izvan rada. Ako su te podskupine međusobno različite, tada zaslužuju zasebnu analizu; u protivnome, neke od njih bi se mogle spojiti. Budući da su u specifikacijama P1*, P2* i P5*, koje sadrže *zaposlene*, *iskusne nezaposlene* i *iskusne neaktivne*, dostupne informacije o zanimanjima, u tim se specifikacijama mogu koristiti “potpuni” skupovi varijabli, odnosno skupovi varijabli koji sadrže varijable o zanimanjima. U preostalim specifikacijama koriste se “reducirani” skupovi varijabli, koji izostavljaju varijable zanimanja, ali i varijablu “godine izvan rada”; naime, kod svih *neiskusnih* osoba vrijednost varijable *we_yopw* jednaka je nula. Detaljniji rezultati probit regresije su prikazani u tablicama A4, A5, A6 i A7 (dodatak 2).

TABLICA 6.

Probit specifikacije

Specifikacije	“Pozitivne” podskupine	“Negativne” podskupine
P1*	<i>zaposleni</i>	<i>iskusni nezaposleni</i>
P2*	<i>zaposleni</i>	<i>iskusni neaktivni</i>
P3*	<i>zaposleni</i>	<i>neiskusni nezaposleni</i>
P4*	<i>zaposleni</i>	<i>neiskusni neaktivni</i>
P5*	<i>iskusni nezaposleni</i>	<i>iskusni neaktivni</i>
P6*	<i>iskusni nezaposleni</i>	<i>neiskusni nezaposleni</i>
P7*	<i>iskusni nezaposleni</i>	<i>neiskusni neaktivni</i>
P8*	<i>iskusni neaktivni</i>	<i>neiskusni nezaposleni</i>
P9*	<i>iskusni neaktivni</i>	<i>neiskusni neaktivni</i>
P10*	<i>neiskusni nezaposleni</i>	<i>neiskusni neaktivni</i>

Tablica 7 prikazuje sažetak rezultata za probit specifikacije P1* do P4*, koje uključuju *zaposlene* osobe. Detaljni rezultati probit regresija su prikazani u tablicama A4 i A6 (dodatak 2). Prikazane su dvije

standardne mjere kvalitete probit modela (“prilagođeni McFaddenov pseudo R²” i “prilagođeni prebrojavajući pseudo R²”), zajedno s četiri dodatna pokazatelja, koji su također objašnjeni u dodatku 1.

TABLICA 7.

Mjere kvalitete probit modela, specifikacije Pr do P4**

Spec.	AMFR2	ACPR2	$s_{0,5}^{PN} / p$	$s_{0,5}^{NP} / n$	s_p^{PN} / p	s_p^{NP} / n	p
P1W	0,20	0,14	0,06	0,65	0,25	0,26	0,77
P2W	0,39	0,33	0,03	0,49	0,16	0,17	0,85
P3W	0,31	0,22	0,02	0,63	0,20	0,15	0,91
P4W	0,33	0,26	0,04	0,53	0,18	0,21	0,86
P1M	0,17	0,18	0,04	0,68	0,28	0,30	0,77
P2M	0,31	0,16	0,01	0,71	0,16	0,23	0,94
P3M	0,35	0,25	0,01	0,63	0,20	0,14	0,91
P4M	0,27	0,09	0,00	0,87	0,20	0,17	0,97

Osim P2W i P3M, svi modeli imaju relativno niske vrijednosti pokazatelja ACPR2, posebice P1W (0,14) i P4M (0,09). Pokazatelj $s_{0,5}^{NP} / n = 0,65$ za P1W implicira da probit model 65% *iskusnih nezaposlenih* žena svrstava u *zaposlene*, dok se pravilno klasificira (kao osobe koje ne rade) samo 35% takvih osoba. Nasuprot tomu, $s_{0,5}^{PN} / p = 0,06$ ukazuje na to da je model samo 6% *zaposlenih* osoba pogrešno klasificirao kao osobe izvan rada. Podsjetimo da $s_{0,5}^{NP} / n$ koristi $\pi = 0,5$ kao graničnu točku vjerojatnosti za klasifikaciju u pozitivne ili negativne.

S druge strane, slika se bitno mijenja ako se $\pi = p$ koristi kao granična točka vjerojatnosti (p predstavlja prosječnu vjerojatnost zaposlenosti u ukupnom uzorku). Pokazatelj s_p^{NP} / n govori da je 26% *iskusnih nezaposlenih* žena klasificiranih kao *zaposlene*; dakle, 74% takvih žena je model pravilno klasificirao kao one izvan rada. Dodatno, pokazatelj s_p^{PN} / p implicira da se 25% *zaposlenih* žena u P1W klasificira kao žene koje ne rade.

Dakle, mnoge skupine se preklapaju. Neke osobe koje imaju manje povoljna osobna obilježja su klasificirane kao zaposlene, i obrnuto. To preklapanje je posljedica prisutnosti neopaženih obilježja, koja su sadržana u greškama relacije u_i (poglavlje 2). Relativno niske vrijednosti AMFR2 i ACPR2 ukazuju na to da u_i ima važnu ulogu; drugim riječima, u probit modelu nedostaju varijable koje bi bolje objasnile participacijski mehanizam.

Varijable godine (ag_year i ag_ysqr) imaju visoku značajnost u svim specifikacijama, s pozitivnim i negativnim koeficijentima za ag_year i ag_ysqr . U specifikacijama Pr* i P2*, koje uključuju varijable o “godinama izvan rada”, (we_yopw , we_yosq), te varijable pokazuju visoku značajnost i imaju hiperbolički relaciju: vjerojatnost da promatrana osoba u sadašnjosti bude izvan rada raste s duljinom vremena prethodno provedenom izvan rada.

Žene i muškarci koji žive u rijetko naseljenim područjima (ar_thin) i muškarci koji žive u “poljoprivrednim domaćinstvima” (em_agri) imaju manju vjerojatnost da budu *zaposleni*. Većina tipova “ostalih dohodaka” nije značajna, osim obiteljskih naknada (oi_f). No, koeficijent uz varijablu obiteljske naknade je vrlo značajan i negativan za žene i muškarce. U specifikaciji PrM privatni transferi (oi_c) su negativni i značajni, a jedno od objašnjenja je da su *zaposleni* muškarci neto platitelji transfera, jednostavno zato što imaju više sredstava nego oni izvan rada. Zdravstveno stanje (hs_badh) je vrlo važan faktor u participacijskom mehanizmu, što se moglo i očekivati prema poglavlju 3.7 (grafikon 1, c1 i c2).

Svi probit modeli ukazuju na značajno manju vjerojatnost zapošljavanja osoba sa zdravstvenim problemima.

Što se tiče varijabli obrazovanja i zanimanja, u $P1^*$ i $P2^*$ se pojavljuju neočekivani rezultati. Na primjer, u $P1W$ -u koeficijent za visokoškolsko obrazovanje (ed_tert) je statistički značajan i negativan, što je suprotno s očekivanjima (poglavlja 3.7 i 4.1). Uzrok se može naći u visokoj korelaciji s varijablom “stručnjaci i menadžeri” (oc_21), čiji je koeficijent u istom modelu visok, pozitivan i značajan. Većina “stručnjaka i menadžera” ima visokoškolsko obrazovanje, a zbog multikolinearnosti model ne može pravilno procijeniti utjecaj obaju varijabli. Slična, ali suprotna situacija se može vidjeti u specifikaciji $P2M$, gdje je koeficijent za visokoškolsko obrazovanje visok i pozitivan, dok “stručnjaci i menadžeri” imaju negativan koeficijent.

Nastavljajući s analizom specifikacija $P5^*$ do $P10^*$, ponovno se okrećemo mjerama kvalitete (detaljni rezultati probit regresija su prikazani u tablicama A4, A5, A6 i A7 u dodatku 2). Za muškarce i žene se najveća vrijednosti pokazatelja AMFR2 i ACPR2 postiže za specifikaciju $P8^*$, koja analizira *iskusne neaktivne* nasuprot *neiskusnih nezaposlenih*. Kao što se vidi u poglavlju 3.7, ove dvije skupine se značajno razlikuju s obzirom na dob, bračni status i obrazovanje. Navedene razlike se potvrđuju rezultatima probit modela.

Razlike između *iskusnih nezaposlenih* i *iskusnih neaktivnih* se analiziraju u specifikaciji $P5^*$. Potvrđujući nalaze iz dijela 3.7., probit modeli pokazuju da *iskusni nezaposleni* imaju bolje obrazovanje i zdravlje od *iskusnih neaktivnih*. Dodatno, za udovice i žene s djecom je vjerojatnije da će biti neaktivne nego nezaposlene. Za muškarce se dobivaju vrlo niske vrijednosti AMFR2 (0,11) i ACPR2 (0,05). Prema pokazatelju $s_{0,5}^{NP} / n$, 78% negativnih je klasificirano kao pozitivni, što znači da postoji značajno preklapanje između *iskusnih nezaposlenih* i *iskusnih neaktivnih* muškaraca.

TABLICA 8.

Mjere kvalitete probit modela, specifikacije $P5^*$ to $P10^*$

Spec.	AMFR2	ACPR2	$s_{0,5}^{PN} / p$	$s_{0,5}^{NP} / n$	s_p^{PN} / p	s_p^{NP} / n	p
P5W	0,17	0,29	0,16	0,43	0,32	0,23	0,63
P6W	0,18	0,27	0,07	0,50	0,24	0,27	0,76
P7W	0,18	0,32	0,16	0,40	0,21	0,30	0,64
P8W	0,55	0,73	0,04	0,20	0,09	0,14	0,65
P9W	0,10	0,38	0,31	0,30	0,32	0,28	0,51
P10W	0,41	0,62	0,21	0,10	0,15	0,14	0,37
P5M	0,11	0,05	0,03	0,78	0,25	0,24	0,83
P6M	0,25	0,29	0,09	0,42	0,25	0,19	0,76
P7M	0,18	0,10	0,01	0,81	0,26	0,12	0,89
P8M	0,55	0,74	0,14	0,08	0,13	0,10	0,39
P9M	0,36	0,68	0,11	0,14	0,17	0,13	0,62
P10M	0,12	0,18	0,06	0,65	0,27	0,19	0,72

Neiskusne neaktivne žene predstavljaju veliku skupinu među ženama. Dakle, zanimljivo je analizirati razlike između ove i ostalih skupina izvan rada, što je napravljeno u specifikacijama $P7W$, $P9W$ i $P10W$. Ponovno, u skladu s prikazanim u poglavlju 3.7, obrazovanje je najvažniji faktor (ed_prnp , ed_tert). Dodatno, vjerojatnost da žene budu *neiskusne neaktivne* je veća za one koje imaju partnera (ms_mard , ms_nmhp).

Ukratko, podskupine zaposlenih se značajno razlikuju od podskupina osoba izvan rada (specifikacije $P1^*$ do $P4^*$). Utvrđeno je nekoliko obilježja koja utječu na vjerojatnost da osobe budu zaposlene ili izvan rada:

dob, obrazovanje, zanimanje, godine izvan rada, zdravstveno stanje i obiteljske socijalne naknade. Što se tiče podskupina koje predstavljaju samo osobe izvan rada, dobiveno je da su takve podskupine značajno različite, što opravdava njihov poseban tretman (specifikacije P5* do P10*). Moguće iznimke u tome su *iskusni neaktivni* i *iskusni nezaposleni* muškarci, zbog toga što imaju relativno slična obilježja. Iako su svi probit modeli statistički značajni, postoji prostor za poboljšanje, koji bi bio moguć uključivanjem dodatnih varijabli, kao što je mjesto prebivališta (navedena varijabla nije uključena u SILC).

5. PROCJENA BRUTO PLAĆA

5.1 BRUTO PLAĆE U SILC-U

Bruto plaće u SILC-u su dobivene pretvaranjem anketno prikupljenih neto plaća u brute plaće. DZS je proveo imputaciju poreza na dohodak i doprinosa za socijalno osiguranje (SIG), koji su potrebni kako bi se neto plaća pretvorila u bruto plaću. DZS je pritom uzeo u obzir sve značajne čimbenike koji određuju iznos poreza na dohodak (broj djece, ostale uzdržavane osobe i mjesto stanovanja).¹⁷ Tablica 9 sažima glavne pokazatelje bruto mjesečne plaće za različite podskupine *zaposlenih* osoba.

Prosječna mjesečna plaća za *zaposlene* osobe iznosi 6.558 kuna, što je 16,5% ispod službene prosječne mjesečne plaće u 2011. godini (7.796 kuna), koja je izračunata za radnike zaposlene u pravnim osobama (DZS, 2015.). Može se pružiti nekoliko objašnjenja za relativno značajno neslaganje između SILC i službenih podataka. Prvo, za razliku od SILC podataka, pokazatelj DZS-a ne obuhvaća samozaposlene osobe (obrtnici, profesionalci, mali poduzetnici u poljoprivredi) za koje je vjerojatnije da će imati niže prosječne plaće nego što će imati zaposleni u pravnim osobama. Drugo i najvažnije, SILC je sklon podcijeniti, odnosno slabije zastupiti zaposlenike na gornjem repu razdiobe dohotka.¹⁸ Treće, SILC podaci će zahvatiti neke isplate plaća unutar “sive ekonomije”, no njihov učinak na raspodjelu plaća se ne može jasno odrediti.

Tablica 9 pokazuje da bruto plaće rastu s porastom godina i stupnja obrazovanja. Prosječna plaća je veća u gusto naseljenim područjima i za određena zanimanja kao što su “stručnjaci i menadžeri”, “inženjeri, tehničari i srodna zanimanja” i “administrativni službenici”. Jednostavni jaz plaća, odnosno razlika između prosječne bruto plaće muškaraca i žena, iznosi oko 14%.

¹⁷ Bruto plaća se može prikazati kao zbroj neto plaće, poreza na dohodak, prireza i zaposlenikovih doprinosa za socijalno osiguranje. Prirez je porez lokalnih jedinica (gradova i općina), a određuje se kao postotak od poreza na dohodak (taj postotak varira od 0% do 18%). Zaposlenikov doprinos za socijalno osiguranje iznosi 20% bruto plaće.

¹⁸ U analizi predstavljenoj u EUROMOD Country Report-u za Hrvatsku (Urban i Bezeredi, 2015.) uspoređuju se razdiobe dohotka na temelju podataka iz SILC-a i podataka dobivenih od Porezne uprave. Prema podacima Porezne uprave, 1,7% zaposlenika ima bruto plaću iznad 300% službene prosječne plaće, a njihov udio u ukupnoj bruto plaći je 9,7%. Prema SILC podacima udio takvih zaposlenika je 0,6%, a ostvaruju samo 2,8% ukupne bruto plaće.

TABLICA 9.

Prosječna mjesečna plaća prema određenim grupama

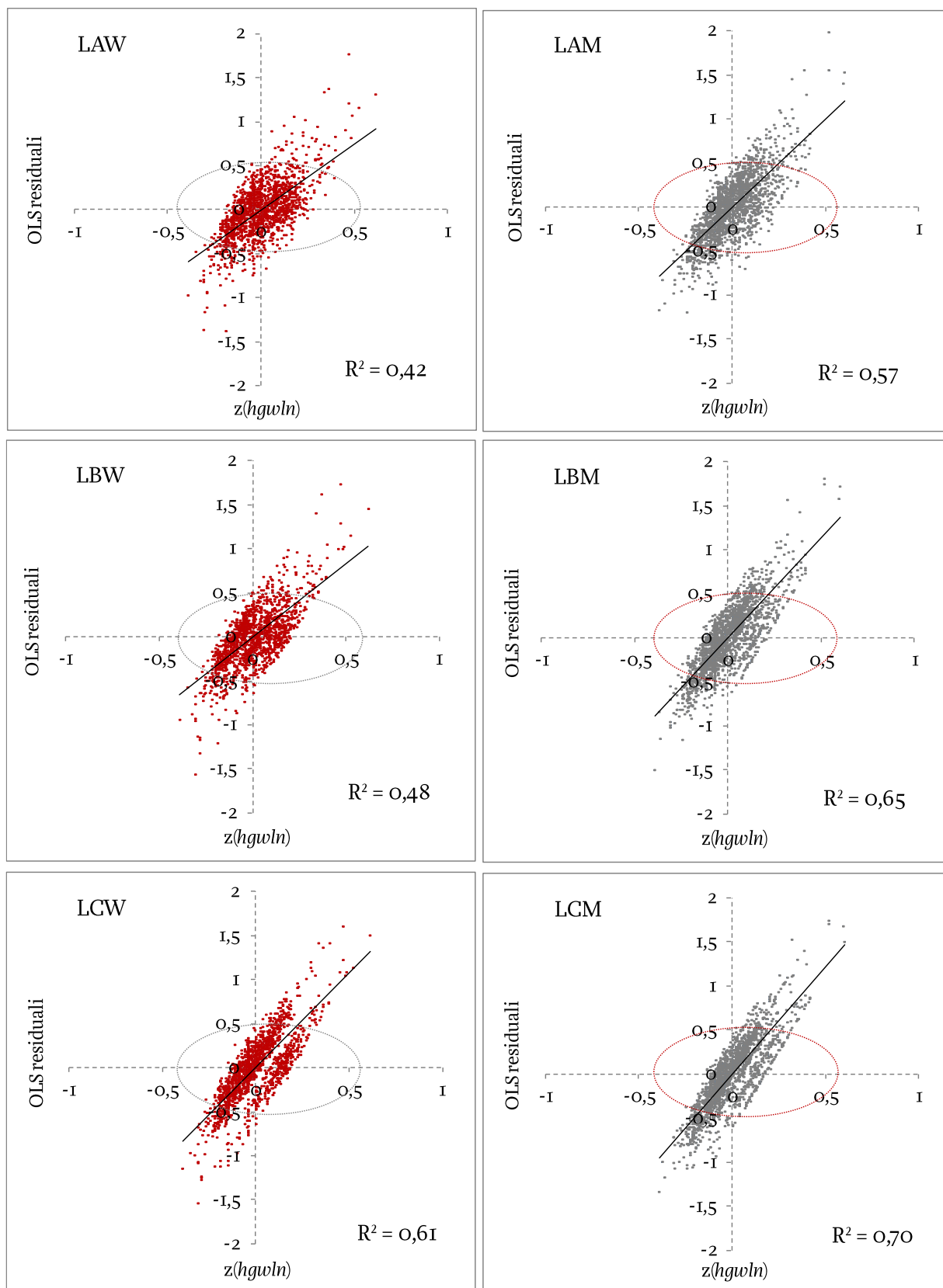
	Ukupno			Žene			Muškarci		
	Udio (%)	Prosječna mjesečna plaća	St. pogr.	Udio (%)	Prosječna mjesečna plaća	St. pogr.	Udio (%)	Prosječna mjesečna plaća	St. pogr.
<i>Ukupno</i>	100,0	6.558	76	100,0	6.080	112	100,0	6.955	100
<i>Godine</i>									
16-25	18,9	5.608	133	17,1	5.339	200	20,5	5.794	175
25-40	28,2	6.445	155	28,2	5.907	216	28,3	6.891	212
40-55	31,0	6.569	136	34,3	6.006	193	28,2	7.138	189
55-64	21,9	7.504	165	20,4	7.058	273	23,1	7.832	202
<i>Obrazovanje</i>									
Osnovno ili manje	8,7	4.604	126	9,4	3.885	118	8,1	5.307	194
Srednjoškolsko	70,1	5.839	70	65,9	5.221	88	73,7	6.297	98
Visokoškolsko	21,2	9.731	211	24,7	9.204	300	18,3	10.323	292
<i>Mjesto stanovanja</i>									
Gusto naseljeno	33,9	7.676	159	38,2	6.954	224	30,4	8.430	219
Srednje naseljeno	22,2	6.215	177	23,1	5.684	240	21,4	6.688	249
Slabo naseljeno	43,8	5.863	72	38,7	5.451	108	48,1	6.138	95
<i>Zanimanje</i>									
2&1	17,5	9.711	225	23,2	9.096	285	12,8	10.636	357
3	15,7	7.786	212	12,2	7.180	379	18,5	8.115	248
4	12,1	6.312	132	17,0	6.194	173	8,1	6.522	197
5	19,6	5.009	102	26,4	4.484	119	13,9	5.837	162
6	1,3	4.629	214	0,5	4.070	441	1,9	4.763	235
7	16,6	5.374	104	6,3	3.694	124	25,1	5.727	113
8	10,4	6.128	244	4,8	4.315	204	15,1	6.607	296
9	6,8	4.370	137	9,5	4.097	187	4,6	4.841	178

5.2 ANALIZA BRUTO PLAĆA LINEARNIM REGRESIJSKIM MODELOM

Poglavlje 3.2 prikazuje varijable koje su konstruirane koristeći SILC podatke. Za neke od tih varijabli podaci su dostupni samo za *zaposlene* osobe. Navedena činjenica se odnosi na varijable o obilježjima trenutnog posla (*em_locs*, *em_locl*, *em_perj*, *em_mana*) i djelatnosti zaposlenja (*primjerice*, *in_a*). Dodatni podskup varijabli ima podatke za *zaposlene* i *iskusne* osobe, ali nema za *neiskusne*; ove podskupine uključuju varijable o “godinama izvan rada” (*we_yopw*, *we_yosq*) i varijable o zanimanjima (naprimjer, *oc_2I*).

Ako nismo zainteresirani za predviđanje plaća osoba izvan rada i ako ne trebamo uzimati u obzir korištenje HSM-a, prirodni korak bi bio korištenje LRM-a i uključanje svih raspoloživih varijabli u model. To je napravljeno u specifikaciji LA*. Međutim, u ovom istraživanju nameće se potreba korištenja varijabli za koje su podaci dostupni za *zaposlene* i za osobe izvan rada. Stoga specifikacije LBW i LBM koriste sve varijable koje imaju podatke za *zaposlene*, *iskusne nezaposlene* i *iskusne neaktivne*. Nadalje, specifikacije LC* sadrže samo one varijable koje se mogu koristiti za *neiskusne nezaposlene* i *neiskusne neaktivne*, dok su isključene varijable zanimanja i “godine izvan rada”.

GRAFIKON 7.
Reziduali LRM regresije



Kratice: LAW, LBW i LCW – LRM specifikacije za žene; LAM, LBM i LCM – LRM specifikacije za muškarce; $z(hgwln)$ – standardizirana vrijednost od $hgwln$.

Rezultati su prikazani u tablici A8 (dodatak 2). Plaća raste s povećanjem godina (*ag_year*); kvadrat godina (*ag_ysqr*) je negativan, ali nije značajan, osim u LCM-u. Sve specifikacije ukazuju na pozitivan i statistički značajan učinak života u urbanim sredinama (*ar_dens*) na plaće. Oženjeni muškarci (*ms_mard*) imaju veće plaće od muškaraca u ostalim bračnim statusima. Također, muškarci s malom djecom (*ch_pooo2*) imaju veće plaće od drugih. Osobe s visokim obrazovanjem (*ed_tert*) imaju značajno veće plaće, što je potvrđeno u svim modelima. Koeficijenti su u odnosu na LC* manji u specifikacijama LA* i LB*. Za razliku od LC*-a, druge dvije specifikacije sadrže varijable zanimanja koje preuzimaju dio pozitivnog utjecaja obrazovanja. Varijable koje opisuju obilježje posla u LA* (*em_locs*, *em_locl*, *em_perj*, *em_mana*) imaju visoku razinu značajnosti.

Iz R2 mjere se može zaključiti da specifikacije LA* imaju najveću moć predviđanja, a to se događa jer te specifikacije uključuju sve relevantne varijable (R2 jednak 0,55 za žene i 0,44 za muškarce). S druge strane, zbog nedostatka mnogih važnih varijabli, LC* specifikacije imaju najslabiju moć predviđanja (R2 jednak 0,38 za žene i 0,31 za muškarce). LB* specifikacije su negdje u sredini.

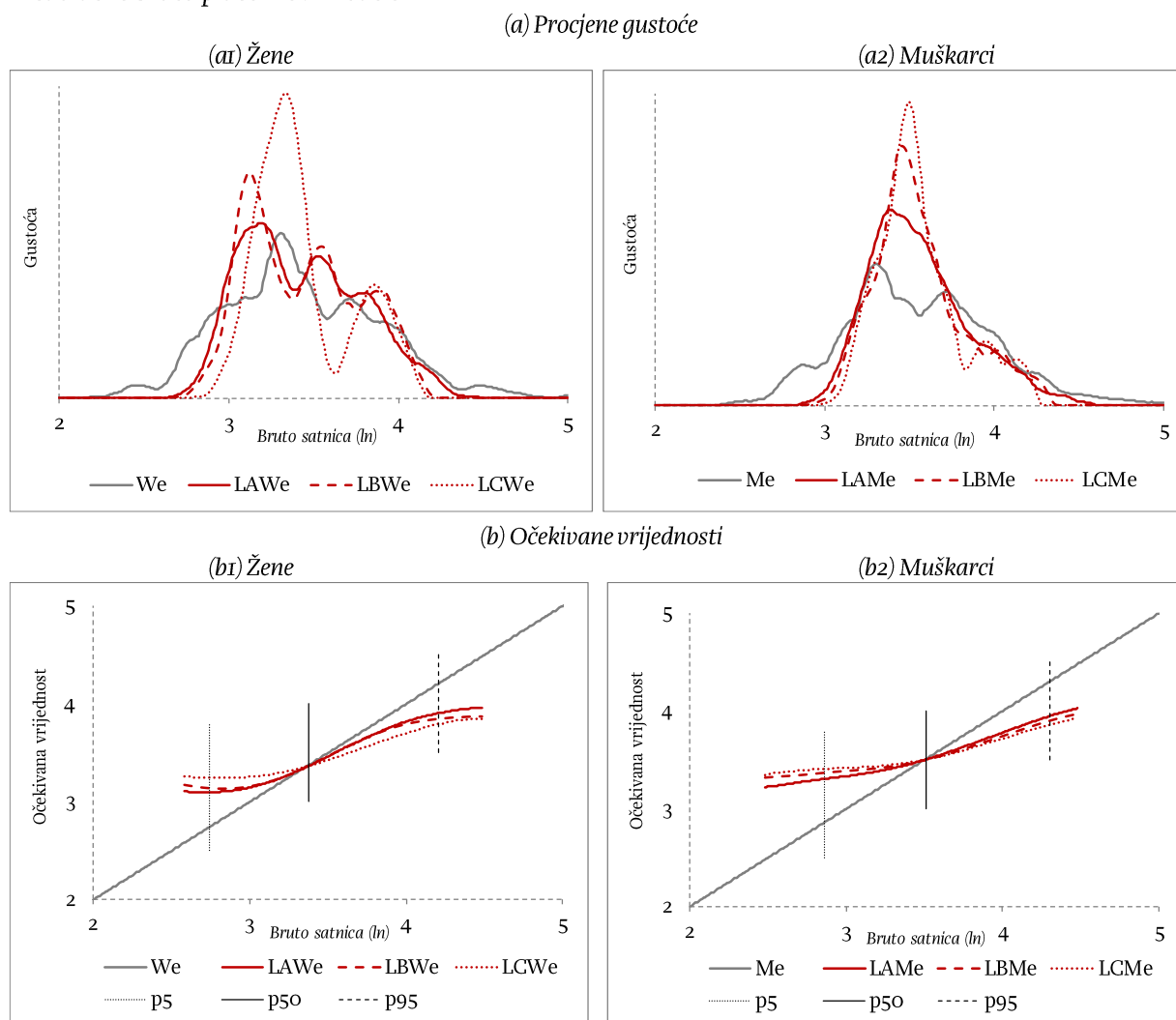
Grafikon 7 prikazuje odnos između reziduala i standardiziranih vrijednosti od *hgwln*, koje su označene s *z(hgwln)*, za šest provedenih LRM regresija prikazanih u tablici A8. Na svih šest panela grafikona 7 primjećuje se isti obrazac: reziduali u prosjeku rastu s *z(hgwln)*. Korelacija između reziduala i *z(hgwln)* je vrlo jaka, što potvrđuje i R2; on je najniži za LA*, a najviši za LC* specifikaciju. Za male iznose stvarnih plaća, reziduali teže prema negativnim vrijednostima, dok za više iznose teže prema pozitivnim vrijednostima. Budući da su reziduali definirani kao razlike između stvarnih i predviđenih plaća, modeli obično precjenjuju (podcjenjuju) niže (više) plaće.

Sada se želi ispitati uspješnost LRM modela u predviđanju bruto plaća. Grafikon 8, a1 i a2, prikazuje procjene gustoće “jezgrenom” metodom za razdiobu stvarnih plaća iz uzorka i za razdiobe predviđenih plaća koje su dobivene modelima LA*, LB* i LC*. Glavni zaključak je da nijedan od tri LRM modela ne predviđa ispravno broj osoba na desnom i lijevom repu razdiobe plaća. Ovakav rezultat je i očekivan na temelju prethodne analize reziduala. U tom pogledu je model LA* neznatno bolji od druga dva modela. Grafikon 8, b1 i b2, prikazuje vrijednosti uvjetnih očekivanja predviđanja dobivenih iz LA*, LB* i LC*.¹⁹ Iz tog grafikona se može utvrditi koliko dobivena predviđanja, za svaku razinu stvarne bruto plaće, precjenjuju ili podcjenjuju stvarne plaće. Na 5. percentilu su plaće precijenjene za više od 40%, dok su na 95. percentilu podcijenjene za 30%.

¹⁹ Procjene gustoće “jezgrenom” metodom dobivene su Stata programom “Kernel density estimation” (naredba *kdensity*) i upotrebom “Epanechnikov” jezgre. Vrijednosti uvjetnih očekivanja dobivene su programom “Local polynomial smoothing” (naredba *lpoly*) i upotrebom “Epanechnikov” jezgre te polinoma 5. stupnja.

GRAFIKON 8.

Predviđene bruto plaće LRM modelom



Kratice: We (Me) – stvarne plaće zaposlenih žena (muškaraca); LAWe (LAMe) – predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju LAW-a (LAM-a); LBWe (LBMe) – predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju LBW-a (LBM-a); LCWe (LCMe) – predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju LCW-a (LCM-a); p5, p50 i p95 – 5., 50. i 95. percentil distribucije stvarnih plaća za zaposlene.

5.3 KVANTILNA REGRESIJSKA ANALIZA BRUTO PLAĆA

Model linearne regresije, koji se koristi u specifikacijama LA^* , LB^* i LC^* , za svaku varijablu u jednadžbi plaće daje jedinstveni koeficijent, a skup tih koeficijenata je označen s $\tilde{\alpha}$ (pogledati poglavlje 2). Naprimjer, ako je k -ta varijabla visokoškolsko obrazovanje, koeficijent $\tilde{\alpha}_k$ mjeri učinak visokoškolskog obrazovanja na $hgwln$, u usporedbi s referentnom razinom obrazovanja (u ovom slučaju, srednjoškolsko obrazovanje). Ovakav pristup pretpostavlja da je učinak svake varijable identičan na cijeloj distribuciji plaća. Međutim, u stvarnosti se utjecaj određene varijable na plaće može razlikovati za osobe s višim i nižim primanjima (vidjeti odjeljak 1, referenca Nestić, 2005.).

Stoga se u ovom poglavlju za procjenu jednadžbi plaća koristi model kvantilne regresije (QRM). Objašnjenje ove metode može se pronaći u Cameron i Trivedi (2005.). Za procjenu je korišten Stata program “Bootstrap quantile regression” (naredba *bsqreg*). Kako bi se dobile standardne greške koeficijenata, koristi se 100 “bootstrap” ponavljanja za svaki kvantil. Specifikacija sadrži iste varijable

kao LA*. U ovoj analizi se ne koriste ponderi osoba jer u slučaju korištenja pondera osoba Stata program ne može pravilno izračunati standardne pogreške QRM-a.²⁰

Tablica A9 (dodatak 2) prikazuje rezultate QRM-a za odabrane percentile. Za usporedbu su rezultati LRM prikazani u odvojenim stupcima i predstavljaju specifikacije LA*, koje su također izvedene bez korištenja pondera. Može se primijetiti da su takvi koeficijenti malo drukčiji od onih dobivenih za LA* specifikacije u tablici A8.

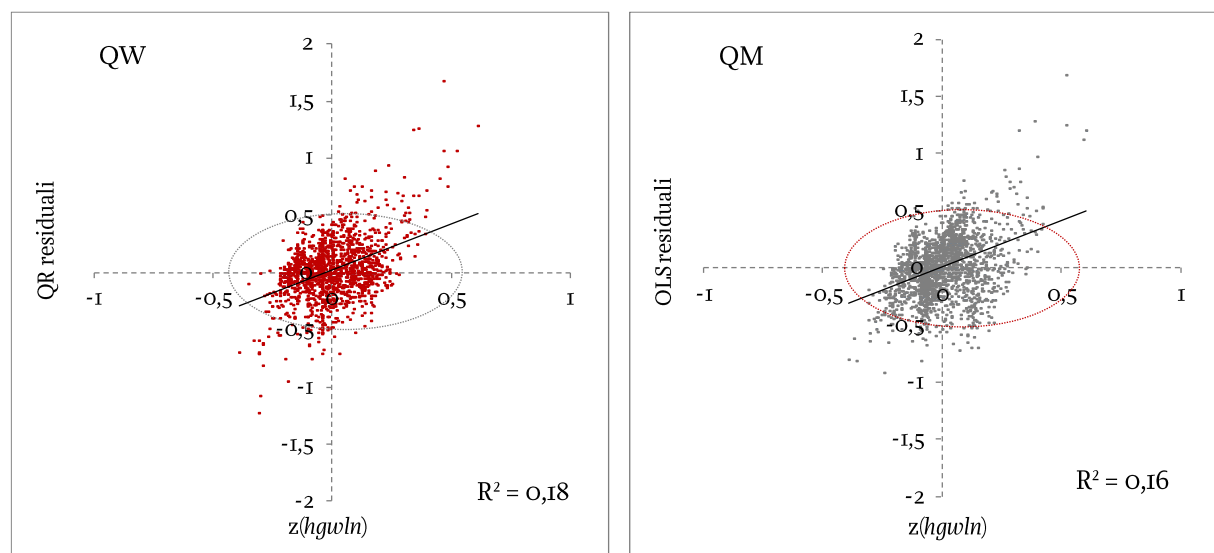
Koeficijenti dobiveni QRM regresijom mijenjaju svoju veličinu i statističku značajnost za različite percentile. Grafikon A2 (dodatak 3) za odabrane varijable prikazuje QRM koeficijente i njihove intervale pouzdanosti procijenjene na 5., 10., ..., 90. i 95. percentilu. Ti koeficijenti se uspoređuju s koeficijentima LRM-a i njihovim intervalima pouzdanosti.

QRM koeficijenti za visokoškolsko obrazovanje (*ed_tert*) se povećavaju s percentilima. Za žene, koeficijenti dobiveni na 5., 90. i 95. percentilu leže izvan intervala pouzdanosti LRM-a. Prebivanje u gusto naseljenim područjima (*ar_dens*) ima različite učinke za žene i muškarce; QRM koeficijenti se smanjuju (povećavaju) s percentilima za žene (muškarce). Pozitivan učinak posjedovanja stalnog posla (*em_perf*) je puno veći za niske plaće, nego za visoke plaće zaposlenih muškaraca. Sličan trend, ali manje izražen, može se primijetiti za žene. Grane djelatnosti O, P i Q u potpunosti pripadaju javnom sektoru. Za one koji su zaposleni u tim djelatnostima “premija plaće” je znatno viša za osobe s nižim plaćama, što je u skladu s nalazima Nestića (2005.).

Gornje prezentirani rezultati pokazuju da se QRM model može koristiti za svladavanje problema procjenjivanja (podcjenjivanja) plaća na niskim (visokim) dijelovima distribucije plaće. Stoga provodimo sljedeću *ad hoc* vježbu koristeći QRM procjene za predviđanje plaća.

GRAFIKON 9.

Reziduali QRM regresije



Kratice: QW (QM) – kvantilni regresijski model za žene (muškarce); *z(hgwln)* – standardizirana vrijednost od *hgwln*.

²⁰ U ovom slučaju, utjecaj korištenja pondera osoba je takav kao da je svaka osoba u uzorku “klonirana” *n* puta, gdje *n* predstavlja ponder osobe. Dobiva se ogromna umjetna populacija za koju se pojavljuju zanemarivo male standardne pogreške.

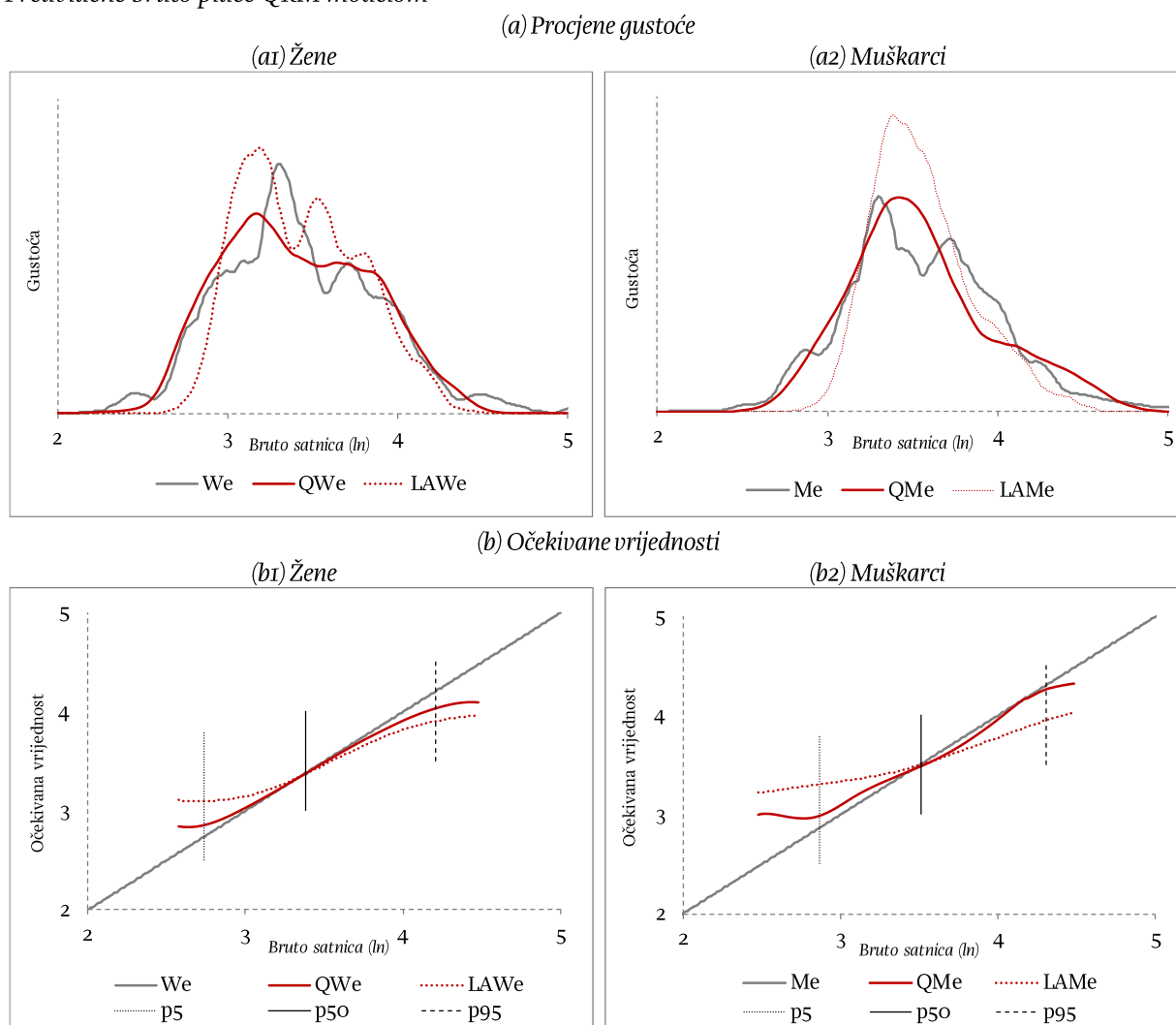
Neka $\tilde{\alpha}^q$ predstavlja skup QRM koeficijenata dobivenih za q -ti percentil. Usredotočimo se na podskupinu zaposlenih osoba. Percentil stvarne bruto plaće zaposlene osobe i označen je s q_i . Predviđena plaća zaposlene osobe i dobiva se sljedećom primjenom koeficijenata: (a) $\tilde{\alpha}^{q=0.2}$, ako vrijedi $q_i \leq 0.2$, (b) $\tilde{\alpha}^{q=0.5}$ ako je $0.2 < q_i \leq 0.8$, ili (c) $\tilde{\alpha}^{q=0.8}$, ako je $q_i > 0.8$.

Nova predviđanja i reziduali su prikazani na grafikonu 9. Ponovno se utvrđuje postojanje pozitivne veze između reziduala i plaće, ali problem se čini puno manje ozbiljnim nego u slučaju LRM modela. Naime, vrijednosti R_2 su ispod 0,2.

Grafikon 10, a1 i a2, pokazuje da, u usporedbi s LRM-om, novi model ostvaruje prilično dobro poklapanje sa stvarnom gustoćom plaća na krajevima distribucije. Dodatni dokaz poboljšanja može se uočiti na grafikonu 10, b1 i b2, gdje je za žene pokazano da očekivana vrijednost predviđanja leži vrlo blizu crte jednakosti, posebice na donjem dijelu distribucije plaća.

GRAFIKON 10.

Predviđene bruto plaće QRM modelom



Kratice: We (Me) – stvarne plaće zaposlenih žena (muškaraca); QWe (QMe) – predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju QW-a (QM-a); LAWe (LAME) – predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju LAW-a (LAM-a); p5, p50 i p95 – 5., 50. i 95. percentil distribucije stvarnih plaća za zaposlene.

5.4 REZULTATI HECKMANOVOG SELEKCIJSKOG MODELA

Tablica 10 prikazuje četiri specifikacije za HSM, među kojima su *zaposleni* i sve podskupine *nezaposlenih* i *neaktivnih* osoba. Specifikacije H1* i H2* koriste iste varijable za jednadžbu plaće kao i LB* (poglavlje 5.2). Pripadajuće participacijske jednadžbe su P1* i P2 (poglavlje 4.2). S druge strane, specifikacije H3* i H4* za jednadžbu plaće koriste varijable iz specifikacije LC*. U participacijskoj jednadžbi se redom koriste varijable iz specifikacija P3* i P4*. Slijedeći preporuke Verbeeka (2004.), sve varijable koje se nalaze u jednadžbi plaće su uključene u participacijsku jednadžbu. S druge strane, participacijske jednadžbe sadrže varijable koje nisu uključene u jednadžbe plaća: varijable o “ostalim dohocima” (*oi_a* do *oi_l*) i varijabla “poljoprivredno domaćinstvo” (*em_agri*).²¹

TABLICA 10.

Specifikacije Heckmanovog selekcijskog modela

Spec.	“Pozitivne”	“Negativne”	Participacijska jednadžba kao u:	Jednadžba plaće kao u:
H1*	<i>zaposleni</i>	<i>iskusni nezaposleni</i>	P1*	LB*
H2*	<i>zaposleni</i>	<i>iskusni neaktivni</i>	P2*	LB*
H3*	<i>zaposleni</i>	<i>neiskusni nezaposleni</i>	P3*	LC*
H4*	<i>zaposleni</i>	<i>neiskusni neaktivni</i>	P4*	LC*

Rezultati su prikazani u tablicama A10 i A11 (dodatak 2). Te tablice se sastoje od tri dijela. Prva dva dijela sadrže koeficijente i razine značajnosti za jednadžbe plaća i participacijske jednadžbe. Treći dio sadrži različite pokazatelje modela. *Sigma*, *rho* i *lambda* su redom procjene koeficijenata $\hat{\sigma}_e$, $\hat{\rho}_{eu}$ i $\hat{\Lambda}$. */lnsigma* i */athrho* su procjene prirodnog logaritma od σ_e i inverznog hiperboličkog tangensa od ρ_{eu} . Iz navedenih procjena $\hat{\sigma}_e$ i $\hat{\rho}_{eu}$ se dobivaju inverznim postupkom. Stata program ne pruža razine značajnosti za *rho* i *lambda*, nego samo standardne pogreške i intervale pouzdanosti. Stoga se za $\hat{\rho}_{eu}$ i $\hat{\Lambda}$ pretpostavlja ista razina značajnosti kao i za */athrho*. Postojanje statistički značajnog $\hat{\rho}_{eu}$ ukazuje na nemogućnost odbijanja nulte hipoteze o nepostojanju korelacije između e_i i u_i . Uz razinu značajnosti od 5%, sedam od osam specifikacija ukazuje na postojanje takve korelacije, odnosno da vrijedi $\rho_{eu} \neq 0 \Rightarrow \Lambda \neq 0$. U H2M-u, $\hat{\Lambda}$ je značajna samo uz razinu značajnosti od 15%. Vrijednost $\hat{\Lambda}$ je negativna u sedam specifikacija, a pozitivna je samo u specifikaciji H2W.

Kao i u poglavlju 2, cilj HSM-a je pružanje nepristranih procjena koeficijenata $\hat{\alpha}$ iz jednadžbe plaće. Ako je $\rho_{eu} \neq 0$, koeficijenti $\hat{\alpha}$ će se razlikovati od koeficijenata $\tilde{\alpha}$ koji su dobiveni koristeći LRM. Dakle, naprimjer, možemo usporediti koeficijente jednadžbe plaće dobivene u H1W i H1M (tablica A10) s koeficijentima $\tilde{\alpha}$ dobivenim u LBW i LBM (tablica A8). Svi koeficijenti koji su bili značajni u LRM-u također su značajni u HSM-u. Usporedbom veličine tih koeficijenata može se opaziti da odsječak na osi x raste – za 5,1% kod žena (H1W spram LBW) i za 2,8% kod muškaraca (H1M spram LBM). Ostali koeficijenti su općenito niži u HSM modelima (iznimke su varijable *ed_tert* za žene i *ar_dens* za muškarce).

Grafikon 11, a1 i a2, prikazuje procjene gustoća predviđanja dobivenih u H1* modelima. Za HSM modele su prikazana dva skupa procjena: “uvjetna” i “neuvjetna” predviđanja, dobivena redom prema jednadžbama (9) i (8). Radi usporedbe grafikoni također prikazuju gustoće stvarnih plaća zaposlenih osoba i gustoće predviđanja dobivenih iz LB* modela. Uvjetna predviđanja su vrlo slična LB*

²¹ Ekonomski argumenti ukazuju na to da navedene varijable ne bi trebale biti uključene u jednadžbu plaće, dok regresijska analiza ukazuje na njihovu neznačajnost u jednadžbama plaće.

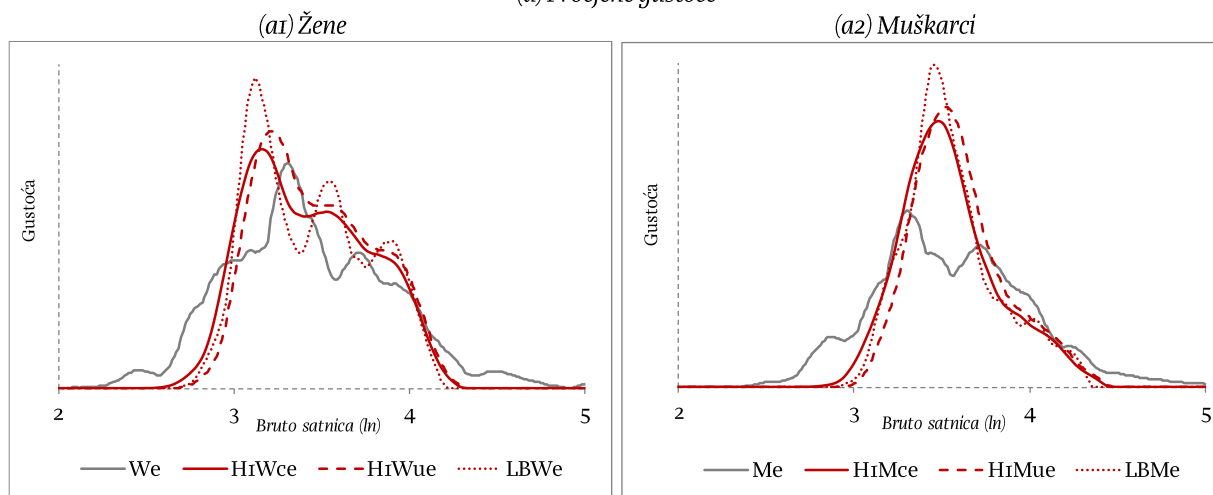
predviđanjima. Budući da je $\hat{\Lambda}$ negativan za žene i muškarce, neuvjetna predviđanja su “pomaknuta udesno”.

Prema tome, očekivane vrijednosti uvjetnih predviđanja se preklapaju s onima za LB* (grafikon 11, b1 i b2). Očekivane vrijednosti neuvjetnih predviđanja leže iznad onih dobivenih za LB*.

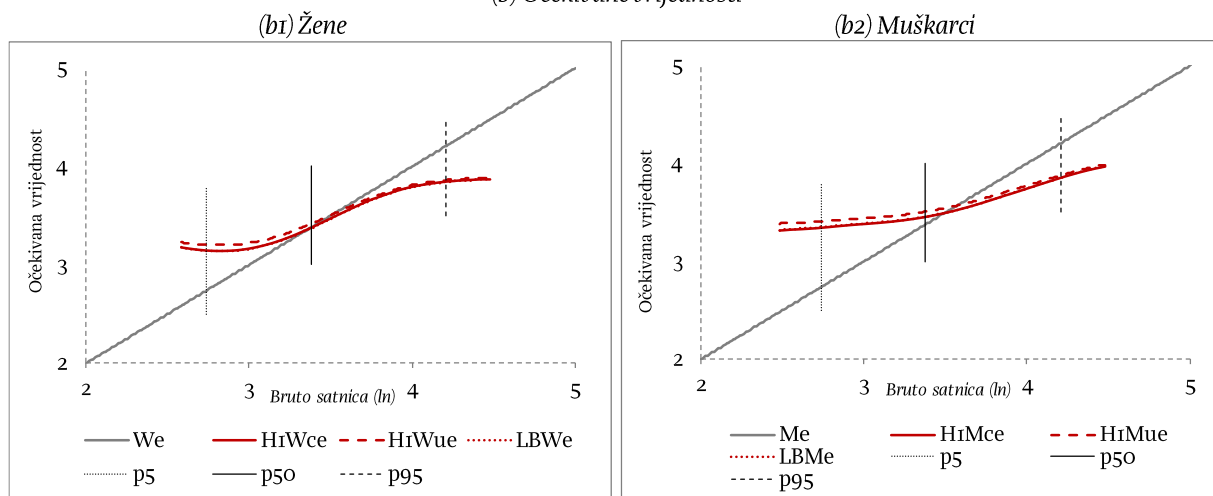
GRAFIKON 11.

Predviđene bruto plaće Heckmanovim selekcijskim modelom – H1*

(a) Procjene gustoće



(b) Očekivane vrijednosti



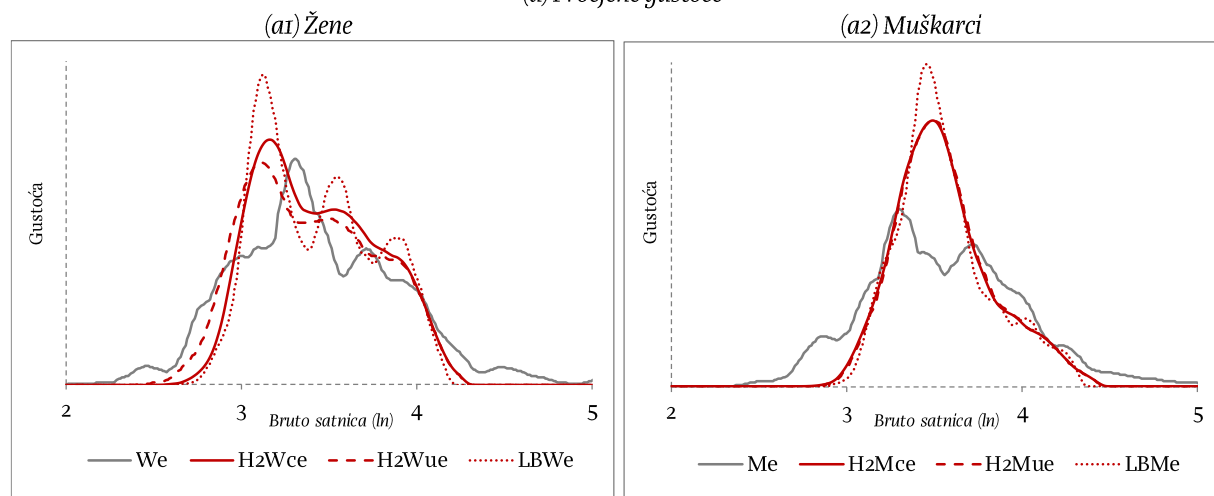
Kratice: We (Me) – stvarne plaće zaposlenih žena (muškaraca); LBWe (LBMe) – predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju LBW-a (LBM-a); H1Wce (H1Mce) – uvjetno predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju H1W-a (H1M-a); H1Wue (H1Mue) – neuvjetno predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju H1W-a (H1M-a). p5, p50 i p95 – 5., 50. i 95. percentil distribucije stvarnih plaća za zaposlene.

Grafikon 12 prikazuje predviđanja temeljena na H2* specifikacijama. $\hat{\Lambda}$ je pozitivan u H2W, što znači da se krivulja gustoće neuvjetnih predviđanja nalazi lijevo od krivulja gustoće dobivenih za uvjetna predviđanja i LBW (grafikon 12, a1). Nadalje, očekivane vrijednosti neuvjetnih predviđanja nalaze se ispod onih dobivenih za uvjetna predviđanja i LBW (grafikon 12, b1). U H2M specifikaciji $\hat{\Lambda}$ je negativan, ali je njegov iznos malen i nije statistički značajan. Stoga se krivulje gustoće i očekivane vrijednosti uvjetnih i neuvjetnih predviđanja preklapaju.

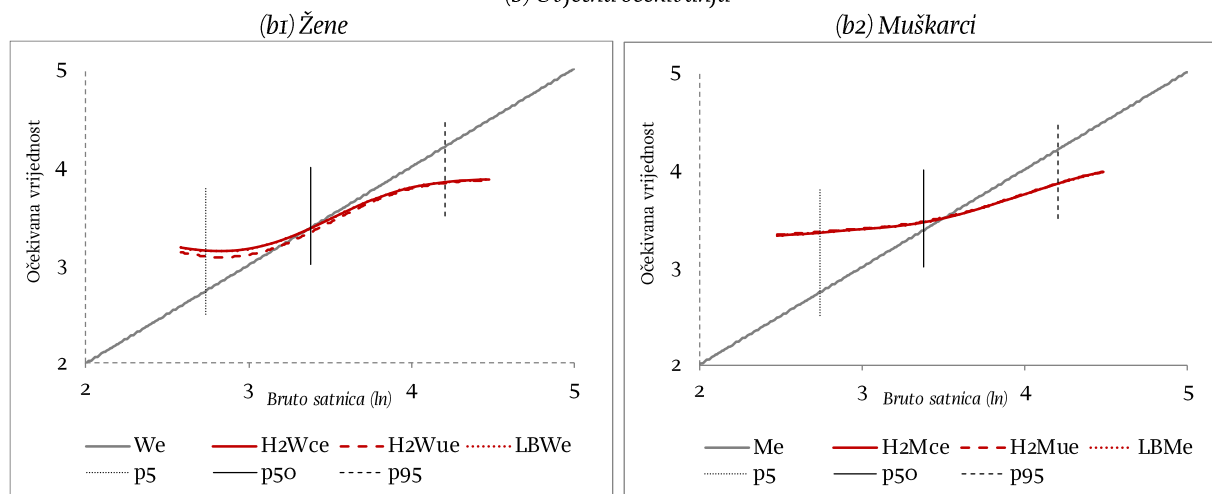
GRAFIKON 12.

Predviđene bruto plaće Heckmanovim selekcijskim modelom – H2*

(a) Procjene gustoće



(b) Uvjetna očekivanja



Kratice: We (Me) – stvarne plaće zaposlenih žena (muškaraca); LBWe (LBMe) – predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju LBW-a (LBM-a); H2Wce (H2Mce) – uvjetno predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju H2W-a (H2M-a); H2Wue (H2Mue) – neuvjetno predviđene plaće zaposlenih žena (muškaraca) na temelju H2W-a (H2M-a). p5, p50 i p95 – 5., 50. i 95. percentili distribucije stvarnih plaća za zaposlene.

5.5 PREDVIĐANJE BRUTO PLAĆA ZA OSOBE IZVAN RADA

Za predviđanje plaća osoba izvan rada koriste se procjene koeficijenta svih prethodno prezentiranih modela. Grafikon 13 prikazuje procjene gustoća predviđenih plaća dobivenih različitim modelima. Predviđanja se temelje na modelima LA*, LB*, LC* i Q* procijenjenima za *iskusne nezaposlene* osobe. Predviđanja H1* i H2* su redom dobivena za *iskusne nezaposlene* i *iskusne neaktivne* osobe.

U poglavlju 3.4 je spomenuto da je određeni dio *iskusnih nezaposlenih* osoba radio tijekom RGD-a. Za takve osobe postoje podaci o plaćama, a njihova distribucija je prikazana na grafikonu 13.²² Naravno, ove plaće nisu reprezentativne za sve osobe izvan rada, ali mogu pružiti korisnu ilustraciju.

Predviđanje plaća za osobe izvan rada na temelju QRM-a nije sasvim jednostavno. Drugim riječima, u ovom slučaju se ne može koristiti isti postupak kao u poglavlju 5.3, zbog toga što su kvantili q_i nepoznati za osobe izvan rada. Stoga se najprije trebaju dobiti “preliminarna” predviđanja plaća osoba

²² Sveukupno se koristi 340 opažanja, od čega je 154 žena i 186 muškaraca.

izvan rada, $\tilde{w}_i^0$, koristeći QRM koeficijent $\tilde{\alpha}^{q=0,5}$. Neka je w_q plaća zaposlene osobe na q -tom percentilu. Da bi se dobila konačna predviđanja, primjenjuju se sljedeći skupovi QRM koeficijenata: (a) $\tilde{\alpha}^{q=0,2}$, ako vrijedi $\tilde{w}_i^0 \leq w_{q=0,2}$, (b) $\tilde{\alpha}^{q=0,5}$, ako je $w_{q=0,2} < \tilde{w}_i^0 \leq w_{q=0,8}$, ili (c) $\tilde{\alpha}^{q=0,8}$, ako je $\tilde{w}_i^0 > w_{q=0,8}$.

Podsjetimo da LA* modeli uključuju varijable o obilježjima trenutnog posla, koje su dostupne samo za zaposlene osobe. Prilikom predviđanja plaća za osobe izvan rada vrijednosti svih tih varijabli su postavljene na nulu, što može biti razlog zašto LA* predviđanja za *iskusne nezaposlene* na grafikonu 13 (a1 i a2) pokazuju niže vrijednosti pokazatelja centralne sklonosti nego što je slučaj za predviđanja koja se temelje na modelima LB* i LC*. Predviđanja temeljena na Q* modelima pružaju bolje procjene od LRM modela, što se vidi na grafikonu 13, b1 i b2.

Grafikon 13, c1 i c2, prikazuje rezultate za *iskusne nezaposlene* osobe dobivene pomoću modela Hr*. Neuvjetna i uvjetna predviđanja su redom dobivena korištenjem jednadžbi (8) i (10). Postoje velike razlike između LB*, neuvjetnih i uvjetnih Hr* predviđanja, što je posljedica negativnog $\hat{\Lambda}$. Najveće mjere centralne sklonosti se mogu vidjeti za neuvjetna Hr* predviđanja, nakon čega slijede uvjetna Hr* i LB* predviđanja.

Slučaj predviđanja na bazi H2M modela za *iskusne neaktivne* muškarce je sličan zbog negativnog $\hat{\Lambda}$ (iako nije značajan na uobičajenim razinama) (grafikon 13, d2). S druge strane, za H2W je redoslijed krivulja gustoće obrnut. Modalne vrijednosti za predviđanja temeljena na neuvjetnom H2W-u, uvjetnom H2W-u i LBW-u su redom 2,72, 2,90 i 3,05.

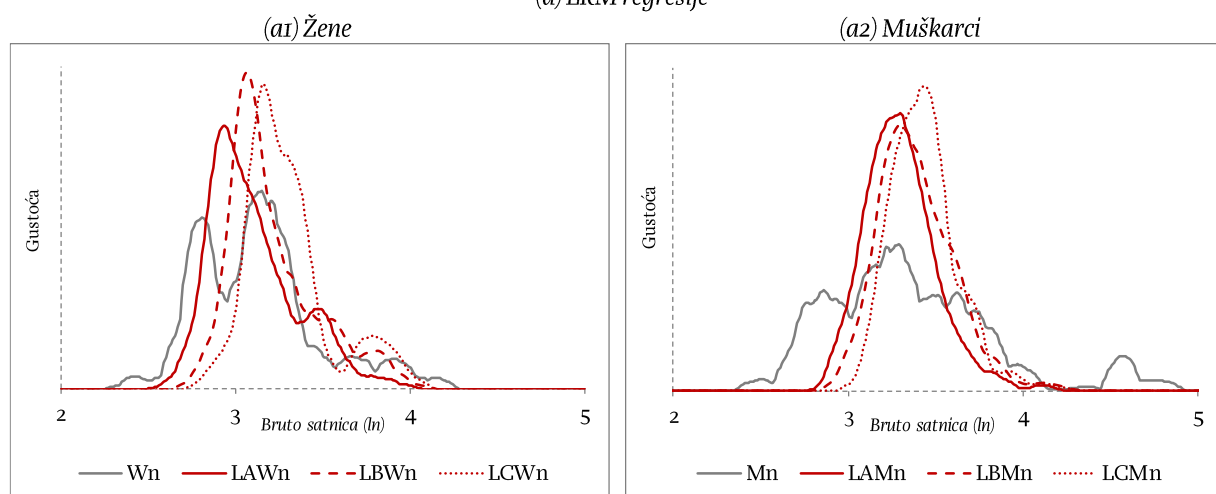
Grafikon 13 je ilustrativan i fokusira se samo na podskupine osoba izvan rada s radnim iskustvom. Tablice 11 i 12 za sve specifikacije prikazuju predviđene srednje vrijednosti i standardne pogreške za sve podskupine osoba izvan rada i za zaposlene osobe. Unutar svake podskupine postoje velike razlike u predviđenim srednjim vrijednostima plaća dobivenim pomoću različitih modela i pokazatelja. Naprimjer, za *neiskusne neaktivne* žene, srednje vrijednosti predviđenih plaća se kreću u rasponu od 3.045 (QW) do 3.720 (LBW). U nekim slučajevima su srednje vrijednosti predviđenih plaća za podskupine osoba izvan rada veće od srednjih vrijednosti plaće stvarno zaposlenih osoba. Ovakav scenarij se posebno događa za uvjetna predviđanja dobivena korištenjem HSM modela za podskupine osoba bez iskustva – H3* i H4*.

Posljednji redak tablice 11 i tablice 12 prikazuje srednje vrijednosti stvarnih plaća ($hgwln$) za zaposlene. Dodatno, posljedni redak prikazuje i srednje vrijednosti stvarnih plaća *iskusnih nezaposlenih* osoba koje su radile tijekom RGD-a (vidi fusnotu 22); za žene srednja vrijednost iznosi 3.130, a za muškarce 3.328. Navedene vrijednosti se mogu usporediti s uvjetnim (neuvjetnim) predviđanjima srednjih vrijednosti plaća dobivenih na temelju HrW i HrM modela, koji iznose redom 3.429 i 3.614 (3.295 i 3.472) za žene i muškarce. Činjenica koja proizlazi iz ove usporedbe je da korištenje predviđenih plaća na temelju HSM-a, bilo neuvjetnih ili uvjetnih predviđanja, može dovesti do značajne precijenjenosti plaća za osobe izvan rada. Precijenjenost plaća se događa kada je $\hat{\Lambda}$ negativan, što je slučaj u većini HSM specifikacija. S druge strane, čini se da je puno "lakše prihvatiti" predviđanja plaća na temelju HSM-a kada je $\hat{\Lambda}$ pozitivan, što je slučaj jedino kod *iskusnih neaktivnih* žena u H2W specifikaciji.

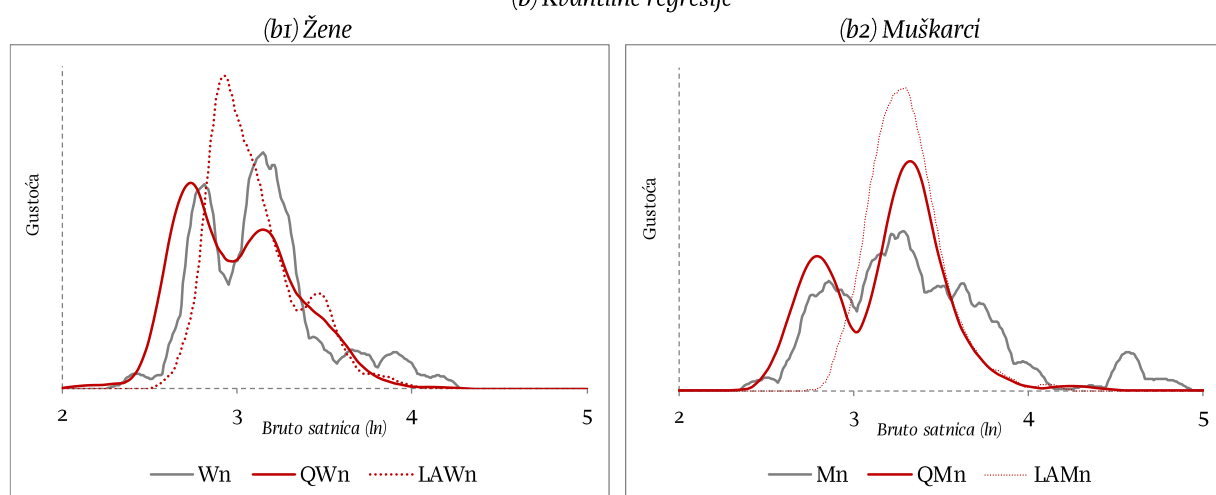
GRAFIKON 13.

Predviđanja bruto plaća za osobe izvan rada

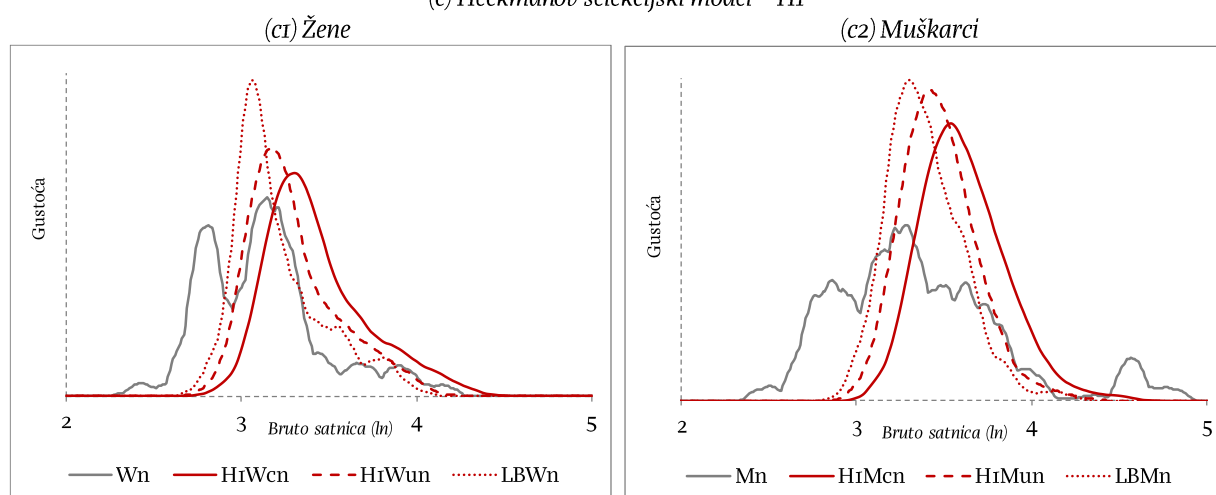
(a) LRM regresije



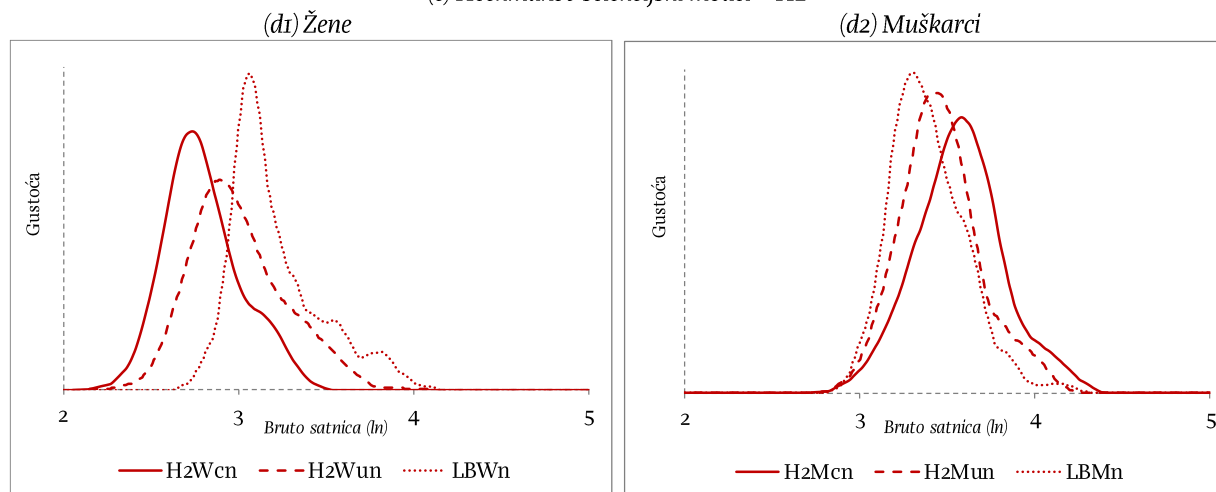
(b) Kvantilne regresije



(c) Heckmanov selekcijski model – $H\Gamma^*$



(c) Heckmanov selekcijski model – H2*



Kratice: Wn (Mn) – stvarne plaće iskusnih nezaposlenih žena (muškaraca); LAWn (LAMn) – predviđene plaće za iskusne nezaposlene žene (muškarce) temeljene na LAW-u (LAM-u); LBWn (LBMn) – predviđene plaće za iskusne nezaposlene žene (muškarce) temeljene na LBW-u (LBM-u); LCWn (LCMn) – predviđene plaće za iskusne nezaposlene žene (muškarce) temeljene na LCW-u (LCM-u); QWn (QMn) – predviđene plaće za iskusne nezaposlene žene (muškarce) temeljene na QW-u (QM-u); H1Wcn (H1Mcn) – uvjetno predviđene plaće za iskusne nezaposlene žene (muškarce) temeljene na H1W-u (H1M-u); H1Wun (H1Mun) – neuvojtno predviđene plaće za iskusne nezaposlene žene (muškarce) temeljene na H1W-u (H1M-u); H2Wcn (H2Mcn) – uvjetno predviđene plaće za iskusne neaktivne žene (muškarce) temeljene na H2W-u (H2M-u); H2Wun (H2Mun) – neuvojtno predviđene plaće za iskusne neaktivne žene (muškarce) temeljene na H2W-u (H2M-u).

TABLICA II.

Predviđene srednje vrijednosti bruto plaća za žene

	zaposlene		iskusne nezaposlene		iskusne neaktivne		neiskusne nezaposlene		neiskusne neaktivne	
	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.
LA	3.432	(0,011)	3.101	(0,013)	3.131	(0,016)	3.041	(0,021)	3.416	(0,033)
LB	3.432	(0,01)	3.210	(0,014)	3.210	(0,017)	3.186	(0,026)	3.720	(0,044)
LC	3.432	(0,009)	3.295	(0,013)	3.264	(0,012)	3.268	(0,026)	3.149	(0,011)
Q	3.407	(0,013)	3.003	(0,017)	2.982	(0,022)	2.912	(0,025)	3.045	(0,018)
H1c	3.431	(0,01)	3.429	(0,015)						
H2c	3.432	(0,01)			2.799	(0,013)				
H3c	3.431	(0,008)					3.684	(0,031)		
H4c	3.430	(0,009)							3.534	(0,015)
H1u	3.472	(0,009)	3.295	(0,013)						
H2u	3.396	(0,011)			2.999	(0,017)				
H3u	3.461	(0,008)					3.383	(0,024)		
H4u	3.472	(0,008)							3.296	(0,009)
actual	3.432	(0,015)	3.130	(0,033)						

Kratice: LA, LB i LC – predviđene plaće temeljene na LAW, LBW i LCW modelima; Q – predviđene plaće temeljene na QW modelu; H1c, H2c, H3c i H4c – uvjetno predviđene plaće temeljene na H1W, H2W, H3W i H4W modelima; H1u, H2u, H3u i H4u – neuvojtno predviđene plaće temeljene na H1W, H2W, H3W i H4W modelima.

TABLICA 12.

Predviđene srednje vrijednosti bruto plaća za muškarce

	zaposleni		iskusni nezaposleni		iskusni neaktivni		neiskusni nezaposleni		neiskusni neaktivni	
	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.
LA	3.558	(0,008)	3.301	(0,009)	3.340	(0,02)	3.163	(0,013)	3.049	(0,017)
LB	3.558	(0,007)	3.391	(0,01)	3.426	(0,022)	3.270	(0,015)	3.145	(0,017)
LC	3.558	(0,007)	3.435	(0,009)	3.453	(0,016)	3.355	(0,02)	3.266	(0,024)
Q1	3.558	(0,012)	3.181	(0,015)	3.235	(0,03)	2.970	(0,026)	2.752	(0,022)
H1c	3.557	(0,007)	3.614	(0,011)						
H2c	3.558	(0,007)			3.569	(0,023)				
H3c	3.394	(0,007)					3.674	(0,028)		
H4c	3.558	(0,007)							3.644	(0,041)
H1u	3.601	(0,007)	3.472	(0,009)						
H2u	3.564	(0,007)			3.460	(0,021)				
H3u	3.428	(0,007)					3.368	(0,02)		
H4u	3.570	(0,007)							3.311	(0,022)
actual	3.558	(0,012)	3.328	(0,047)						

Kratice: LA, LB i LC – predviđene plaće temeljene na LAM, LBM i LCM modelima; Q – predviđene plaće temeljene na QM modelu; H1c, H2c, H3c i H4c – uvjetno predviđene plaće temeljene na H1M, H2M, H3M i H4M modelima; H1u, H2u, H3u i H4u – neuvjetno predviđene plaće temeljene na H1M, H2M, H3M i H4M modelima.

6. ZAKLJUČAK

Različiti mikroekonometrijski modeli zahtijevaju informacije o plaćama koje bi mogle zaraditi osobe izvan rada u slučaju kada bi bile zaposlene. Te informacije općenito nisu dostupne u bazama podataka koje se obično koriste u empirijskim istraživanjima pa je takve hipotetske plaće potrebno nekako procijeniti iz dostupnih podataka.

Ovaj rad predstavlja rezultate istraživanja posvećenog predviđanju plaća za odabrane podskupine osoba izvan rada. Predviđanja će se koristiti u daljnjim istraživanjima, kao što su izračun GEPSEG-a i modeli ponude rada. Korištena je baza podataka SILC 2012 za Hrvatsku.

Provodile su se dvije uobičajene metode za procjenu plaće – LRM i HSM. Dobiveni LRM rezultati su u skladu s uobičajenim nalazima: plaća raste s obrazovanjem i radnim iskustvom, a ovisi o zanimanju, području djelatnosti i obilježjima posla. Međutim, unatoč relativno visokim koeficijentima determinacije, rezultati nisu bili potpuno zadovoljavajući. Naime, analiza reziduala naznačila je da modeli ne predviđaju ispravno plaće na najnižim i najvišim dijelovima distribucije plaća. Tako LRM precjenjuje plaće za osobe s niskim primanjima, a baš takve osobe su u središtu našeg budućeg istraživanja. U pokušaju uklanjanja spomenutog problema izrađen je *ad hoc* model koji koristi kvantilnu regresiju. Čini se da bi takav model mogao značajno poboljšati predviđanja na krajevima distribucije plaća, ali su u tom pravcu potrebna daljnja istraživanja.

Korištenje HSM-a je ukazalo na nekoliko poteškoća. Prvo, postoji opće pitanje je li HSM prikladan za predviđanje plaća osoba izvan rada. Prema Paci i Reilly (2004.), HSM predviđanja plaća ne predstavljaju plaće koje se stvarno mogu dobiti na tržištu, već “zahtijevane plaće”, koje se temelje na osobnim obilježjima promatranih osoba. Drugo, prethodni problem je intenziviran u slučaju negativne korelacije između grešaka relacije participacijske i jednadžbe plaće. U takvim slučajevima predviđanja HSM-a su općenito viša od onih dobivenih LRM-om. U ovom istraživanju statistički značajna negativna korelacija se javlja u većini specifikacija.

Treće, zbog postojanja participacijske jednadžbe i pretpostavki potrebnih za ispravnu procjenu modela, HSM je relativno složen za provedbu. U modeliranju participacijske jednadžbe i jednadžbe plaće slijedili smo uobičajene preporuke i uključili sve standardne varijable (koje su bile dostupne u SILC-u). Nadalje, osobe izvan rada su pažljivo podijeljene u podskupine nezaposlenih i neaktivnih, što je još jedan uvjet za pravilnu specifikaciju participacijske jednadžbe.

Dakle, istraživanje je ostavilo nekoliko otvorenih pitanja. Unatoč tome, vjerujemo da ovaj rad pruža koristan doprinos za daljnje istraživanje predviđanja plaća osoba izvan rada te za analizu nezaposlenosti i neaktivnosti u Hrvatskoj.

DODATAK

DODATAK I. ODABRANE MJERE KVALITETE PROBIT MODELA

Postoje razne mjere kvalitete probit modela (Veall i Zimmermann, 1992.; Williams, 2015.; UCLA, 2011.). U ovom radu koriste se McFaddenov pseudo R2, prilagođeni McFaddenov pseudo R2, prebrojavajući pseudo R2 i prilagođeni prebrojavajući pseudo R2. *McFaddenov pseudo R2* se definira na sljedeći način:

$$\text{MFR2} = 1 - \frac{LL_M}{LL_0} \quad (\text{A1})$$

gdje LL_M i LL_0 redom predstavljaju logaritam funkcije vjerodostojnosti potpunog modela i modela koji sadrži samo konstantni član. *Prilagođeni McFaddenov pseudo R2* korigira MFR2 za broj regresora, H , plus jedan za konstantan član:

$$\text{AMFR2} = 1 - \frac{LL_M - (H + 1)}{LL_0} \quad (\text{A2})$$

Budući da se u istraživanju koriste ponderi osoba, čiji prosjek za korištene SILC podatke iznosi oko 300, LL_M i LL_0 su umjetno “napuhani”, a razlika između MFR2 i AMFR2 zapravo ne postoji. Stoga se za dobivanje prihvatljivih procjena pokazatelja AMFR2, LL_M i LL_0 , najprije “ispušu” korištenjem srednje vrijednosti uzoračkih težina te se nakon toga AMFR2 izračunava koristeći takve “ispuhane” vrijednosti.

Prebrojavajući pseudo R2 i *prilagođeni prebrojavajući pseudo R2* se temelje na takozvanim klasifikacijskim tablicama, koje se računaju na sljedeći način.

Pretpostavlja se da u uzorku postoji I osoba, $i = \{1, \dots, I\}$, od kojih K osoba, $i = \{1, \dots, K\}$, ima “pozitivan” ishod, dok $I - K$ osoba, $i = \{K + 1, \dots, I\}$, ima “negativan” ishod. Naprimjer, pozitivni i negativni ishodi mogu redom biti *zaposleni* i *iskusni nezaposleni*.

Probit model izračunava procjenu vjerojatnosti da svaka osoba i u uzorku ima pozitivan ishod. Navedena procjena, $\Phi(Z_i \hat{\beta})$, se kreće u rasponu od 0 do 1. Ako je $\Phi(Z_i \hat{\beta}) \geq \pi$, osoba i se “klasificira kao pozitivna”; s druge strane, ako je $\Phi(Z_i \hat{\beta}) < \pi$, osoba i se “klasificira kao negativna”. Dakle, postoje četiri mogućnosti:

- (a) Stvarni pozitivni su klasificirani kao pozitivni: ako vrijedi $i = \{1, \dots, K\}$ i $\Phi(Z_i \hat{\beta}) \geq \pi$
- (b) Stvarni pozitivni su klasificirani kao negativni: ako vrijedi $i = \{1, \dots, K\}$ i $\Phi(Z_i \hat{\beta}) < \pi$
- (c) Stvarni negativni su klasificirani kao pozitivni: ako vrijedi $i = \{K + 1, \dots, I\}$ i $\Phi(Z_i \hat{\beta}) \geq \pi$
- (d) Stvarni negativni su klasificirani kao negativni: ako vrijedi $i = \{K + 1, \dots, I\}$ i $\Phi(Z_i \hat{\beta}) < \pi$

Neka s_{π}^{PP} , s_{π}^{PN} , s_{π}^{NN} i s_{π}^{NP} označavaju omjere između brojeva osoba koje zadovoljavaju uvjete (a), (b), (c) i (d), i ukupnog broja osoba I . Sljedećom shemom je prikazana *klasifikacijska tablica* koja sadrži udjele osoba koje pripadaju svakoj od četiriju navedenih kategorija:

	Stvarni pozitivni...	Stvarni negativni...	Ukupno
...klasificirani kao pozitivni	s_{π}^{PP}	s_{π}^{NP}	$s_{\pi}^{PP} + s_{\pi}^{NP}$
...klasificirani kao negativni	s_{π}^{PN}	s_{π}^{NN}	$s_{\pi}^{PN} + s_{\pi}^{NN}$
Ukupno	$s_{\pi}^{PP} + s_{\pi}^{PN} = p$	$s_{\pi}^{NP} + s_{\pi}^{NN} = n$	$p + n = 1$

Broj $s_{\pi}^{PP} + s_{\pi}^{NN}$ je udio osoba koje su ispravno klasificirane u modelu. Ako se pretpostavi da je $\pi = 0,5$, dobiva se *prebrojavajuća pseudo R2 mjera* koja iznosi:

$$\text{CPR2} = s_{0,5}^{PP} + s_{0,5}^{NN} \quad (\text{A3})$$

što predstavlja udio ispravno klasificiranih u ukupnom uzorku. Nedostatak CPR2-a se očituje u slučajevima kada je jedan od ishoda puno češći (frekventniji) od drugog. Naprimjer, zamislimo uzorak u kojem je 90% osoba zaposleno, a 10% ih ne radi. Probit model daje sljedeće rezultate: $s_{0,5}^{PP} = 0,88$, $s_{0,5}^{NP} = 0,02$, $s_{0,5}^{PN} = 0,08$ i $s_{0,5}^{NN} = 0,02$. CPR2 bi bio jednak 0,9, što se može smatrati vrlo visokim iznosom iako je model gotovo u potpunosti neuspješan ispravno klasificirati nezaposlene osobe.

Stoga se predlaže korištenje *prilagođene prebrojavajuće pseudo R2 mjere* koja se dobiva na sljedeći način:

$$\text{ACPR2} = \frac{s_{0,5}^{PP} + s_{0,5}^{NN} - \max(p, n)}{1 - \max(p, n)} \quad (\text{A4})$$

ACPR2 ispravlja CPR2 u slučaju kada je jedan od ishoda puno frekventniji. U tom slučaju vrijedi $\text{ACPR2} = (0,9 - 0,9) / (1,0 - 0,9) = 0$, što svakako bolje odražava kvalitetu modela.

Drugi zanimljivi pokazatelj je odnos s_{π}^{NP} / n , koji predstavlja udio pogrešno klasificiranih negativnih opažanja u ukupnom broju negativnih opažanja. Slično se može definirati i s_{π}^{PN} / p . U izračunu ovih pokazatelja, može se odabrati $\pi = 0,5$, ali takav izbor može biti previše ograničavajući kada je s^N relativno malen. Naime, probit model izračunava koeficijente $\hat{\beta}$, tako da je srednja vrijednost od $\Phi(Z_i \hat{\beta})$ za sva opažanja u uzorku jednaka s^P . Ako je izabrana vrijednost $\pi = p$, s_p^N / n mjeri udio stvarnih negativnih osoba za koje vrijedi $\Phi(Z_i \hat{\beta}) > p$, odnosno za koje je vjerojatnost zaposlenosti veća od ukupne uzoračke vjerojatnosti zaposlenosti.

DODATAK 2. OSTALE TABLICE

TABLICA A1.

Varijable i njihov opis

Varijable	Opis
Godine	
<i>ag_year</i>	dob u godinama, u sredini RGD-a
<i>ag_ysqr</i>	<i>ag_year</i> kvadrirano i podijeljeno sa 100
<i>ag_1525</i>	^{bin} u dobi od 16-25 godina
<i>ag_2540</i>	^{bin} u dobi od 25-40 godina
<i>ag_4055</i>	^{bin} u dobi od 40-55 godina
<i>ag_5565</i>	^{bin} u dobi od 55-65 godina
Bračni status	
<i>ms_mard</i>	^{bin} u braku
<i>ms_nmnp</i>	^{bin} nikad nije bila (bio) u braku, a ne živi s partnerom u kućanstvu
<i>ms_nmhp</i>	^{bin} nikad nije bila (bio) u braku, a živi s partnerom u kućanstvu
<i>ms_divo</i>	^{bin} rastavljen/a
<i>ms_widw</i>	^{bin} udovica/udovac
Djeca	
<i>ch_p0002</i>	broj vlastite roditeljske djece u dobi od 0-2 godina
<i>ch_p0306</i>	broj vlastite roditeljske djece u dobi od 3-6 godina
<i>ch_p0715</i>	broj vlastite roditeljske djece u dobi od 7-15 godina
<i>ch_o0015</i>	broj ostale djece u dobi od 0-15 godina
Obrazovanje	
<i>ed_nopr</i>	^{bin} nezavršena osnovna škola
<i>ed_prim</i>	^{bin} osnovnoškolsko obrazovanje
<i>ed_seco</i>	^{bin} srednjoškolsko obrazovanje
<i>ed_tert</i>	^{bin} visokoškolsko obrazovanje
<i>ed_prnp</i>	^{bin} osnovnoškolsko obrazovanje ili niže
Područje stanovanja	
<i>ar_dens</i>	^{bin} stanovnik gusto naseljenih područja
<i>ar_intr</i>	^{bin} stanovnik srednje naseljenih područja
<i>ar_thin</i>	^{bin} stanovnik rijetko naseljenih područja
Zdravlje	
<i>hs_badh</i>	^{bin} loše ili vrlo loše zdravlje
<i>hs_lima</i>	^{cat} ograničenja u aktivnostima zbog zdravstvenih problema (2 ako je "jako ograničeno"; 1 ako je "ograničeno"; 0 ako nema ograničenja)
Plaća i dohodak	
<i>hgw</i>	omjer godišnje bruto plaće i godišnjeg broja radnih sati
<i>hgwln</i>	(ln) <i>hgw</i>
<i>oi_a</i>	(ln) dohodak od nesamostalnog rada i samostalne djelatnosti (neto), koji su ostvarili ostali članovi kućanstva
<i>oi_b</i>	(ln) dohodak od najma i kapitala (neto), za cijelo kućanstvo
<i>oi_c</i>	(ln) primljeni privatni transferi minus plaćeni privatni transferi, za cijelo kućanstvo (napomena: za negativne iznose, računa se -ln(-iznos))
<i>oi_d</i>	(ln) dohodak od mirovine (neto), koji su ostvarili ostali članovi kućanstva
<i>oi_e</i>	(ln) iznos naknada za nezaposlenost i bolovanje, koji su ostvarili ostali članovi kućanstva
<i>oi_f</i>	(ln) doplatak za djecu, rodiljna i roditeljska nakanda
<i>oi_g</i>	(ln) imputirana renta (umanjena za kamate na stambene kredite i stvarno plaćenu najamninu), za kućanstvo
Zaposlenost	
<i>we_yipw</i>	radno iskustvo: godine provedene u plaćenom radu prije početka RGD-a
<i>we_ysq</i>	<i>we_yipw</i> kvadrirano i podijeljeno sa 100
<i>we_yopw</i>	"godine izvan rada": godine u kojima osoba nije radila, mjereno od dana prvog zaposlenja do početka RGD-a
<i>we_yosq</i>	<i>we_yopw</i> kvadrirano i podijeljeno sa 100
<i>em_locs</i>	^{bin} radi u lokalnoj jedinici poduzeća u kojoj je osoba zaposleno 10 zaposlenika
<i>em_locl</i>	^{bin} radi u lokalnoj jedinici poduzeća s 50 ili više zaposlenika
<i>em_perj</i>	^{bin} ima poslovni ugovor na neodređeno vrijeme (za razliku od ugovora na određeno vrijeme)
<i>em_man</i>	^{bin} rukovodeća pozicija na poslu

Varijable	Opis
<i>em_agri</i>	^{bin} poljoprivredno domaćinstvo, definirano kao kućanstvu u kojem više od 50% dohotka od nesamostalnog rada/samostalne djelatnosti proizlazi iz prihoda od samostalne djelatnosti u poljoprivredi
Zanimanje	(prema ISCO-08)
<i>oc_0</i>	^{bin} vojna zanimanja
<i>oc_1</i>	^{bin} menadžeri
<i>oc_2</i>	^{bin} stručnjaci
<i>oc_3</i>	^{bin} inženjeri, tehničari i srodna zanimanja
<i>oc_4</i>	^{bin} administrativni službenici
<i>oc_5</i>	^{bin} uslužna i trgovačka zanimanja
<i>oc_6</i>	^{bin} poljoprivrednici, šumari, ribari
<i>oc_7</i>	^{bin} zanimanja u obrtu i pojedinačnoj proizvodnji
<i>oc_8</i>	^{bin} rukovatelji strojevima i postrojenjima
<i>oc_9</i>	^{bin} jednostavna zanimanja
<i>oc_21</i>	^{bin} stručnjaci i menadžeri (<i>oc_2+oc_1</i>)
<i>oc_30</i>	^{bin} inženjeri, tehničari i srodna zanimanja, i vojna zanimanja (<i>oc_3+oc_0</i>)
Djelatnost	(područje djelatnosti prema NACE Rev. 2)
<i>in_a</i>	^{bin} zaposleni u sekciji A (poljoprivreda, šumarstvo i ribarstvo)
<i>in_bcde</i>	^{bin} zaposleni u sekciji B (rudarstvo i vađenje), C (prerađivačka industrija), D (opskrba električnom energijom, plinom, parom i klimatizacija), ili E (opskrba vodom; uklanjanje otpadnih voda, gospodarenje otpadom te djelatnosti sanacije okoliša)
<i>in_f</i>	^{bin} zaposleni u sekciji F (građevinarstvo)
<i>in_g</i>	^{bin} zaposleni u sekciji G (trgovina na veliko i na malo; popravak motornih vozila i motocikala)
<i>in_h</i>	^{bin} zaposleni u sekciji H (prijevoz i skladištenje)
<i>in_i</i>	^{bin} zaposleni u sekciji I (djelatnosti pružanja smještaja te pripreme i usluživanja hrane)
<i>in_j</i>	^{bin} zaposleni u sekciji J (informacije i komunikacije)
<i>in_k</i>	^{bin} zaposleni u sekciji K (financijske djelatnosti i djelatnosti osiguranja)
<i>in_lmn</i>	^{bin} zaposleni u sekciji L (poslovanje nekretninama), M (stručne, znanstvene i tehničke djelatnosti), ili N (administrativne i pomoćne uslužne djelatnosti)
<i>in_o</i>	^{bin} zaposleni u sekciji O (javna uprava i obrana; obvezno socijalno osiguranje)
<i>in_p</i>	^{bin} zaposleni u sekciji P (obrazovanje)
<i>in_q</i>	^{bin} zaposleni u sekciji Q (djelatnosti zdravstvene zaštite i socijalne skrbi)
<i>in_rstu</i>	^{bin} zaposleni u sekciji R (umjetnost, zabava i rekreacija), S (ostale uslužne djelatnosti), T (djelatnosti kućanstava kao poslodavaca; djelatnosti kućanstava koja proizvode različitu robu i obavljaju različite usluge za vlastite potrebe djelatnosti kućanstava kao poslodavaca; djelatnosti kućanstava koja proizvode različitu robu i obavljaju različite usluge za vlastite potrebe), ili U (djelatnosti izvanteritorijalnih organizacija i tijela)
<i>in_gi</i>	^{bin} zbroj <i>in_g</i> i <i>in_i</i>
<i>in_jk</i>	^{bin} zbroj <i>in_j</i> i <i>in_k</i>
<i>in_opq</i>	^{bin} zbroj <i>in_o</i> , <i>in_p</i> i <i>in_q</i>

Napomena: ^{bin} označava binarne varijable; ^{cat} označava kategorijalne varijable; i (*ln*) označava prirodni logaritam.

TABLICA A2.

Srednje vrijednosti i standardne devijacije varijabli – žene

Variable	zaposlene		iskusne nezaposlene		neiskusne nezaposlene		iskusne neaktivne		neiskusne neaktivne	
	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.
ag_year	40,82	9,82	38,04	10,61	27,44	9,30	46,65	9,04	43,77	11,23
ms_mard	0,66	0,47	0,64	0,48	0,23	0,42	0,86	0,34	0,81	0,39
ms_nmnp	0,22	0,41	0,26	0,44	0,68	0,47	0,04	0,19	0,09	0,28
ms_nmhp	0,01	0,11	0,03	0,16	0,04	0,19	0,03	0,16	0,05	0,22
ms_divo	0,07	0,25	0,06	0,24	0,04	0,19	0,02	0,15	0,02	0,12
ms_widw	0,05	0,21	0,01	0,10	0,01	0,11	0,05	0,21	0,04	0,18
ch_p0002	0,01	0,11	0,03	0,18	0,01	0,10	0,02	0,17	0,04	0,21
ch_p0306	0,11	0,36	0,22	0,51	0,10	0,33	0,17	0,45	0,15	0,45
ch_p0715	0,36	0,68	0,39	0,69	0,21	0,53	0,42	0,72	0,42	0,77
ch_o0015	0,09	0,38	0,14	0,44	0,30	0,73	0,13	0,56	0,22	0,66
ed_nopr	0,00	0,04	0,01	0,12	0,01	0,11	0,02	0,14	0,15	0,35
ed_prim	0,09	0,29	0,18	0,38	0,13	0,34	0,30	0,46	0,50	0,50
ed_seco	0,66	0,47	0,68	0,47	0,62	0,49	0,66	0,47	0,29	0,45
ed_tert	0,25	0,43	0,13	0,34	0,23	0,42	0,02	0,14	0,02	0,12
ed_prnp	0,09	0,29	0,19	0,39	0,14	0,35	0,32	0,47	0,65	0,48
ar_dens	0,38	0,49	0,21	0,41	0,23	0,42	0,20	0,40	0,16	0,37
ar_intr	0,23	0,42	0,18	0,39	0,16	0,36	0,19	0,39	0,15	0,36
ar_thin	0,39	0,49	0,61	0,49	0,61	0,49	0,60	0,49	0,68	0,47
hs_badh	0,03	0,17	0,07	0,25	0,04	0,19	0,17	0,38	0,13	0,34
hs_lima	0,08	0,29	0,11	0,33	0,09	0,36	0,27	0,52	0,19	0,43
hgw	34,79	19,95	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
hgwln	3,43	0,47	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
oi_a	8,35	4,81	8,15	4,72	8,47	4,63	8,82	4,50	7,92	4,94
oi_b	0,97	2,70	0,62	2,26	0,48	1,97	0,96	2,70	0,38	1,74
oi_c	0,08	2,60	0,46	2,57	0,25	2,21	0,16	2,82	0,24	1,85
oi_d	3,73	4,98	4,08	5,04	3,73	4,92	3,56	4,91	4,06	5,06
oi_e	0,46	1,99	0,67	2,32	0,35	1,71	0,53	2,08	0,65	2,37
oi_f	1,36	3,14	3,54	4,31	3,10	4,23	3,01	4,26	3,26	4,35
oi_g	9,71	1,68	9,45	1,88	9,34	1,88	9,61	1,65	9,62	0,64
we_yipw	16,13	10,28	9,60	8,82	0,00	0,00	13,33	9,76	0,00	0,00
we_yopw	0,79	2,41	3,50	5,48	6,01	9,90	7,97	8,05	24,39	14,42
em_locs	0,26	0,44	0,11	0,31	0,07	0,26	0,00	0,00	0,00	0,00
em_locl	0,34	0,47	0,04	0,20	0,01	0,10	0,00	0,00	0,00	0,00
em_perj	0,88	0,32	0,33	0,47	0,03	0,16	0,62	0,49	0,01	0,09
em_mana	0,11	0,31	0,04	0,18	0,00	0,00	0,02	0,15	0,00	0,00
em_agri	0,01	0,09	0,03	0,16	0,01	0,10	0,04	0,18	0,03	0,17
oc_21	0,23	0,42	0,05	0,23	0,07	0,25	0,02	0,15	0,00	0,00
oc_30	0,12	0,33	0,08	0,27	0,00	0,00	0,05	0,22	0,00	0,00
oc_4	0,17	0,38	0,11	0,31	0,01	0,09	0,11	0,31	0,00	0,00
oc_5	0,26	0,44	0,42	0,49	0,10	0,30	0,31	0,46	0,01	0,09
oc_6	0,01	0,07	0,01	0,10	0,01	0,08	0,04	0,19	0,00	0,00
oc_7	0,06	0,24	0,10	0,30	0,01	0,10	0,16	0,37	0,01	0,11
oc_8	0,05	0,21	0,07	0,25	0,00	0,00	0,11	0,31	0,00	0,06
oc_9	0,09	0,29	0,16	0,37	0,01	0,12	0,19	0,39	0,00	0,00
in_a	0,01	0,12	0,01	0,08	0,00	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00
in_bcde	0,17	0,38	0,04	0,20	0,01	0,10	0,00	0,00	0,00	0,00
in_f	0,01	0,11	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
in_gi	0,24	0,43	0,09	0,29	0,06	0,23	0,00	0,00	0,00	0,00
in_h	0,02	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
in_jk	0,06	0,23	0,01	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
in_lmn	0,06	0,24	0,05	0,22	0,03	0,16	0,00	0,00	0,00	0,00
in_opq	0,32	0,47	0,03	0,18	0,04	0,20	0,00	0,00	0,00	0,00
in_rstu	0,04	0,19	0,02	0,13	0,02	0,15	0,00	0,00	0,00	0,00

TABLICA A3.

Srednje vrijednosti i standardne devijacije varijabli – muškarci

Varijable	zaposleni		iskusni nezaposleni		neiskusni nezaposleni		iskusni neaktivni		neiskusni neaktivni	
	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.	Sred. vrijed.	Stand. pogr.
ag_year	40,66	10,80	38,30	11,43	25,30	7,48	49,02	10,98	29,25	10,56
ms_mard	0,67	0,47	0,46	0,50	0,10	0,30	0,61	0,49	0,17	0,38
ms_nmnp	0,28	0,45	0,46	0,50	0,86	0,35	0,26	0,44	0,69	0,46
ms_nmhp	0,02	0,14	0,03	0,18	0,02	0,15	0,06	0,23	0,08	0,27
ms_divo	0,03	0,16	0,04	0,20	0,02	0,14	0,06	0,23	0,06	0,23
ms_widw	0,00	0,07	0,00	0,06	0,00	0,00	0,02	0,14	0,00	0,00
ch_p0002	0,10	0,30	0,07	0,27	0,04	0,18	0,03	0,16	0,05	0,23
ch_p0306	0,16	0,44	0,12	0,39	0,06	0,26	0,08	0,28	0,21	0,54
ch_p0715	0,34	0,67	0,24	0,58	0,05	0,24	0,15	0,48	0,20	0,64
ch_o0015	0,07	0,33	0,11	0,42	0,27	0,68	0,14	0,52	0,52	1,02
ed_nopr	0,01	0,08	0,03	0,17	0,02	0,15	0,04	0,19	0,06	0,24
ed_prim	0,07	0,26	0,14	0,35	0,09	0,29	0,23	0,42	0,23	0,42
ed_seco	0,74	0,44	0,77	0,42	0,72	0,45	0,69	0,46	0,68	0,47
ed_tert	0,18	0,39	0,06	0,23	0,16	0,36	0,03	0,18	0,03	0,16
ed_prnp	0,08	0,27	0,17	0,38	0,11	0,32	0,27	0,44	0,29	0,45
ar_dens	0,30	0,46	0,28	0,45	0,33	0,47	0,20	0,40	0,11	0,31
ar_intr	0,21	0,41	0,15	0,36	0,15	0,36	0,18	0,39	0,25	0,43
ar_thin	0,48	0,50	0,57	0,49	0,52	0,50	0,62	0,49	0,64	0,48
hs_badh	0,02	0,12	0,05	0,21	0,01	0,08	0,16	0,37	0,07	0,25
hs_lima	0,07	0,28	0,10	0,32	0,03	0,18	0,34	0,50	0,09	0,29
hgw	38,94	20,58	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
hgwl	3,56	0,44	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
oi_a	7,63	5,07	6,50	5,33	7,81	5,09	5,96	5,41	7,43	5,31
oi_b	0,86	2,56	0,55	2,09	0,97	2,75	0,82	2,56	0,18	1,29
oi_c	-0,24	1,98	0,48	2,76	0,18	2,77	0,04	1,75	-0,15	1,15
oi_d	3,20	4,77	3,92	4,96	5,19	5,12	3,39	4,62	4,43	5,14
oi_e	0,63	2,31	0,58	2,20	1,17	3,01	0,30	1,62	0,65	2,32
oi_f	2,05	3,81	2,55	4,06	2,09	3,72	2,31	3,89	2,98	4,41
oi_g	9,51	2,05	9,60	1,51	9,66	1,29	9,70	0,55	9,82	0,67
we_yipw	16,96	10,80	11,54	10,20	0,00	0,00	18,63	11,66	0,00	0,00
we_yopw	0,57	1,93	2,88	4,95	4,72	7,24	5,64	7,04	10,91	10,64
em_locs	0,18	0,39	0,07	0,26	0,03	0,17	0,00	0,00	0,00	0,00
em_locl	0,36	0,48	0,05	0,22	0,03	0,16	0,00	0,00	0,00	0,00
em_perj	0,90	0,29	0,35	0,48	0,01	0,10	0,64	0,48	0,00	0,00
em_man	0,14	0,35	0,06	0,23	0,00	0,00	0,06	0,24	0,00	0,00
em_agri	0,00	0,06	0,01	0,11	0,02	0,15	0,04	0,18	0,00	0,00
oc_21	0,13	0,33	0,04	0,19	0,03	0,18	0,06	0,24	0,00	0,00
oc_30	0,19	0,39	0,11	0,31	0,01	0,11	0,11	0,31	0,00	0,00
oc_4	0,08	0,27	0,08	0,27	0,00	0,00	0,08	0,26	0,00	0,00
oc_5	0,14	0,35	0,14	0,35	0,04	0,19	0,11	0,31	0,01	0,12
oc_6	0,02	0,14	0,03	0,16	0,00	0,07	0,01	0,10	0,00	0,00
oc_7	0,25	0,43	0,31	0,46	0,05	0,21	0,27	0,45	0,00	0,00
oc_8	0,15	0,36	0,15	0,36	0,03	0,18	0,25	0,43	0,00	0,00
oc_9	0,05	0,21	0,15	0,35	0,01	0,08	0,11	0,32	0,00	0,00
in_a	0,04	0,19	0,00	0,07	0,00	0,07	0,00	0,00	0,00	0,00
in_bcde	0,30	0,46	0,06	0,24	0,03	0,18	0,00	0,00	0,00	0,00
in_f	0,11	0,32	0,03	0,17	0,02	0,12	0,00	0,00	0,00	0,00
in_gi	0,15	0,36	0,07	0,25	0,01	0,10	0,00	0,00	0,00	0,00
in_h	0,10	0,30	0,03	0,17	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
in_jk	0,05	0,21	0,00	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
in_lmn	0,05	0,21	0,03	0,18	0,01	0,08	0,00	0,00	0,00	0,00
in_opq	0,14	0,35	0,01	0,12	0,01	0,09	0,00	0,00	0,00	0,00
in_rstu	0,02	0,12	0,01	0,10	0,00	0,06	0,00	0,00	0,00	0,00

TABLICA A4.

Rezultati probit modela P1 do P5 za žene

	P1W		P2W		P3W		P4W		P5W	
	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.
<i>ag_year</i>	0,121	(0)	0,098	(0,07)	0,351	(0)	0,213	(0)	-0,019	(0,74)
<i>ag_ysqr</i>	-0,133	(0)	-0,161	(0,01)	-0,383	(0)	-0,274	(0)	-0,033	(0,63)
<i>ar_dens</i>	0,147	(0,23)	0,154	(0,37)	-0,121	(0,56)	-0,040	(0,8)	-0,136	(0,52)
<i>ar_thin</i>	-0,256	(0,02)	-0,096	(0,49)	-0,455	(0,01)	-0,522	(0)	0,088	(0,58)
<i>ms_mard</i>	0,251	(0,1)	0,193	(0,48)	0,428	(0,05)	-0,215	(0,34)	-0,303	(0,28)
<i>ms_nmhp</i>	-0,090	(0,74)	-1,047	(0,03)	-0,143	(0,71)	-0,822	(0,01)	-0,619	(0,19)
<i>ms_divo</i>	0,084	(0,69)	0,765	(0,04)	0,039	(0,91)	0,507	(0,18)	0,460	(0,21)
<i>ms_widw</i>	1,067	(0)	0,343	(0,32)	0,485	(0,27)	0,302	(0,32)	-0,962	(0,02)
<i>ch_p0002</i>	-0,210	(0,44)	-0,145	(0,71)	0,437	(0,46)	0,039	(0,89)	-0,536	(0,09)
<i>ch_p0306</i>	-0,256	(0,03)	-0,722	(0)	-0,077	(0,69)	-0,225	(0,11)	-0,286	(0,09)
<i>ch_p0715</i>	0,047	(0,52)	-0,141	(0,09)	-0,138	(0,22)	-0,082	(0,33)	-0,271	(0,01)
<i>ch_o0015</i>	0,130	(0,23)	0,222	(0,08)	0,228	(0,07)	0,035	(0,72)	-0,009	(0,95)
<i>ed_prnp</i>	-0,218	(0,1)	-0,289	(0,07)	-0,891	(0)	-1,387	(0)	-0,006	(0,97)
<i>ed_tert</i>	-0,403	(0,01)	0,782	(0)	-0,309	(0,05)	0,690	(0)	1,112	(0)
<i>hs_badh</i>	-0,457	(0,01)	-0,970	(0)	-0,668	(0,01)	-0,544	(0)	-0,403	(0,03)
<i>we_yopw</i>	-0,166	(0)	-0,209	(0)					-0,031	(0,15)
<i>we_yosq</i>	0,369	(0,01)	0,398	(0)					0,006	(0,95)
<i>oc_21</i>	0,981	(0)	0,406	(0,15)					-0,395	(0,31)
<i>oc_30</i>	0,213	(0,19)	0,009	(0,97)					-0,062	(0,81)
<i>oc_4</i>	0,301	(0,02)	0,082	(0,6)					-0,142	(0,46)
<i>oc_6</i>	0,309	(0,45)	-0,564	(0,14)					-1,143	(0)
<i>oc_7</i>	0,004	(0,98)	-0,481	(0,01)					-0,304	(0,11)
<i>oc_8</i>	0,086	(0,61)	-0,173	(0,34)					-0,200	(0,32)
<i>oc_9</i>	0,034	(0,81)	0,176	(0,43)					-0,150	(0,44)
<i>oi_a</i>	0,004	(0,62)	-0,023	(0,07)	0,003	(0,82)	0,006	(0,6)	-0,037	(0,01)
<i>oi_b</i>	0,013	(0,43)	-0,041	(0,09)	0,028	(0,25)	0,030	(0,19)	-0,047	(0,05)
<i>oi_c</i>	-0,024	(0,14)	-0,025	(0,27)	-0,007	(0,78)	-0,033	(0,08)	0,015	(0,55)
<i>oi_d</i>	-0,003	(0,73)	0,013	(0,25)	0,011	(0,38)	0,003	(0,8)	-0,007	(0,59)
<i>oi_e</i>	-0,007	(0,69)	0,010	(0,67)	0,046	(0,16)	0,013	(0,49)	0,029	(0,26)
<i>oi_f</i>	-0,071	(0)	-0,061	(0)	-0,065	(0)	-0,050	(0)	0,019	(0,32)
<i>oi_g</i>	0,021	(0,37)	0,022	(0,61)	0,029	(0,33)	-0,049	(0,04)	-0,003	(0,94)
<i>em_agri</i>	-0,158	(0,6)	0,011	(0,97)	0,177	(0,6)	-0,401	(0,17)	-0,400	(0,21)
<i>_cons</i>	-1,865	(0,01)	0,597	(0,56)	-5,777	(0)	-1,368	(0,13)	2,786	(0,01)
Opažanja	2,034		1,880		1,699		1,883		860	
MFR2	0,229		0,435		0,360		0,357		0,225	
AMFR2	0,200		0,394		0,313		0,326		0,167	
CPR2	0,799		0,898		0,930		0,893		0,738	
ACPR2	0,142		0,326		0,221		0,257		0,290	
<i>p</i>	0,766		0,848		0,910		0,856		0,630	
<i>n</i>	0,234		0,152		0,090		0,144		0,370	
<i>s(PP, 0,5)</i>	0,717		0,820		0,897		0,824		0,529	
<i>s(PN, 0,5)</i>	0,049		0,028		0,014		0,031		0,102	
<i>s(NN, 0,5)</i>	0,083		0,078		0,034		0,068		0,209	
<i>s(NP, 0,5)</i>	0,151		0,074		0,056		0,076		0,161	
<i>s(PN, 0,5) / p</i>	0,064		0,033		0,015		0,036		0,162	
<i>s(NP, 0,5) / n</i>	0,647		0,488		0,625		0,528		0,435	
<i>s(PP, p)</i>	0,572		0,708		0,726		0,705		0,429	
<i>s(PN, p)</i>	0,194		0,140		0,185		0,151		0,202	
<i>s(NN, p)</i>	0,172		0,126		0,076		0,114		0,283	
<i>s(NP, p)</i>	0,062		0,026		0,014		0,031		0,086	
<i>s(PN, p) / p</i>	0,253		0,165		0,203		0,176		0,320	
<i>s(NP, p) / n</i>	0,264		0,173		0,153		0,214		0,234	

Napomena: specifikacije su objašnjene u poglavlju 4.2 (Tablica 6). Koeficijenti značajni uz razinu značajnosti od 5% su podebljani.

Kratice: koef. – koeficijent, raz. zn. – razina značajnosti. Za objašnjenje mjera kvalitete modela vidjeti dodatak 1. *s(PP, 0,5)* označava $s_{0,5}^{PP}$ (preostali pokazatelji su označeni na analogan način).

TABLICA A5.

Rezultati probit modela P6 do P10 za žene

	P6W		P7W		P8W		P9W		P10W	
	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.
<i>ag_year</i>	0,253	(0)	0,144	(0)	0,229	(0)	0,148	(0,01)	0,000	(1)
<i>ag_ysqr</i>	-0,264	(0)	-0,193	(0)	-0,149	(0,12)	-0,127	(0,05)	-0,071	(0,35)
<i>ar_dens</i>	-0,184	(0,44)	-0,183	(0,38)	-0,332	(0,29)	0,058	(0,78)	0,336	(0,29)
<i>ar_thin</i>	-0,039	(0,84)	-0,099	(0,55)	-0,562	(0,04)	-0,093	(0,57)	0,250	(0,29)
<i>ms_mard</i>	0,393	(0,11)	-0,466	(0,06)	0,645	(0,11)	-0,254	(0,49)	-0,810	(0,01)
<i>ms_nmhp</i>	0,112	(0,76)	-0,871	(0,02)	1,747	(0)	-0,240	(0,65)	-0,995	(0,02)
<i>ms_divo</i>	-0,053	(0,9)	0,481	(0,22)	-0,755	(0,17)	0,025	(0,96)	0,682	(0,25)
<i>ms_widw</i>	-0,368	(0,47)	-0,941	(0,02)	0,233	(0,69)	0,021	(0,97)	-0,315	(0,62)
<i>ch_p0002</i>	0,302	(0,57)	-0,131	(0,62)	1,044	(0,06)	0,742	(0,05)	-0,451	(0,37)
<i>ch_p0306</i>	0,164	(0,39)	-0,027	(0,86)	0,470	(0,06)	0,265	(0,21)	-0,394	(0,13)
<i>ch_p0715</i>	-0,141	(0,38)	-0,243	(0,02)	0,108	(0,57)	0,077	(0,44)	-0,001	(1)
<i>ch_o0015</i>	0,160	(0,23)	-0,163	(0,17)	0,247	(0,3)	-0,118	(0,41)	-0,098	(0,4)
<i>ed_prnp</i>	-0,565	(0,01)	-1,074	(0)	-0,391	(0,14)	-0,984	(0)	-0,751	(0)
<i>ed_tert</i>	-0,408	(0,04)	0,509	(0,06)	-1,164	(0,01)	-0,189	(0,65)	0,834	(0,01)
<i>hs_badh</i>	-0,124	(0,68)	-0,078	(0,69)	0,312	(0,35)	0,291	(0,07)	0,215	(0,53)
<i>we_yopw</i>										
<i>we_yosq</i>										
<i>oc_21</i>										
<i>oc_30</i>										
<i>oc_4</i>										
<i>oc_6</i>										
<i>oc_7</i>										
<i>oc_8</i>										
<i>oc_9</i>										
<i>oi_a</i>	0,007	(0,65)	0,003	(0,82)	0,044	(0,08)	0,032	(0,02)	0,003	(0,89)
<i>oi_b</i>	0,006	(0,85)	-0,007	(0,77)	0,057	(0,12)	0,048	(0,08)	0,028	(0,42)
<i>oi_c</i>	0,006	(0,83)	0,014	(0,55)	-0,014	(0,69)	-0,021	(0,39)	0,019	(0,67)
<i>oi_d</i>	0,022	(0,12)	0,011	(0,36)	0,045	(0,05)	0,006	(0,64)	0,013	(0,48)
<i>oi_e</i>	0,055	(0,1)	0,029	(0,16)	0,018	(0,76)	0,004	(0,86)	0,016	(0,71)
<i>oi_f</i>	-0,008	(0,7)	0,028	(0,11)	-0,009	(0,81)	0,019	(0,36)	0,021	(0,39)
<i>oi_g</i>	0,042	(0,25)	-0,067	(0,04)	0,084	(0,07)	-0,037	(0,42)	-0,371	(0)
<i>em_agri</i>	0,894	(0,05)	-0,023	(0,95)	0,914	(0,12)	0,319	(0,33)	-0,404	(0,36)
<i>_cons</i>	-4,978	(0)	-0,586	(0,53)	-7,406	(0)	-3,342	(0,01)	4,606	(0)
Opažanja	679		863		525		709		528	
MFR2	0,248		0,222		0,619		0,146		0,478	
AMFR2	0,184		0,179		0,548		0,097		0,409	
CPR2	0,823		0,757		0,904		0,698		0,861	
ACPR2	0,274		0,318		0,729		0,379		0,622	
<i>p</i>	0,756		0,644		0,645		0,515		0,368	
<i>n</i>	0,244		0,356		0,355		0,485		0,632	
<i>s(PP, 0,5)</i>	0,701		0,544		0,620		0,358		0,291	
<i>s(PN, 0,5)</i>	0,055		0,100		0,026		0,157		0,078	
<i>s(NN, 0,5)</i>	0,122		0,213		0,284		0,341		0,570	
<i>s(NP, 0,5)</i>	0,122		0,143		0,071		0,145		0,061	
<i>s(PN, 0,5) / p</i>	0,073		0,155		0,040		0,305		0,211	
<i>s(NP, 0,5) / n</i>	0,500		0,401		0,199		0,298		0,097	
<i>s(PP, p)</i>	0,574		0,506		0,588		0,351		0,312	
<i>s(PN, p)</i>	0,182		0,138		0,057		0,164		0,056	
<i>s(NN, p)</i>	0,177		0,251		0,304		0,348		0,545	
<i>s(NP, p)</i>	0,067		0,105		0,051		0,138		0,087	
<i>s(PN, p) / p</i>	0,241		0,215		0,089		0,319		0,152	
<i>s(NP, p) / n</i>	0,273		0,295		0,143		0,284		0,137	

Napomena: vidjeti napomenu i kratice za tablicu A4.

TABLICA A6.

Rezultati probit modela P1 do P5 za muškarce

	P1M		P2M		P3M		P4M		P5M	
	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.
<i>ag_year</i>	0,062	(0,01)	0,147	(0)	0,283	(0)	0,188	(0)	0,060	(0,13)
<i>ag_ysqr</i>	-0,058	(0,04)	-0,204	(0)	-0,289	(0)	-0,202	(0)	-0,121	(0,01)
<i>ar_dens</i>	-0,255	(0,02)	0,053	(0,77)	-0,422	(0,02)	0,334	(0,18)	0,307	(0,18)
<i>ar_thin</i>	-0,193	(0,04)	0,017	(0,91)	-0,171	(0,28)	0,025	(0,9)	0,032	(0,86)
<i>ms_mard</i>	0,366	(0)	0,370	(0,04)	0,552	(0,01)	0,985	(0)	0,147	(0,48)
<i>ms_nmhp</i>	-0,016	(0,95)	-0,711	(0,05)	0,232	(0,42)	-0,081	(0,76)	-0,508	(0,19)
<i>ms_divo</i>	-0,163	(0,4)	0,240	(0,49)	-0,255	(0,51)	-0,058	(0,89)	0,403	(0,22)
<i>ms_widw</i>										
<i>ch_p0002</i>	0,325	(0,03)	0,557	(0,15)	0,517	(0,06)	0,177	(0,57)	0,215	(0,58)
<i>ch_p0306</i>	0,142	(0,2)	-0,029	(0,89)	-0,083	(0,62)	-0,444	(0,03)	-0,048	(0,83)
<i>ch_p0715</i>	0,159	(0,03)	0,230	(0,1)	0,013	(0,92)	-0,313	(0,03)	0,165	(0,38)
<i>ch_o0015</i>	0,105	(0,29)	0,156	(0,27)	0,125	(0,31)	-0,289	(0,04)	-0,012	(0,94)
<i>ed_prnp</i>	-0,074	(0,52)	-0,230	(0,12)	-0,555	(0)	-0,698	(0)	-0,121	(0,45)
<i>ed_tert</i>	0,250	(0,12)	1,441	(0)	-0,175	(0,25)	0,563	(0,05)	0,777	(0,05)
<i>hs_badh</i>	-0,438	(0,01)	-1,189	(0)	-0,214	(0,68)	-1,357	(0)	-0,407	(0,12)
<i>we_yopw</i>	-0,200	(0)	-0,243	(0)					-0,014	(0,59)
<i>we_yosq</i>	0,506	(0)	0,605	(0)					-0,002	(0,99)
<i>oc_21</i>	0,344	(0,1)	-0,674	(0,08)					-0,807	(0,06)
<i>oc_30</i>	0,079	(0,56)	-0,275	(0,22)					-0,135	(0,62)
<i>oc_4</i>	0,017	(0,91)	-0,165	(0,51)					-0,109	(0,7)
<i>oc_6</i>	0,224	(0,32)	1,062	(0,02)					0,552	(0,11)
<i>oc_7</i>	-0,129	(0,24)	-0,188	(0,33)					0,039	(0,86)
<i>oc_8</i>	-0,053	(0,67)	-0,386	(0,07)					-0,240	(0,31)
<i>oc_9</i>	-0,559	(0)	0,121	(0,64)					0,330	(0,2)
<i>oi_a</i>	0,005	(0,53)	0,021	(0,08)	0,012	(0,29)	0,000	(0,99)	0,011	(0,43)
<i>oi_b</i>	0,029	(0,07)	-0,001	(0,98)	-0,003	(0,9)	0,033	(0,42)	-0,022	(0,42)
<i>oi_c</i>	-0,083	(0)	-0,014	(0,59)	-0,023	(0,41)	0,025	(0,49)	0,057	(0)
<i>oi_d</i>	-0,002	(0,76)	0,015	(0,25)	-0,023	(0,04)	-0,017	(0,34)	0,014	(0,35)
<i>oi_e</i>	0,011	(0,45)	0,030	(0,33)	-0,012	(0,57)	0,020	(0,52)	0,031	(0,4)
<i>oi_f</i>	-0,047	(0)	-0,053	(0,01)	-0,045	(0,03)	-0,005	(0,85)	-0,024	(0,32)
<i>oi_g</i>	-0,032	(0,14)	-0,116	(0,01)	-0,020	(0,53)	-0,129	(0,17)	-0,092	(0,05)
<i>em_agri</i>	-0,700	(0,04)	-1,383	(0)	-0,628	(0,09)	-0,849	(0,56)	-0,598	(0,15)
<i>_cons</i>	-0,242	(0,64)	0,591	(0,46)	-4,141	(0)	-0,828	(0,25)	1,566	(0,09)
Opažanja	2,552		2,073		2,109		1,979		791	
MFR2	0,190		0,365		0,377		0,327		0,198	
AMFR2	0,171		0,307		0,347		0,268		0,114	
CPR2	0,811		0,953		0,936		0,969		0,843	
ACPR2	0,183		0,157		0,251		0,090		0,049	
<i>p</i>	0,769		0,944		0,914		0,965		0,835	
<i>n</i>	0,231		0,056		0,086		0,035		0,165	
<i>s(PP, 0,5)</i>	0,738		0,936		0,904		0,964		0,807	
<i>s(PN, 0,5)</i>	0,031		0,008		0,010		0,001		0,028	
<i>s(NN, 0,5)</i>	0,073		0,017		0,032		0,005		0,036	
<i>s(NP, 0,5)</i>	0,158		0,040		0,054		0,030		0,129	
<i>s(PN, 0,5) / p</i>	0,040		0,008		0,011		0,001		0,034	
<i>s(NP, 0,5) / n</i>	0,683		0,706		0,632		0,868		0,782	
<i>s(PP, p)</i>	0,552		0,791		0,735		0,770		0,625	
<i>s(PN, p)</i>	0,217		0,153		0,179		0,195		0,210	
<i>s(NN, p)</i>	0,163		0,043		0,074		0,029		0,126	
<i>s(NP, p)</i>	0,068		0,013		0,012		0,006		0,039	
<i>s(PN, p) / p</i>	0,282		0,162		0,196		0,202		0,251	
<i>s(NP, p) / n</i>	0,295		0,229		0,140		0,174		0,236	

Napomena: vidjeti napomenu i kratice za tablicu A4.

TABLICA A7.

Rezultati probit modela P6 do P10 za muškarce

	P6M		P7M		P8M		P9M		P10M	
	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.
ag_year	0,240	(0)	0,173	(0)	0,137	(0,04)	0,223	(0)	-0,022	(0,75)
ag_ysqr	-0,237	(0)	-0,191	(0)	-0,029	(0,74)	-0,193	(0,03)	-0,022	(0,83)
ar_dens	-0,061	(0,77)	0,777	(0,01)	-0,390	(0,43)	0,260	(0,61)	1,196	(0)
ar_thin	0,093	(0,62)	0,204	(0,38)	0,062	(0,89)	-0,223	(0,61)	0,287	(0,32)
ms_mard	0,218	(0,44)	0,820	(0,01)	0,042	(0,92)	1,287	(0,01)	1,392	(0,02)
ms_nmhp	0,019	(0,96)	-0,239	(0,55)	0,456	(0,46)	0,966	(0,12)	1,369	(0,08)
ms_divo	-0,202	(0,62)	0,122	(0,73)	-0,473	(0,41)	0,461	(0,4)	0,067	(0,91)
ms_widw										
ch_p0002	0,175	(0,6)	0,404	(0,47)	-0,261	(0,69)	1,183	(0,16)	-0,632	(0,24)
ch_p0306	-0,135	(0,54)	-0,513	(0,06)	0,113	(0,81)	-0,644	(0,09)	-1,015	(0,02)
ch_p0715	-0,042	(0,79)	-0,528	(0,02)	-0,090	(0,77)	-0,968	(0,01)	-0,599	(0,14)
ch_o0015	0,029	(0,84)	-0,547	(0)	-0,407	(0,17)	-0,746	(0)	-0,377	(0,01)
ed_prnp	-0,127	(0,49)	-0,392	(0,1)	-0,446	(0,22)	-0,361	(0,31)	-0,650	(0,07)
ed_tert	-0,658	(0)	0,518	(0,19)	-1,338	(0)	-0,527	(0,36)	0,912	(0,01)
hs_badh	0,168	(0,77)	-0,856	(0,08)	1,092	(0,09)	-0,927	(0,06)	-1,704	(0,02)
we_yopw										
we_yosq										
oc_21										
oc_30										
oc_4										
oc_6										
oc_7										
oc_8										
oc_9										
oi_a	0,008	(0,59)	-0,012	(0,59)	0,003	(0,94)	-0,043	(0,17)	-0,018	(0,57)
oi_b	-0,035	(0,13)	0,032	(0,53)	0,051	(0,25)	0,003	(0,96)	0,073	(0,13)
oi_c	0,009	(0,73)	0,075	(0,14)	-0,020	(0,53)	0,063	(0,42)	0,051	(0,27)
oi_d	-0,021	(0,11)	-0,016	(0,42)	-0,072	(0,01)	-0,050	(0,17)	0,023	(0,31)
oi_e	-0,008	(0,77)	0,045	(0,19)	-0,054	(0,46)	0,024	(0,7)	0,035	(0,42)
oi_f	0,000	(1)	0,057	(0,07)	-0,003	(0,95)	0,047	(0,47)	0,061	(0,1)
oi_g	0,023	(0,58)	-0,240	(0,2)	0,433	(0,12)	-0,098	(0,72)	-0,427	(0,05)
em_agri	-0,078	(0,83)			0,596	(0,18)				
_cons	-4,398	(0)	0,049	(0,98)	-8,475	(0)	-3,606	(0,21)	5,117	(0,05)
Opažanja	827		697		348		218		254	
MFR2	0,294		0,262		0,649		0,505		0,242	
AMFR2	0,249		0,181		0,555		0,359		0,121	
CPR2	0,830		0,904		0,897		0,878		0,773	
ACPR2	0,286		0,099		0,736		0,676		0,179	
p	0,762		0,894		0,388		0,624		0,724	
n	0,238		0,106		0,612		0,376		0,276	
s(PP, 0,5)	0,693		0,884		0,333		0,555		0,677	
s(PN, 0,5)	0,069		0,010		0,055		0,069		0,046	
s(NN, 0,5)	0,137		0,020		0,565		0,323		0,096	
s(NP, 0,5)	0,100		0,086		0,047		0,053		0,181	
s(PN, 0,5) / p	0,091		0,011		0,142		0,110		0,064	
s(NP, 0,5) / n	0,422		0,808		0,077		0,142		0,654	
s(PP, p)	0,574		0,658		0,338		0,520		0,526	
s(PN, p)	0,188		0,235		0,050		0,104		0,198	
s(NN, p)	0,193		0,093		0,551		0,327		0,223	
s(NP, p)	0,045		0,013		0,062		0,049		0,053	
s(PN, p) / p	0,246		0,263		0,129		0,167		0,273	
s(NP, p) / n	0,190		0,124		0,101		0,130		0,193	

Napomena: vidjeti napomenu i kratice za tablicu A4.

TABLICA A8.

LRM regresije plaće (zavisna varijabla je *hgwln*)

	LAW		LBW		LCW		LAM		LBM		LCM	
	Koef.	R. zn.	Koef.	R. zn.	Koef.	R. zn.	Koef.	R. zn.	Koef.	R. zn.	Koef.	R. zn.
<i>ag_year</i>	0,011	(0,24)	0,017	(0,08)	0,019	(0,11)	0,011	(0,1)	0,016	(0,02)	0,020	(0)
<i>ag_ysqr</i>	-0,006	(0,59)	-0,011	(0,33)	-0,012	(0,39)	-0,009	(0,28)	-0,012	(0,13)	-0,017	(0,05)
<i>ar_dens</i>	0,070	(0,02)	0,088	(0,01)	0,116	(0)	0,123	(0)	0,129	(0)	0,140	(0)
<i>ar_thin</i>	0,003	(0,91)	-0,005	(0,86)	-0,002	(0,24)	-0,025	(0,29)	-0,048	(0,07)	-0,060	(0,03)
<i>ms_mard</i>	-0,011	(0,78)	0,014	(0,74)	-0,047	(0)	0,076	(0,01)	0,087	(0)	0,072	(0,02)
<i>ms_nmhp</i>	-0,057	(0,47)	-0,082	(0,35)	-0,108	(0,81)	-0,035	(0,6)	-0,029	(0,64)	-0,020	(0,78)
<i>ms_divo</i>	-0,049	(0,36)	-0,031	(0,57)	-0,046	(0,74)	-0,021	(0,67)	-0,016	(0,76)	-0,037	(0,51)
<i>ms_widw</i>	-0,081	(0,19)	-0,046	(0,5)	-0,100	(0,36)	-0,141	(0,18)				
<i>ch_p0002</i>	-0,050	(0,69)	-0,001	(0,99)	-0,011	(0,19)	0,087	(0,03)	0,085	(0,05)	0,095	(0,03)
<i>ch_p0306</i>	0,006	(0,86)	-0,003	(0,94)	0,004	(0,63)	-0,011	(0,69)	-0,009	(0,75)	-0,011	(0,73)
<i>ch_p0715</i>	-0,011	(0,53)	-0,018	(0,38)	-0,017	(0,48)	0,013	(0,43)	0,030	(0,12)	0,029	(0,16)
<i>ed_prnp</i>	-0,076	(0,02)	-0,102	(0)	-0,254	(0,23)	-0,052	(0,1)	-0,082	(0,01)	-0,170	(0)
<i>ed_tert</i>	0,202	(0)	0,237	(0)	0,524	(0)	0,187	(0)	0,237	(0)	0,451	(0)
<i>hs_badh</i>	-0,022	(0,66)	-0,028	(0,6)	-0,096	(0,47)	-0,044	(0,46)	-0,036	(0,53)	-0,066	(0,26)
<i>we_yopw</i>	-0,019	(0,02)	-0,027	(0)			0,002	(0,82)	-0,004	(0,64)		
<i>we_yosq</i>	0,112	(0,06)	0,154	(0,01)			-0,044	(0,36)	-0,030	(0,53)		
<i>em_locs</i>	-0,125	(0)					-0,069	(0,01)				
<i>em_locl</i>	0,053	(0,02)					0,138	(0)				
<i>em_perj</i>	0,161	(0)					0,087	(0,02)				
<i>em_mana</i>	0,201	(0)					0,216	(0)				
<i>oc_21</i>	0,440	(0)	0,481	(0)			0,308	(0)	0,341	(0)		
<i>oc_30</i>	0,255	(0)	0,311	(0)			0,138	(0)	0,180	(0)		
<i>oc_4</i>	0,233	(0)	0,277	(0)			0,085	(0,04)	0,115	(0)		
<i>oc_6</i>	-0,264	(0,09)	-0,225	(0,2)			-0,078	(0,25)	-0,135	(0,02)		
<i>oc_7</i>	-0,171	(0)	-0,169	(0)			0,028	(0,41)	-0,027	(0,38)		
<i>oc_8</i>	0,026	(0,68)	0,022	(0,64)			0,021	(0,58)	0,035	(0,36)		
<i>oc_9</i>	-0,053	(0,32)	-0,016	(0,71)			-0,124	(0,01)	-0,150	(0)		
<i>in_a</i>	0,088	(0,09)					0,017	(0,74)				
<i>in_f</i>	-0,012	(0,84)					-0,005	(0,88)				
<i>in_gi</i>	0,068	(0,18)					-0,028	(0,37)				
<i>in_h</i>	0,157	(0,02)					0,178	(0)				
<i>in_jk</i>	0,208	(0)					0,142	(0)				
<i>in_lmn</i>	0,080	(0,11)					-0,031	(0,44)				
<i>in_opq</i>	0,052	(0,21)					0,115	(0)				
<i>in_rstu</i>	0,112	(0,04)					-0,074	(0,22)				
<i>_cons</i>	2,672	(0)	2,691	(0)	2,761	(0)	2,890	(0)	2,914	(0)	2,879	(0)
Opažanja	1,527		1,527		1,527		1,917		1,917		1,917	
F	43,6		46,1		42,4		34,5		42,4		54,4	
R2	0,550		0,492		0,361		0,442		0,361		0,310	
Root MSE	0,317		0,335		0,375		0,333		0,355		0,368	

Napomena: specifikacije su objašnjene u poglavlju 5.2. Koeficijenti značajni uz razinu značajnosti od 5% su podebljani.

Kratice: koef. – koeficijent, r. zn. – razina značajnosti.

TABLICA A9.

Kvantilne regresije (zavisna varijabla je *hgwn*)

	Žene					Muškarci				
	LAW'	p10	p40	p60	p90	LAM'	p10	p40	p60	p90
<i>ag_year</i>	0,015	<i>0,028</i>	0,007	0,009	0,034	0,008	0,008	<i>0,010</i>	0,005	-0,006
<i>ag_ysqr</i>	-0,010	<i>-0,030</i>	-0,001	-0,004	-0,033	-0,004	-0,007	-0,007	-0,001	0,012
<i>ar_dens</i>	0,074	0,121	0,058	0,062	0,055	0,144	<i>0,080</i>	0,133	0,174	0,136
<i>ar_thin</i>	-0,015	<i>0,055</i>	-0,036	-0,022	-0,035	-0,014	-0,026	-0,022	-0,008	0,001
<i>ms_mard</i>	<i>-0,055</i>	-0,024	-0,039	-0,054	-0,155	0,057	0,062	0,007	0,045	0,104
<i>ms_nmhp</i>	<i>-0,147</i>	-0,181	-0,203	-0,074	-0,244	-0,072	-0,051	-0,085	-0,146	-0,015
<i>ms_divo</i>	-0,086	-0,080	-0,044	-0,046	-0,220	-0,038	0,061	-0,081	-0,048	-0,113
<i>ms_widw</i>	-0,048	-0,075	-0,040	0,012	-0,072	<i>-0,181</i>	-0,211	-0,134	<i>-0,213</i>	-0,266
<i>ch_p0002</i>	-0,094	-0,149	-0,033	-0,050	-0,043	0,051	-0,068	0,044	0,080	0,164
<i>ch_p0306</i>	0,022	0,011	0,029	0,033	0,029	0,000	-0,033	0,002	0,011	-0,030
<i>ch_p0715</i>	-0,004	-0,023	-0,006	-0,006	0,004	0,018	0,004	0,024	0,017	0,003
<i>ed_prnp</i>	-0,062	-0,046	-0,053	-0,091	-0,080	-0,047	0,051	-0,017	-0,057	<i>-0,107</i>
<i>ed_tert</i>	0,173	0,122	0,173	0,177	0,229	0,217	0,179	0,218	0,198	0,265
<i>hs_badh</i>	-0,017	-0,018	0,033	0,009	-0,010	-0,073	-0,148	-0,100	-0,060	0,124
<i>we_yopw</i>	-0,017	-0,005	-0,013	-0,018	-0,021	-0,001	-0,008	-0,002	-0,007	0,010
<i>we_yosq</i>	0,087	0,062	0,056	0,068	0,093	-0,026	0,030	-0,045	0,014	-0,107
<i>em_locs</i>	-0,104	-0,135	-0,098	-0,069	-0,074	-0,089	-0,131	-0,094	-0,031	-0,024
<i>em_locl</i>	0,046	0,087	0,036	<i>0,042</i>	0,047	0,117	0,078	0,122	0,137	0,132
<i>em_perj</i>	0,090	0,112	0,104	0,080	0,055	0,099	0,172	0,161	0,097	0,048
<i>em_mana</i>	0,197	0,172	0,164	0,183	0,308	0,199	0,201	0,220	0,212	0,216
<i>oc_21</i>	0,437	0,430	0,426	0,442	0,406	0,294	0,262	0,253	0,258	0,329
<i>oc_30</i>	0,252	0,163	0,245	0,291	0,295	0,134	0,156	0,108	0,122	0,194
<i>oc_4</i>	0,235	0,185	0,222	0,241	0,248	0,036	0,037	0,042	0,013	0,010
<i>oc_6</i>	-0,135	-0,330	-0,073	-0,005	0,070	-0,058	-0,101	-0,048	-0,041	<i>-0,173</i>
<i>oc_7</i>	-0,141	-0,084	-0,155	-0,138	-0,149	0,041	0,048	0,035	0,031	0,055
<i>oc_8</i>	0,004	-0,006	-0,043	-0,013	0,034	0,019	0,011	-0,005	-0,012	0,075
<i>oc_9</i>	-0,077	-0,091	-0,095	-0,039	-0,133	-0,105	-0,088	-0,100	-0,072	-0,165
<i>in_a</i>	0,087	0,107	0,175	0,080	-0,059	0,024	0,064	<i>0,087</i>	0,017	0,016
<i>in_f</i>	0,013	0,232	0,013	-0,104	-0,176	0,004	0,002	0,048	-0,006	-0,014
<i>in_gi</i>	0,067	0,125	0,063	0,066	0,031	-0,029	0,011	-0,009	<i>-0,063</i>	-0,058
<i>in_h</i>	0,171	0,224	0,231	0,217	0,134	0,176	0,158	0,203	0,171	0,215
<i>in_jk</i>	0,199	0,259	0,196	0,191	0,202	0,195	0,262	0,212	0,217	0,102
<i>in_lmn</i>	<i>0,081</i>	0,179	0,037	<i>0,116</i>	0,135	-0,027	0,058	-0,014	-0,067	-0,018
<i>in_opq</i>	0,090	0,204	0,141	0,075	0,051	0,142	0,226	0,190	0,161	0,070
<i>in_rstu</i>	0,121	0,260	0,146	0,081	0,044	-0,054	0,048	0,030	<i>-0,128</i>	-0,022
<i>_cons</i>	2,683	2,015	2,755	2,866	2,742	2,943	2,521	2,782	3,054	3,601

Napomena: specifikacije su objašnjene u poglavlju 5.3. Koefficienti značajni uz razinu značajnosti 5% (10%) su podebljani (ukošeni).

Kratice: LAW' i LAM' – LRM procjene temeljene na LAW-u i LAM-u, bez korištenja uzoračkih težina; p10, p40, p60 i p90 – procjene na 10., 40., 60. i 90. percentilu.

TABLICA A10.

Heckmanov selekcijski model – H1 i H2 (zavisna varijabla je $hgwln$)

	H1W		H1M		H2W		H2M	
<i>Jednadžba plaće</i>	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.
<i>ag_year</i>	0,010	(0,35)	0,013	(0,07)	0,022	(0,03)	0,015	(0,03)
<i>ag_ysqr</i>	-0,004	(0,75)	-0,009	(0,29)	-0,019	(0,11)	-0,010	(0,23)
<i>ar_dens</i>	0,084	(0,01)	0,141	(0)	0,090	(0,01)	0,129	(0)
<i>ar_thin</i>	0,011	(0,72)	-0,037	(0,16)	-0,012	(0,68)	-0,048	(0,07)
<i>ms_mard</i>	0,000	(0,99)	0,069	(0,02)	0,021	(0,63)	0,083	(0)
<i>ms_nmhp</i>	-0,078	(0,37)	-0,027	(0,67)	-0,141	(0,14)	-0,018	(0,78)
<i>ms_divo</i>	-0,029	(0,59)	-0,010	(0,85)	-0,007	(0,9)	-0,015	(0,76)
<i>ms_widw</i>	-0,082	(0,22)			-0,028	(0,67)		
<i>ch_p0002</i>	0,027	(0,83)	0,080	(0,07)	-0,040	(0,74)	0,084	(0,05)
<i>ch_p0306</i>	0,016	(0,69)	-0,011	(0,7)	-0,042	(0,3)	-0,007	(0,8)
<i>ch_p0715</i>	-0,014	(0,52)	0,028	(0,15)	-0,029	(0,16)	0,029	(0,12)
<i>ed_prnp</i>	-0,089	(0,01)	-0,076	(0,02)	-0,124	(0)	-0,079	(0,01)
<i>ed_tert</i>	0,250	(0)	0,226	(0)	0,254	(0)	0,230	(0)
<i>hs_badh</i>	-0,008	(0,88)	-0,004	(0,95)	-0,102	(0,07)	-0,009	(0,88)
<i>we_yopw</i>	-0,018	(0,06)	0,008	(0,37)	-0,038	(0)	0,000	(0,97)
<i>we_yosq</i>	0,144	(0,02)	-0,057	(0,28)	0,108	(0,04)	-0,036	(0,47)
<i>oc_21</i>	0,437	(0)	0,329	(0)	0,490	(0)	0,345	(0)
<i>oc_30</i>	0,298	(0)	0,176	(0)	0,312	(0)	0,182	(0)
<i>oc_4</i>	0,259	(0)	0,115	(0)	0,281	(0)	0,116	(0)
<i>oc_6</i>	-0,245	(0,17)	-0,141	(0,01)	-0,285	(0,09)	-0,142	(0,01)
<i>oc_7</i>	-0,164	(0)	-0,018	(0,57)	-0,205	(0)	-0,026	(0,39)
<i>oc_8</i>	0,017	(0,71)	0,040	(0,29)	0,012	(0,81)	0,039	(0,3)
<i>oc_9</i>	-0,021	(0,64)	-0,113	(0,02)	-0,003	(0,96)	-0,152	(0)
<i>_cons</i>	2,883	(0)	3,044	(0)	2,595	(0)	2,946	(0)
<i>Particip. jedn. eq.</i>	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.
<i>ag_year</i>	0,120	(0)	0,060	(0,01)	0,092	(0,09)	0,146	(0)
<i>ag_ysqr</i>	-0,132	(0)	-0,057	(0,04)	-0,150	(0,02)	-0,204	(0)
<i>ar_dens</i>	0,140	(0,25)	-0,234	(0,03)	0,165	(0,31)	0,102	(0,61)
<i>ar_thin</i>	-0,257	(0,01)	-0,173	(0,06)	-0,110	(0,4)	0,051	(0,74)
<i>ms_mard</i>	0,208	(0,18)	0,360	(0)	0,260	(0,3)	0,370	(0,04)
<i>ms_nmhp</i>	-0,134	(0,63)	-0,013	(0,96)	-0,994	(0,04)	-0,700	(0,05)
<i>ms_divo</i>	0,043	(0,84)	-0,160	(0,41)	0,688	(0,04)	0,251	(0,46)
<i>ms_widw</i>	1,064	(0)			0,411	(0,22)		
<i>ch_p0002</i>	-0,217	(0,42)	0,379	(0,02)	-0,059	(0,88)	0,601	(0,13)
<i>ch_p0306</i>	-0,234	(0,05)	0,143	(0,19)	-0,776	(0)	-0,020	(0,93)
<i>ch_p0715</i>	0,059	(0,42)	0,174	(0,02)	-0,187	(0,02)	0,236	(0,09)
<i>ch_o0015</i>	0,133	(0,21)	0,135	(0,17)	0,055	(0,68)	0,183	(0,21)
<i>ed_prnp</i>	-0,225	(0,09)	-0,068	(0,54)	-0,334	(0,03)	-0,233	(0,12)
<i>ed_tert</i>	-0,420	(0,01)	0,233	(0,15)	0,939	(0)	1,456	(0)
<i>hs_badh</i>	-0,451	(0,01)	-0,428	(0,02)	-0,946	(0)	-1,181	(0)
<i>we_yopw</i>	-0,163	(0)	-0,195	(0)	-0,214	(0)	-0,237	(0)
<i>we_yosq</i>	0,359	(0,01)	0,485	(0)	0,429	(0)	0,581	(0)
<i>oc_21</i>	0,941	(0)	0,329	(0,11)	0,521	(0,09)	-0,658	(0,1)
<i>oc_30</i>	0,198	(0,23)	0,081	(0,55)	0,047	(0,84)	-0,237	(0,29)
<i>oc_4</i>	0,268	(0,04)	0,012	(0,94)	0,069	(0,65)	-0,156	(0,53)
<i>oc_6</i>	0,277	(0,48)	0,208	(0,34)	-0,575	(0,16)	1,028	(0,02)
<i>oc_7</i>	0,006	(0,97)	-0,117	(0,28)	-0,498	(0)	-0,149	(0,45)
<i>oc_8</i>	0,085	(0,61)	-0,024	(0,85)	-0,146	(0,4)	-0,335	(0,13)
<i>oc_9</i>	0,034	(0,81)	-0,551	(0)	0,149	(0,48)	0,172	(0,51)
<i>oi_a</i>	0,004	(0,67)	0,005	(0,51)	-0,014	(0,28)	0,021	(0,06)
<i>oi_b</i>	0,024	(0,21)	0,033	(0,03)	-0,036	(0,13)	0,002	(0,93)
<i>oi_c</i>	-0,023	(0,14)	-0,078	(0)	-0,010	(0,66)	-0,011	(0,66)
<i>oi_d</i>	-0,005	(0,57)	-0,006	(0,44)	0,018	(0,09)	0,014	(0,27)
<i>oi_e</i>	-0,008	(0,66)	0,010	(0,5)	0,018	(0,41)	0,031	(0,32)
<i>oi_f</i>	-0,073	(0)	-0,058	(0)	-0,045	(0,01)	-0,062	(0,01)
<i>oi_g</i>	0,026	(0,25)	-0,032	(0,12)	-0,001	(0,98)	-0,110	(0,01)
<i>em_agri</i>	-0,355	(0,22)	-0,715	(0,03)	0,424	(0,23)	-1,398	(0)
<i>_cons</i>	-1,850	(0,01)	-0,207	(0,68)	0,655	(0,52)	0,502	(0,53)
<i>/lnsigma</i>	-1,075	(0)	-1,017	(0)	-1,059	(0)	-1,039	(0)
<i>/athrho</i>	-0,415	(0,03)	-0,393	(0,01)	0,799	(0)	-0,242	(0,15)
<i>sigma</i>	0,341	(0)	0,362		0,347		0,354	
<i>rho</i>	-0,393		-0,374		0,664		-0,237	
<i>lambda</i>	-0,134		-0,135		0,230		-0,084	
Ukupno obs.	2.034		2.552		1.880		2.073	
“Negativne” obs.	507		635		353		156	

Napomena: vidjeti napomenu za tablicu A11.

TABLICA AII.

Heckmanov selekcijski model – H3 i H4 (zavisna varijabla je *hgwln*)

	H3W		H3M		H4W		H4M	
<i>Jednadžba plaće</i>	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.
<i>ag_year</i>	-0,004	(0,73)	0,008	(0,33)	0,007	(0,54)	0,014	(0,07)
<i>ag_ysqr</i>	0,014	(0,32)	-0,004	(0,7)	0,004	(0,75)	-0,009	(0,28)
<i>ar_dens</i>	0,121	(0)	0,149	(0)	0,119	(0)	0,135	(0)
<i>ar_thin</i>	0,017	(0,6)	-0,055	(0,04)	0,027	(0,39)	-0,061	(0,03)
<i>ms_mard</i>	-0,059	(0,21)	0,058	(0,06)	-0,045	(0,34)	0,057	(0,07)
<i>ms_nmhp</i>	-0,093	(0,35)	-0,034	(0,62)	-0,065	(0,52)	-0,023	(0,74)
<i>ms_divo</i>	-0,044	(0,49)	-0,035	(0,55)	-0,061	(0,34)	-0,029	(0,62)
<i>ms_widw</i>	-0,109	(0,12)			-0,122	(0,08)		
<i>ch_p0002</i>	-0,030	(0,85)	0,081	(0,08)	-0,001	(1)	0,089	(0,05)
<i>ch_p0306</i>	0,002	(0,97)	-0,012	(0,71)	0,022	(0,57)	-0,007	(0,83)
<i>ch_p0715</i>	-0,009	(0,7)	0,032	(0,13)	-0,006	(0,8)	0,033	(0,11)
<i>ed_prnp</i>	-0,220	(0)	-0,157	(0)	-0,116	(0)	-0,152	(0)
<i>ed_tert</i>	0,524	(0)	0,453	(0)	0,500	(0)	0,444	(0)
<i>hs_badh</i>	-0,074	(0,21)	-0,063	(0,28)	-0,055	(0,36)	-0,015	(0,81)
<i>_cons</i>	3,281	(0)	3,180	(0)	2,995	(0)	3,044	(0)
<i>Particip. jedn.</i>	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.	Koef.	Raz. zn.
<i>ag_year</i>	0,347	(0)	0,269	(0)	0,192	(0)	0,172	(0)
<i>ag_ysqr</i>	-0,374	(0)	-0,270	(0)	-0,245	(0)	-0,183	(0)
<i>ar_dens</i>	-0,062	(0,75)	-0,381	(0,03)	-0,031	(0,84)	0,368	(0,12)
<i>ar_thin</i>	-0,428	(0,01)	-0,148	(0,33)	-0,496	(0)	0,094	(0,6)
<i>ms_mard</i>	0,357	(0,1)	0,541	(0,02)	-0,251	(0,21)	1,017	(0)
<i>ms_nmhp</i>	-0,091	(0,83)	0,249	(0,38)	-0,797	(0,01)	-0,127	(0,64)
<i>ms_divo</i>	-0,070	(0,83)	-0,223	(0,58)	0,486	(0,16)	0,012	(0,98)
<i>ms_widw</i>	0,565	(0,25)			0,350	(0,24)		
<i>ch_p0002</i>	0,613	(0,28)	0,589	(0,04)	0,012	(0,97)	0,410	(0,3)
<i>ch_p0306</i>	-0,123	(0,51)	-0,088	(0,57)	-0,169	(0,23)	-0,433	(0,03)
<i>ch_p0715</i>	-0,097	(0,4)	0,046	(0,71)	-0,037	(0,66)	-0,284	(0,07)
<i>ch_o0015</i>	0,178	(0,14)	0,120	(0,32)	0,030	(0,76)	-0,289	(0,03)
<i>ed_prnp</i>	-0,977	(0)	-0,515	(0)	-1,367	(0)	-0,670	(0)
<i>ed_tert</i>	-0,472	(0)	-0,235	(0,12)	0,601	(0,01)	0,482	(0,1)
<i>hs_badh</i>	-0,664	(0,01)	-0,282	(0,55)	-0,520	(0)	-1,291	(0)
<i>oi_a</i>	0,003	(0,81)	0,016	(0,16)	0,009	(0,4)	0,007	(0,74)
<i>oi_b</i>	0,051	(0,06)	0,007	(0,71)	0,055	(0,04)	0,055	(0,2)
<i>oi_c</i>	0,001	(0,97)	-0,015	(0,61)	-0,034	(0,07)	0,033	(0,28)
<i>oi_d</i>	0,010	(0,41)	-0,028	(0,01)	-0,002	(0,83)	-0,022	(0,2)
<i>oi_e</i>	0,022	(0,41)	-0,007	(0,75)	0,008	(0,65)	0,031	(0,34)
<i>oi_f</i>	-0,077	(0)	-0,056	(0,01)	-0,061	(0)	-0,020	(0,48)
<i>oi_g</i>	0,015	(0,63)	-0,011	(0,69)	-0,036	(0,11)	-0,070	(0,22)
<i>em_agri</i>	-0,222	(0,53)	-0,748	(0,04)	-0,756	(0)		
<i>_cons</i>	-5,533	(0)	-4,025	(0)	-1,179	(0,19)	-1,251	(0,3)
<i>/lnsigma</i>	-0,952	(0)	-0,988	(0)	-0,947	(0)	-0,990	(0)
<i>/athrho</i>	-0,816	(0)	-0,506	(0)	-0,718	(0)	-0,658	(0)
<i>sigma</i>	0,386		0,372		0,388		0,372	
<i>rho</i>	-0,673		-0,467		-0,616		-0,577	
<i>lambda</i>	-0,260		-0,174		-0,239		-0,214	
Ukupno obs.	1.699		2.109		1.883		1.979	
“Negativne” obs.	172		192		356		62	

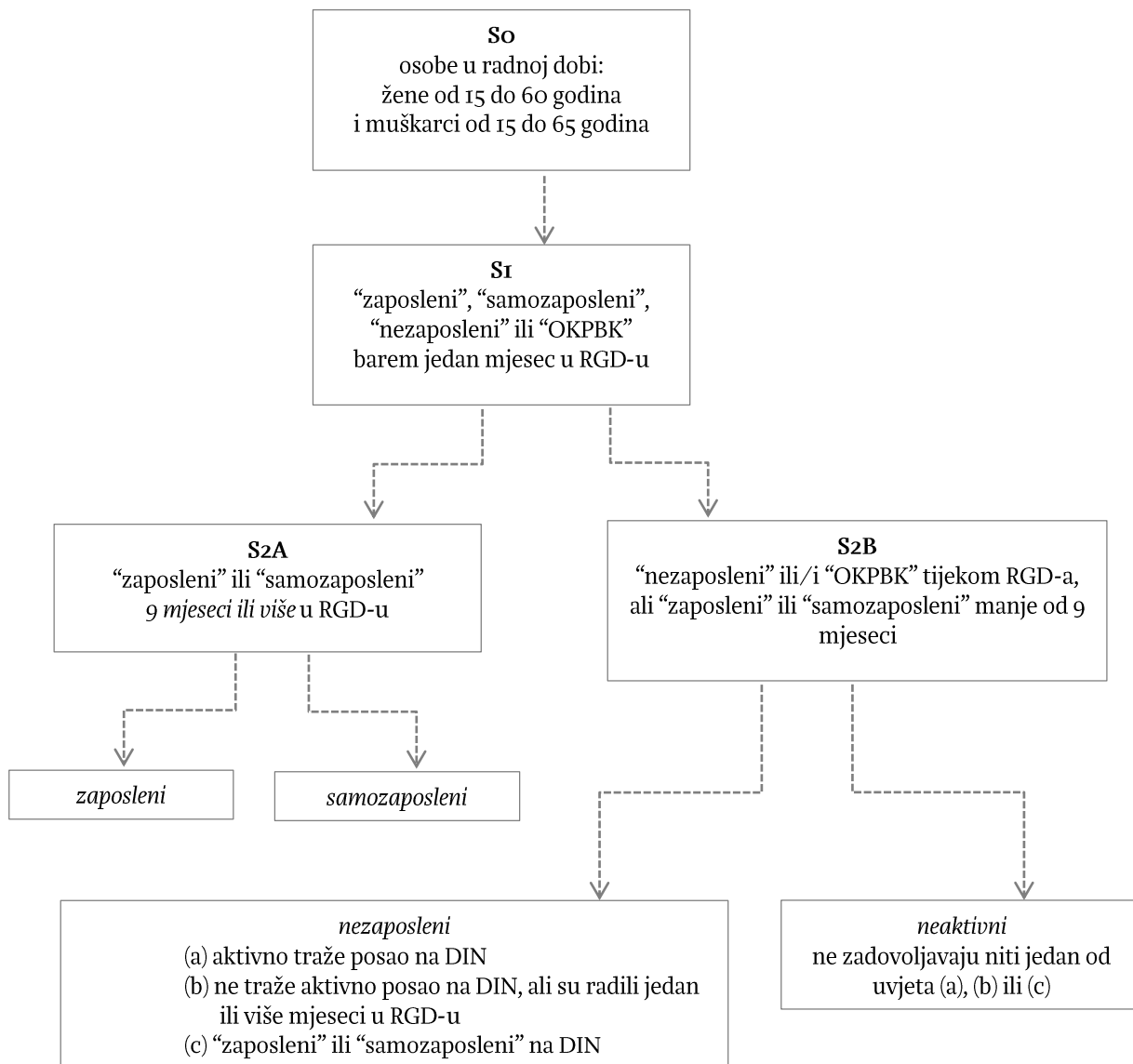
Napomena: specifikacije su objašnjene u poglavlju 5.4 (Tablica 10). Koeficijenti značajni uz razinu značajnosti od 5% su podebljani.

Kratice: koef. – koeficijent, raz. zn. – razina značajnosti.

DODATAK 3. OSTALI GRAFIKONI

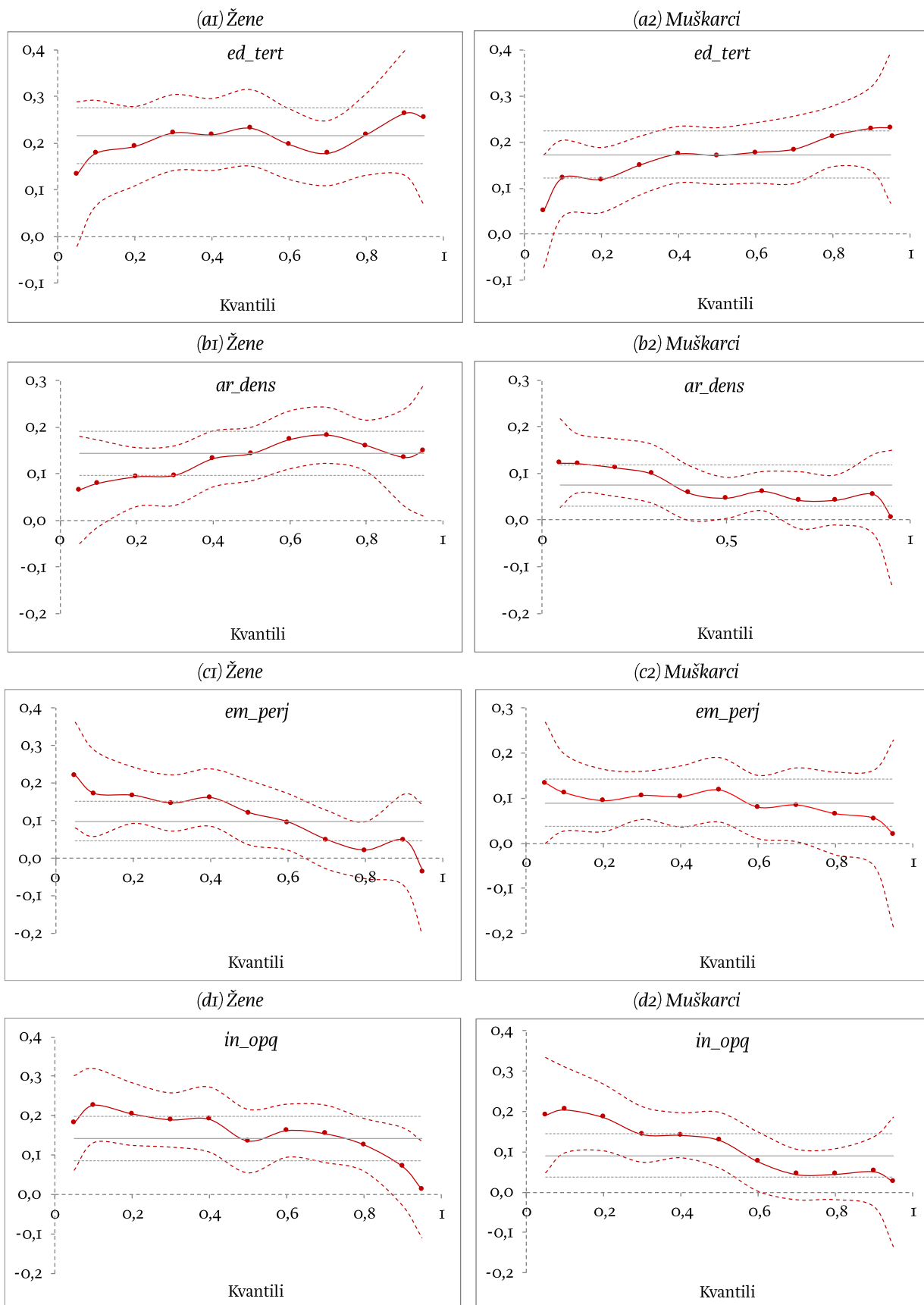
GRAFIKON A1.

Oblikovanje poduzoraka



GRAFIKON A2.

Koeficijenti QRM i LRM regresija, s intervalima pouzdanosti



DODATAK 4. RJEČNIK POJMOVA

Na hrvatskom	Na engleskom
diskretni model ponude rada	discrete choice labour supply model
granična efektivna porezna stopa na ekstenzivnoj granici	marginal effective tax rate at the extensive margin
McFaddenov pseudo R2	McFadden's pseudo R2
neopažena obilježja	unobservable characteristics
nepodudaranje vještina	skill mismatch
neuvjetno očekivanje	unconditional expectation
pravilo odabira uzorka	sample selection rule
(prilagođeni) McFaddenov pseudo R2	(adjusted) McFadden's pseudo R2
(prilagođeni) prebrojavajući pseudo R2	(adjusted) count pseudo R2
problem odabira uzorka	sample selection problem
procjena gustoće "jezgrenom" metodom	kernel density estimates
procjena u dva koraka	two-step procedure
referentna godina za dohodak	income reference year
vrijednosti uvjetnih očekivanja	conditional expected values
zahtijevana plaća	wage offer

REFERENCE

1. Amemiya, T., 1985. *Advanced econometrics*. Cambridge Mass.: Harvard University Press.
2. Anon, 2011. *What are pseudo R-squareds?* [online] UCLA: Statistical Consulting Group. Dostupno na: <http://www.ats.ucla.edu/stat/mult_pkg/faq/general/Psuedo_RSquareds.htm>.
3. Avlijaš, S. [et al.], 2013. *Gender Pay Gap in the Western Balkan Countries: Evidence From Serbia, Montenegro and Macedonia*. FREN – Foundation for the Advancement of Economics.
4. Bejaković, P [et al.], 2012. Isplati li se raditi u Hrvatskoj? *Revija za socijalnu politiku*, 19(1), pp.83–92. doi: [10.3935/rsp.v19i1.1054](https://doi.org/10.3935/rsp.v19i1.1054)
5. Berger, F., Islam, N. i Liégeois, P., 2011. Behavioural microsimulation and female labour supply in Luxembourg. *Brussels Economic Review*, 54(4), pp.389–420.
6. Bičáková, A., Slačálek, J. i Slavík, M., 2011. Labor Supply after Transition: Evidence from the Czech Republic. *Czech Journal of Economics and Finance*, 61(4), pp.327–347.
7. Botrić, V., 2009. Unemployed and long-term unemployed in Croatia: Evidence from Labour Force Survey. *Revija za socijalnu politiku*, 16(1), pp.25–44. doi: [10.3935/rsp.v16i1.807](https://doi.org/10.3935/rsp.v16i1.807)
8. Breunig, R. i Mercante, J., 2010. The Accuracy of Predicted Wages of the Non-Employed and Implications for Policy Simulations from Structural Labour Supply Models. *Economic Record*, 86(272), pp.49–70. doi: [10.1111/j.1475-4932.2009.00619.x](https://doi.org/10.1111/j.1475-4932.2009.00619.x)
9. Bushway, S., Johnson, B.D. i Slocum, L.A., 2007. Is the Magic Still There? The Use of the Heckman Two-Step Correction for Selection Bias in Criminology. *Journal of Quantitative Criminology*, 23(2), pp.151–178. doi: [10.1007/s10940-007-9024-4](https://doi.org/10.1007/s10940-007-9024-4)
10. Cameron, A.C. i Trivedi, P.K., 2005. *Microeconometrics: methods and applications*. Cambridge; New York: Cambridge University Press. doi: [10.1017/CBO9780511811241](https://doi.org/10.1017/CBO9780511811241)
11. Carone, G. [et al.], 2004. *Indicators of Unemployment and Low-Wage Traps: Marginal Effective Tax Rates on Employment Incomes*. Paris: OECD. doi: [10.1787/137550327778](https://doi.org/10.1787/137550327778)
12. CBS, 2013a. *Anketa o dohotku stanovništva*. [online] Dostupno na: <<http://www.dzs.hr/Hrv/important/Obrasci/14-Potrosnja/Obrasci/ADS-1.pdf>>.
13. CBS, 2013b. *Poverty indicators*, 2011. [online] Dostupno na: <http://www.dzs.hr/Hrv_Eng/publication/2012/14-01-03_01_2012.htm>.
14. CBS, 2015. *Active population (labour force) in Republic of Croatia, according to results of Labour Force Survey*. [online] Dostupno na: <<http://www.dzs.hr/Hrv/publication/StatisticsInLine.htm>>.
15. Eurostat, 2015. *EU-SILC: List of variables*. [online] Dostupno na: <<http://ec.europa.eu/eurostat/web/income-and-living-conditions/methodology/list-variables>>.
16. Figari, F., Paulus, A. i Sutherland, H., 2014. Microsimulation and Policy Analysis. In: A.B. Atkinson and F. Bourguignon, eds., *Handbook of Income Distribution*. Elsevier.
17. Greene, W.H., 2008. *Econometric analysis*. Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall.
18. Heckman, J.J., 1976. The Common Structure of Statistical Models of Truncation, Sample Selection and Limited Dependent Variables and a Simple Estimator for Such Models. *Annals of Economic and Social Measurement*, 5(4), pp.475–492.
19. Heckman, J.J., 1979. Sample Selection Bias as a Specification Error. *Econometrica*, 47(1), pp.153–161. doi: [10.2307/1912352](https://doi.org/10.2307/1912352)
20. Immervoll, H. i O'Donoghue, C., 2002. *Welfare benefits and work incentives: an analysis of the distribution of net replacement rates in Europe using EUROMOD, a multi-country microsimulation model*. EUROMOD Working Paper No. EM4/01.”
21. Khitarishvili, T., 2009. *Explaining the Gender Wage Gap in Georgia*. The Levy Economics Institute Working Paper, No. 577.
22. Labeaga, J. M., Oliver, X. i Spadaro, A., 2008. Discrete choice models of labour supply, behavioural microsimulation and the Spanish tax reforms. *The Journal of Economic Inequality*, 6(3), pp.247–273. doi: [10.1007/s10888-007-9057-9](https://doi.org/10.1007/s10888-007-9057-9)
23. Mojsoska-Blazevski, N., Petreski, M. i Petreska, D., 2013. *Increasing labour market activity of poor and female: Let's make work pay in Macedonia*. MPRA Working Papers Nr. 57228. University Library of Munich, Germany.
24. Nestić, D., 2005. The Determinants of Wages in Croatia: Evidence from Earnings Regressions. In: *Proceedings of 65th Anniversary Conference of the Institute of economics*. Zagreb: The Institute of Economics, pp.131–162.
25. Nestić, D., Rubil, I. i Tomić, I., 2015. Analysis of the Difference in Wages between the Public Sector, State-Owned Enterprises and the Private Sector in Croatia in the Period 2000-2012. *Privredna kretanja i ekonomska politika*, 24(1), pp.7–51.

26. Nicaise, I., 2001. Human capital, reservation wages and job competition: Heckman's lambda re-interpreted. *Applied Economics*, 33(february), pp. 309–315. doi: [10.1080/00036840121810](https://doi.org/10.1080/00036840121810)
27. Paci, P. i Reilly, B., 2004. *Does economic liberalization reduce gender inequality in the labor market: The experience of the transition economies of Europe and Central Asia*. World Bank: Working paper.
28. Pacifico, D., 2009. A behavioral microsimulation model with discrete labour supply for Italian couples. *CAPPaper*, No. 65.
29. Pastore, F. i Verashchagina, A., 2008. *The Determinants of Female Labour Supply in Belarus*. IZA Working Paper, No. 3457.
30. Puhani, P., 2000. The Heckman Correction for Sample Selection and Its Critique. *Journal of Economic Surveys*, 14(1), pp.53–68. doi: [10.1111/1467-6419.00104](https://doi.org/10.1111/1467-6419.00104)
31. Schaffner, J. A., 1998. Generating conditional expectations from models with selectivity bias: comment. *Economics Letters*, 58, pp.255–261. doi: [10.1016/S0165-1765\(98\)00004-4](https://doi.org/10.1016/S0165-1765(98)00004-4)
32. van Soest, A., 1995. Structural Models of Family Labor Supply: A Discrete Choice Approach. *The Journal of Human Resources*, 30(1), pp.63–88. doi: [10.2307/146191](https://doi.org/10.2307/146191)
33. Urban, I. i Bezeredi, S., 2015. *EUROMOD Country Report: Croatia*. Institute for Social and Economic Research.
34. Veall, M. R. i Zimmermann, K. F., 1992. Pseudo R²'s in the ordinal probit model. *The Journal of Mathematical Sociology*, 16(4), pp.333–342. doi: [10.1080/0022250X.1992.9990094](https://doi.org/10.1080/0022250X.1992.9990094)
35. Vella, F., 1998. Estimating Models with Sample Selection Bias: A Survey. *The Journal of Human Resources*, 33(1), pp.127–169. doi: [10.2307/146317](https://doi.org/10.2307/146317)
36. Verbeek, M., 2004. *A guide to modern econometrics*. Chichester: Wiley.
37. Williams, R., 2015. *Scalar Measures of Fit: Pseudo R² and Information Measures (AIC & BIC)*. [online] Dostupno na: <<https://www3.nd.edu/~rwilliam/xsoc73994/Lo5.pdf>>.
38. Winship, R. i Mare, D., 1992. Models for Sample Selection Bias. *Annual Review of Sociology*, pp.327–350. doi: [10.1146/annurev.so.18.080192.001551](https://doi.org/10.1146/annurev.so.18.080192.001551)

S engleskog preveli: univ. spec. oec. Slavko Bezeredi i dr. sc. Ivica Urban