

Testarea proprietăților predictive ale modelelor macroeconomice prin utilizarea simularilor stohastice. Influența numărului de observații asupra restrângerii intervalului de prognoză

i

Dr. Bianca Păuna¹

Introducere

Verificarea proprietăților predictive ale modelelor economice este un aspect care este neglijat de economisti. Activitatea de modelare economică se oprește de cele mai multe ori odată cu finalizarea modelului și cu testarea lui prin construcția unor prognoze pentru valorile contemporane ale variabilelor de interes. Compararea valorilor prognozate cu valorile realizate pentru variabilele endogene crează o imagine a acurateții de predicție a modelului econometric la intervalul de timp considerat. Totuși erorile de prognozare nu sunt constante în timp. Cu cât intervalul de prognoză crește, erorile de prognozate mai ales în cazul prognozelor dinamice² cresc și ele.

In general prognozele economice constau în prezentarea unei singure valori pentru fiecare variabilă de interes. Această informație nu este suficientă pentru a crea o impresie legată de probabilitățile de realizare ale acestei valori, precum și intervalele de variație pentru prognoze.

Există mai multe surse cu potențialul de a genera incertitudine în modelele econometrice. Prima sursă de incertitudine vine din caracterul subiectiv al tuturor modelelor econometrice. Orice model este o simplificare a realității și modelatorul este cel care decide aspectele de interes pentru modelul pe care intenționează să-l construiască, suportul teoretic pe care îl crede relevant pentru model, dar și variabilele exogene care determină variabilele endogene prognozate. Toate aceste motive determină gradul de subiectivism al modelului.

Marea majoritate a modelelor au ecuații econometrice ai căror coeficienți sunt estimați folosind diverse instrumente econometrice. Coeficienții astfel obținuți sunt variabile aleatoare care urmează o distribuție probabilistică. Tot ce se cunoaște este că în anumite condiții, estimatorii folosiți sunt nedeplasati, eficienți, etc.. Condițiile care trebuie îndeplinite pot fi destul de restrictive, dar chiar în cazul în care acestea sunt îndeplinite nu se poate cunoaște cât de apropriate sunt valorile coeficienților estimării de valorile reale ale coeficienților, aceasta generează a doua sursă de incertitudine.

O altă sursă de incertitudine este dată de valorile variabilelor exogene. Valorile variabilelor exogene determină valorile prognozate. Atunci când variabilele exogene intă în ecuațiile comportamentale sub formă de lag-uri, de cele mai multe ori, la momentul rulării modelului avem măcar date provizorii pentru ele. În cazul variabilelor de politici fiscale sau monetare sau a valorilor contemporane ale restului variabilelor exogene, modelatorul trebuie să aleagă ce valori va introduce pentru calculul

¹ Centrul de Modelare Macroeconomica, Institutul National de Cercetari Economice "Costin C. Kirίescu". Email: bpauna@gmail.com

² Prognozele dinamice sunt prognozele care folosesc valorile prognozate în intervalul de timp anterior ca valori pentru lagul variabilelor endogene.

prognozelor. În literatură de cele mai multe ori sunt folosite valorile din perioada anterioară, sau se estimează ecuații simple autoregresive pentru variabilele exogene, care sunt ulterior folosite pentru prognozarea acestora. Cum de cele mai multe ori valorile realizate ale variabilelor exogene nu sunt identice cu cele folosite în prognoză³, putem spune că de cele mai multe ori există incertitudine introdusă de variabilele exogene.

În această lucrare noi ne propunem să evaluăm acuratețea de estimare a unui bloc extras din Macromodelul Dobrescu al economiei românești din punct de vedere al intervalului de variație a prognozelor construite. Metoda folosită cuantifică incertitudinea introdusă de caracterul aleator al coeficienților ecuațiilor econometrice. Se poate observa că acuratețea estimării este influențată foarte mult de mărimea eșantionului folosit pentru estimarea ecuațiilor econometrice.

Testare proprietăților modelului în literatură

Există mai multe surse cu potențialul de a genera incertitudine în modelele econometrice. Prima sursă de incertitudine vine din caracterul subiectiv al tuturor modelelor econometrice. Orice model este o simplificare a realității și din acest motiv conține un grad de subiectivism. Mai mult decât atât, majoritatea modelelor macroeconomice conțin coeficienți de corecție introdusi aditiv sau multiplicativ în ecuațiile estimate. Acești termeni țin de intuiția și de experiența modelatorului.

Marea majoritate a modelelor au ecuații econometrice ai căror coeficienți sunt estimări folosind diverse instrumente econometrice. Coeficienții astfel obținuți sunt variabile aleatoare care urmează o anumită distribuție. În cazul metodei de estimare cele mai mici pătrate (cmmp), teorema Gauss - Markov ne asigură că, în situația în care anumite condiții sunt îndeplinite, estimatorul cmmp este nedeplasat, și de variație minimă în comparație cu alți estimatori liniari. Chiar în cazul în condițiile sunt satisfăcute, nimic nu garantează că coeficienții estimării sunt identici cu cei reali, s-ar putea ca ei să fie suficienți de depărtăți de aceștia⁴ tot ce ne garantează teorema este că în cazul în care am repeta estimarea folosind alte eșantioane, de un număr suficient de mare de ori, media estimatorilor va tinde probabilistic către valoarea reală.

O altă sursă de incertitudine este dată de valorile variabilelor exogene. Variabilele exogene pot fi atât variabile ale politicilor fiscale sau monetare, dar și variabile economice care nu sunt prognozate în interiorul modelului pentru că nu sunt de interes pentru modelator. Valorile variabilelor exogene determină însă valorile prognozate. Atunci când variabilele exogene intă în ecuațiile comportamentale sub formă de lag-uri, de cele mai multe ori, la momentul rulării modelului avem măcar date provizorii pentru ele. În cazul variabilelor de politici fiscale sau monetare sau a valorilor contemporane ale restului variabilelor exogene, modelatorul trebuie să determine ce valori va introduce pentru calculul prognozelor. În literatură de cele mai multe ori sunt folosite valorile din perioada anterioară, sau se estimează ecuații simple autoregresive pentru variabilele exogene. Cum de cele mai multe ori valorile realizate ale variabilelor exogene nu sunt identice cu cele folosite în prognoză⁵, putem spune că de cele mai multe ori există incertitudine introdusă de variabilele exogene.

³ Este suficient una să fie diferită, nu trebuie ca toate valorile să difere.

⁴ Deviația standard a estimatorilor descrie distribuția acestora din punct de vedere al concentrării valorilor în jurul mediei. Cu cât deviația standard este mai mare, cu atât estimatul are o probabilitate mai mare să fie mai îndepărtat de valoarea reală.

⁵ Este suficient una să fie diferită, nu trebuie ca toate valorile să difere.

Lucrările economice apelează la diverse metode pentru a cuantifica incertitudinile inerente macromodelelor. Cele mai răspândite utilizează procedee de simulare stochastică pentru a cuantifica incertitudinea, dar sunt și metode care se bazează pe modele VAR, etc.

Simularea stochastică este o metodologie aplicată pe scară largă în economie. În cazul de față, procedeul constă în construirea unei distribuții pentru coeficienții ecuațiilor comportamentale. Din econometrie se știe că coeficienții estimati sunt variabile aleatoare, care în cele mai multe cazuri se acceptă că sunt distribuiți normal. Prin rezolvarea repetată a ecuațiilor comportamentale adăugând șocuri la variabila endogenă, se obține o distribuție pentru fiecare coeficient⁶. Se rezolvă modelul cu coeficienții calculați astfel, și se obțin distribuții pentru valorile proгnozate. Prin compararea distribuților astfel calculate prin mai multe modele și compararea valorilor proгnozate cu cele realizate se poate efectua o comparație a performanțelor diferitelor macromodele.

Drew și Hunt (1998) prezintă metodologia folosită de Banca Centrală a Noii Zeelande pentru cuantificarea efectului pe care incertitudinile inerente șocurile economice le pot avea asupra analizei diferitelor politici. Lucrarea evaluează incertitudinea șocurilor pe care oamenii politici trebuie să le considere atunci când analizează diversele politici pentru a realiza ceea ce-și propun din punct de vedere al politicilor monetare. Modelul analizat este calibrat, nu estimat, deci nu conține incertitudine. Pentru a eluda această problemă, autorii au estimat un model VAR al economiei Noii Zelande, și funcțiile de impuls răspuns au fost utilizate pentru a genera șocuri în ecuațiile cele mai importante.

Pierce (2006) ilustrează modul de utilizare al programului WinSolve în simularea stochastică și control optim. Tipul de incertitudine analizat este incertitudinea din termenul de eroare, care este introdus prin rezolvarea repetată a modelului la care au fost adăugate șocuri aleatoare extrase dintr-o distribuție de probabilitate. Soluțiile obținute sunt utilizate pentru a calcula distribuția soluțiilor modelului. Autorii prezintă modul în care programul WiSolve poate fi folosit pentru generarea șocurilor, prin bootstraparea reziduurilor ecuațiilor comportamentale, aplicând metoda Cholesky. Programul WinSolve permite de asemenea și specificarea unei matrici covarianță a șocurilor dacă se admite ipoteza că șocurile sunt distribuite multivariat normale. În cazul în care ipoteza nu este acceptată, utilizatorul are opțiunea de a-și defini șocuri care să urmeze orice distribuție, prin scrierea unui fișier care să definească forma funcțională a acestora. În plus, există și posibilitatea definirii unor șocuri antitetice, pentru fiecare șoc aleator generat (ε_t), computerul generează și șocul ($-\varepsilon_t$), deci șocurile sunt generate în perechi, ceea ce permite obținerea unei distribuții simetrice a șocurilor.

Articolul lui Lanser și Kranendonk (2008) utilizează tehnici Monte-Carlo pentru cuantificarea incertitudinii în cazul modelului SAFFIER al economiei Danemarcii. Articolul analizează incertitudinea generată de folosirea în model, la estimare ecuațiilor comportamentale, a datelor statistice provizorii (pentru anii cei mai recenti), datorită faptului că este un interval de 30 luni până când datele devin definitive, iar ajustările care sunt făcute în datele statistice sunt importante. Folosind tehnici de simulare Monte-Carlo, incertitudinea este modelată și adăugată ca termen de eroare. Distribuția erorilor este calculată pentru componente specifice Saffer.

Neamț, M., Mircea, G., Pirtea, M. și Opris, D. (2012) studiază dinamica comportamentului modelelor de ciclu economic deterministe și stochastic. Pentru confirmarea rezultatelor teoretice se efectuează o

⁶ Pentru a se genera baze de date diferite se pornește de la distribuția erorilor ecuațiilor comportamentale inițiale. Aceste erori sunt amestecate și adăugate variabilei endogene. Se re-estimează ecuațiile cu bazele de date astfel modificate și se obțin distribuțiile pentru coeficienții econometrici. O altă metodă de replicare a bazei de date întâlnită în literatură este și prin generarea unor erori din distribuția normală care are variația egală cu variația erorilor, cu ajutorul unui generator aleator de numere.

simulare numerică. Articolul debutează cu construcția unui model de ciclu economic care conține o funcție de investiții, o funcție de sentiment de consum și o funcție de economisire. Punctul de echilibru este calculat pentru modelul determinist și este introdus un termen de perturbație pentru studierea efectelor fluctuațiilor aleatoare asupra soluției deterministe. Perturbațiile stohastice introduse în modelul determinist sunt de tipul zgomot alb Gaussian.

Lucrarea OECD - FAO Agricultural Outlook 2011 prezintă o analiză a efectului asupra producției a diverselor generatoare de volatilitate. Au fost analizate trei surse exogene de risc și variabilitate: a) prețul petrolului și a îngășmintelor chimice, b) variabilele macroeconomice inclusiv creșterea economică și deflatorii de consum pentru diverse economii dezvoltate, c) variabile legate de vreme și de tehnologie (care sunt reprezentate de producția de grâu, orez, porumb). Distribuțiile de frecvență ale diverselor surse de șocuri au fost studiate și în modelul structural al pieței agricole au fost introduse șocuri deduse din aceste distribuții.

Medeiros (2012) subliniază rolul comun pe care îl joacă structura șocurilor macroeconomice în mod special cele asociate cu politicile fiscale în determinarea riscului asociat datoriei publice. Simularea de datorie stochastică este făcută pe două dimensiuni. Prima dimensiune se referă la tipul șocului considerat pentru variabilele macroeconomice (erori normale sau reziduuri bootstrapate). A doua dimensiune se referă la ipoteza privind balanța primară (balanța primară nemodificată la ultimele valori observate presupunând revenirea mediei către valorile istorice). Această metodologie prezintă o tipologie pe patru paliere pentru cuantificarea dinamicilor datoriei publice. Lucrarea propune o abordare probabilistică/stochastică a dinamicilor datoriei bazată pe proprietățile statistice ale variabilelor macroeconomice ne-fiscale și a răspunsurilor variabilelor fiscale la variabilele macroeconomice.

Feldlum (1995) analizează situațiile financiare ale companiilor de asigurare în cazul unor condiții economice viitoare. Au fost folosite două metodologii de evaluare simularea stochastică și testarea scenariilor. Autorul consideră că companiile financiare ar trebui să prezinte o analiză care să evaluateze starea finanică a companiei în condițiile unei plaje largi de condiții economice viitoare posibile. Caracteristica riscului financiar de a fi pe termen lung și creșterea volatilității economiei Statelor Unite impune ca analizele să ofere o vedere largă a sănătății financiare a companiei în locul obișnuitului raport anual. Scurile economice sunt generate prin extragerea, cu ajutorul unui generator aleator de numere, dintr-o distribuție de probabilitate a realizărilor economice posibile.

McWhorter, Spivey, and Wrobleski (1976) aplică simularea stochastică în contextul unui filtru Kalman pentru a cuantifica efectele unei potențiale specificării incorecte a ecuațiilor comportamentale. Coeficienții sunt setați arbitrar, nu există metode care să indice modul de alegere al acestor coeficienți.

Franz, Goggelman, Schellhorn și Wuinker (1998) au aplicat metodologia de simulare stochastică pentru testarea robustetei rezultatelor simulărilor de politici folosind un macromodel al economiei Germaniei de vest. În această lucrare autorii au dorit să cuantifice inertitudinea datorată erorilor. Neliniaritățile inerente tuturor macromodelelor sunt motivul care determină folosirea simulării stochastice atunci când se dorește să se calculeze intervale de încredere. În această lucrare s-a dorit să se prezinte pe lângă estimărilor punctuale testarea robustetei folosind diverse abordări ale simulării stochastice, inclusiv tehnici Monte-Carlo. Au fost comparate diverse metode de generare a erorilor pe baza deplasării estimatorilor și în contextul modelului cel mai performant a fost cel care a folosit algoritmi de generare pseudo-aleator.

Winker (1998) prezintă bogăția de informație care poate fi obținută cu ajutorul simulării stochastice în comparație cu prognozele punctuale. De asemenea, prezintă argumente pentru folosirea tehnicilor

pseudo Monte Carlo pentru a evita problemele implicate de folosirea unor generatoare aleatoare de numere datorită potențialului ca numerele generate să nu fie aleatoare.

Metodologia de simulare stochastică este descrisă foarte bine de Fair (1993). Scopul lucrării este de a se genera intervale de variație însotite de probabilitățile aferente pentru fiecare variabilă prognozată, în locul valorilor punctuale date de majoritatea prognozelor. În această lucrare, autorul consideră că se cunoaște distribuția erorilor/coeficientilor. Cea mai la îndemâna este distribuția normală, dar metodologia poate fi aplicată și în cazul unei alte forme funcționale pentru distribuțiile erorilor.

Primul pas este calculul proguzei prin rezolvarea modelului considerând scenariul ales (valorile variabilelor exogene). Soluția astfel obținută se numește deterministă. La datele statistice se adaugă erori care sunt obținute prin extragere din distribuția normală sau din distribuția aleasă, cu ajutorul unui generator aleator de numere. Modelul este rezolvat pentru fiecare eroare astfel generată obținându-se astfel distribuții pentru variabilele proguzate. În acest fel se poate asocia probabilități diferitelor valori posibile ale variabilelor proguzate, în condițiile scenariului analizat.

O metodologie similară este aplicată atunci când se dorește analizarea incertitudinii derivate din faptul că coeficienții estimării sunt variabile aleatoare. În mod similar coeficienții sunt extrași dintr-o distribuție normală (sau o distribuție cunoscută) și pentru fiecare set de valori alese, și valorile pentru variabilele exogene se calculează valorile variabilelor proguzate, obținându-se astfel o distribuție pentru variabilele exogene, care cuantifică efectul pe care această sursă de incertitudine îl are asupra valorilor proguzate.

A treia sursă potențială de eroare, și anume incertitudinea asociată variabilelor exogene este mai dificilă de cuantificat. Variabilele exogene sunt exogene modelului și nu se cunoaște o distribuție asociată acestora. Acest aspect al incertitudinii generate de variabilele exogene poate fi omis din analize considerându-se că valorile acestora sunt fixate, dar atunci când se compară mai multe modele între ele, un model în care variabile mai dificil de proguzat sunt incluse ca exogene ar fi avantajat în comparație cu un model în care aceleași variabile sunt variabile endogene. Una din soluțiile adoptate este de a construi distribuții pentru variabilele exogene din valorile selectate de modelatori. Alternativ se pot calcula ecuații auto-regresive, sau vectori auto-regresivi pentru variabilele exogene care sunt incorporate în model și sunt estimate simultan cu restul modelului.

În alte articole mai vechi Fair prezintă o abordare pentru cuantificarea incertitudinii inerente modelelor economice, abordare care se poate aplica și în cazul incertitudinii datorate variabilelor exogene. Totuși această abordare nu se finalizează prin obținerea unor distribuții de probabilitate pentru variabilele endogene, deci nu este foarte informativă atunci când se dorește calculul unor probabilități asociate diferitelor valori ale valorilor proguzate. Un alt dezavantaj este și faptul că este foarte intensivă din punct de vedere computațional, și necesită un număr de date statistice destul de mare pentru a putea fi aplicată. Cele două lucrări în care această metodă este prezentată sunt Fair(1980) și Fair(1986). Metoda poate fi aplicată pentru a identifica patru tipuri de incertitudini, cea datorată termenului de eroare, cea datorată coeficientilor estimării ai ecuațiilor comportamentale, care sunt variabile aleatoare, incertitudinea datorată variabilelor exogene și cea datorată posibilei mis-specificări a modelului.

Modelele care sunt cele mai potrivite pentru aplicarea acestei metodologii sunt macromodelele construite pe date trimestriale, pentru că dispun de un număr suficient de observații. Metoda se bazează pe compararea variației calculate prin simulare stochastică cu variația calculată din erorile de proguză. În cazul unui model bine specificat valoarea așteptată a diferențelor dintre cele două

estimate (pentru oricare din variabilele endogene) ar trebui să fie zero, în absența unor erori de simulare. Metodologia presupune re-estimări și simulări stohastice succesive.

Pentru înțelegerea metodei voi prezenta exemplul dat de în Fair(1980). Se consideră că macromodelul este estimat pe 100 de observații statistice. Se consideră că numărul de variabile latente este în aşa fel, încât intervalul de estimare începe cu trimestrul 11. În prima etapă se consideră că valorile folosite pentru variabilele exogene sunt cele reale. Se re-estimează modelul pe datele statistice (11-70) și se obține un set de estimați noi pentru următoarele variabile, coeficienții $\hat{\beta}(11,70)$, matricea covariație a erorilor $\hat{\Omega}(11,70)$, și $\hat{V}(11,70)$, matricea covariație a estimatorilor β_i . Cu aceste informații se calculează prin simulare stohastică valoarea așteptată a progronei și variația erorii de prognoză pentru fiecare variabilă i pentru trimestrul 71. Diferența dintre valoarea așteptată a progronei și valoarea reală este media erorii de prognoză calculată pentru date statistice în intervalul (11,70) pentru prognoza trimestrului 71 ($\hat{\varepsilon}_i(71,1,11,70)$).

$$\hat{\varepsilon}_i(71,1,11,70) = y_i(71) - \tilde{y}_i(71,1,11,70)$$

Dacă se presupune că estimatul lui $y_i(71,1,11,70)$ obținut prin simulare stohastică este identic cu valoarea așteptată reală atunci $\hat{\varepsilon}_i(71,1,11,70)$ este un eșantion extras dintre-o distribuție cunoscută de medie zero și variație $\sigma_i^2(71,1,11,70)$. În aceste condiții $\hat{\varepsilon}_i^2(71,1,11,70)$ este un estimator nedeplasat al lui $\sigma_i^2(71,1,11,70)$. Deci, există doi estimați ai variației, unul calculat din media progozelor, iar cel de-al doilea calculat prin simulare stohastică. Se notează cu $d_i(71,1,11,70)$ diferența celor doi estimatori.

Dacă estimatul prin simulare stohastică $\hat{\varepsilon}_i^2(71,1,11,70)$ este egal cu valoarea reală, atunci $d_i(71,1,11,70)$ este diferența dintre variația calculată ca medie a erorii de prognoză și variația reală. Deci în condițiile în care nu există erori în simularea stohastică, $d_i(71,1,11,70)$ trebuie să fie egală cu zero.

Aceleași calcule se reiau la re-estimarea ecuației pe intervalul (11,71), (11,72), ..., (11,99), la construirea progronei pentru trimestrul 72, 73, respectiv 100 și la calculul coeficienților $d_i(72,1,11,71)$, $d_i(73,1,11,72)$, ..., $d_i(100,1,11,99)$. După efectuarea calculelor se obțin 30 de vectori cu valori pentru $d_i(t,1,11,t-1)$ unde $t=71, \dots, 100$.

În condițiile în care modelul este corect specificat valorile calculate d ar trebui să fie apropriate de zero. Deci valorile lui d pot fi considerate o măsură a gradului de mis-specificare a macromodelului. Totuși nu există tabele care să ne indice care este considerat un grad "acceptabil" de specificare incorecta a unui model. Dar, atunci cand se dorește o îmbunătățire a specificării, prin aplicarea metodei fiecărei variante de model se poate face o alegere informată din punct de vedere al performanțelor între două sau mai multe modele.

Trebuie menționat că toate calculele anterioare au fost făcute introducând valorile reale ale variabilelor exogene. Când nu se folosesc valorilor reale ale variabilelor exogene, chiar în absența erorilor de specificare ale modelului și a erorilor de simulare stohastică, valoarea de așteptat a variabilei d nu mai este zero.

Considerând \bar{d}_1 ca fiind media tuturor valorilor $d_i(t,1,11,t-1)$ incertitudinea datorată variabilelor exogene $\tilde{\sigma}_i^2(t,1,11,t-1,d)$ poate fi calculată astfel:

$$\tilde{\sigma}_i^2(t,1,11,t-1,d) = \tilde{\sigma}_i^2(t,1,11,t-1) + \bar{d}_1$$

Metodologia prezentată mai sus nu este însă posibil de aplicat decât în prezența unui număr de observații foarte mare, pentru că se bazează pe metode probabilistice care dau rezultate cu atât mai bune cu cât baza de date este mai mare, pentru că ele converg în probabilitate. Deci această metodă nu se pretează pentru date anuale cum este situația în cazul nostru. Chiar presupunând existența unor informații statistice suficient de numeroase, această metodă este neattractivă datorită necesităților computaționale. Se re-estimează ecuația econometrică și se rulează simularea stochastică pentru fiecare caz în parte, în exemplul anterior de 30 de ori. Informația pe care o dă această metodă este însă interesantă atunci când se dorește alegerea între mai multe forme funcționale, pentru că cu ajutorul ei se calculează o statistică care permite diferențierea între acestea.

Un alt articol care utilizează tehniciile de simulare stochastică pentru evaluarea proprietăților unui macromodel economic este lucrarea lui Gajda et al. (1998). Autorii doresc să evaluateze proprietățile modelului KOSMOS calculând intervalul erorilor de prognoză în cazul diferitelor aspecte ale modelului analizat. Autorii sunt interesați în studiul efectelor unor șocuri aleatoare, al efectelor unor variații aleatoare a coeficienților ecuațiilor de prognoză, și al efectelor datorită propagării erorilor atunci când intervalul de prognoză acoperă mai multe intervale de timp.

Articolul lui Gajda, J. B. and A. Markowski (1998) prezintă o aplicație a tehniciilor de simulare stochastică pentru evaluarea proprietăților modelului KOSMOS. Se calculează valoarea așteptată a erorilor de prognoză în cazul câtorva incertitudini din sistem. Autorii s-au concentrat pe analiza efectelor prezenței șocurilor aleatoare, efectelor caracterului aleator al coeficienților ecuațiilor comportamentale, efectelor generate de propagarea erorilor de prognoză atunci când intervalul de prognoză depășește un interval de timp. Analiza s-a concentrat pe trei direcții, studierea diferenței dintre prognoza deterministă (soluția obținută prin estimarea clastică) și media prognozei stochastice, studierea deviației standard a prognozei stochastice (o deviație standard mare este un semnal că modelul este vulnerabil la șocuri) și studierea formei distribuției prognozei stochastice.

Din punct de vedere metodologic șocurile aleatoare au fost introduse cu ajutorul unui generator de numere pseudo-aleator, și au fost aplicate ecuațiilor celor mai importante din model. Modelul a fost estimat pentru 13 perioade semi-anuale. Fiecărei ecuații din model i-au fost aplicate două tipuri de erori, prima a fost inclusă în mod aditiv, ceea ce corespunde unei medii diferențiate de zero a erorilor. În al doilea experiment au fost incluse atât șocuri aleatoare erorilor, cât și șocuri aleatoare coeficienților estimării ai ecuațiilor comportamentale. Această abordare a permis identificarea ecuațiilor care trebuie să fie analizate pentru o mai bună specificare reușind în acest fel o creștere a acurateții prognozelor macromodelului.

Prezentarea modelului testat

Metoda de simulare stohastică a fost aplicată pe un bloc al Macromodelului Dobrescu⁷ varianta 2012. A fost preferată aplicarea metodologiei pe numai pe o secțiune a modelului pentru a ușura calculele.

Mini-modelul conține un număr de 5 ecuații comportamentale și 14 ecuații contabile și de definiție. Acestea conțin ca variabile endogene rata șomajului, rata de participare, rata de depreciere, formarea brută de capital fix, productivitatea totală a factorilor de producție. Variabilele exogene blocului sunt populația ocupată, alpha, definit ca procentul cheltuielilor cu forța de muncă în valoarea adăugată brută, deflatorul produsului intern brut în prețuri constante ale anului 2005, deflatorul investițiilor în prețuri constante ale anului 2005, și rmon, dobânda de intervenție a Băncii Naționale a României.

Scopul mini-blocului este de a prezenta programele ale produsului intern brut. Acestea sunt realizate cu ajutorul unei funcții de producție Cobb-Douglas astfel:

$$GDP05 = E^{\alpha} \cdot Kc05^{(1-\alpha)} \cdot TFP05n$$

unde: GDP05 este produsul intern brut în prețurile anului 2005 (GDP în prețuri constante);
E sunt numărul de persoane ocupate;
Kc05 este capitalul exprimat în prețurile anului 2005;
TFPN05 este productivitatea factorilor de producție exprimată în prețuri constante, variabilă endogenă;
alpha este calculat ca veniturile din muncă ca procent din valoarea adăugată brută, variabilă exogenă blocului.

Persoanele ocupate sunt calculate cu ajutorul relației de definiție:

$$E = LF \cdot (1 - ru)$$

unde: LF este forța de muncă;
ru este rata șomajului, variabilă endogenă.

Forța de muncă se calculează astfel:

$$LF = prap \cdot AP$$

unde: AP este populația în vîrstă de muncă, variabilă exogenă blocului;
prap este rata de participare, variabilă endogenă.

Pentru calculul ratei șomajului și a ratei de participare se folosesc ecuații comportamentale:

$$d(ru) = c(4) \cdot ru(-1) + c(5) \cdot \alpha(-1)$$

unde: dru este diferența de ordinul întâi, deci ru = d(ru) + ru(-1);
ru(-1) este rata șomajului în anul anterior.
și:

$$prap = c(1) + c(2) \cdot prap(-1) + c(3) \cdot t/(t+1)$$

unde: prap(-1) este rata de participare din anul anterior;

⁷ Modelul a fost construit în cadrul proiectului XXX

$t/(t+1)$ este o variabilă de timp care surprinde convergența ratei de participare valoare de echilibru.

Stocul de capital este calculat cu ajutorul ecuației contabile:

$$Kc05 = Kc05(-1) \cdot (1-dfa) + GFCF05$$

unde: dfa este rata de amortizare a capitalului, variabilă endogenă;
 $GFCF05$ este formarea brută de capital fix în prețurile anului 2005, variabilă endogenă.

Pentru calculul ratei de deprecieri a fost folosită o ecuație comportamentală autoregresivă;

$$d(dfa) = c(9) + c(10) \cdot dfa(-1)$$

unde: $d(dfa)$ este diferența de ordinul întâi, deci $dfa = dfa(-1) + d(dfa)$

Formarea brută de capital fix este calculată cu ajutorul unei ecuații comportamentale:

$$rIGFCF = c(51) \cdot ((IGDP(-1) \cdot IGDP)^{1/2} - 1) + c(52) \cdot d(rmon) + c(53)/t$$

unde: $rIGFCF$ este rata de creștere a formării brute de capital fix în prețuri curente;
 $IGDP$ este indicele produsului intern brut în prețuri curente;
 $rmon$ este rata de intervenție a Băncii Naționale, iar d este operatorul diferență.

Transformarea formării brute de capital fix din prețuri curente în prețuri constante se face cu ajutorul $PK05$ (deflatorul formării brute de capitalului fix exprimat în prețuri constante 2005, variabilă exogenă modelului) astfel:

$$GFCF05 = GFCF/PK05$$

Transformarea produsului intern brut în prețuri curente se face prin împărțirea la $PGDP05$, deflatorul produsului intern brut în prețuri constante.

Ultima relație folosită în mini-model este ecuația econometrică a productivității totale a factorilor de producție:

$$d(ITFPn) = c(18) + c(19) \cdot ITPFn(-1) + c(20) \cdot alpha(-1) + c(21) \cdot t/(t+1)$$

In cadrul mini-modelului folosit avem cinci variabile endogene: rata șomajului, rata de participare, rata de deprecieră, formarea brută de capital fix și productivitatea totală a factorilor de producție. Variabilele considerate exogene modelului sunt: populația în vîrstă de muncă, proporția veniturilor din muncă în valoarea adăugată brută ($alpha$), deflatorul investițiilor, rata de intervenție monetară a Băncii Naționale. Valorile variabilelor din anul anterior sunt considerate că sunt cunoscute.

Modelul a fost construit pe date anuale, seria de date începând de cele mai multe ori în anul 1990 până în 2011, ceea ce înseamnă că există în jur de 20 de grade de libertate pentru ecuații, după ce se construiesc variabilele în diferentă, care reduce numărul gradelor de libertate cu o unitate.

Rezultatele estimării ecuațiilor comportamentale sunt prezentat în Anexa 1. Ecuațiile comportamentale și contabile ale mini-modelului testat sunt prezentate integral în Anexa 2.

Ecuația comportamentală a ratei de participare și a formării brute de capital fix sunt foarte bine specificate amândouă având un coeficient de determinare R^2 de peste 0.90. Restul ecuațiilor au

coeficienți de determinare mai scăzuți deși toți sunt peste 0.50. Toți coeficienții ecuațiilor econometrice au însă statistici foarte bune, toți sunt semnificativi, având coeficientul t-statistic peste 2, ceea ce înseamnă că probabilitatea ca de a respinge ipoteză că coeficienții econometrici sunt egali cu zero atunci când este adevărată este neglijabilă.

Verificarea proprietăților submodelului prin simulare stocastică

Scopul lucrării este verificarea proprietăților modelului în condițiile incertitudinii derivate din coeficienții econometrici ai ecuațiilor comportamentale. Coeficienții estimări sunt variabile aleatoare care urmează o distribuție. Prin estimare se obține o valoare din distribuția posibilă. Pentru testarea proprietăților modelului este necesar să se observe cum se modifică prognozele pentru alte realizări ale coeficienților.

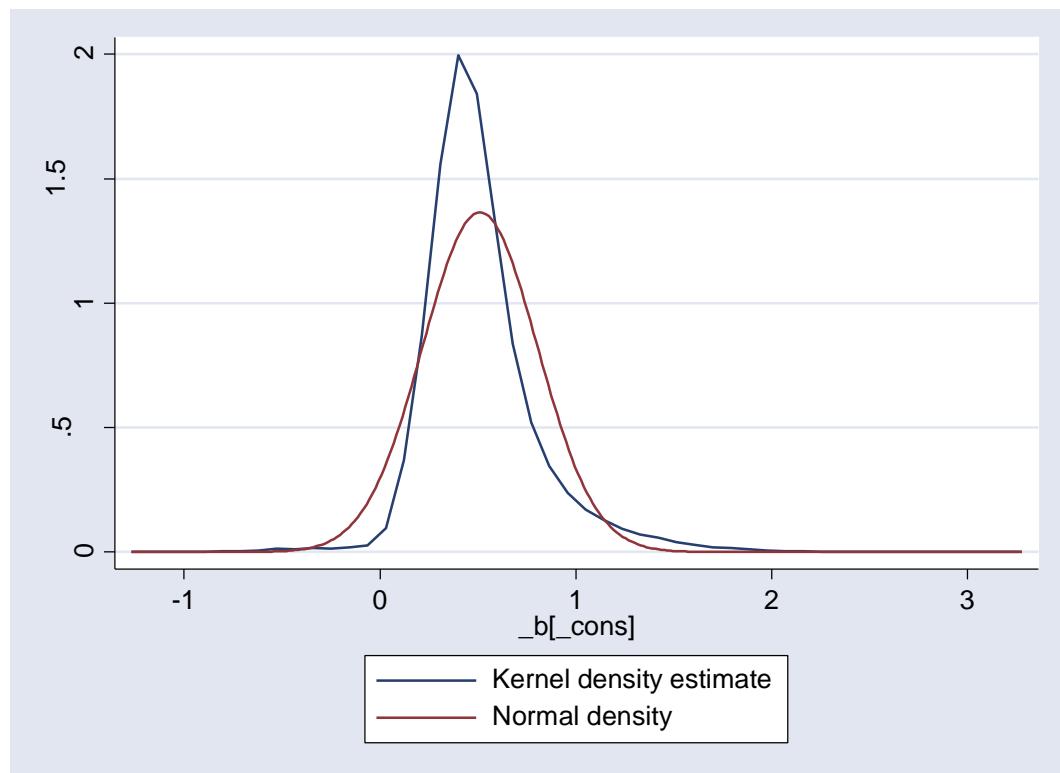
Replacarea coeficienților ecuațiilor comportamentale

Pentru obținerea unui număr suficient de mari de replici s-a recurs la procedura de boot-strapare pentru fiecare ecuație econometrică. Procedura de bootstrapare constă în adăugarea în datele statistice a unei erori obținută din ecuația econometrică initială. Pentru a obține rezultate suficiente au fost calculate 100,000 de replici. Rezultatele bootstrapării sunt prezentate în Anexa 3.

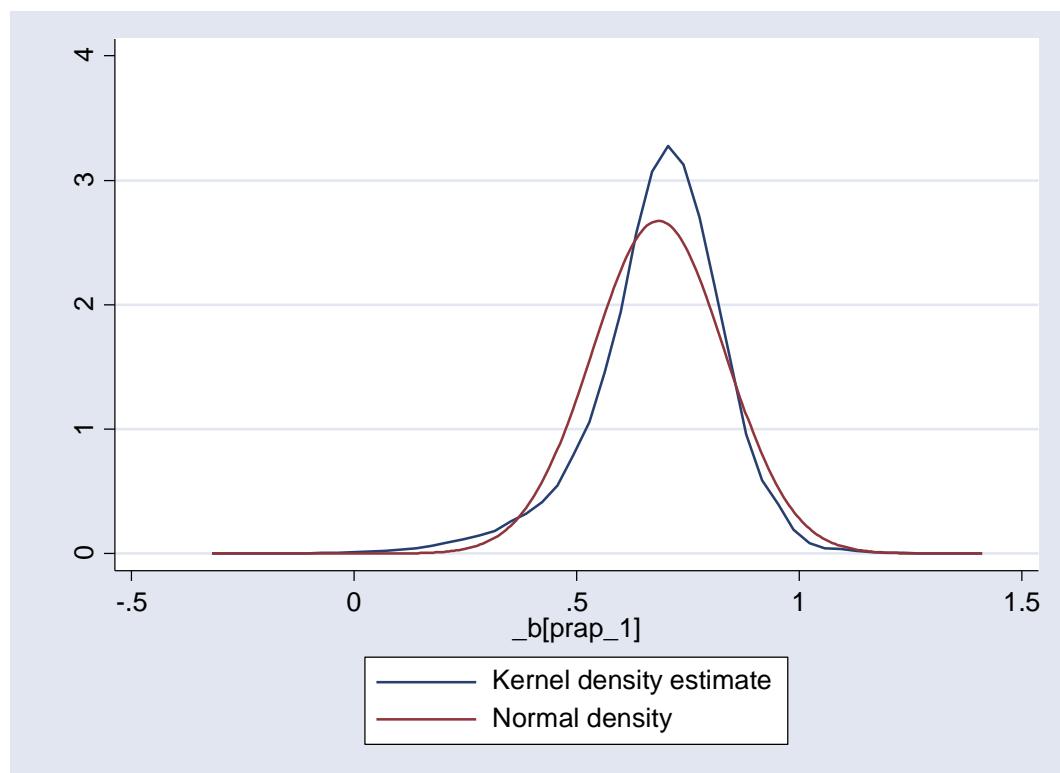
In urma bootstrapării au fost obținute distribuții de 100,000 de coeficienți pentru fiecare coeficient al ecuației comportamentale. Graficele distribuțiilor obținute sunt prezentate în Graficul 1 - Graficul 14.

Coefficienții din ecuația ratei somajului au o distribuție bi-modală, în timp ce restul coeficienților sunt mai mult sau mai puțin apropiată de distribuția normală. Câteva distribuții au un număr semnificativ de valori extreme, lucru ce este normal ținând seama de numărul mare de bootstrapări care au fost efectuate.

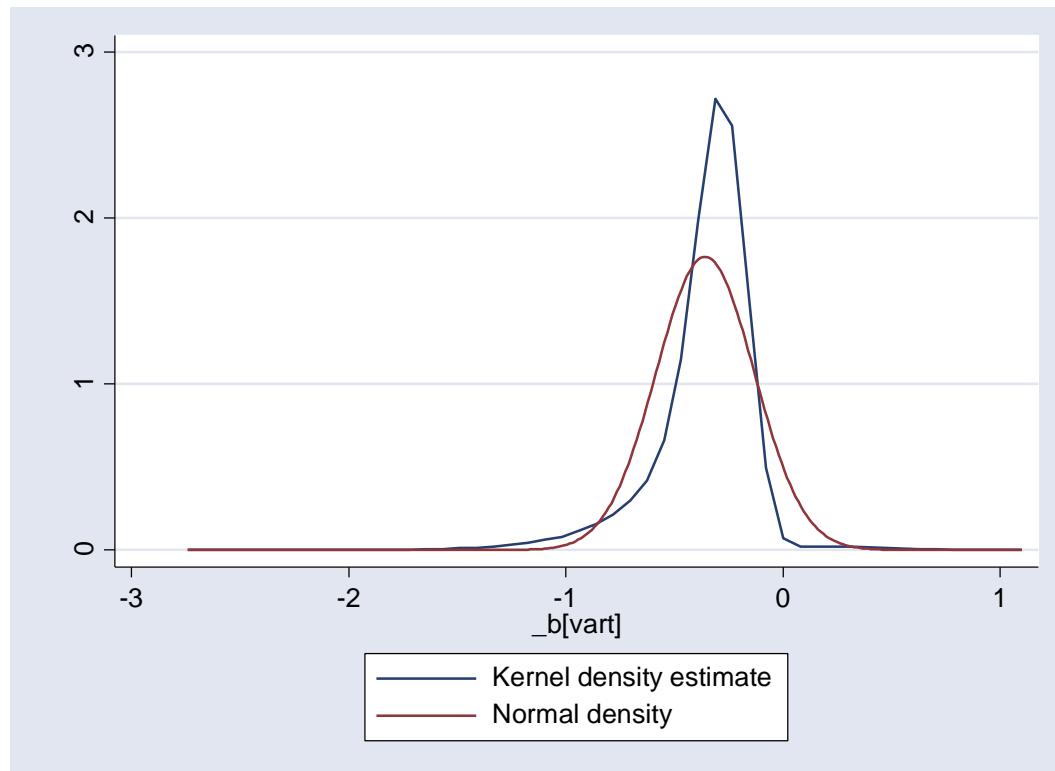
Graficul 1 Funcția de densitate a coeficientului c1 al ecuației ratei de participare



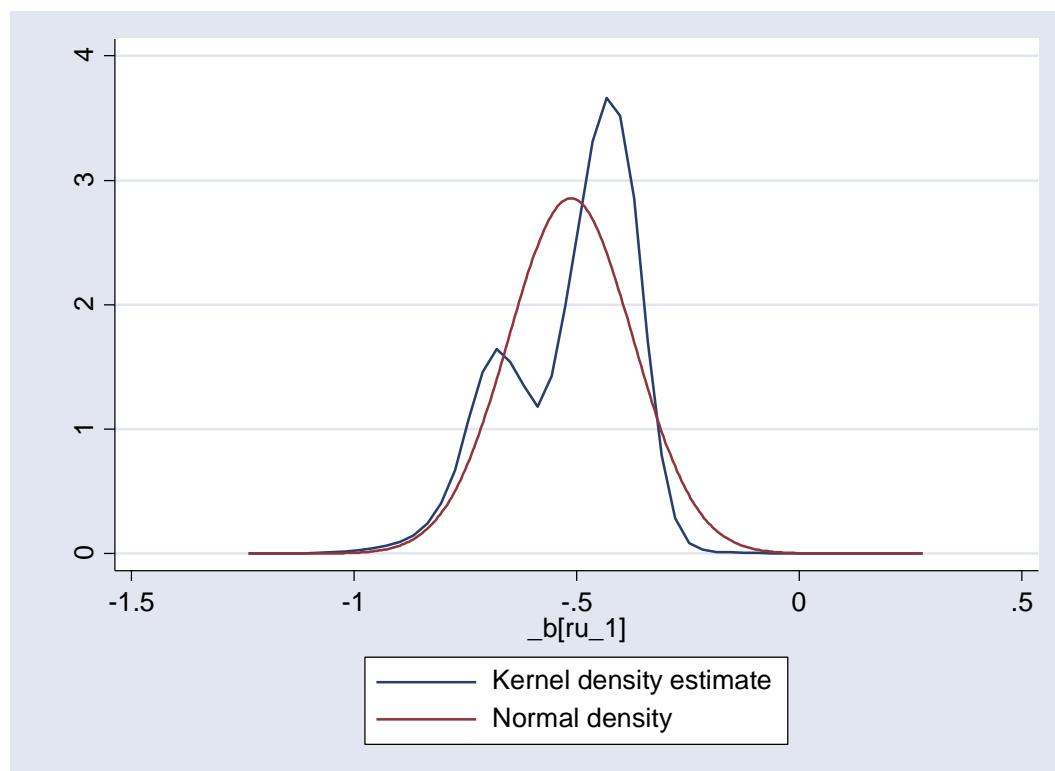
Graficul 2 Funcția de distribuție a coeficientului c2 al ecuației ratei de participare



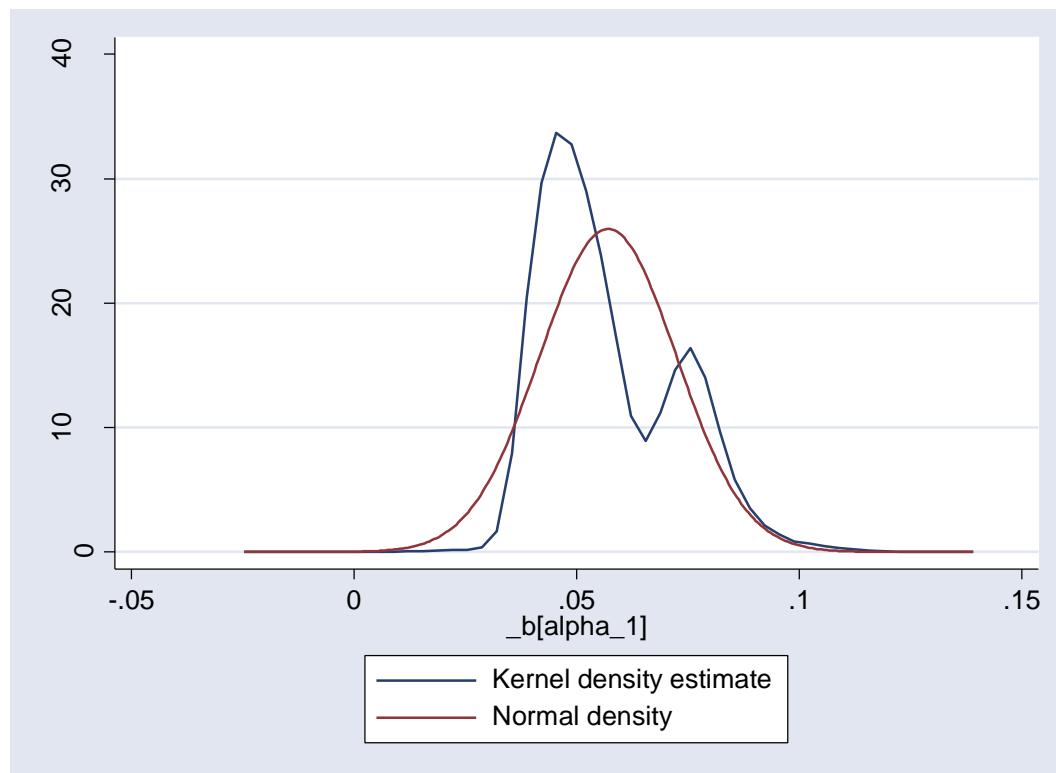
Graficul 3 Funcția de distribuție a coeficientului c3 al ecuației ratei de participare



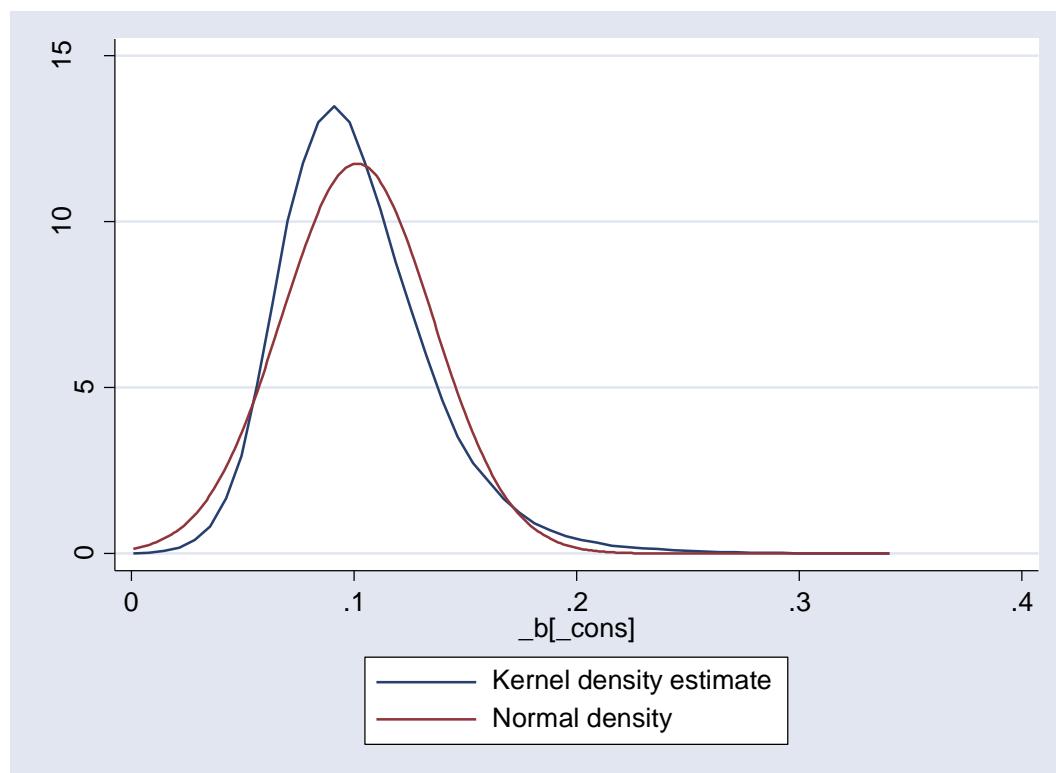
Graficul 4 Funcția de densitate a coeficientului c4 din ecuația ratei șomajului



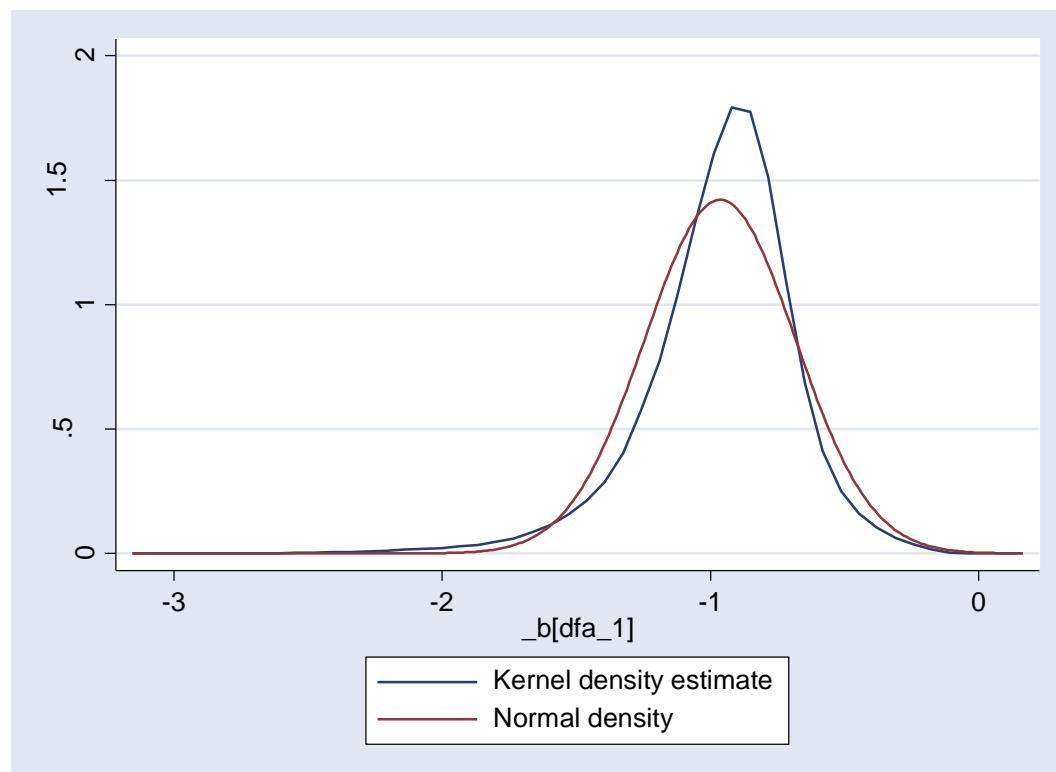
Graficul 5 Distribuția de densitate a coeficientului c5 din ecuația ratei șomajului



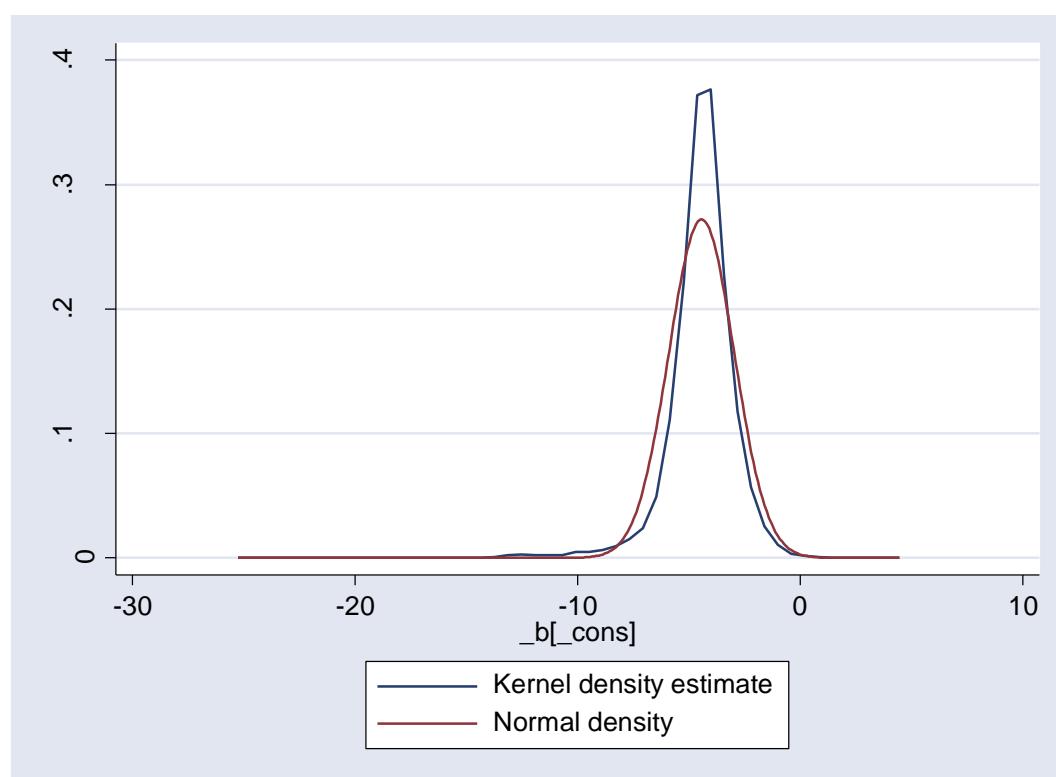
Graficul 6 Distribuția coeficientului c9 din ecuația ratei de depreciere



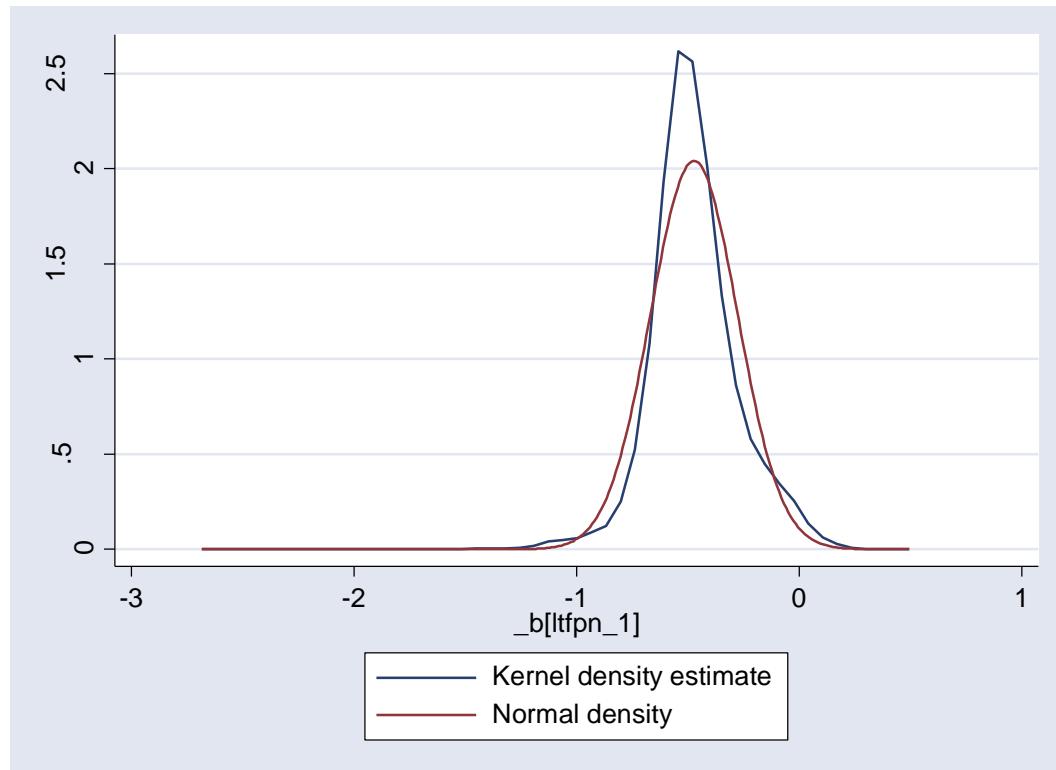
Graficul 7 Distribuția coeficientului c10 din ecuația ratei de depreciere



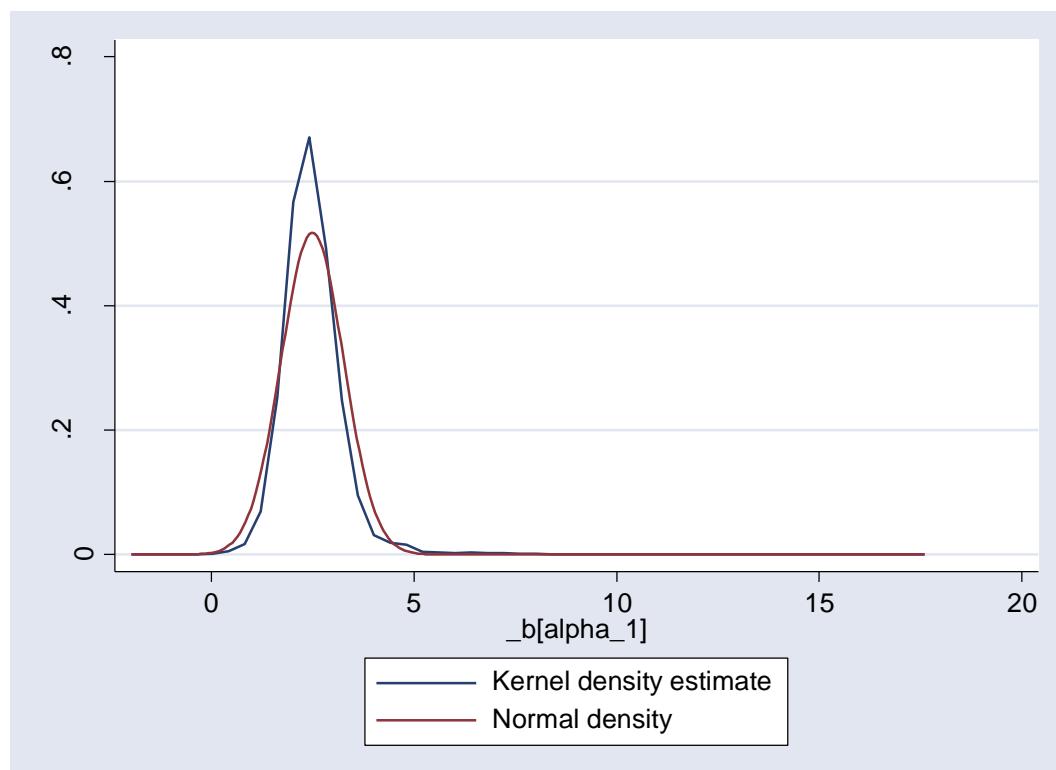
Graficul 8 Distribuția coeficientului c18 din ecuația productivității totale a factorilor de producție



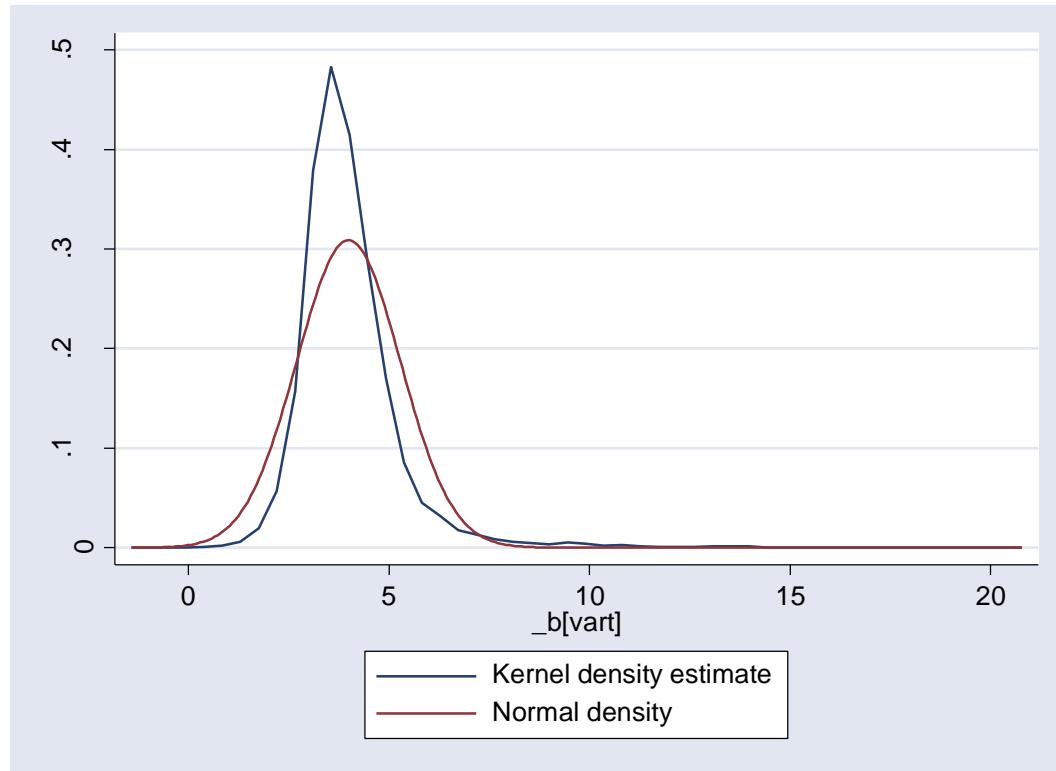
Graficul 9 Funcția de distribuție a coeficientului c19 a ecuației productivității totale a factorilor de producție



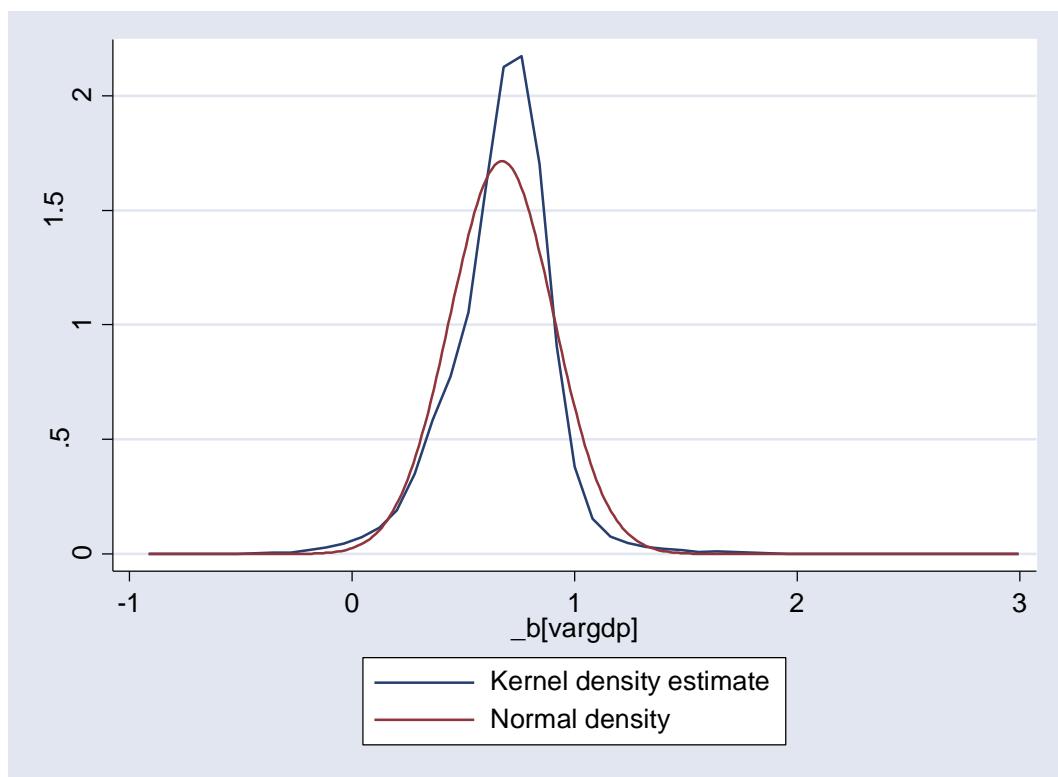
Graficul 10 Funcția de densitate a coeficientului c20 al ecuației productivității totale a factorilor de producție



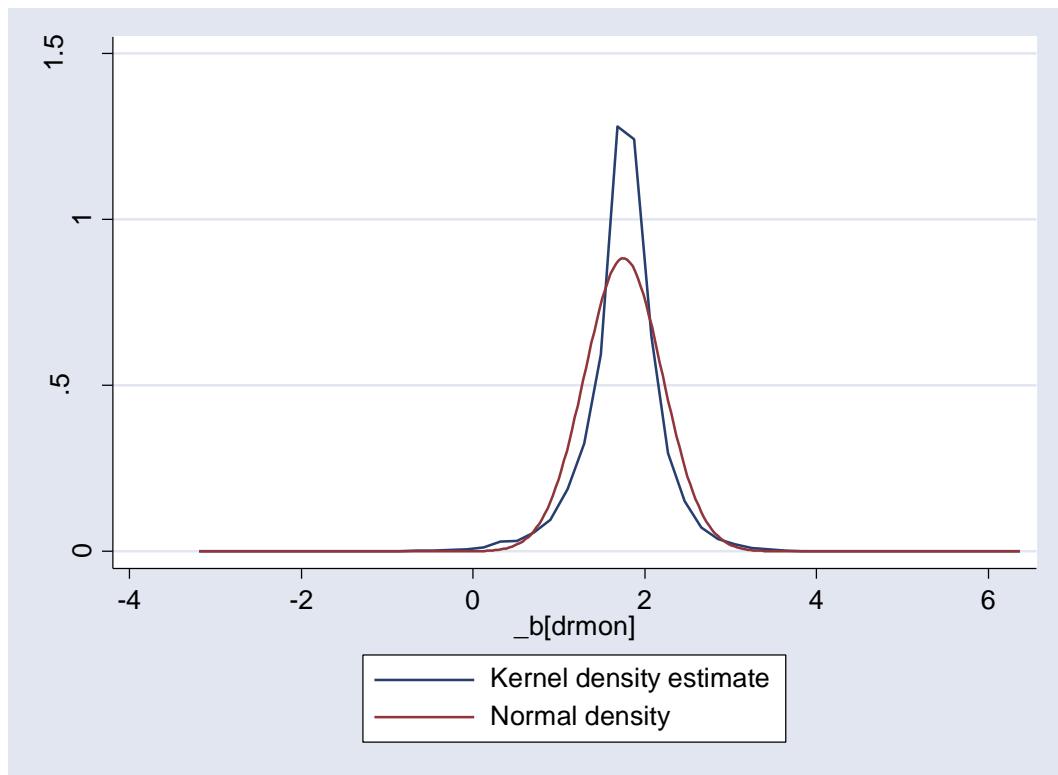
Graficul 11 Funcția de densitate a coeficientului c21 a ecuației productivității totale a factorilor de producție



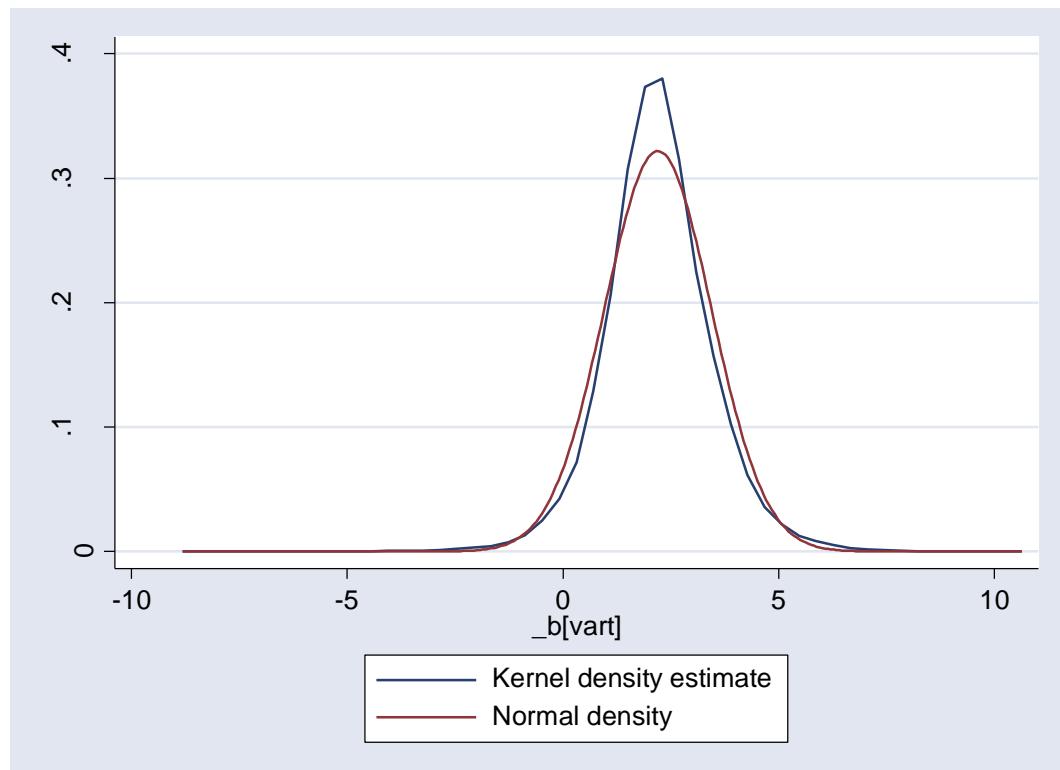
Graficul 12 Funcția de densitatea a coeficientului c51 al ecuației formării brute de capital fix



Graficul 13 Densitatea de densitate a coeficientului c52 a ecuației formării brute de capital fix



Graficul 14 Funcția de densitate a coeficientului c53 a ecuației formării brute de capital fix



Calculul valorilor prognozate

Pentru fiecare set de valori ai coeficienților astfel generați și valorile alese ale exogenelor au fost calculate prognozele pentru minimodelul analizat, obținându-se în acest fel 100,000 de valori de prognoză. Aceste realizări reprezintă domeniul de valori în care prognozele se încadrează ținând cont de caracterul aleator al coeficienților ecuațiilor econometrice. În ultimele două coloane am exprimat valorile minime/maxime prognozate în termeni de medie minus/plus procent din valoarea medie.

Tabel 1 Intervalele de prognoză pentru variabilele de interes

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max	SD ca % din medie	Media-% din SD	Media+ % din SD
prap	100000	0.5396	0.00317	0.5146	0.5584	0.59	-4.63	3.48
LF	100000	9.798	0.05763	9.343	10.14	0.59	-4.64	3.49
ru	100000	0.06803	0.00212	0.0588	0.0786	3.12	-13.57	15.54
E	100000	9.131	0.05745	8.726	9.45	0.63	-4.44	3.49
dfa	100000	0.10512	0.00918	0.07101	0.15374	8.73	-32.45	46.25
GFCF	100000	165.554	5.698	117.837	203.12	3.44	-28.82	22.69
GFCF05	100000	265.638	9.142	189.074	325.915	3.44	-28.82	22.69
Kc05	100000	839.202	10.858	759.404	914.948	1.29	-9.51	9.03

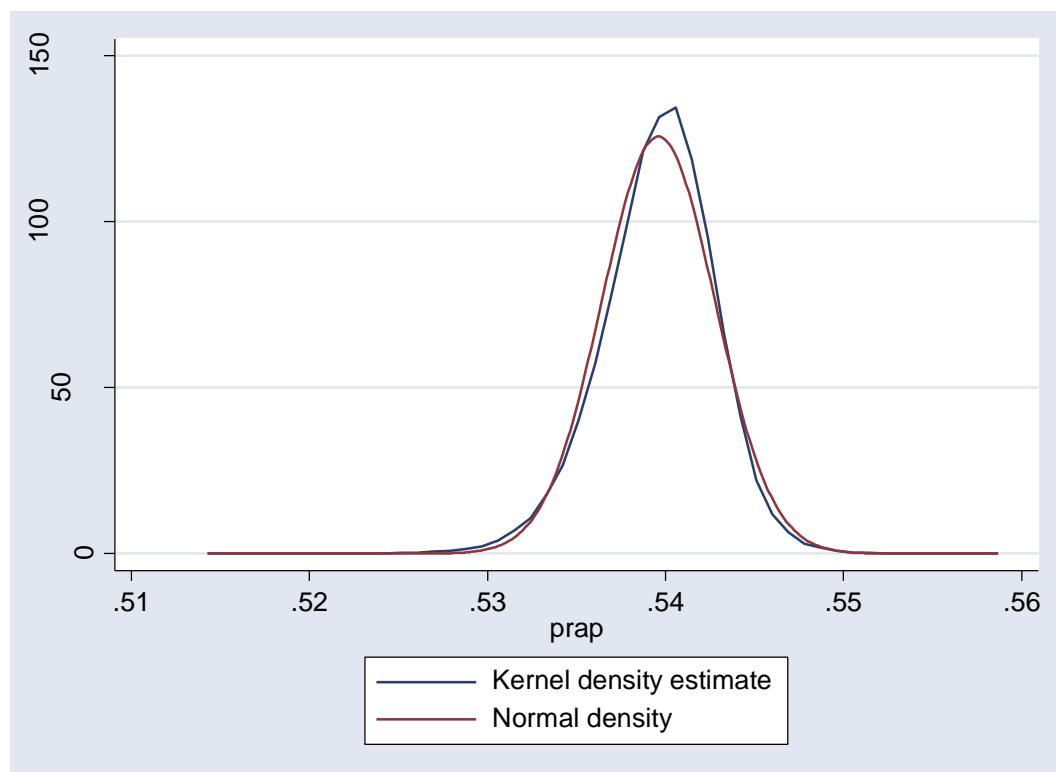
ITFPn	100000	1.81393	0.05034	1.4918	2.04348	2.78	-17.76	12.65
GDP05	100000	338.328	17.13	245.246	425.961	5.06	-27.51	25.90

Sursa: Calculele autorului

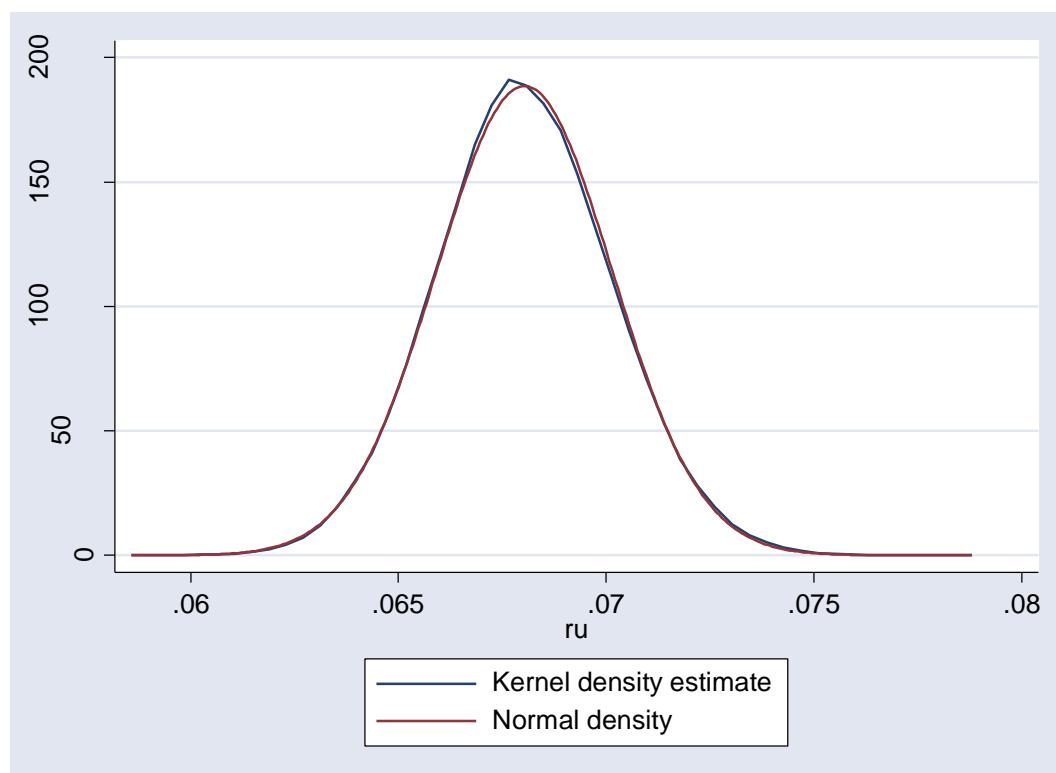
Se poate observa o cauzalitate directă între deviația standard a valorilor prognozate și valorile minime și maxime ale valorilor prognozate, cauzalitate care este dată de semnificația deviației standard. Dintre variabilele prognozate rata de participare, forța de muncă și populația ocupată se încadrează în media minus/plus 5% din valoarea medie, chiar la nivelul celor 100,000 de observații. Variabila stocului de capital este un pic mai slab prognozată, valorile încadrându-se în media minus/plus 10% din valoarea medie. Restul prognozelor însă au erorile de prognoză neacceptabil de mari. Valoarea prognozată a produsului intern brut în prețurile constante ale anului 2005 au valorile minime/maxime cu toleranță mai mare de 25%.

Se cunoaște că distribuțiile de probabilitate au o formă apropiată de un clopot, ceea ce înseamnă că cu cât ne depărtăm de medie probabilitatea de realizare a acelei valori scade. Pentru a observa cât de probabile sunt valorile extreme (minimul și maximul) am prezentat în continuare distribuțiile de probabilitate construite pe baza celor 100,000 de realizări.

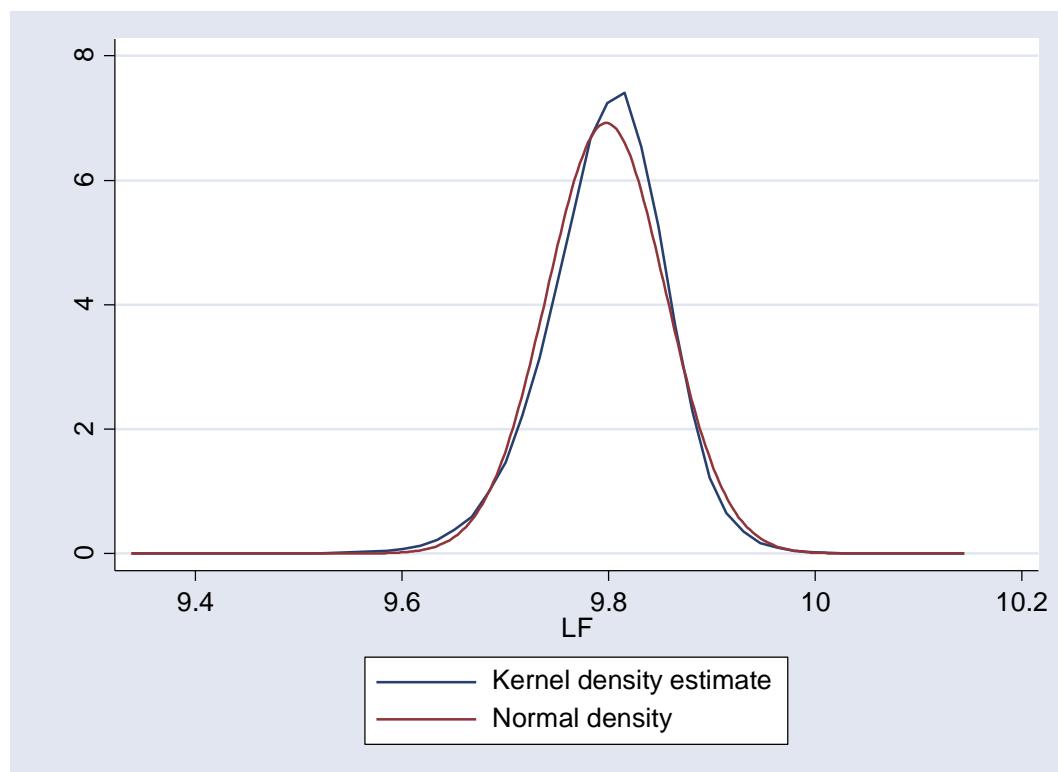
Graficul 15 Distribuția valorilor proгnozate pentru rata de participare



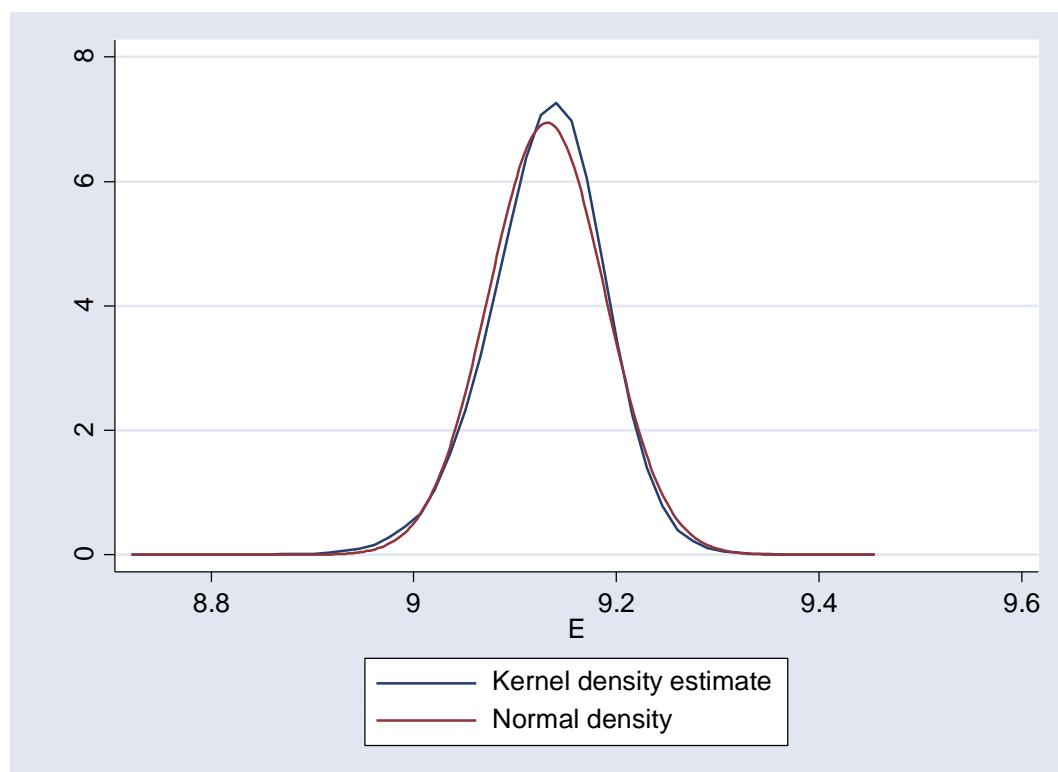
Graficul 16 Distribuția valorilor proгnozate pentru rata șomajului



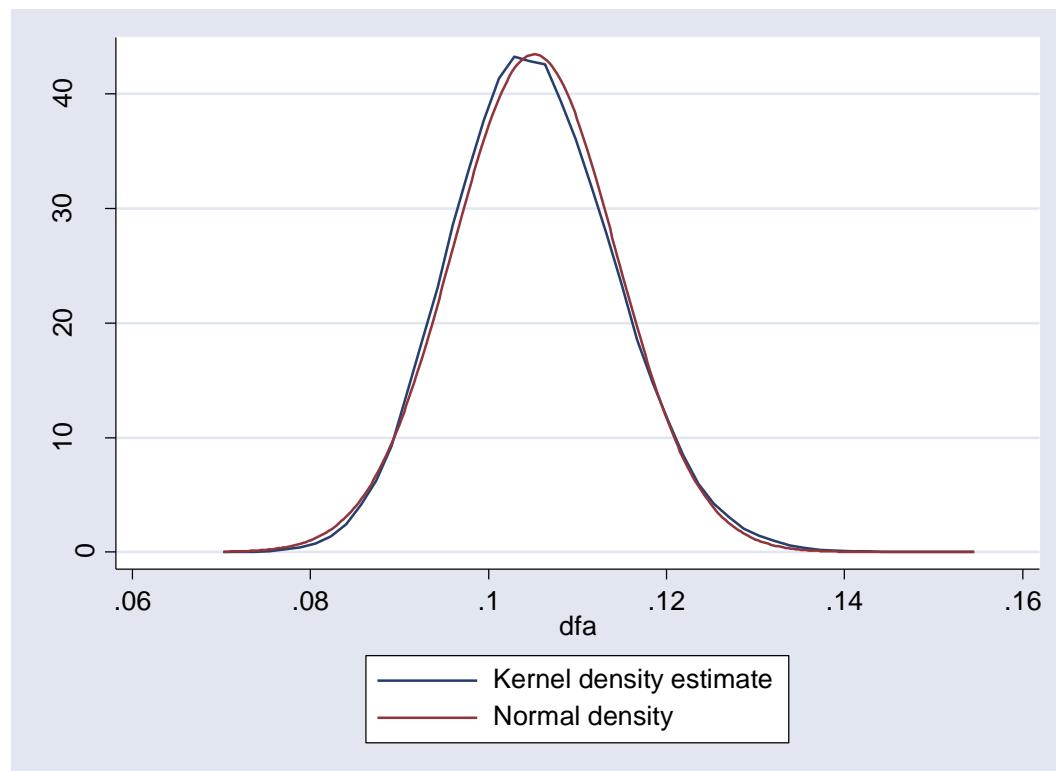
Graficul 17 Distribuția valorilor proгnozate pentru foră de muncă



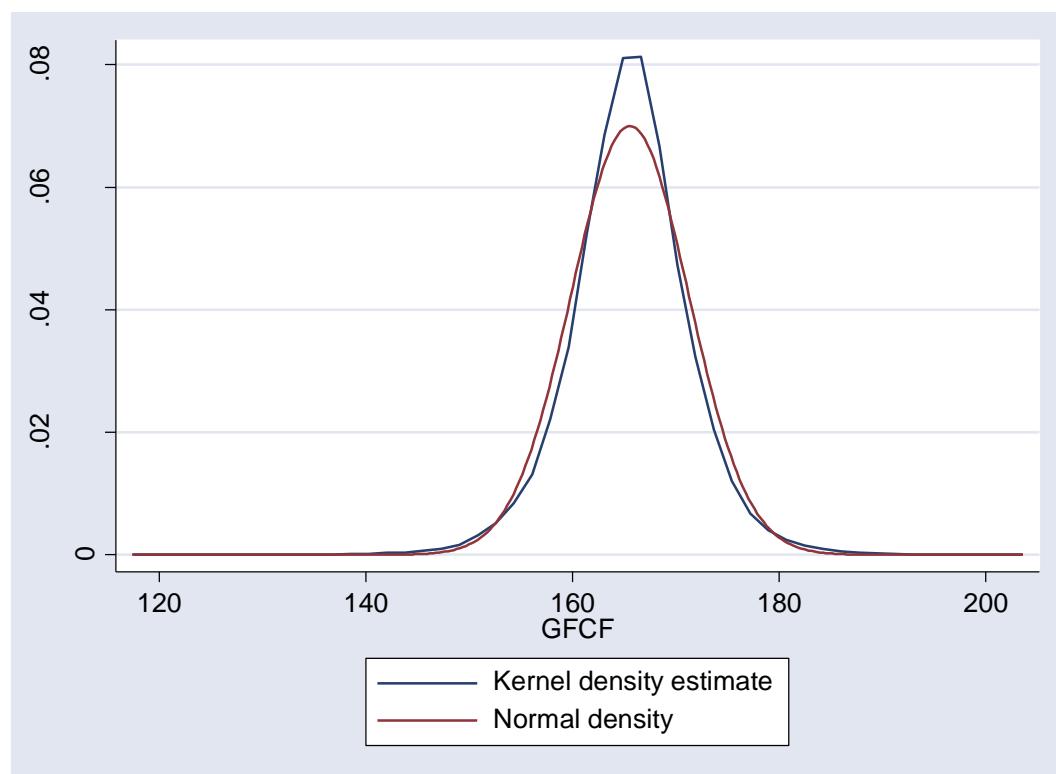
Graficul 18 Distribuția valorilor proгnozate pentru salariați



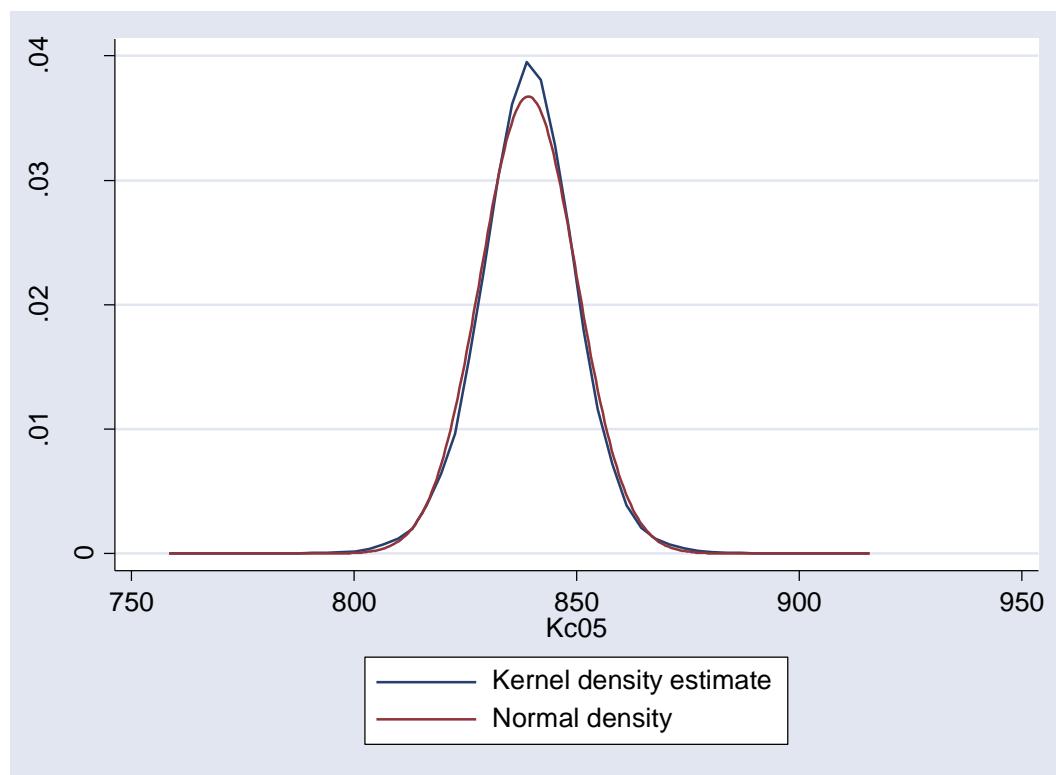
Graficul 19 Distribuția valorilor proгnozate pentru rata de depreciere



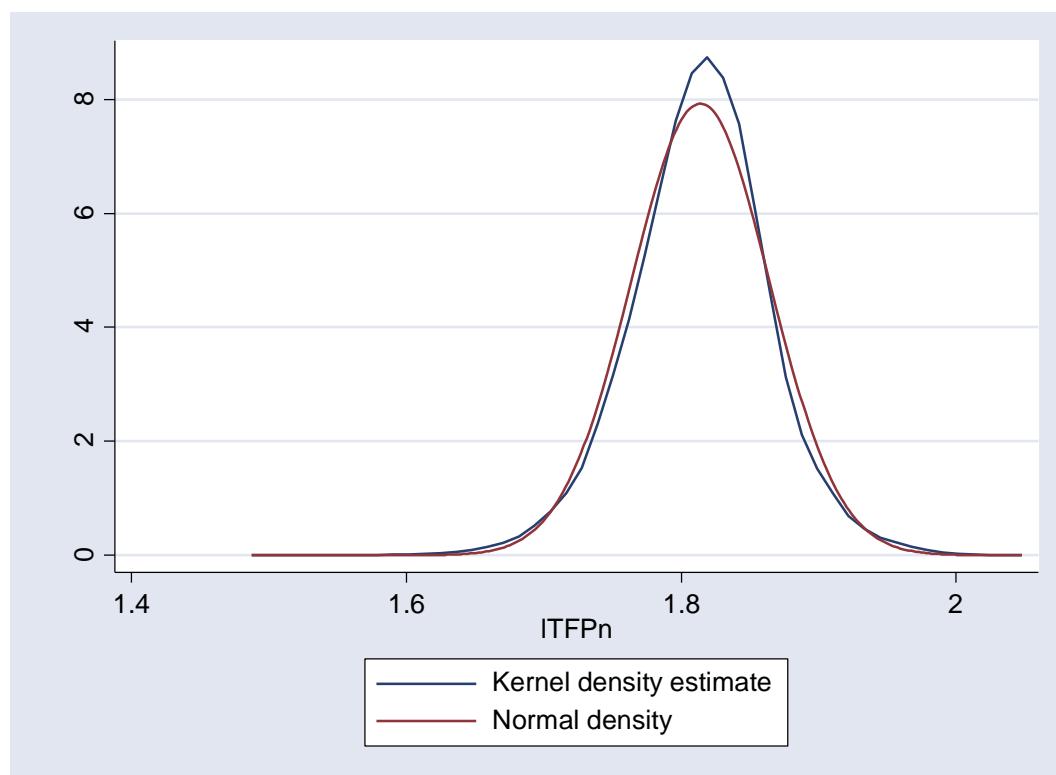
Graficul 20 Distribuția valorilor proгnozate pentru formarea brută de capital fix



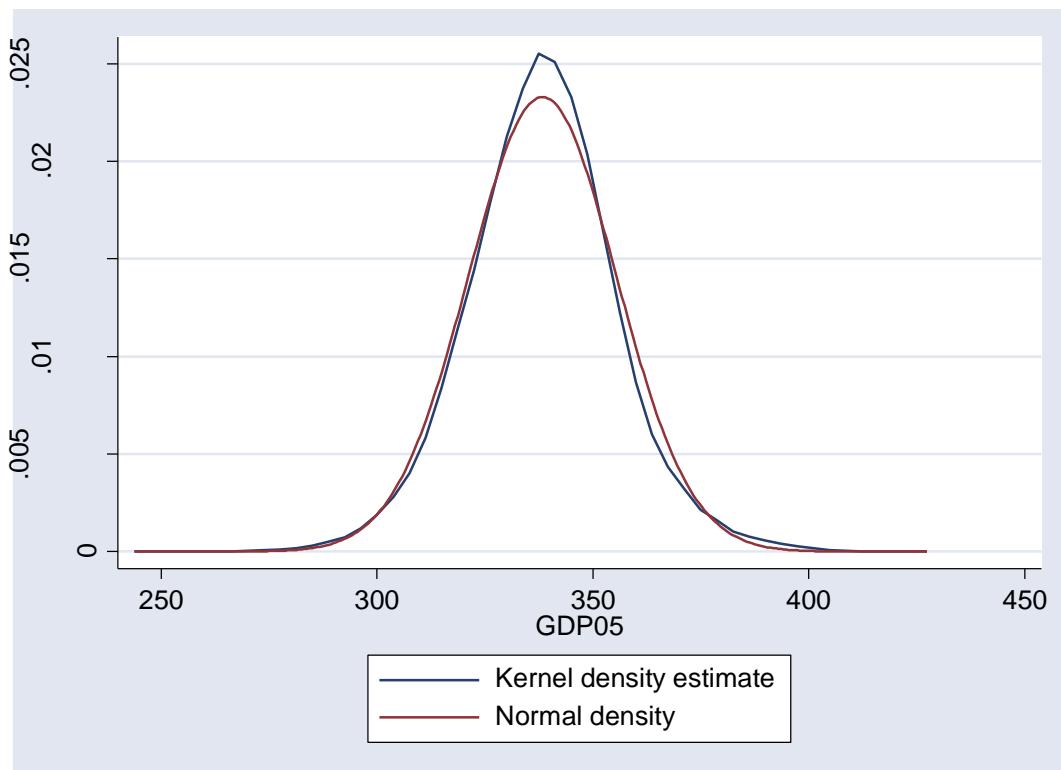
Graficul 21 Distribuția valorilor proгnozate pentru stocul de capital



Graficul 22 Distribuția logaritmului productivității totale a factorilor de producție



Graficul 23 Distribuția produsului intern brut în prețurile anului 2005



Spre deosebire de distribuțiile coeficienților, distribuțiile valorilor proгnozate sunt relativ apropiate de distribuția normală, prezentată în fiecare grafic pentru comparație. De asemenea, valorile extreme au probabilitate foarte mică de realizare. În econometrie de cele mai multe ori rezultatele sunt prezentate ca interval de încredere de 95%. Acest lucru presupune reducerea valorilor proгnozate de la 100,000 care reprezintă 100% la 95,000 care reprezintă 95% din valori. Tabel 2 prezintă valorile proгnozate ale variabilelor de interes care sunt asociate intervalului de încredere de 95%. Valorile au fost obținute prin ștergerea a 2,500 de observații de la extrema stângă a distribuției și a 2,500 de valori de la extrema dreaptă a distribuției valorilor proгnozate.

Tabel 2 Valorile posibile ale valorilor proгnozate în cazul unui interval de încredere de 95%.

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max	SD ca % din medie	Media-% din SD	Media+-% din SD
prap	95000	0.539639	0.00268	0.532853	0.545394	0.50	-1.26	1.07
ru	95000	0.068027	0.001837	0.063938	0.07227	2.70	-6.01	6.24
LF	95000	9.798762	0.048655	9.675543	9.903268	0.50	-1.26	1.07
E	95000	9.132072	0.048856	9.011166	9.237323	0.53	-1.32	1.15
dfa	95000	0.105051	0.00799	0.088079	0.123872	7.61	-16.16	17.92
ITFPn	95000	1.814091	0.042187	1.70986	1.91381	2.33	-5.75	5.50
GFCF05	95000	265.6485	7.436464	246.9063	283.9529	2.80	-7.06	6.89
Kc05	95000	839.2233	9.123787	817.3298	860.4028	1.09	-2.61	2.52

GDP05	95000	338.2539	14.37645	304.3565	373.7301	4.25	-10.02	10.49
--------------	-------	----------	----------	----------	----------	------	--------	-------

Sursa: Calculele autorului

Imbunătățirea prognozelor prin construirea intervalului de încredere de 95% este remarcabilă. Valorile minime și maxime prognozate scad la media minus/plus 10% în cazul produsului intern brut în prețurile constante ale anului 2005, ceea ce reprezintă o creștere importantă a preciziei de la $\pm 25\%$ la $\pm 10\%$ din media prognozată. Rata de participare, forța de muncă, salariații se încadrează în media $\pm 1.5\%$ rata șomajului și stocul de capital fix se încadrează în media $\pm 7\%$.

Tabel 3 Valorile posibile ale valorilor prognozate în cazul unui interval de încredere de 90%

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max	SD ca % din medie	Media-% din SD	Media+-% din SD
prap	90000	0.539663	0.002407	0.534159	0.544409	0.45	-1.02	0.88
ru	90000	0.068024	0.001662	0.064597	0.071557	2.44	-5.04	5.19
LF	90000	9.799202	0.043707	9.699251	9.885382	0.45	-1.02	0.88
E	90000	9.13241	0.043997	9.034022	9.220571	0.48	-1.08	0.97
dfa	90000	0.10501	0.007249	0.090618	0.120667	6.90	-13.71	14.91
ITFPn	90000	1.814189	0.037605	1.730272	1.894861	2.07	-4.63	4.45
GFCF05	90000	265.6602	6.587115	250.8075	280.196	2.48	-5.59	5.47
Kc05	90000	839.242	8.178948	821.3146	856.5793	0.97	-2.14	2.07
GDP05	90000	338.2258	12.82732	310.5723	366.5565	3.79	-8.18	8.38

Sursa: Calculele autorului

Tabel 3 prezintă valorile variabilelor prognozate atunci când acceptăm un interval de încredere de 90%. Se observă din nou o restrângere a valorilor, dar de data asta îmbunătățirea este mai degrabă marginală. În cazul produsului intern brut valoarea prognozată se încadrează acum în intervalul media $\pm 8\%$ față de media $\pm 10\%$ în cazul anterior.

Calculul prognozelor în cazul creșterii numărului de observații

Din exercițiul prezentat anterior am putea concluziona că gradul de incertitudine inherent micromodelului asociat este destul de mare, nu se obțin prognoze foarte precise chiar și atunci când reducem intervalul de încredere la 95%. Intrebarea care se pune este de unde vine incertitudinea. Incertitudinea poate fi datorată faptului că ecuațiile de prognoză nu surprind suficient de bine realitatea, iar acest lucru ar putea fi rezolvat prin construirea unor ecuații comportamentale care să surprindă mai bine realitatea economică.

În continuare se va arăta că există o penalizare importantă exprimată în incertitudinea obținută, penalizare care se obține numai pentru că nu avem suficiente observații. Prin creșterea numărului de

observații, chiar atunci când aportul de informație nou este zero, se obține o restrângere a intervalului de prognoză. Acest lucru se poate observa din modul de calcul al dispersiei estimatorilor.

Considerând pentru exemplificare următoarea ecuație comportamentală de forma:

$$Y_t = a_0 + a_1 X_t + u_t$$

unde: Y_t este variabila endogenă sau variabila dependentă;

X_t este variabila exogenă sau variabila independentă;

a_0 , a_1 sunt coeficienții estimați, respectiv constanta și coeficientul variabilei X_t ;

u_t este eroarea.

Formula de calcul a dispersiei estimatorilor este următoarea:

$$s_{a_0}^2 = s_u^2 \left(\frac{1}{n} + \frac{\bar{X}^2}{\sum(X_t - \bar{X})^2} \right)$$

$$s_{a_1}^2 = s_u^2 \frac{1}{\sum(X_t - \bar{X})^2}$$

$$s_u^2 = \frac{\sum_{i=1}^n u_i^2}{n - 2}$$

unde: $s_{a_0}^2$, $s_{a_1}^2$ și s_u^2 este dispersia termenului constantei, a coeficientului variabilei X_t și dispersia termenului de eroare.

Se poate observa că dispersia termenului de eroare depinde invers proporțional cu numărul de observații disponibile, ceea ce însemană că numai prin creșterea numărului de observații se obține o reducere a intervalului de prognoză.

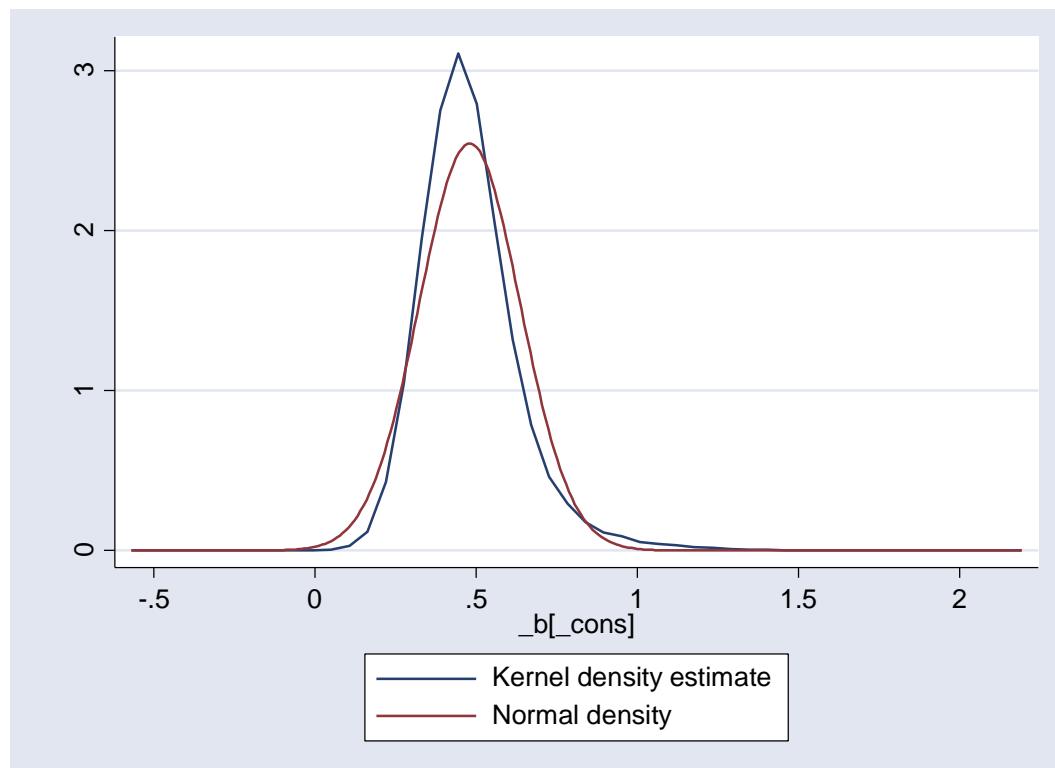
Pentru a clarifica importanța acestei observații, am dublat numărul de observații, fără a introduce informații noi (nu s-a mărit în niciun fel conținutul informațional al bazei de date).

Anexa 4 prezintă rezultatele estimărilor ecuațiilor comportamentale în cazul dublării numărului de observații.

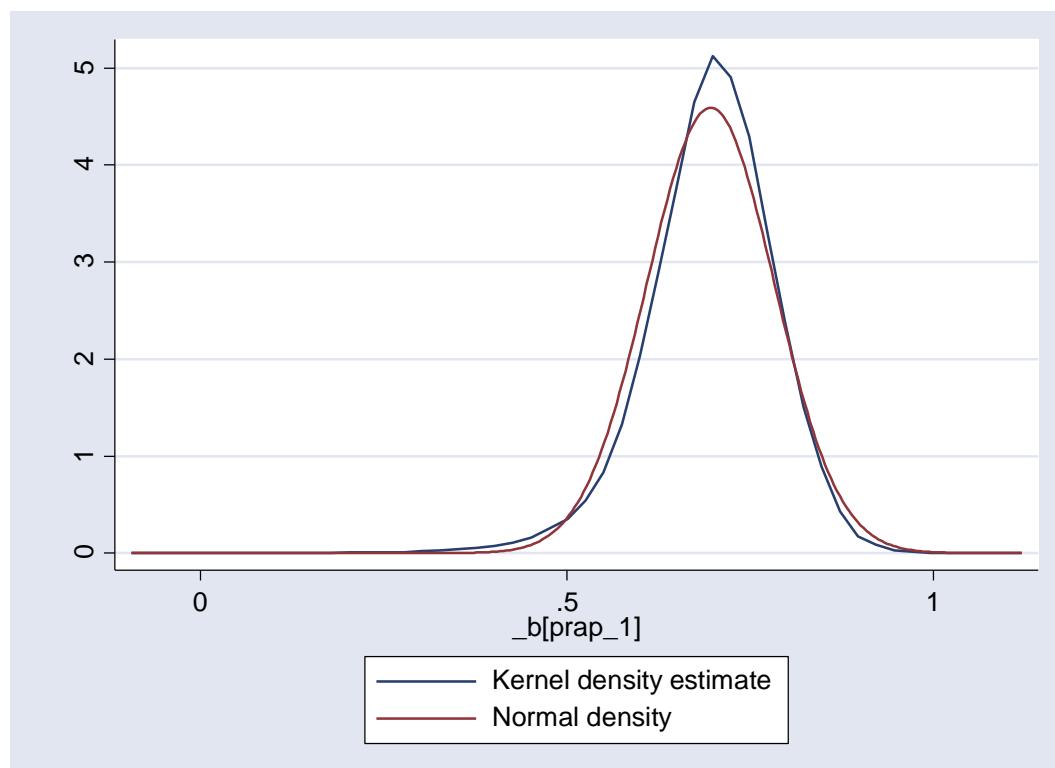
Replicarea coeficienților ecuațiilor comportamentale în cazul dublării numărului de observații

Similar primului exemplu, s-a făcut multiplicarea coeficienților cu ajutorul operației de bootstrap, în acest fel au fost obținute 100,000 de valori pentru fiecare coeficient. În graficele următoare sunt prezentate distribuțiile coeficienților obținuți.

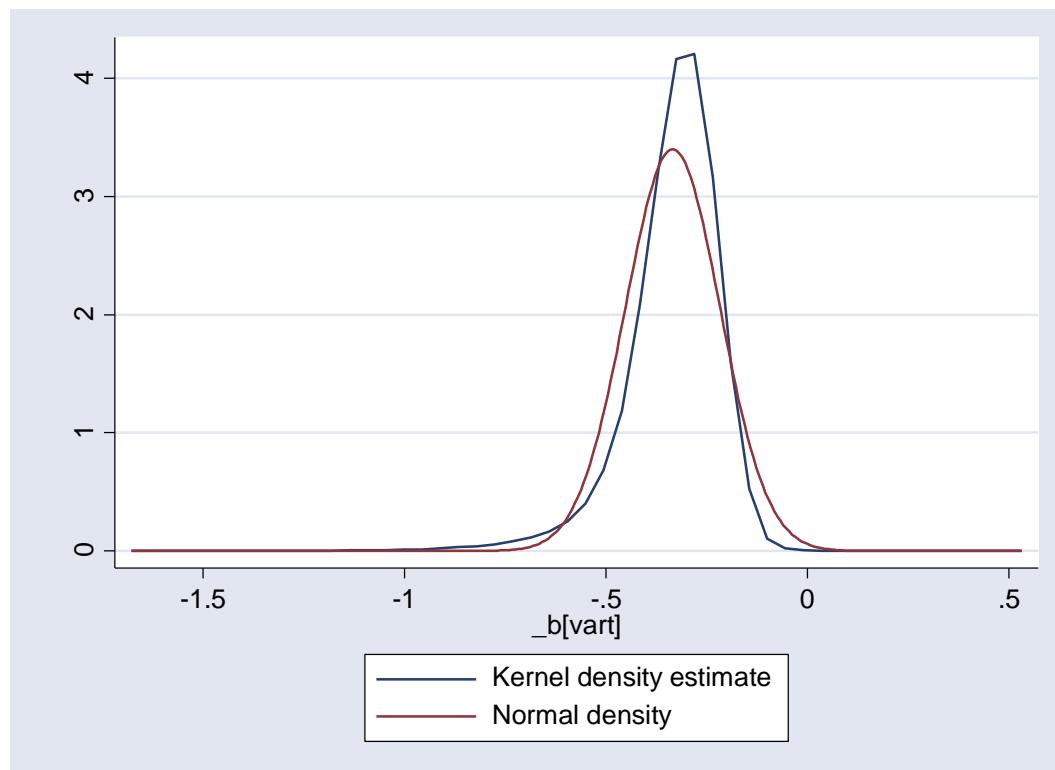
Graficul 24 Funcția de densitate a coeficientului c1 al ecuației ratei de participare



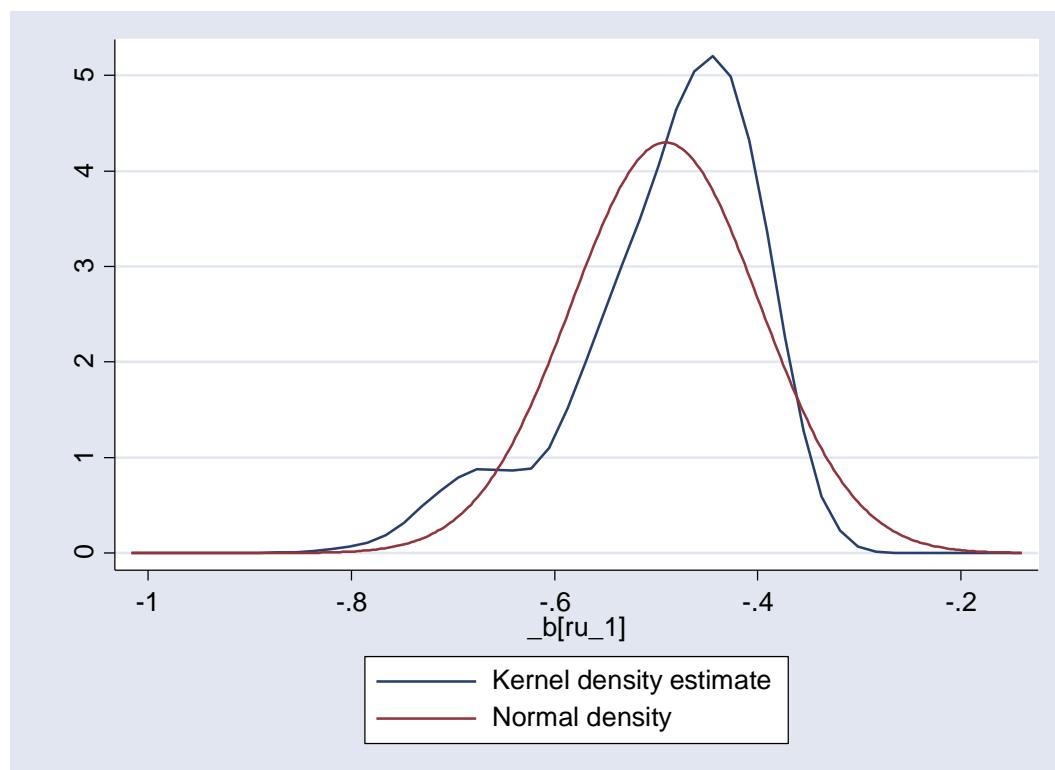
Graficul 25 Funcția de distribuție a coeficientului c2 al ecuației ratei de participare



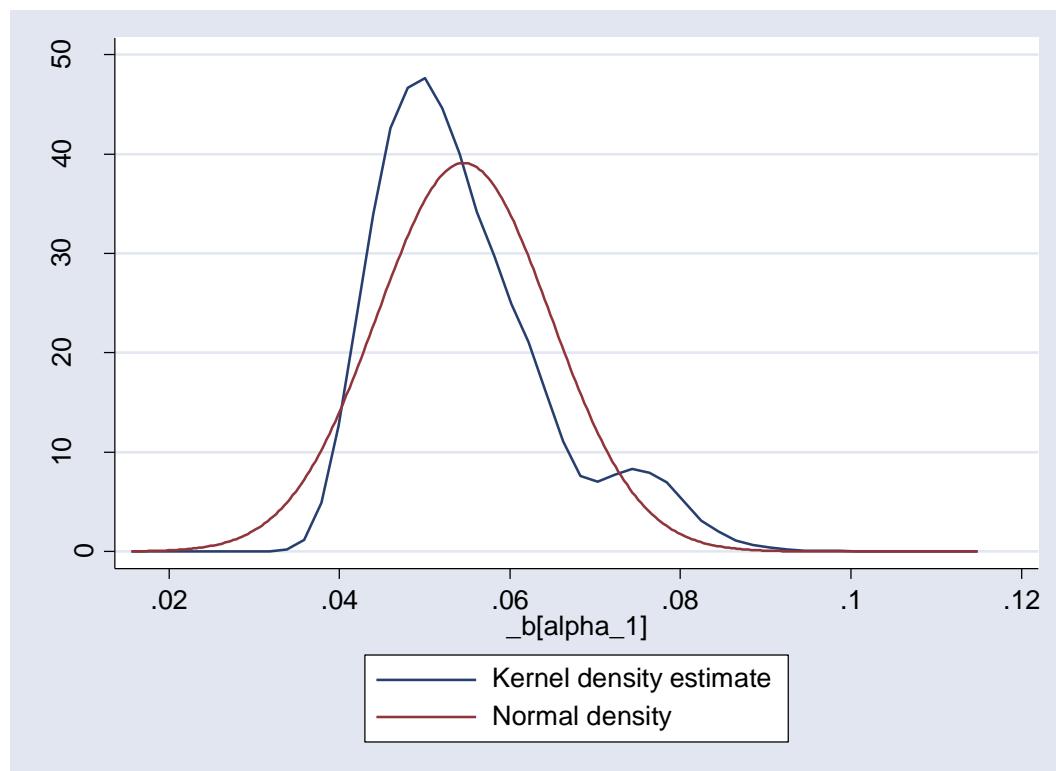
Graficul 26 Funcția de distribuție a coeficientului c3 al ecuației ratei de participare



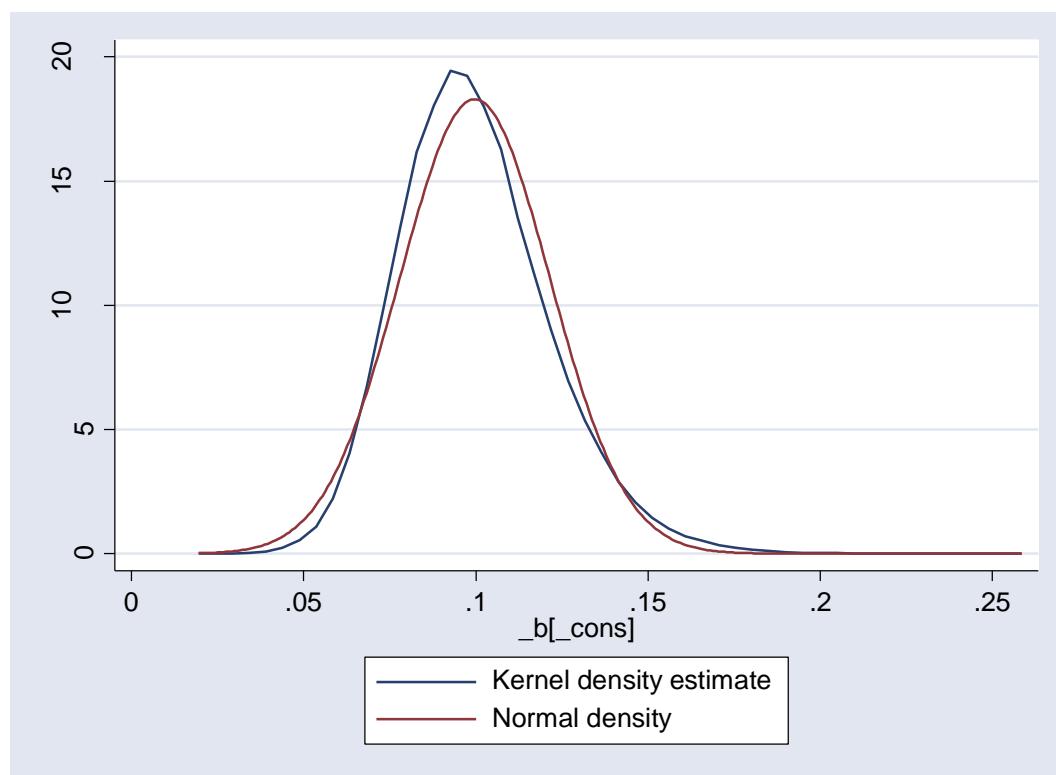
Graficul 27 Funcția de densitate a coeficientului c4 din ecuația ratei șomajului



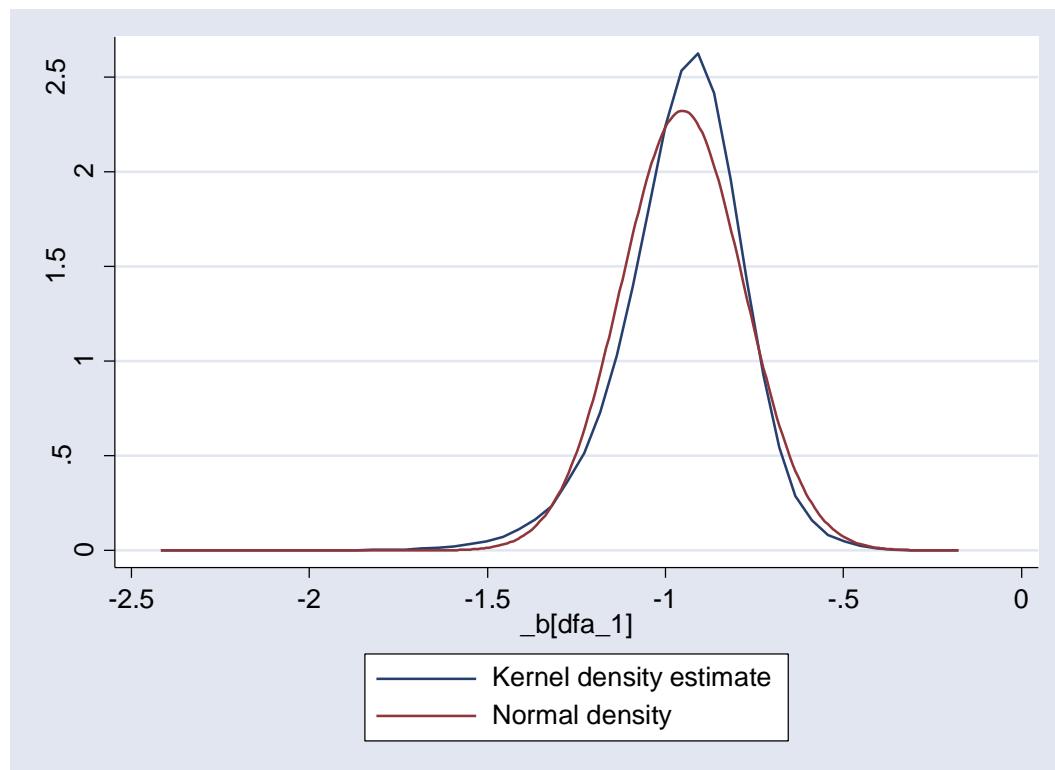
Graficul 28 Distribuția de densitate a coeficientului c5 din ecuația ratei șomajului



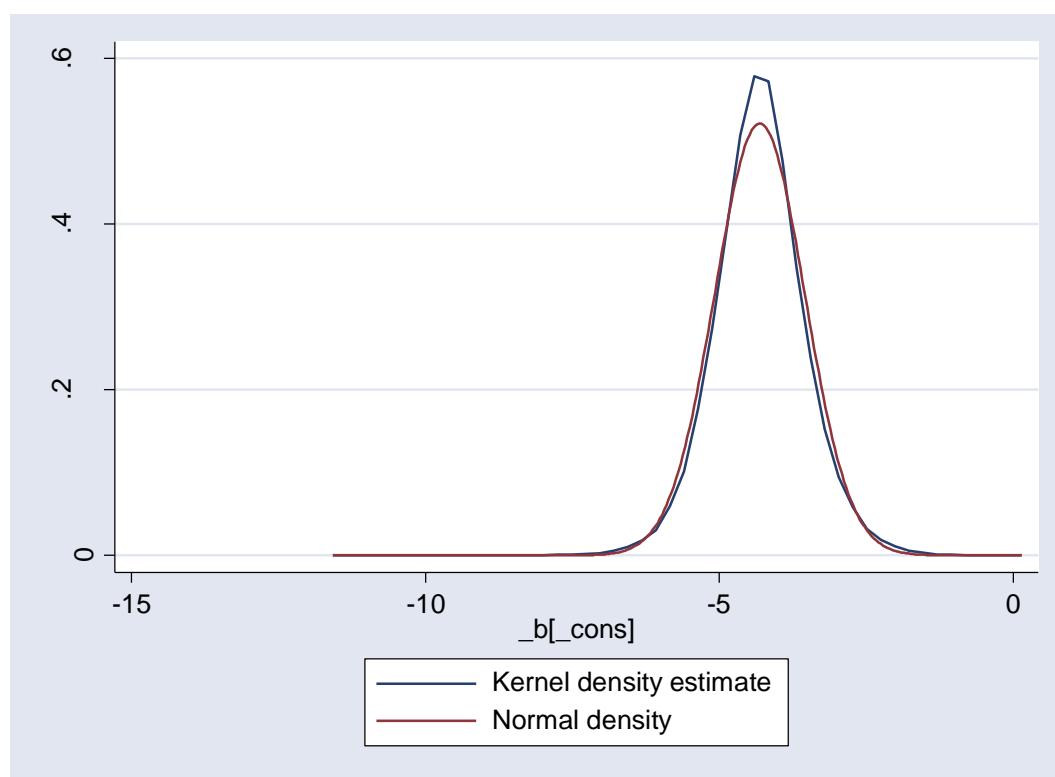
Graficul 29 Distribuția coeficientului c9 din ecuația ratei de depreciere



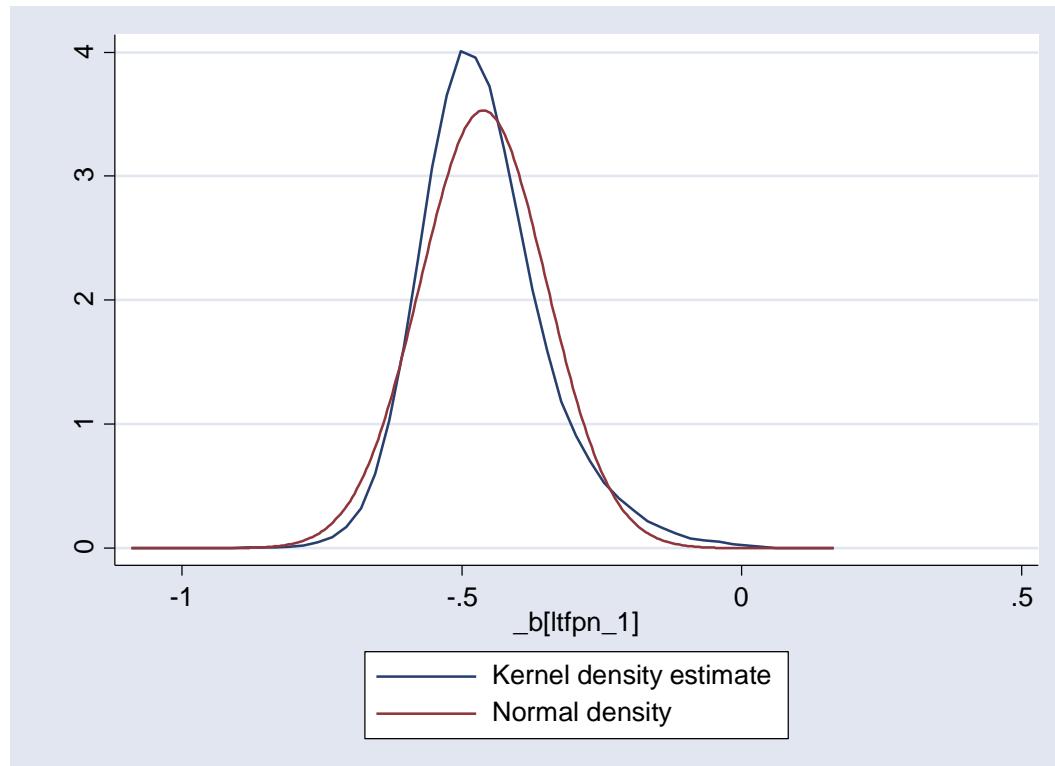
Graficul 30 Distribuția coeficientului c10 din ecuația ratei de depreciere



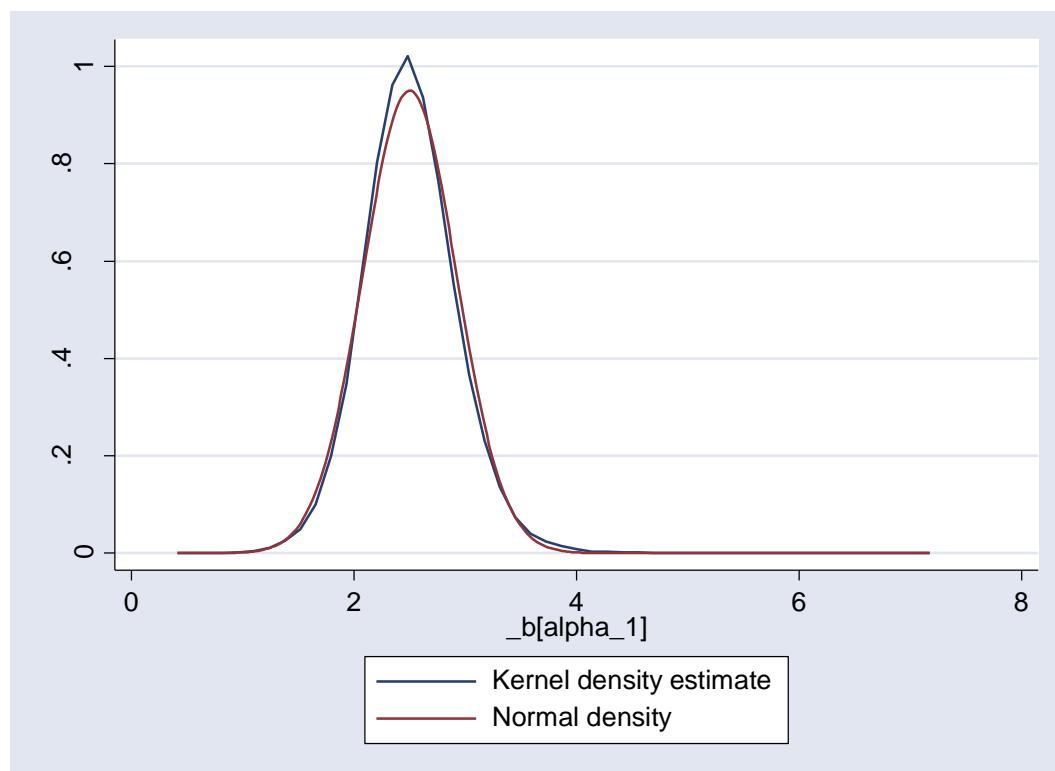
Graficul 31 Distribuția coeficientului c18 din ecuația productivității totale a factorilor de producție



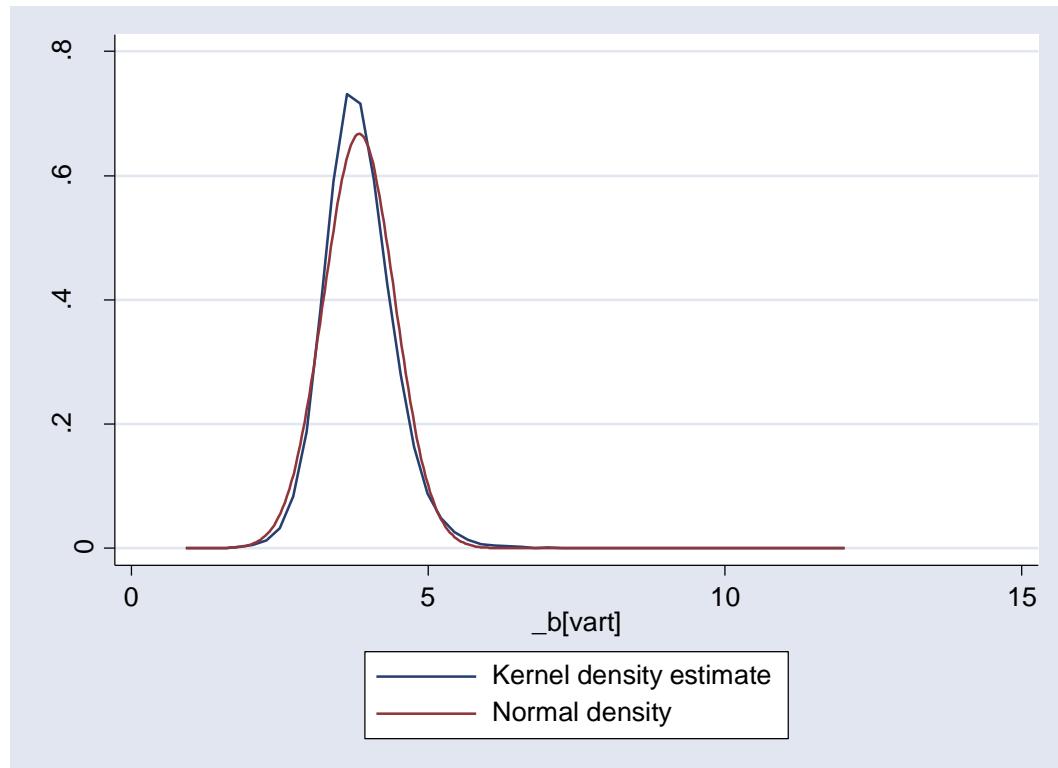
Graficul 32 Distribuția coeficientului c19 din ecuația productivității totale a factorilor de producție



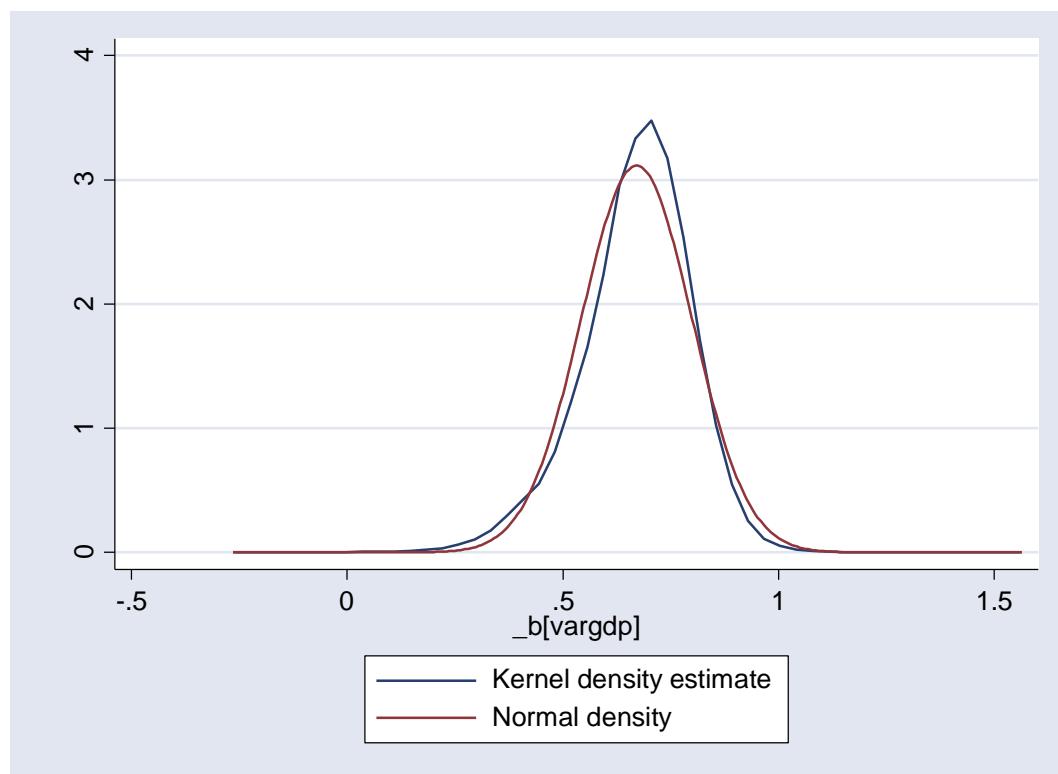
Graficul 33 Distribuția coeficientului c20 din ecuația productivității totale a factorilor de producție



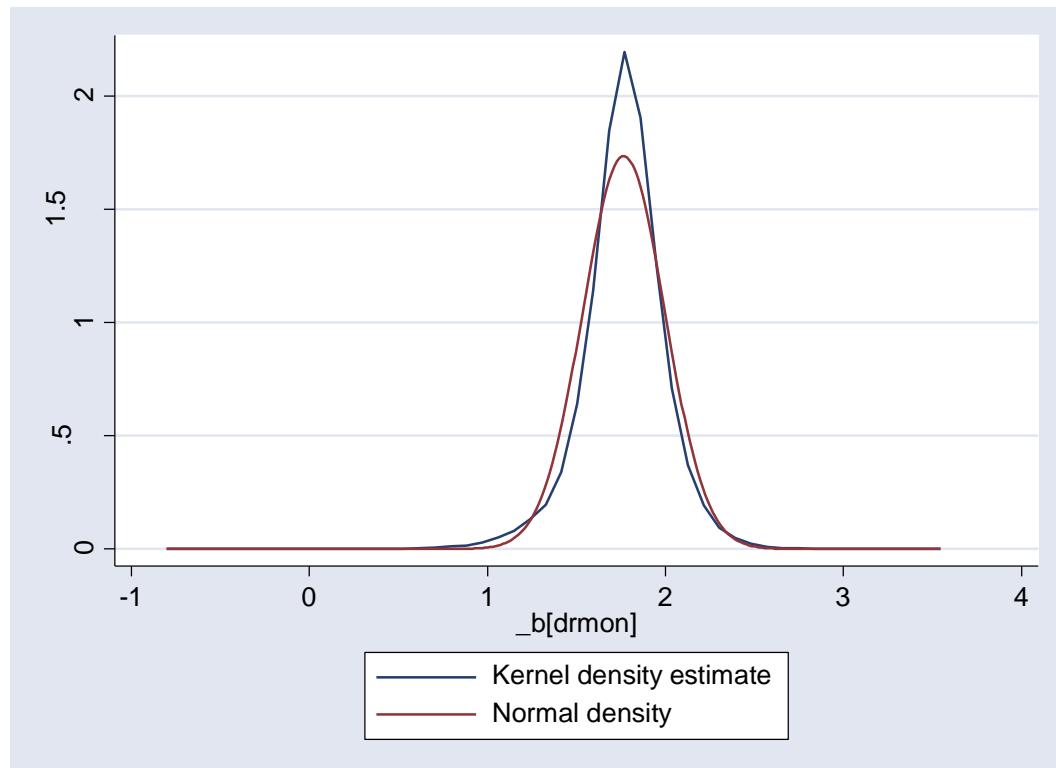
Graficul 34 Distribuția coeficientului c21 din ecuația productivității totale a factorilor de producție



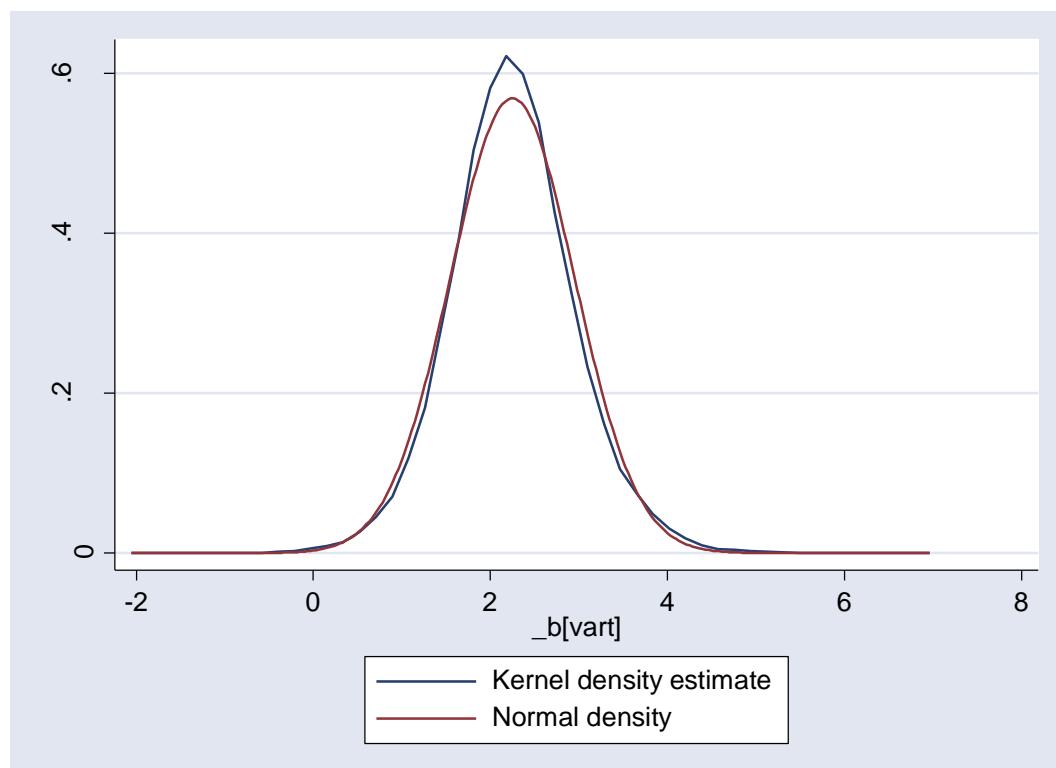
Graficul 35 Funcția de densitatea a coeficientului c51 al ecuației formării brute de capital fix

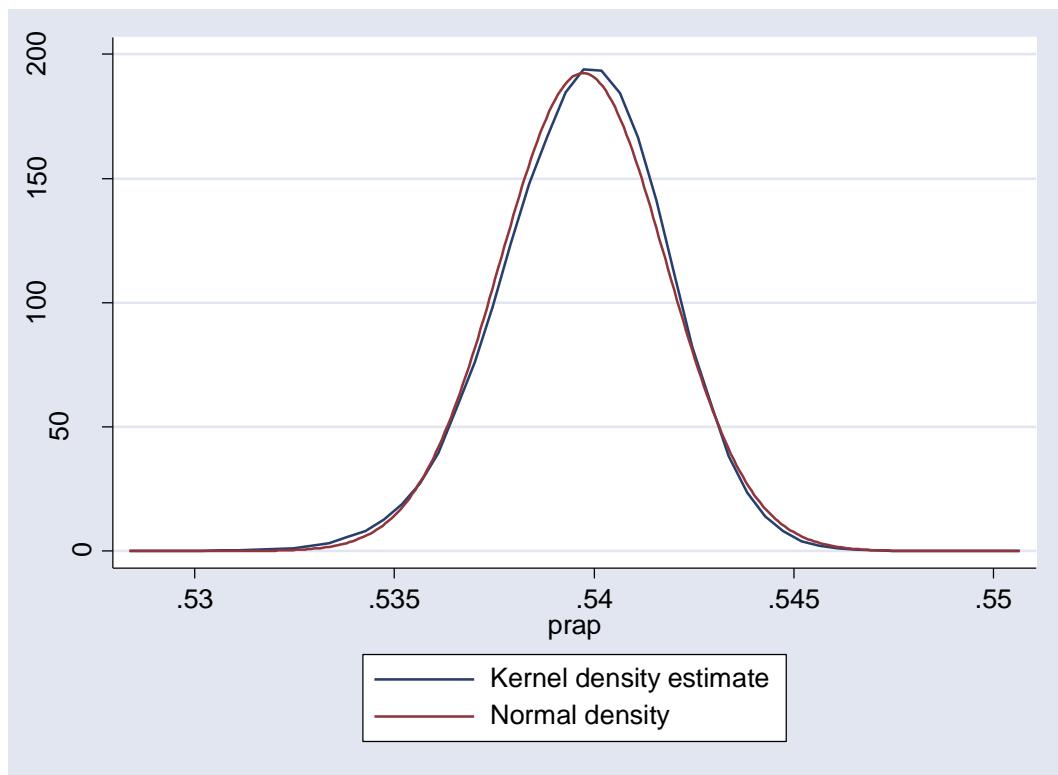


Graficul 36 Funcția de densitatea a coeficientului c52 al ecuației formării brute de capital fix



Graficul 37 Funcția de densitatea a coeficientului c53 al ecuației formării brute de capital fix





Distribuțiile coeficienților dău semne de ameliorare, încep să se apropie de distribuția normală. Chiar și distribuțiile coeficienților ecuației ratei șomajului încep să se amelioreze, Bineînțeles că bimodalitatea distribuției nu a dispărut, dar s-a diminuat într-o mare măsură.

Calculul valorilor prognozate în cazul dublării numărului de observații

Cu ajutorul coeficientilor estimati și a valorilor alese pentru exogene au fost calculate prognozele pentru variabilele endogene de interes. Se observă că mediile valorilor prognozate nu sunt foarte diferite față de situația anterioară, dar atât deviația standard cât și valorile minime și maxime, adică domeniul de variație al valorilor prognozate, s-au redus semnificativ, în unele cazuri intervalul de prognoză s-a înjumătățit. Interesul modelatorului este să obțină prognoze bune, dar în cazul unor prognoze relevante, îl interesează și să obțină un interval mic al prognozelor pentru a putea fi folosite în cuantificarea efectelor monetare și fiscale.

Din Tabel 4 se poate observa că precizia de prognoză s-a îmbunătățit în mod important numai prin dublarea numărului de observații. Pentru rata de participare, prognoza se înscrie în media $\pm 2\%$ SD (deviația standard) de la media ± 4.5 . Distribuția ratei şomajului s-a redus și ea la media $\pm 10\%$ SD, față de media $\pm 15\%$ SD. Intervalul de variație al persoanelor salariate a scăzut și el, încadrându-se în intervalul media $\pm 2.5\%$ SD, față de [media-4,44 %, SD media+3,5% SD] în situația anterioară. Si distribuția ratei de depreciere s-a compactat în jurul mediei $\pm 28\%$ de la [media-32%SD, media +46%SD].

Tabel 4 Intervalele de proznoză pentru variabilele de interes

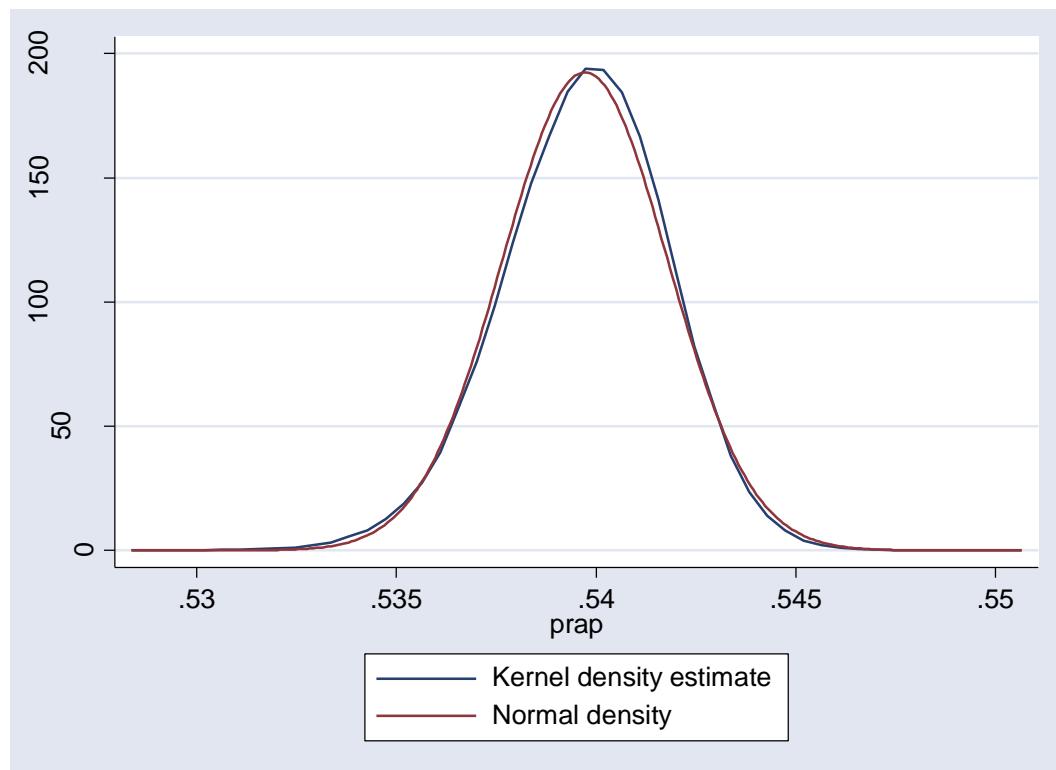
Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max	SD ca % din medie	Media-% din SD	Media+ % din SD
prap	100000	0.539724	0.002073	0.528551	0.550464	0.384104	-2.07017	1.989924
LF	100000	9.800311	0.037644	9.597427	9.995328	0.384107	-2.07018	1.989906
ru	100000	0.068219	0.001446	0.061592	0.075058	2.119778	-9.71542	10.02471
E	100000	9.131739	0.037801	8.935127	9.32802	0.413946	-2.15306	2.149437
dfa	100000	0.104658	0.006487	0.076534	0.134772	6.198403	-26.8717	28.7744
GFCF	100000	165.8077	3.266621	147.3006	187.4209	1.970126	-11.1618	13.0351
Kc05	100000	839.9082	6.698373	805.3612	877.0864	0.797513	-4.11319	4.42646
ITFPn	100000	1.809286	0.03269	1.618326	1.976245	1.806801	-10.5544	9.227894
GDP05	100000	336.638	11.085	278.568	397.336	3.292864	-17.2501	18.0306

Sursa: Calculele autorului

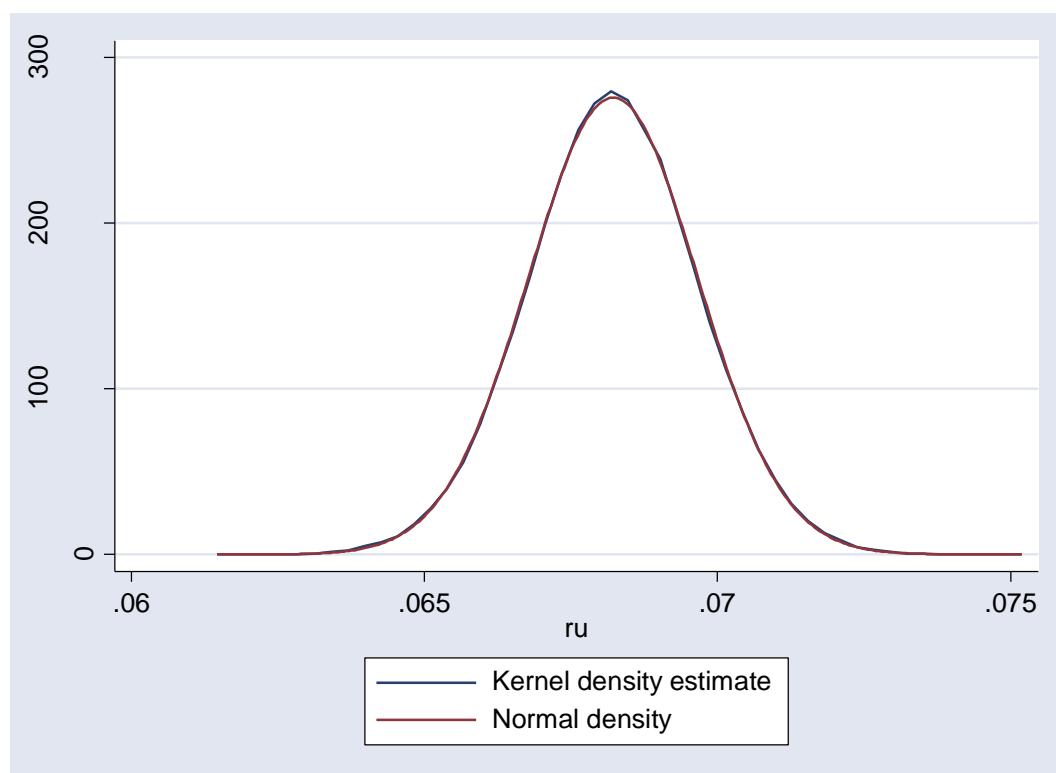
Formarea brută de capital fix este un alt exemplu de prognoză care s-a îmbunătățit în mod impremntat după dublarea numărului de observații, intervalul de variație a ajuns la media $\pm 13\%$ SD față de [media -29% SD, media + 23% SD]. Stocul de capital a ajuns după ajustare la media $\pm 5\%$ SD, față de media $\pm 10\%$ SD, în timp ce prognoza variabilei de interes pentru exercițiul nostru, produsul intern brut s-a imbunătățit și ea de la [media - 27% SD, media+26% SD] la [media - 17%SD, media+18% SD].

In graficele următoare sunt prezentate distribuțiile prognozelor calculate cu dublarea numărului de observații.

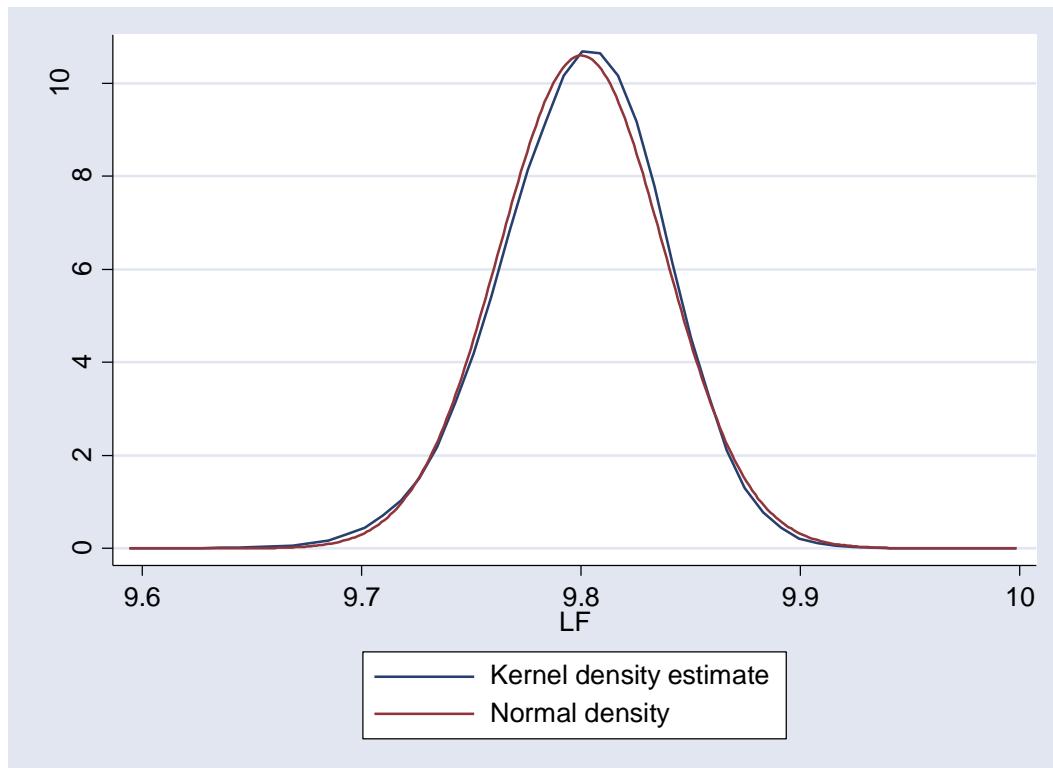
Graficul 38 Distribuția valorilor proгnozate pentru rata de participare după dublarea numărului de observații



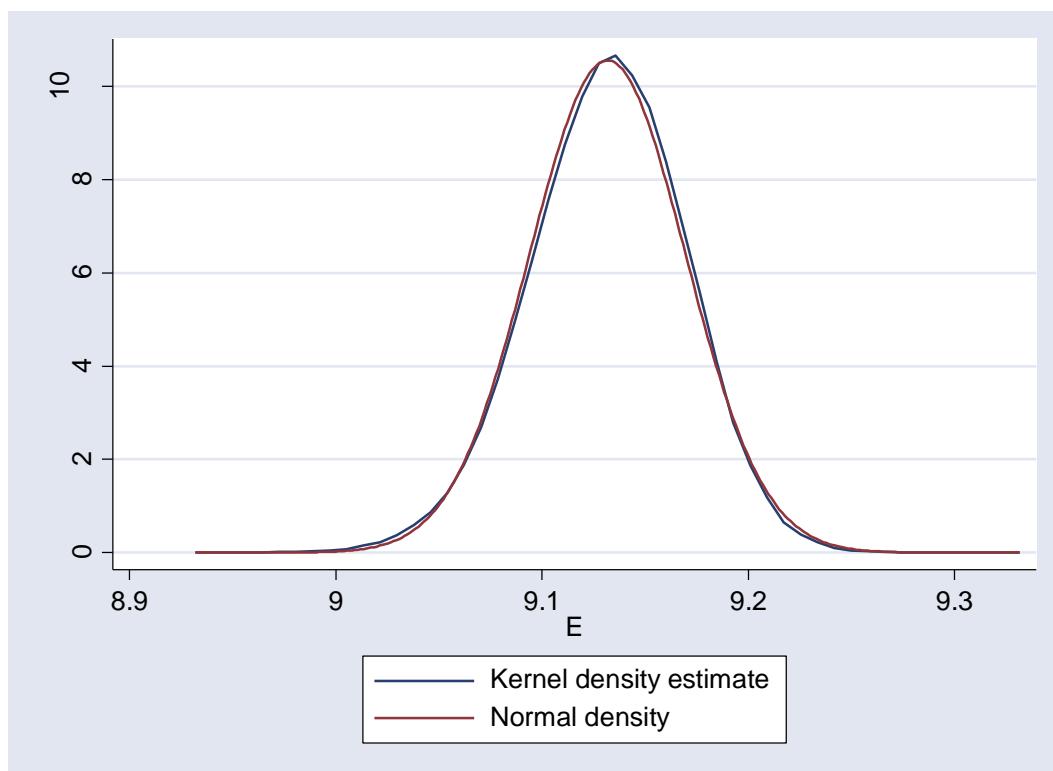
Graficul 39 Distribuția valorilor proгnozate pentru rata șomajului după dublarea numărului de observații



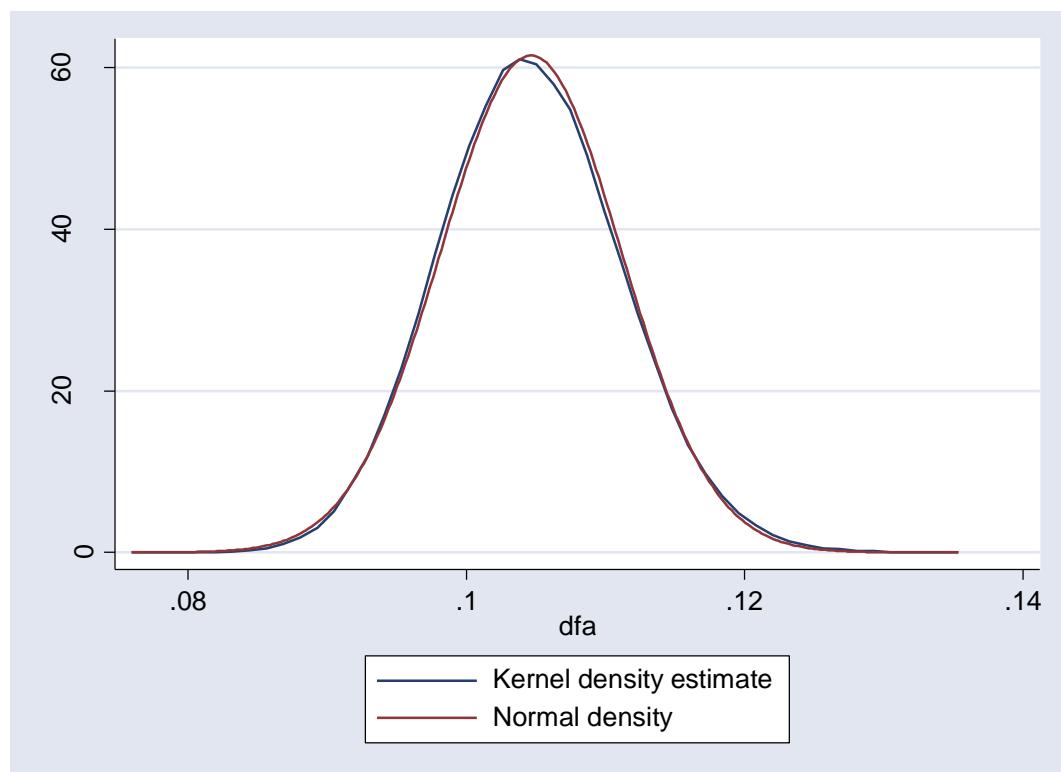
Graficul 40 Distribuția valorilor prognozate pentru forța de muncă după dublarea numărului de observații



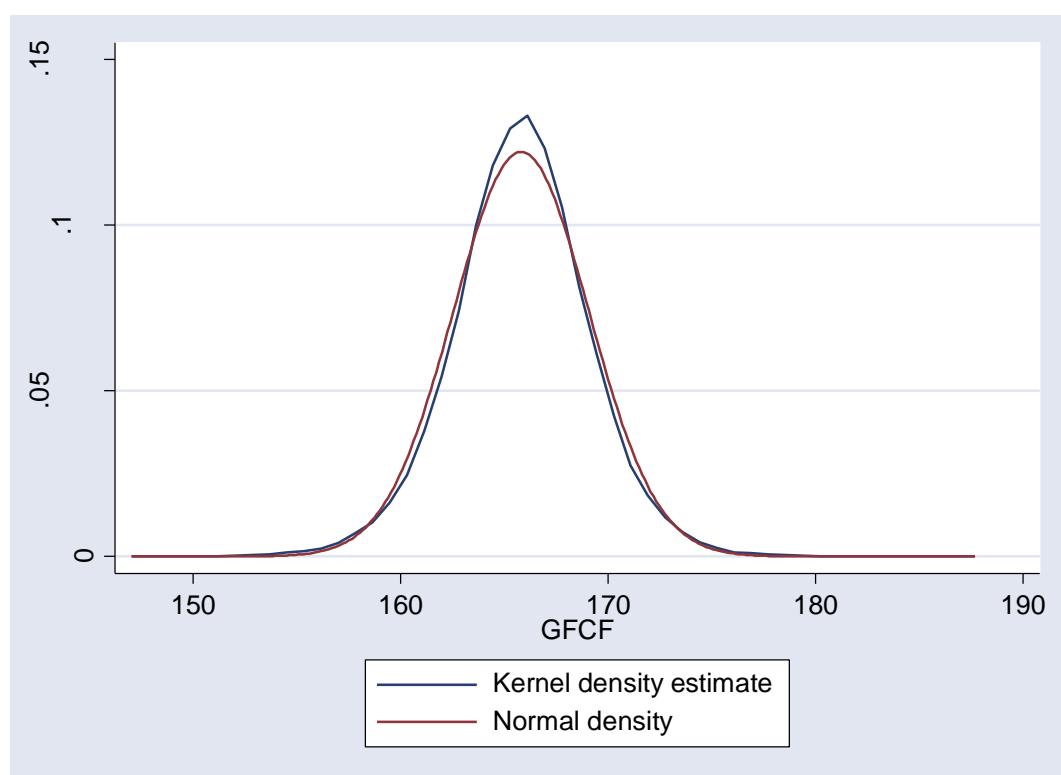
Graficul 41 Distribuția valorilor prognozate pentru salariați după dublarea numărului de observații



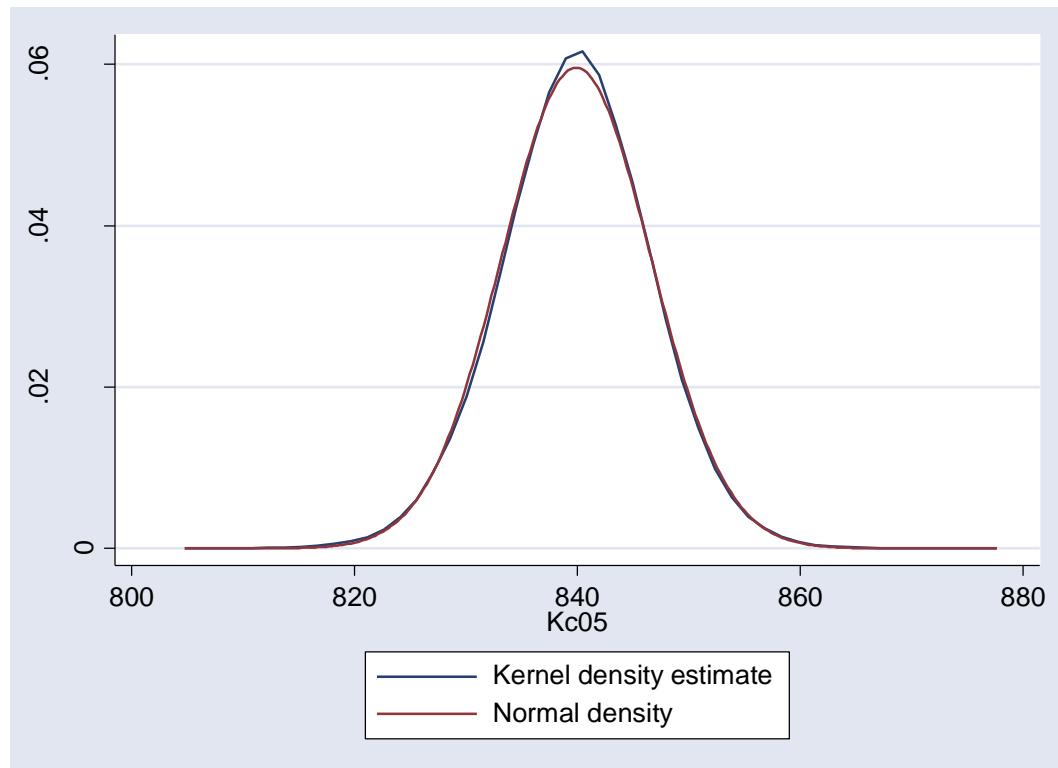
Graficul 42 Distribuția valorilor proгnozate pentru rata de depreciere după dublarea numărului de observații



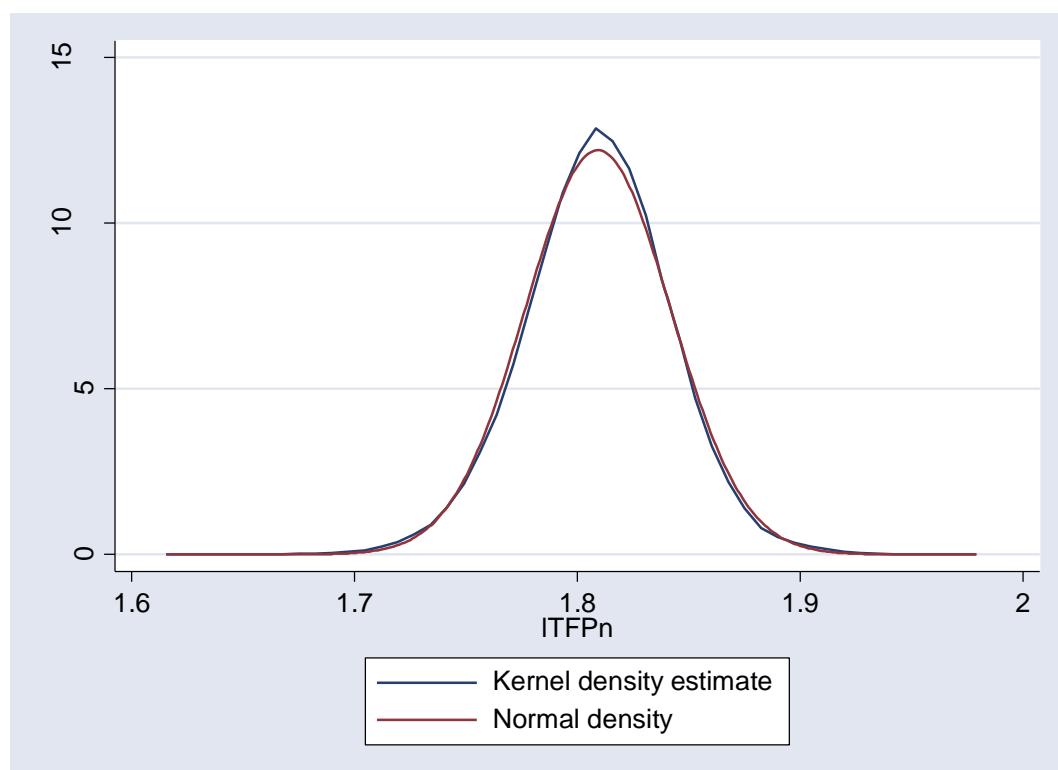
Graficul 43 Distribuția valorilor proгnozate pentru formarea brută de capital fix după dublarea numărului de observații



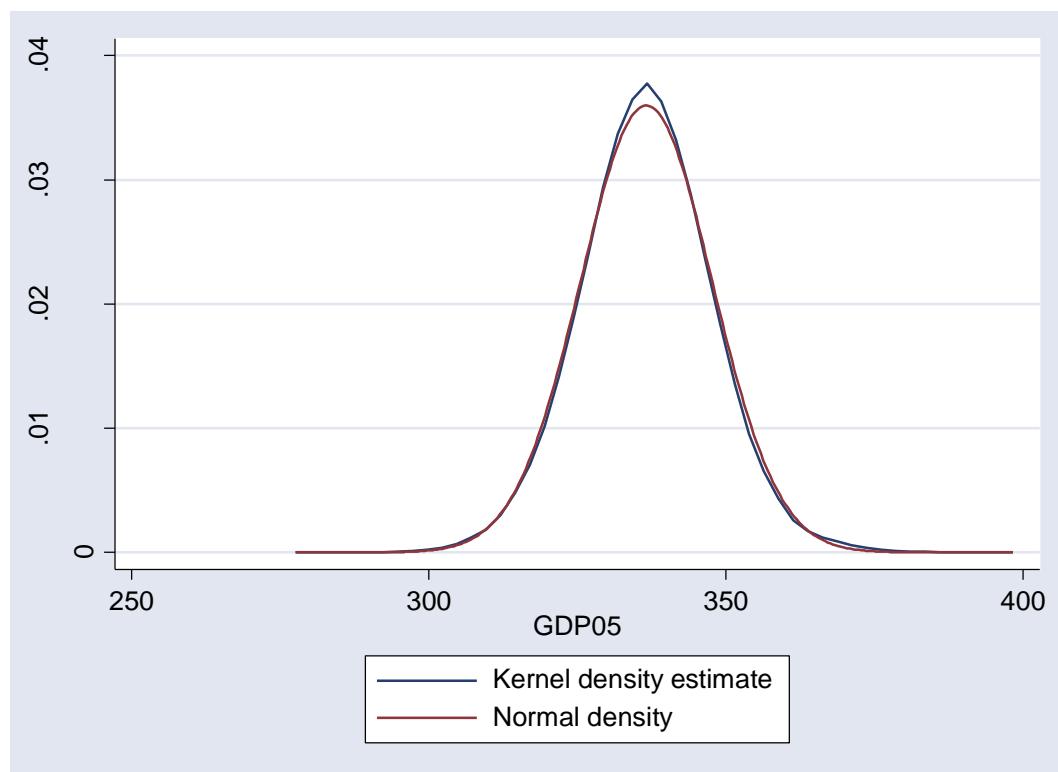
Graficul 44 Distribuția valorilor proгnozate pentru stocul de capital după dublarea numărului de observații



Graficul 45 Distribuția valorilor proгnozate pentru productivitatea totală a factorilor de producție după dublarea numărului de observații



Graficul 46 Distribuția valorilor proгnozate pentru produsul intern brut în prețurile constante ale anului 2005 după dublarea numărului de observații



Distribuțiile variabilelor proгnozate erau apropiate de distribuția normală, și înainte, acum după dublarea numărului de observații apropierea de distribuția normală este și mai mare.

Tabel 5 prezintă intervalul de variație al proгnozelor atunci când acceptăm un interval de încredere de 95%.

Tabel 5 Valorile posibile ale valorilor proгnozate în cazul unui interval de încredere de 95%.

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max	SD ca % din medie	Min ca % din SD	Max ca % din SD
prap	95000	0.539742	0.001786	0.535443	0.543568	0.331	-0.797	0.709
ru	95000	0.06822	0.001254	0.065361	0.071069	1.838	-4.191	4.176
LF	95000	9.800643	0.032435	9.722573	9.870105	0.331	-0.797	0.709
E	95000	9.132004	0.032643	9.054651	9.202815	0.357	-0.847	0.775
dfa	95000	0.104617	0.005647	0.092373	0.1178	5.398	-11.704	12.600
ITFPn	95000	1.809331	0.027853	1.743477	1.872707	1.539	-3.640	3.503
GFCF05	95000	266.052	4.392739	255.4479	276.4973	1.651	-3.986	3.926
Kc05	95000	839.921	5.752087	826.5283	852.9686	0.685	-1.595	1.553
GDP05	95000	336.6027	9.446272	314.8668	358.6995	2.806	-6.457	6.565

Sursa: Calculele autorului

Imbunătățirea prognozelor atunci când intervalul de încredere este redus la 95% este substanțial pentru că valorile extreme, cele care au probabilitate de realizare foarte mică sunt excluse din distribuția variabilelor. Rata de depreciere a rămas singura variabilă care are intervalul de variație media $\pm 12\%$ SD, în rest, toate distribuțiile variabilelor prognozate se localizează în jurul mediei $\pm 6\%$ SD.

Concluzii

In această lucrare a fost estimată precizia prognozelor în cazul concret al unui mini-model extras din macromodelul Dobrescu al economiei românești. Mini-modelul are ca scop final calculul produsului intern brut și conține cinci ecuații comportamentale, ecuația ratei de participare, ecuația ratei șomajului, ecuația ratei de depreciere, ecuația formării brute de capital fix, și ecuația productivității totale a factorilor de producție. Pentru determinarea gradului de precizie a prognozelor s-a recurs la simularea stochastică construindu-se 100,000 de estimatori pentru variabilele prognozate în două situații. In primul caz, ecuațiile comportamentale sunt estimate pe baza de date disponibilă, și în al doilea caz numărul de observații este dublat prin dublarea fiecărei înregistrări.

In acest fel se construiesc mai multe distribuții cea cu toate observațiile, distribuția valorilor incluse în 95% interval de încredere, pentru fiecare variabilă prognozată și se analizează în ce măsură sporirea numărului de observații contribuie la creșterea preciziei de estimare. Reducerea intervalului de încredere de la 100% la 95% reduce în mod important distribuția variabilelor prognozate pentru că din distribuții sunt eliminate valorile extreme (aberante). Atunci când

Această lucrare a prezentat în mod concret vulnerabilitatea preciziei prognozelor la dimensiunile bazei de date. S-a putut observa că numărul de observații folosite în estimarea ecuațiilor econometrice este în mare parte responsabil pentru gradul de precizie al variabilelor prognozate. Din acest exercițiu se poate observa oportunitatea folosirii unor modele care să folosească date cu frecvență cât mai mare, de preferință trimestrială sau chiar lunară, acolo unde există date statistice relevante.

Bibliografie

Ii1iiii

Aaron Drew and Ben Hunt (1998): "The Forecasting and Policy System: stochastic simulations of the core model" Reserve Bank of New Zealand. Discussion paper, G98/6 (<http://www.rbnz.govt.nz/research/search/article.asp?id=3872>)

Dobrescu (2014): Prezentarea modelului

Fair (1980) ESTIMATING THE EXPECTED PREDICTIVE ACCURACY OF ECONOMETRIC MODELS BY RAY C. FAIR International Economic Review 21:355 -378. <http://fairmodel.econ.yale.edu/rayfair/pdf/1980A200.PDF>

Fair (1986) Evaluating the predictive accuracy of models. In *Handhook of Econometrics*, ed. Z. Griliches and M. D. Intriligator. Amsterdam: North-Holland. <http://fairmodel.econ.yale.edu/rayfair/pdf/1986A200.PDF>

Fair, R.C. (1993): "Estimating Event Probabilities in Macroeconometric Models using Stochastic Simulation" in J. Stock and M. Watson (eds.), Business Cycles, Indicators, and Forecasting, The University of Chicago Press, pp. 157 – 176.

Feldblum, S.(1995): "Forecasting the Future: Stochastic Simulation and Scenario Testing," Incorporating Risk Factors in Dynamic Financial Analysis, Casualty Actuarial Society Discussion Paper Program, 1995, pp. 151–177. <https://www.casact.org/pubs/dpp/dpp95/95dpp151.pdf>

Franz, W. and K. Gogelmann, M. Schellhorn, P. Winker (1998): "Quasi – Monte Carlo Methods in Stochastic Simulation. An Application to Fiscal Policy Simulations using an Aggregate Disequilibrium Model of the West German Economy 1960 – 1994. Discussion Paper No. 98-03, ZEW, Mannheim.

Gajda, J. B. and A. Markowski (1998): "Model Evaluation Using Stochastic Simulations: The Case of the Econometric Model KOSMOS", Working Paper 61, National Institute of Economic Research Sweden, <http://www.konj.se/download/18.2f48d2f18732142c7fff533/Wp61.pdf>.

Lanser, D., Kranendonk, H. (2008): "Investigating uncertainty in macroeconomic forecasts by stochastic simulation", CPB Discussion Paper 112/23.09.2008. <http://www.cpb.nl/en/publication/investigating-uncertainty-macroeconomic-forecasts-stochastic-simulation>

McWhorter, A. Spivey, W. A., Wroblewski, W. J. (1976): "A Sensitivity Analysis of Varying Parameter Econometric Models", International Statistical Review, Vol. 44, No. 2, pp. 265-282

Medeiros, Joao (2012): "Stochastic debt simulation using VAR models and a panel fiscal reaction function - results for a selected number of countries", Economic Papers No. 459/July 2012, http://ec.europa.eu/economy_finance/publications/economic_paper/2012/ecp459_en.htm

Neamț, M., Mircea, G., Pirtea, M., Opris, D. (2012): "The study of some stochastic macroeconomic models", Proceedings of the 11the WSWAS International Conference on Applied Computer and Applied Computational Science(ACCACOS' 12). <http://www.wseas.us/e-library/conferences/2012/Rovaniemi/ACACOS/ACACOS-28.pdf>

OECD - FAO Agricultural Outlook 2011, <http://www.oecd.org/site/oecd-faoagriculturaloutlook/48202074.pdf>

Pierce, R. G. (2006): " Building and Solving Macroeconomic Models using WinSolve: Stochastic simulation and Control"

http://www.hkimr.org/uploads/conference_detail/697/con_paper_0_284_hktut3.pdf

Anexa 1 Prezentarea estimărilor ecuațiilor comportamentale

Tabel 6 Rezultatul estimării ecuației ratei șomajului

Source	SS	df	MS				
Model	.001686335	2	.000843167	Number of obs =	20		
Residual	.001086665	18	.00006037	F(2, 18)	= 13.97		
Total	.002773	20	.00013865	Prob > F	= 0.0002		
				R-squared	= 0.6081		
				Adj R-squared=	0.5646		
				Root MSE	= .00777		
dru	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]		
ru_1	-.4703107	.0950949	-4.95	0.000	-.6700977	-.2705237	
alpha_1	.0523214	.0099376	5.26	0.000	.0314433	.0731996	

Tabel 7 Rezultatul estimării ecuației ratei de participare

Source	SS	df	MS				
Model	.078366752	2	.039183376	Number of obs =	20		
Residual	.003862724	17	.000227219	F(2, 17)	= 172.45		
Total	.082229477	19	.004327867	Prob > F	= 0.0000		
				R-squared	= 0.9530		
				Adj R-squared	= 0.9475		
				Root MSE	= .01507		
prap	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]		
prap_1	.7044806	.1074265	6.56	0.000	.4778304	.9311307	
vart	-.3174236	.1292668	-2.46	0.025	-.5901526	-.0446945	
_cons	.4605821	.1779529	2.59	0.019	.0851343	.8360299	

Tabel 8 Rezultatul estimării ecuației ratei de depreciere

Source	SS	df	MS	Number of obs = 20			
Model	.037503435	1	.037503435	F(1, 18)	= 18.61		
Residual	.036283486	18	.002015749	Prob > F	= 0.0004		
Total	.073786921	19	.003883522	R-squared	= 0.5083		
				Adj R-squared	= 0.4809		
				Root MSE	= .0449		

ddfa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
dfa_1	-.94247	.2184994	-4.31	0.000	-1.40152 -.4834198
_cons	.0983233	.0240897	4.08	0.001	.0477128 .1489338

Tabel 9 Rezultatul estimării ecuației formării brute de capital fix

Source	SS	df	MS	Number of obs = 20			
Model	17.9174317	3	5.97247725	F(3, 17)	= 204.51		
Residual	.496474831	17	.029204402	Prob > F	= 0.0000		
Total	18.4139066	20	.920695328	R-squared	= 0.9730		
				Adj R-squared	= 0.9683		
				Root MSE	= .17089		

rigfcf	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
vargdp	.6716637	.150332	4.47	0.000	.3544908 .9888366
drmon	1.769276	.321112	5.51	0.000	1.091789 2.446763
vart	2.278844	.9527962	2.39	0.029	.2686201 4.289068

Tabel 10 Rezultatul estimării ecuației formării brute de capital fix

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	19
Model	.308942857	3	.102980952	F(3, 15)	=	8.99
Residual	.171839656	15	.011455977	Prob > F	=	0.0012
Total	.480782512	18	.02671014	R-squared	=	0.6426
				Adj R-squared	=	0.5711
				Root MSE	=	.10703

dltfpn	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
ltpfn_1	-.4625254	.1296732	-3.57	0.003	-.7389172 -.1861336
alpha_1	2.548499	.6428386	3.96	0.001	1.178321 3.918677
vart	3.80491	.8733465	4.36	0.001	1.943416 5.666404
_cons	-4.310513	1.11072	-3.88	0.001	-6.677957 -1.94307

Anexa 2 Ecuatiile comportamentale și contabile ale mini-modelului analizat

Miniblocul Produsul Intern Brut

Variabile exogene: AP, alpha, PGDP05, PK05, rmon

Variabile endogene: ru, prap, dfa, GFCF, TFPn

Ecuatiile comportamentale și contabile

$$GDP05 = E^{\alpha} \cdot Kc05^{(1-\alpha)} \cdot TFP05n$$

$$E = LF \cdot (1 - ru)$$

$$LF = prap \cdot AP$$

$$d(ru) = c(4) \cdot ru(-1) + c(5) \cdot \alpha(-1)$$

$$ru = d(ru) + ru(-1)$$

$$prap = c(1) + c(2) \cdot prap(-1) + c(3) \cdot t/(t+1)$$

$$Kc05 = Kc05(-1) \cdot (1 - dfa) + GFCF05$$

$$d(dfa) = c(9) + c(10) \cdot dfa(-1)$$

$$dfa = dfa(-1) + d(dfa)$$

$$rIGCF = c(51) \cdot ((IGDP(-1) \cdot IGDP)^{1/2} - 1) + c(52) \cdot d(rmon) + c(53)/t$$

$$IGFCF = GFCF/GFCF(-1)$$

$$rIGCF = IGCF - 1$$

$$IGDP = GDP/GDP(-1)$$

$$GDP = GDP05 \cdot PGDP05$$

$$d(rmon) = rmon - rmon(-1)$$

$$GFCF05 = GFCF/PK05$$

$$d(ITFPn) = c(18) + c(19) \cdot ITFPn(-1) + c(20) \cdot \alpha(-1) + c(21) \cdot t/(t+1)$$

$$ITFPn = TFPn/TFPn(-1)$$

$$d(ITFPn) = ITFPn - ITFPn(-1)$$

Anexa 3 Rezultatele bootstrapării ecuațiilor comportamentale

Tabel 11 Bootstraparea ecuației ratei șomajului

command: reg dru ru_1 alpha_1 , noc

Bootstrap statistics Number of obs = 20
Replications = 100000

Variable	Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]		
<hr/>							
b_ru_1	1.0e+05	-.4703107	-.0425052	.1397482	-.7442154	-.196406	(N)
					-.8049868	-.312252	(P)
					-.7884362	-.3044217	(BC)
b_alpha_1	1.0e+05	.0523214	.0047672	.0153671	.0222021	.0824408	(N)
					.0364348	.0892779	(P)
					.0359236	.0877224	(BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

Tabel 12 Bootstraparea ecuației ratei de participare

command: reg prop prop_1 vart

Bootstrap statistics

Variable	Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]		
b_prop_1	1.0e+05	.7044805	-.0201275	.1491861	.4120776	.9968835	(N)
					.328594	.9418931	(P)
					.3552297	.9543682	(BC)
b_vart	1.0e+05	-.3174236	-.0409941	.2256373	-.7596699	.1248227	(N)
					-.9582544	-.0660416	(P)
					-.9512269	-.0642314	(BC)
b_cons	1.0e+05	.4605821	.0499427	.2923064	-.1123348	1.033499	(N)
					.0929467	1.270933	(P)
					.0836276	1.241407	(BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

Tabel 13 Bootstraparea ecuației ratei de depreciere

command: reg ddfa dfa_1

Bootstrap statistics Number of obs = 20
 Replications = 100000

Variable		Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]
b_dfa_1		1.0e+05	-.94247	-.0216366	.2807624	-1.492761 -.3921791 (N)
						-1.624267 -.4741839 (P)
						-1.673547 -.4989299 (BC)
b_cons		1.0e+05	.0983233	.0030901	.0339439	.0317937 .1648528 (N)
						.0472603 .1805409 (P)
						.0491428 .1855901 (BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

Tabel 14 Bootstraparea ecuației formării brute de capital fix

command: reg rigfcf vargdp drmon vart , noc

Bootstrap statistics Number of obs = 20
 Replications = 100000

Variable		Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]
b_vargdp		1.0e+05	.6716637	.002407	.232718	.2155392 1.127788 (N)
						.1681907 1.079647 (P)
						.0647276 .9987614 (BC)
b_drmon		1.0e+05	1.769276	-.0184343	.4516745	.8839993 2.654552 (N)
						.7377945 2.627399 (P)
						.7359934 2.626312 (BC)
b_vart		1.0e+05	2.278844	-.0735117	1.239877	-.1512997 4.708988 (N)
						-.2223358 4.772511 (P)
						.0999233 5.152018 (BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

Tabel 15 Bootstraparea ecuației productivității totale a factorilor de producție

command: reg dltfpn ltfpn_1 alpha_1 vart

Bootstrap statistics

Number of obs = 19

Replications = 100000

Variable	Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]
-----+-----					
b_ltfpn_1	1.0e+05	-.4625254	-.0091581	.1954244	-.8455548 -.079496 (N)
					-.840941 -.0317644 (P)
					-.7461946 .036413 (BC)
b_alpha_1	1.0e+05	2.548499	-.0624264	.7704414	1.038443 4.058555 (N)
					1.275967 4.126582 (P)
					1.567589 5.369174 (BC)
b_vart	1.0e+05	3.80491	.1857953	1.29138	1.273822 6.335998 (N)
					2.23226 7.052965 (P)
					2.266745 7.216491 (BC)
b_cons	1.0e+05	-4.310513	-.1156158	1.466443	-7.184723 -1.436303 (N)
					-7.805373 -1.89136 (P)
					-7.640991 -1.828265 (BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

Anexa 4 Prezentarea estimărilor ecuațiilor comportamentale în cazul dublării numărului de observații fără creșterea conținutului informațional

Tabel 16 Estimarea ratei somajului cu dublarea numărului de observații

Source	SS	df	MS	Number of obs = 40			
Model	.003372669	2	.001686335	F(2, 38) = 29.49			
Residual	.002173331	38	.000057193	Prob > F = 0.0000			
Total	.005546	40	.00013865	R-squared = 0.6081			
				Adj R-squared = 0.5875			
				Root MSE = .00756			
<hr/>							
dru	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]		
ru_1	-.4703107	.0654488	-7.19	0.000	-.6028049	-.3378165	
alpha_1	.0523214	.0068395	7.65	0.000	.0384755	.0661673	
<hr/>							

Tabel 17 Estimarea ratei de participare cu dublarea numărului de observații

Source	SS	df	MS	Number of obs = 40			
Model	.156733522	2	.078366761	F(2, 37) = 375.33			
Residual	.007725448	37	.000208796	Prob > F = 0.0000			
Total	.16445897	39	.004216897	R-squared = 0.9530			
				Adj R-squared = 0.9505			
				Root MSE = .01445			
<hr/>							
Prap	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]		
prap_1	.7044805	.0728174	9.67	0.000	.5569384	.8520225	
vart	-.3174238	.0876215	-3.62	0.001	-.4949617	-.1398858	
_cons	.4605823	.1206226	3.82	0.000	.2161777	.7049869	
<hr/>							

Tabel 18 Estimarea ratei de depreciere cu dublarea numărului de observații

Source	SS	df	MS	Number of obs = 40 F(1, 38) = 39.28 Prob > F = 0.0000 R-squared = 0.5083 Adj R-squared = 0.4953 Root MSE = .0437			
Model	.07500687	1	.07500687				
Residual	.072566972	38	.001909657				
Total	.147573842	39	.003783945				

ddfa	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
dfa_1	-.94247	.1503816	-6.27	0.000	-1.246902 -.6380383
_cons	.0983233	.0165796	5.93	0.000	.0647595 .131887

Tabel 19 Estimarea formării brute de capital fix cu dublarea numărului de observații

Source	SS	df	MS	Number of obs = 40 F(3, 37) = 445.10 Prob > F = 0.0000 R-squared = 0.9730 Adj R-squared = 0.9709 Root MSE = .16382			
Model	35.8348615	3	11.9449538				
Residual	.992949128	37	.026836463				
Total	36.8278106	40	.920695266				

rigfcf	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
vargdp	.6716637	.1019002	6.59	0.000	.4651943 .8781331
drmon	1.769276	.2176607	8.13	0.000	1.328253 2.210298
vart	2.278844	.6458379	3.53	0.001	.9702523 3.587436

Tabel 20 Estimarea ecuației productivitatea totală a factorilor de muncă cu dublarea numărului de observații

Source	SS	df	MS	Number of obs =	38
Model	.617885907	3	.205961969	F(3, 34) =	20.38
Residual	.343679118	34	.010108209	Prob > F =	0.0000
Total	.961565025	37	.025988244	R-squared =	0.6426
				Adj R-squared =	0.6110
				Root MSE =	.10054

dltfpn	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf. Interval]
lfpn_1	-.4625256	.0861303	-5.37	0.000	-.6375635 -.2874876
alpha_1	2.548499	.4269805	5.97	0.000	1.680771 3.416228
vart	3.804911	.5800865	6.56	0.000	2.626034 4.983789
_cons	-4.310515	.7377525	-5.84	0.000	-5.809808 -2.811221

Anexa 5 Rezultatele bootstrapării ecuațiilor comportamentale după dublarea numărului de observații

Tabel 21 Bootstraparea ecuației ratei șomajului cu dublarea numărului de observații.

command: reg dru ru_1 alpha_1 , noc

Bootstrap statistics	Number of obs	=	40
	Replications	=	100000

Variable	Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]

b_ru_1	1.0e+05	-.4703107	-.0203041	.0928026	-.6522027 -.2884187 (N)
					-.7176615 -.3544992 (P)
					-.7106945 -.3513681 (BC)
b_alpha_1	1.0e+05	.0523214	.0022706	.0102005	.0323286 .0723142 (N)
					.0401237 .0796037 (P)
					.0399029 .0791058 (BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

Tabel 22 Bootstraparea ecuației ratei de participare cu dublarea numărului de observații

command: reg prap prap_1 vart

Bootstrap statistics	Number of obs	=	40
	Replications	=	100000

Variable	Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]

b_prap_1	1.0e+05	.7044805	-.0080871	.0868993	.5341589 .874802 (N)
					.505572 .8511132 (P)
					.5179529 .8564638 (BC)
b_vart	1.0e+05	-.3174238	-.0167085	.1173482	-.5474248 -.0874227 (N)
					-.6217789 -.1607639 (P)
					-.6176019 -.159836 (BC)
b_cons	1.0e+05	.4605823	.0202921	.156742	.1533699 .7677947 (N)
					.2339004 .853755 (P)
					.2294635 .8382924 (BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

Tabel 23 Bootstraparea ecuatiei ratei de depreciere cu dublarea numarului de observatii

command: reg dd़fa dfa_1

Bootstrap statistics

Variable	Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]
<hr/>					
b_dfa_1	1.0e+05	-.94247	-.0095504	.1717354	-1.279069 -.6058707 (N)
					-1.331904 -.648532 (P)
					-1.345592 -.6561031 (BC)
b_cons	1.0e+05	.0983233	.0013745	.0218039	.0555879 .1410587 (N)
					.062404 .1477775 (P)
					.0632142 .1492942 (BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

Tabel 24 Bootstraparea ecuației formării brute de capital fix cu dublarea numărului de observații

command: reg rigfcf vargdp drmon vart , noc

Bootstrap statistics

Variable	Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]		
<hr/>							
b_vargdp	1.0e+05	.6716637	-.0006633	.1281115	.4205667	.9227607	(N)
					.3822118	.8941002	(P)
					.3530644	.8743988	(BC)
b_drmon	1.0e+05	1.769276	-.0032601	.2299824	1.318513	2.220038	(N)
					1.254046	2.209563	(P)
					1.238969	2.199102	(BC)
b_vart	1.0e+05	2.278844	-.0295142	.7016631	.9035932	3.654095	(N)
					.8884698	3.709937	(P)
					1.008304	3.842593	(BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

command: reg dltpn ltfn_1 alpha_1 vart

Bootstrap statistics

Variable	Reps	Observed	Bias	Std. Err.	[95% Conf. Interval]		
<hr/>							
b_ltfpn_1	1.0e+05	-0.4625256	0.0010343	0.1129877	-0.6839801	-0.241071	(N)
					-0.653677	-0.1993787	(P)
					-0.6355342	-0.1623048	(BC)
b_alpha_1	1.0e+05	2.548499	-0.0474732	0.419666	1.725959	3.37104	(N)
					1.711566	3.365047	(P)
					1.843624	3.556873	(BC)
b_vart	1.0e+05	3.804911	0.0340312	0.5976986	2.633429	4.976393	(N)
					2.779298	5.110869	(P)
					2.798842	5.137739	(BC)
b_cons	1.0e+05	-4.310514	-0.0029666	0.7648175	-5.809547	-2.811482	(N)
					-5.818924	-2.755218	(P)
					-5.801947	-2.735247	(BC)

Note: N = normal

P = percentile

BC = bias-corrected

ⁱ Unele dintre rezultatele acestei lucrări sunt în curs de publicare în revista *Progress in Industrial Ecology, An International Journal*. Articolul este intitulat *Bioeconomic sustainability and modelling energy systems*, autori Raluca I. Iorgulescu, John M. Polimeni, Mariana Balan

<http://www.inderscience.com/info/ingeneral/forthcoming.php?jcode=pie>