

დროითი მწკრივებით აგებულ მოდელში სტატისტიკური დამოკიდებულების შეფასების მეთოდი

იური ანანიაშვილი

ეკონომიკის მეცნიერებათა დოქტორი, პროფესორი,
ივანე ჯავახიშვილის სახელობის
თბილისის სახელმწიფო უნივერსიტეტი
luri.ananiaSvili@tsu.ge

ანოტაცია

სტატიაში შემოთავაზებულია წრფივი რეგრესიის სტანდარტული განტოლების შეფასების მეთოდი, რომელიც, დროითი მწკრივების შემთხვევაში, საშუალებას იძლევა განისაზღვროს დამოკიდებულ ცვლადზე ამხსნელი ფაქტორული ცვლადების სტატისტიკური ზემოქმედების სიდიდე. შემოთავაზებული მეთოდის მიხედვით, როგორც დამოკიდებული ასევე დამოუკიდებელი ცვლადების შესაბამისი მწკრივების დროის ყოველი t მომენტის დონის მნიშვნელობა უნდა დაეშალოს ფიქსირებულ (ინერციულ) და ცვალებად ნაწილებად და, შემდეგ, ამ უკანასკნელთა გამოყენებით, შევაფასოთ წრფივი რეგრესიის განტოლება. მეთოდის პრაქტიკული გამოყენების შესაძლებლობა სტატიაში ილუსტრირებულია საქართველოს ეკონომიკის სამომხმარებლო ფასების ინდექსისა და უმუშევრობის დონის კავშირის მოდელის მაგალითზე.

საკვანძო სიტყვები: დროითი მწკრივი, ჯვარედინი მონაცემები, სტატისტიკური დამოკიდებულება, რეგრესიის სტატისტიკური მოდელი, რეგრესიის კოეფიციენტი, მწკრივის ინერციულობა, $AR(p)$ პროცესი, მწკრივის დონის ფიქსირებული და ცვალებადი ნაწილები.

პრობლემის დასმა

თანამედროვე ეკონომიკური ანალიზის ერთ-ერთ უმნიშვნელოვანეს ინსტრუმენტს ეკონომეტრიკული მოდელი წარმოადგენს. კონკრეტულ სიტუაციებში მის ასაგებად გამოიყენება ჯვარედინი (სივრცობრივი) ან დროითი მონაცემები, ან კიდევ მათი კომბინაციები. ეკონომეტრიკული მოდელის აგება და ინტერპრეტირება გაცილებით მარტივია ჯვარედინი მონაცემების შემთხვევაში – ითვლება, რომ მათი გენერირება ძირითადად შემთხვევითი პროცესის ხასიათს ატარებს და მონაცემები ერთმანეთისაგან დამოუკიდებელია¹. საკმარისად რეალისტური ეკონომიკური და სტატისტიკური პირობების დაკმაყოფილების შემთხვევაში [Greene, W., 2012, Verbeek M. 2017, Wooldridge J., 2012], ჯვარედინი მონაცემებით აგებული და შეფასებული რეგრესიის შემდეგი სტატისტიკური მოდელი

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_m x_m + u, \quad (1)$$

სადაც y დამოკიდებული ანუ ასახსნელი ცვლადია, $x_j, j = 1, 2, \dots, m$, ამხსნელი ანუ ფაქტორული ცვლადებია, u დაუკვირვებადი შეცდომის წევრია, ხოლო $\beta_j, j = 1, 2, \dots, m$, რეგრესიის კოეფიციენტებია, როგორც წესი, კარგად გადმოსცემს მკვლევარისათვის რამდენიმე საინტერესო საკითხის არსს. მაგალითად, მისი საფუძველზე შეიძლება დასკვნის გამოტანა იმის შესახებ, როგორ ზემოქმედებს ნებისმიერი x_j ფაქტორი y -ის მნიშვნელობაზე, სხვა თანაბარ პირობებში. აღნიშნული ზემოქმედების ზომის მაჩვენებელს წარმოადგენს ამხსნელი ფაქტორის

¹ ეს უკანასკნელი გულისხმობს, რომ მოდელის ასაგებად გამოყენებულ შერჩევაში მონაცემთა თანმიმდევრობა შეიძლება ნებისმიერი იყოს.

შესაბამისი რეგრესიის β_j კოეფიციენტი, რომელიც x_j ფაქტორის ერთეულოვანი ცვლილების შემთხვევაში გამოსახავს y -ის მოსალოდნელი ცვლილების საშუალოს. ბუნებრივია, როცა $\beta_j = 0$, მაშინ x_j არ ზემოქმედებს y -ზე.

(1)-ის მსგავსი სტატიკური მოდელის აგებისას სრულიად სხვა სიტუაციას ვაწყდებით დროითი მწკრივების მონაცემების შემთხვევაში. პირველი, ასეთი მონაცემები წარმოქმნიან თანმიმდევრობას, რომელიც, თავისი არსით, არის უსასრულო თანმიმდევრობის ქვესიმრავლე და განსხვავდება ფიქსირებული პოპულაციიდან მიღებული შერჩევისაგან, როგორსაც ჯვარედინი მონაცემების შერჩევა წარმოადგენს. მეორე, უმეტეს შემთხვევაში, დროითი მწკრივი, და მისი შესაბამისი ცვლადი, ხასიათდება ინერციულობით, რის გამოც დაკვირვებები ერთმანეთთან კორელაციაში იმყოფებიან. ეს გარემოება განსაკუთრებულ სიფრთხილეს მოითხოვს დროითი მწკრივების საფუძველზე (1)-ის ანალოგიური სტატიკური მოდელის აგებისა და მისი კოეფიციენტების ინტერპრეტაციისას [Verbeek M., 2017]. იმის ასახსნელად თუ რა გვაქვს მხედველობაში, განვიხილოთ შედარებით მარტივი სიტუაცია. ვთქვათ, მოცემული გვაქვს ერთი ფაქტორული x ცვლადისა და შედეგობრივი y ცვლადის დროითი მწკრივების შერჩევა, $(x_t, y_t), t = 1, 2, \dots, T$, და გვინდა დავადგინოთ, დროის ერთ მომენტში y ცვლადის ცვლილების რა ნაწილი განვსაზღვრება საშუალოდ იმავე მომენტში x ცვლადის ცვლილებით. სხვანაირად, ვთქვათ, გვინტერესებს მოცემულ ორ ცვლადს შორის არსებული სტატიკური დამოკიდებულების ზომა¹. ერთი შეხედვით, ლოგიკურია, რომ ამ მიზნით განვიხილოთ და შევაფასოთ რეგრესიის (1) მოდელის შემდეგი მარტივი ვარიანტი:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 x_t + u_t, t = 1, 2, \dots, T, \quad (2)$$

სადაც დაუკვირვებადი შეცდომების u_t წევრი კორელაციაში არ იმყოფება x_t -სთან და ასახავს y_t -ზე t მომენტში ზემოქმედ ყველა იმ გარემოებას, რომელსაც არ ითვალისწინებს x_t . (2) მოდელის აგებისას u_t -ს მნიშვნელობები ჩვენთვის უცნობია და უნდა შევაფასოთ. შესაფასებელია ასევე რეგრესიის კოეფიციენტები, β_0 და β_1 .

ტრადიციულად, თეორიულ და გამოყენებით კვლევებში, (2) განიხილება სტატიკური მოდელის რანგში, ხოლო β_1 კოეფიციენტი, (1) განტოლების რეგრესიის კოეფიციენტის მსგავსად, ინტერპრეტირდება როგორც x_t -ს y_t -ზე სტატიკური ზემოქმედების მახასიათებელი [Berndt Ernst R., 1996].

არის თუ არა დროითი მწკრივებით აგებული (2) მოდელი სტატიკური, ხოლო β_1 კოეფიციენტი – ზემოთ აღნიშნული შინაარსის მქონე? პასუხი დამოკიდებულია იმაზე თუ რა ტიპის მწკრივებს წარმოადგენენ x_t და y_t . როდესაც თითოეული მათგანი i.i.d ტიპის (ერთმანეთისგან დამოუკიდებელი, ერთნაირად განაწილებული) მწკრივია, ანუ როდესაც მწკრივის დონეებს შორის კორელაცია ნულის ტოლია, რაც ასევე გულისხმობს იმას, რომ მწკრივები არაინერციულია, მაშინ (2)-ის სახით მოცემული განტოლება ნამდვილად სტატიკურია და β_1 ზემოთ აღნიშნული შინაარსისაა. ამასთან, თუ u_t აკმაყოფილებს კლასიკური რეგრესიის მოთხოვნებს [Greene, W., 2012], მაშინ (2)-ის ჩვეულებრივი უმცირეს კვადრატთა მეთოდით (OLS-ით) შეფასებისას მიიღება β_0 -ისა და β_1 -ის გადაუადგილებელი და ეფექტიანი შეფასებები.

¹ ვინაიდან აღნიშნულ კონტექსტში ერთი და იმავე მომენტის ცვლილებების კავშირზეა საუბარი, ასეთ კავშირს სტატიკურს ვუწოდებთ.

შემოთავაზებული მიდგომა

სამწუხაროდ, შეფასებისას გამოყენებული დამოკიდებული და ამხსნელი ცვლადების შესაბამისი დროითი მწკრივები, საწყისი სახით, იშვიათად მიეკუთვნებიან i.i.d ტიპს. მათი სტრუქტურის ფორმირებაში მნიშვნელოვან როლს თამაშობს ინერციულობის თვისება, რომელიც გამოყენებით კვლევებში, (2) ტიპის მოდელის აგებისა და შეფასებისას, ხშირად ან არ გაითვალისწინება, ან გაითვალისწინება არასრულად. შედეგად, x_t -სა და y_t -ს შორის არსებული სტატისტიკური დამოკიდებულების შესასწავლად (2) განტოლების გამოყენების მიზანშეწონილობა და β_1 კოეფიციენტის არსის ისეთი ინტერპრეტაცია, როგორიც ზემოთ მოვიყვანეთ, საეჭვო ხდება. საქმე ისაა, რომ, თუ მწკრივი i.i.d ტიპს არ მიეკუთვნება, მაშინ მისი ქცევა აღინერება დინამიკური ARMA ან ARIMA მოდელის შესაბამისად (ან ამ უკანასკნელთა კერძო შემთხვევებით) [Box G., Jenkins G., 1976]. ასეთ შემთხვევაში, დროის ყოველი t მომენტისათვის, მწკრივის დონე ორი ნაწილისაგან შედგება: ერთი ნაწილი წარსულის შედეგია, მეორე კი მიმდინარე ანუ t მომენტის (პერიოდის) მდგომარეობით განისაზღვრება. ცხადია, t მომენტისათვის ამ ნაწილებიდან პირველი მოცემულია, ფიქსირებულია, მეორე კი კონტროლირებადია და t მომენტში ცვლილებას ექვემდებარება. სიცხადისათვის განვიხილოთ, მაგალითად, x_t მწკრივი და ვაჩვენოთ $AR(p)$, $MA(q)$ და $ARIMA(p,1,q)$ შემთხვევებისათვის როგორი სახე აქვს ამ მწკრივის ფიქსირებულ და ცვალებად (კონტროლირებად) ნაწილებს t მომენტისათვის. წინასწარ აღვნიშნოთ, რომ ავტორეგრესიული $AR(p)$ და მცურავი საშუალოს $MA(q)$ მოდელები მწკრივის სტაციონარულობაზე მიუთითებს, ხოლო ინტეგრირებადი ავტორეგრესიული მცურავი საშუალოს $ARIMA(p,1,q)$ მოდელი კი არასტაციონალურ მწკრივს შეესაბამება [Robert H. Shumway, David S., 2017].

$AR(p)$ პროცესის დროს x_t -ს მნიშვნელობა შემდეგი სახით შეგვიძლია ჩავწეროთ:

$$x_t = \sum_{i=1}^p \rho_i x_{t-i} + (\delta + \varepsilon_t), \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma_\varepsilon^2).$$

ამ გამოსახულებაში t მომენტის ფიქსირებულ ნაწილს შეესაბამება პირველი ჯამური შესაკრები, რომელიც ჩამოყალიბდა პროცესის ინერციულობის შედეგად, x_t -ს ლაგური მნიშვნელობების წრფივი კომბინაციის სახით. რაც შეეხება $(\delta + \varepsilon_t)$ -ს, ის x_t -ს ცვალებადი ელემენტი და t მომენტში სხვადასხვა ფაქტორისა და გარემოების დაუკვირვებადი ზემოქმედებით განისაზღვრება. ამასთან, შემთხვევითი ε_t სიდიდე კორელაციაში არ არის პირველ ჯამურ შესაკრებთან და აკმაყოფილებს პირობას $\varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma_\varepsilon^2)$.

$MA(q)$ პროცესის დროს x_t -ს შემდეგი სახე აქვს:

$$x_t = \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + (\delta + \varepsilon_t), \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma_\varepsilon^2).$$

ადვილად შევნიშნავთ, რომ ამ შემთხვევაში x_t -ს ცვალებადი ელემენტი კვლავ არის $(\delta + \varepsilon_t)$, ხოლო t მომენტისთვის ფიქსირებულ ნაწილს მარჯვენა მხარის პირველი ჯამური შესაკრები წარმოადგენს. ეს უკანასკნელი, $AR(p)$ შემთხვევისაგან განსხვავებით, x_t -ს ლაგური მნიშვნელობების მხოლოდ იმ ნაწილების¹ წრფივი კომბინაციაა, რომელთა ფორმირება შესაბამის მომენტებში სხვადასხვა ფაქტორისა და გარემოების ზემოქმედებით ხდება.

¹ შეგახსენებთ, რომ, განმარტების თანახმად, ε_{t-i} არის x_{t-i} -ის შემადგენელი ნაწილი.

დაბოლოს, როცა x_t მწკრივი, მაგალითად, $ARIMA(p,1,q)$ მოდელით აღინერება, მაშინ t მომენტისთვის x_t -ს სტრუქტურა ასე გამოიყურება:

$$\Delta x_t = \sum_{i=1}^p \rho_i \Delta x_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + (\delta + \varepsilon_t), \quad \varepsilon_t \sim i.i.d(0, \sigma_\varepsilon^2).$$

ამ გამოსახულებაში, ისევე როგორც ზემოთ განხილულ ორ შემთხვევაში, x_t -ს კონტროლირებადი ანუ ცვალებადი ელემენტია $(\delta + \varepsilon_t)$, დანარჩენი ორი ჯამური შესაკრები კი t მომენტისთვის ფიქსირებულია.

ამ ყველაფრის გათვალისწინებით ცხადი ხდება, რომ როდესაც საჭიროა დროთი მწკრივების შემთხვევაში x_t -სა y_t -ს შორის არსებული სტატიკური დამოკიდებულების შენაწავლა, (2) განტოლების ნაცვლად უნდა განვიხილოთ განტოლება, რომელშიც დამოკიდებული და დამოუკიდებელი ცვლადების მთლიანი მნიშვნელობები შეცვლილია მათი შესაბამისი ცვალებადი ნაწილებით (ანუ ნაწილებით, რომელთა ფორმირებაც მხოლოდ t მომენტში ხდება). მაგალითად, ზემოთ მოყვანილი მარტივი რეგრესიის შემთხვევაში ასეთი განტოლება იქნება

$$\varepsilon_{ty} = \alpha + \beta \varepsilon_{tx} + v_t, \quad t = 1, 2, \dots, T, \quad (3)$$

ან კიდევ

$$(\varepsilon_{ty} + \delta_y) = \alpha + \beta(\varepsilon_{tx} + \delta_x) + v_t, \quad t = 1, 2, \dots, T, \quad (3a)$$

სადაც ε_{ty} და ε_{tx} შესაბამისად არის y_t და x_t ცვლადების ის ნაწილები, რომლებიც მწკრივის ინერციულობასთან არ არის დაკავშირებული და ფორმირდება დროის შესაბამის მომენტში (პერიოდში), $\varepsilon_{ty} \sim i.i.d(0, \sigma_{ye}^2)$ და $\varepsilon_{tx} \sim i.i.d(0, \sigma_{xe}^2)$. აღსანიშნავია, რომ ასეთნაირად გარდაქმნილი ცვლადები საშუალებას გვაძლევს დროის მომენტები „სუბიექტების“ ანალოგებად განვიხილოთ, რომელთა გადანომვრა ნებისმიერად შეგვიძლია [ანანიაშვილი ი., 2022]. თავის მხრივ, ეს ნიშნავს, რომ (3) ან (3a) განტოლებისათვის მთლიანად მისაღები ხდება მეთოდისა და მეთოდოლოგია, რომელიც ჯვარედინი მონაცემების შემთხვევაში გამოიყენება [Wooldridge J., 2012]. როგორც (3) ასევე (3a) განტოლების β კოეფიციენტი შინაარსობრივად ერთიდაიმავეს გამოსახავს: გვიჩვენებს საშუალოდ დროის ერთ მომენტში (პერიოდში) რამდენით შეიცვლება დამოუკიდებელი y ცვლადის მნიშვნელობა იმავე მომენტში (პერიოდში) x -ის ერთეულოვანი ცვლილებისას. ეს განტოლებები მხოლოდ თავისუფალი წევრით განსხვავდება ერთმანეთისგან.

მეთოდის გამოყენების მაგალითი

სტატიკური დამოკიდებულების შეფასების მოყვანილი მეთოდის ილუსტრირებისათვის განვიხილოთ კონკრეტული ეკონომიკური მაგალითი. ჩვენი არჩევანი შევაჩერეთ საქართველოს მონაცემებზე, კერძოდ, განვიხილოთ ორი მწკრივი – სამომხმარებლო ფასების ინდექსი – CPI და უმუშევრობის დონე – UN, კვარტალურ ჭრილში, 2010 წლიდან 2024 წლის ბოლო ორი კვარტალის ჩათვლით. შესაბამისი მონაცემები ავიღეთ საქართველოს სტატისტიკის ეროვნული სამსახურის საიტიდან [<https://www.geostat.ge/ka/modules/categories/683/dasakmeba-umushevroba>]. სულ დაკვირვებათა რაოდენობა თოთოეულ მწკრივში არის 58.

თუ ყურადღებას არ მივაქცევთ ამ მწკრივების სტრუქტურასა და თავისებურებას და მათ საფუძველზე შევაფასებთ (2)-ის ანალოგიურ სტატიკურ განტოლებას, რომელშიც დამოკიდებული ცვლადის როლში განვიხილავთ CPI-ს, მივიღებთ შემდეგ მოდელს (რეგრესიის კოეფიციენტების ქვეშ, ფრჩხილებში მითითებულია შესაბამისი სტანდარტული შეცდომები):

$$\begin{aligned} \square CPI_t &= 8,1573 - 0.2178UN_t \\ (s.e.) &(1,3846) \quad (0,0632) \\ R^2 &= 0,16; \quad F = 11,9; \quad DW = 0,35; \quad n = 58. \end{aligned} \quad (4)$$

ფორმალურად, მოყვანილი განტოლება გვიჩვენებს, რომ საქართველოში, განხილულ 15 წლიან პერიოდში, CPI-სა და UN-ს შორის არსებობდა კომპრომისი: უმუშევრობის დონის ზრდა უარყოფითად ზემოქმედებდა ფასების ინდექსზე, თანაც, ზემოქმედების რეგრესიის კოეფიციენტი შეადგენდა (-0,2178)-ს. მართალია, ეს შედეგი გარკვეულად თანხვედრაშია ფილიპსის ცნობილი მოკლევადიანი მრუდის კანონზომიერებასთან [Fabian Eser, et all. 2020, Furlanetto, et all 2024], მაგრამ ძლიერი ავტოკორელაცია, $DW = 0,35$, რეგრესიის შეფასებული კოეფიციენტების t სტატისტიკებისა და დეტერმინაციის R^2 კოეფიციენტის F სტატისტიკის მაღალი მნიშვნელობები (რითაც მოყვანილ მოდელი ხასიათდება) ცრუ რეგრესიის სავარაუდო არსებობის ეჭვს ბადებს¹. მისი თავიდან აცილების რამდენიმე გზა არსებობს. ერთ-ერთი მათგანია მოდელში დამოკიდებული და დამოუკიდებელი ცვლადების ლაგური მნიშვნელობების ჩართვა და, მაგალითად, შემდეგი სახის დინამიკურ ვარიანტზე გადასვლა:

$$\begin{aligned} \square CPI_t &= 1,3185 + 0.8308CPI_{t-1} - 0,0354UN_t + 0,0013UN_{t-1}, \\ (s.e.) &(1,1174) \quad (0,0680) \quad (0,1173) \quad (0,1053) \\ R^2 &= 0,74; \quad F = 49,7; \quad DW = 1,34; \quad n = 57. \end{aligned} \quad (5)$$

გავრცელებული ინტერპრეტაციის მიხედვით, ასეთ მოდელში სტატიკური ზემოქმედების კოეფიციენტის როლში გვევლინება UN_t -ს კოეფიციენტი (-0,0354). როგორც ვხედავთ, ეს უკანასკნელი აბსოლუტური სიდიდით მნიშვნელოვნად ნაკლებია ზემოთ მოყვანილი სტატიკური მოდელის შესაბამის კოეფიციენტზე, მაგრამ უარყოფითი ნიშანი მიუთითებს, რომ CPI-სა და UN-ს შორის კომპრომისი ამ ვარიანტში შენარჩუნდა. მაგრამ საქმე ისაა, რომ ამ შემთხვევაში UN_t -ს კოეფიციენტი უკვე აღარ არის სტატისტიკურად მნიშვნელოვანი; გარდა ამისა, მოყვანილმა დინამიკურმა ვარიანტმა ვერ გადაჭრა ავტოკორელაციის პრობლემა, რაც დაადასტურა ბრე-უმ-გოდფრის ტესტმა: $(\chi^2(1) = 7,96 > 3,84 = \chi^2_{kr})$. ეს ყველაფერი იმაზე მიუთითებს, რომ CPI-სა და UN-ს შორის სტატიკური კავშირის შესაძლო არსებობის (ან არარსებობის) გამოსავლენად, მიზანშეწონილია გამოვიკვლიოთ თითოეული მწკრივის სტრუქტურა და მასზე დაყრდნობით შევაფასოთ (3) ან (3ა) ტიპის განტოლება.

View-ის პროგრამული უზრუნველყოფით ჩატარებულმა გამოკვლევამ გვიჩვენა, რომ CPI მწკრივი სტაციონარულია და აღინერება $AR(2)$ ტიპის პროცესის შესაბამისი მოდელით:

$$\begin{aligned} \square CPI_t &= 0,6053 + 1,1535CPI_{t-1} - 0,3352CPI_{t-2}, \\ (s.e.) &(0,2778) \quad (0,1273) \quad (0,1273) \\ R^2 &= 0,76; \quad F = 90; \quad DW = 2,096; \quad \chi^2(1) = 1,08; \quad n = 56. \end{aligned} \quad (6)$$

მოყვანილი მოდელის შეფასებისას მიღებული CPI-ის ნარჩენობითი ნევრების $(CPI_t - \square CPI_t)$ მწკრივი, რომელსაც შემდეგში სიმარტივისათვის აღვნიშნავთ $\varepsilon_{t,y}$ -ით, როგორც მოსალოდნელი იყო, სტაციონარული აღმოჩნდა და სრულად აკმაყოფილებს თეთრი ხმაურის პროცესის მოთხოვნებს: $\varepsilon_{t,y} \square i.i.d(0, \sigma_{\varepsilon}^2)$, ანუ არის i.i.d ტიპის პროცესი.

¹ აღსანიშნავია, რომ სტატიკური მოდელის შემთხვევაში, ასეთი სიტუაცია ხშირად ცრუ რეგრესიის არსებობაზე მიუთითებს [].

რაც შეეხება UN-ს, ის ტრენდ-სტაციონარული მწკრივია და მისი შესაბამისი პროცესის მოდელს შემდეგი სახე აქვს:

$$\begin{aligned} \hat{UN}_t &= 8,3006 - 0,0727t + 0,7051UN_{t-1}, \\ (s.e.) \quad (2,6143) \quad (0,0221) \quad (0,0926) \end{aligned} \quad (7)$$

$$R^2 = 0,93; \quad F = 397; \quad DW = 1,67; \quad \chi^2(1) = 2,61; \quad n = 57.$$

როგორც ვხედავთ, წინა შემთხვევისაგან განსხვავებით, ამ მოდელში ერთ-ერთ ამხნელ ცვლადად წაროდგენილია დეტერმინირებული დროითო ტრენდი. მწკრივის სტრუქტურის განხილვისას, დროის ყოველი t მომენტში, დროითი ტრენდის ელემენტი, ლაგურ მნიშვნელობებთან ერთად, მოცემულად უნდა ჩავთვალოთ და გამოვრიცხოთ მწკრივის შესაბამისი მნიშვნელობებიდან. ამ პროცედურით მიღებული UN-ის ნარჩენობითი მწკრივი $(UN_t - \hat{UN}_t)$, აღვნიშნოთ ის ε_{tx} -ით, სტაციონარულია და ასევე სრულად აკმაყოფილებს თეთრი ხმაურის პროცესის მოთხოვნებს: $\varepsilon_{tx} \square i.i.d(0, \sigma_{\varepsilon}^2)$.

მიღებული ε_{ty} და ε_{tx} მწკრივების შინაარსი და თვისებები CPI-სა და UN-ს შორის შესაძლო სტატიკური კავშირის არსებობის (ან არარსებობის) შეფასების სრულ საფუძველს იძლევა. ქვემოთ მოყვანილი მოდელი სწორედ ამ მწკრივების გამოყენებით არის აგებული.

$$\begin{aligned} \hat{\varepsilon}_{ty} &= -0,0021 - 0,1308\varepsilon_{tx}, \\ (s.e.) \quad (0,1365) \quad (0,1342) \end{aligned} \quad (8)$$

$$R^2 = 0,017; \quad F = 0,95; \quad DW = 2,02; \quad n = 56.$$

როგორც ვხედავთ, ამ მოდელში ავტოკორელაციის პრობლემა არ არსებობს, რაც ბუნებრივია ასეთი ტიპის მონაცემებისათვის. გარდა ამისა, β -ს მნიშვნელობა $(-0,1308)$, (4) მოდელის მსგავსად, კვლავ უარყოფითია და განხილულ CPI და UN მაჩვენებლებს შორის კომპრომისის არსებობის შესაძლებლობაზე მიუთითებს მოკლევადიან პერიოდში. მაგრამ პრობლემა ის არის, რომ (4) მოდელისგან განსხვავებით, (8) მოდელი სტატისტიკური მახასიათებლების (კერძოდ, კოეფიციენტების t სტატისტიკებისა და დეტერმინაციის R^2 კოეფიციენტის) მიხედვით, მთლიანობაში არაღამაკმაყოფილებელია. ეს გვაფიქრებინებს, რომ მოკლევადიან პერიოდში (კონკრეტულად, კი 2010-2024 წლებში), საქართველოში, როგორც ბევრ სხვა ქვეყანაში, ფილიპსის მრუდის ცნობილი კანონზომიერება შეიძლება არ არსებობდა [Hany Guirguis & Tin Shan Suen, 2022].

ლიტერატურა

1. Greene, W. (2012) *Econometric Analysis*. 7th Edition, Prentice Hal. 1232 p.
2. Verbeek M. (2017). *A. Guidi to Modern Econometrics*. 5th edition. | Hoboken, NJ : John Wiley & Sons, Inc., 488 p.
3. Wooldridge J. (2012). *Introductory Econometrics: A Modern Approach*. 5th edition, Cengage Learning, – 912 p.
4. Berndt Ernst R. (1996) *The Practice of Econometrics: Classic and Contemporary*. Addison Wesley; Har/Dskt edition, 702 p.
5. Box G. Jenkins G. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. San Francisco, Holden-Day.
6. Robert H. Shumway, David S. (2017). *Stoffer Time Series Analysis and Its Applications. With R Examples*. Fourth Edition. Springer International Publishing. 558 p.

7. ანანიაშვილი ი. (2022). ბაზრის მოდელის შეფასება შეზღუდული ინფორმაციის პირობებში. //ეკონომიკა და ბიზნესი. ტომი XIV, N4.
8. <https://www.geostat.ge/ka/modules/categories/683/dasakmeba-umushevropa>
9. <https://www.geostat.ge/ka/modules/categories/26/samomkhmareblo-fasebis-indeksi-inflatsia>
10. Fabian Eser, Peter Karadi, Philip R. Lane, Laura Moretti, Chiara Osbat (2020). The Phillips Curve at the ECB. ECB Working Paper Series No 2400 / May 2020. <https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/-ecb.wp2400~6e8bfb6fd2.en.pdf>
11. Furlanetto, Francesco, and Antoine Lepetit (2024). "The Slope of the Phillips Curve," Finance and Economics Discussion Series 2024-043. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System, <https://doi.org/10.17016/FEDS.2024.043>.
12. Hany Guirguis & Tin Shan (Michael) Suen (2022). Advances in estimating the Phillips curve, Journal of Applied Economics, 25:1, 621-642, DOI: 10.1080/15140326.2022.2045469

A METHOD FOR ESTIMATING STATIC RELATIONSHIPS IN A TIME SERIES MODEL

Iuri Ananiashvili

Doctor of Economic Sciences, Professor

Ivane Javakhishvili Tbilisi State University

iuri.ananiashvili@tsu.ge

Summary

The article introduces a method for estimating a standard linear equation that, in the context of time series analysis, allows for determining the static impact of independent variables on a dependent variable. This method involves decomposing the value of the level of each moment μ in the time series into fixed (inert) and dynamic components, which are then used to estimate the linear regression equation. The practical application of this method is illustrated with a model examining the relationship between the consumer price index and the unemployment rate in the Georgian economy.

Keywords: *time series, cross-sectional data, static dependence, static model of regression, regression coefficient, inertness of series, AR(p) process, fixed and dynamic components of series*