

Марина ДЄДУШЕВА

## **ЗАСТОСУВАННЯ МОДИФІКОВАНОГО МЕТОДУ ХОЛТА-УІНТЕРА ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОДАТКОВИХ НАДХОДЖЕНЬ В УКРАЇНІ**

---

---

*Адаптовано стандартний метод експоненційного згладження Холта-Уінтера до реальних часових рядів на прикладі податкових надходжень в Україні. Розроблено процедуру оптимізації параметрів та на цій основі побудовано модель експоненційного згладження Холта-Уінтера з мультплікативним трендом. Отримано більш точні результати прогнозування порівняно з іншими методами експоненційного згладжування, а також рядом стандартних емпіричних методів.*

---

---

Одним із аспектів функціонування фіскальних органів є прогнозування бюджетних надходжень. Точність і адаптивність прогнозування дозволяє оцінювати ефективність роботи фіскальних органів, вносити своєчасні корективи у фіскальну політику, вибудовувати стратегію управління системою державних фінансів з різними часовими горизонтами. Очевидним є той факт, що методики прогнозування безпосередньо впливають на точність прогнозів і здатність фіскальних органів адекватно оцінювати зміни в економічному середовищі, з точки зору майбутніх бюджетних надходжень. Враховуючи важливість функції прогнозування, актуальним завданням для аналітичних підрозділів фіскальних органів є розробка нових підходів, які підвищували б якість прогнозних моделей.

Емпіричні дослідження ефективності моделей прогнозування фіскальних надходжень дають доволі неоднозначні результати. З одного боку, формалізовані підходи до прогнозування показників податково-бюджетної сфери якісно перевершують суб'єктивні ме-

тоди. Хоча різні науковці порівнюють різні методи оцінки перспективних бюджетних надходжень (Х. Бегхестані і Р. Макноун (1992) [1], М. Марселіно і С. Фаверо (2005) [2], Т. Фуллертон (1989) [3], Т. Пайк і Д. Саваж (1998) [4], Дж. Беккетт-Камарата [5], В. Ботрік та М. Візек [6]), однак усі вони узгоджуються в тому аспекті, що застосування економетричних методів обумовлюють більш точні і менш упереджені прогнозні оцінки доходів бюджету, оскільки використання формальних методів прогнозування нівелює похибки прогнозів, зумовлені політичними маніпуляціями. З іншого боку, немає чіткого визначення найефективнішого методу прогнозування. Варто ще раз наголосити, що для кожної групи доходів існує власний метод прогнозування. Так, прибуткові податки підлягають кращому прогнозуванню за допомогою регресійних моделей, тоді як акцизні податки краще описувати за допомогою моделі випадкових блукань. Пропонуємо систематизувати всю сукупність підходів до прогнозування у три блоки: трендовий аналіз, аналіз часових рядів та багатовекторні часові ряди.

Широко використовуваним підходом до прогнозування податкових надходжень у розвинених країнах, таких як Великобританія, Нідерланди, Нова Зеландія та Японія, є регресійний аналіз. Багатофакторний аналіз часових рядів (Multivariate timeseries analysis) – це статистичний метод оцінки взаємозв'язку між залежною змінною (прогнозована змінна, у цьому випадку податкові надходження) та кількома незалежними або пояснювальними змінними. Його застосовують для оцінки перспективних податкових надходжень, які залежать від макроекономічних факторів (податок на прибуток підприємств та податок на заробітну плату). Наприклад, податкові надходження з податку на доходи фізичних осіб можуть перебувати під впливом демографічного (кількість платників податку), економічного (особисті доходи і рівень безробіття) та інших факторів. Цей метод дозволяє встановити основні причини та джерела невизначеності в обсягах податків і зборів.

Порівняльний аналіз моделей прогнозування податкових надходжень у Каліфорнії (США) з 2004 по 2009 рр. засвідчив ефективність авторегресійної моделі Байєса, які якісно перевершили прості VAR-моделі і моделі випадкових блукань [7].

Подібні результати отримав аналіз прогнозування податкових надходжень із продажу у штаті Невада (США). Так, VAR-моделі забезпечують високу точність прогнозу в середньому за всіма прогнозними періодами, а також для кожного окремого прогнозного передбачення. У свою чергу, BVAR перевершили моделі VAR у короткостроковому періоді (більш точне прогнозування для перших трьох місяців). У цілому розходження між отриманими результатами є незначними, однак прогнозістам податкових надходжень потрібно розглядати BVAR-моделі як статистично ефективніший метод для прогнозування податкових надходжень бюджету [8].

Як і будь-який метод прогнозування, багатофакторні регресійні моделі мають свої сильні і слабкі сторони. З одного боку, вони є більш потужним інструментом прогнозування, ніж моделі часових рядів, оскільки виявлені закономірності можуть бути використані у подальшому для розробки довгострокових прогнозів. Вони прості в реалізації та "дешеві" в обслуговуванні, а також перевершують інші моделі щодо високої точності у довгостроковому горизонті прогнозування. Разом з тим багатофакторний регресійний аналіз ставить високі вимоги до обсягів та якості вхідних даних. Крім того, їх застосування передбачає наявність певних теоретичних знань і розуміння основних закономірностей зв'язку між явищами, щоб запобігти помилкам специфікації моделі. Варто зосередити увагу і на тому, що при використанні історичних даних багатовимірні регресійні моделі, як правило, стикаються з явищем автокореляції залишків, що позначається на надійності оцінок параметрів [9].

Огляд наявних практик прогнозування показує, що до менш істотних податків з точки зору наповнення бюджету, таких як акцизи або податкові надходження, що слабо корелюють з макроекономічними показниками, як правило, застосовують прямі методи прогнозування. До них належить: метод екстраполяції та аналіз часових рядів (ARIMA, RandomWalk) [10].

Оскільки податкові надходження протягом року є нерівномірними (сезонність сплати податків, разові надходження, погашення боргових зобов'язань до бюджету тощо), то виникає об'єктивна необхідність у застосуванні макроекономічних інструментів, здатних точно описати сезонні коливання. Одним із таких інструментів є ARIMA-моделі або одновимірні моделі Бокса–Дженкінса.

Модель Бокса–Дженкінса – це клас параметричних моделей, які описують нестационарні ряди даних. Їх застосування у

процесі прогнозування вмотивоване такими факторами: по-перше, вони вимагають мінімуму інформації, по-друге, дозволяють ідентифікувати більш тонкі закономірності взаємозв'язку податкових надходжень і макроекономічної бази; по-третє, забезпечують якісні короткострокові (до одного року) прогнози за стабільних умов. Проте вони також страждають від недоліків [11]:

- 1) складні для розуміння;
- 2) вимагають постійного контролю (оцінка адекватності отриманих результатів та відбору змінних);
- 3) відносна точність результатів зменшується зі збільшенням часового горизонту прогнозу або при зіткненні з непередбачуваними умовами, такими як зміна податкового законодавства;
- 4) не забезпечують казуального аналізу явищ;
- 5) не створюють жодних варіативних прогнозів.

З огляду на це, експерти вважають, що ARIMA-моделювання повинне використовуватися тільки у випадку, коли брак інформації робить регресійний аналіз неможливим.

Ще одним методом аналізу часових рядів є моделі випадкових блукань (RandomWalkModel). RW-моделі – це простий стохастичний часовий ряд, у якому залежна змінна податкових надходжень визначається на основі минулих значень податкових доходів плюс у перспективі помилки, визначені у вигляді “білого шуму” (нормальна змінна з нульовим середнім і дисперсією) [12].

Моделі випадкових блукань використані в різних дослідженнях для тестування ефективності широкого діапазону моделей прогнозування, від простої екстраполяції даних до складних регресійних моделей (Р. Фаір та Р. Шіллер [13], Т. Фуллертон та М. Келлі [14]). У більшості досліджень учені доходять висновку, що такі моделі є більш

ефективними порівняно з традиційними моделями аналізу часових рядів, однак усе ще поступаються моделям ARIMA та багатовекторним авторегресіям. Так, прогнозування податків на продаж у США за допомогою BVAR-моделі забезпечує майже на 34% більш точні результати, ніж моделі випадкових блукань.

Разом з тим нещодавнє дослідження бюджетного прогнозування в Хорватії, спрямоване на пошук потенційних можливостей щодо підвищення точності прогнозу Міністерства фінансів, доводить високу ефективність поєднання методу експертних оцінок з моделями випадкових блукань [15].

Трендовий аналіз (Trendanalysis) – це статистичний метод, який здійснює порівняння доходів бюджету з рядом попередніх періодів і визначає тренд, тобто основну тенденцію динаміки показника, очищену від випадкових впливів та індивідуальних особливостей окремих періодів. Такий аналіз, по суті, є простою функціональною залежністю, яка екстраполює попередню динаміку об'єкта на його показники в майбутньому. Загалом, як засвідчує світова практика прогнозування податкових надходжень, застосування трендового аналізу є малоефективним способом для оцінки прогнозних доходів бюджету, тому цей метод отримав обмежене застосування, однак його поєднання з суб'єктивними оцінками експертів дозволяє забезпечити високу точність результатів.

С. Бретшнайдер (1989) [16], досліджуючи питання інституціональної, політичної та методологічної природи похибок прогнозів бюджету, у простий емпіричний спосіб доводить, що поєднання експертних оцінок та простих трендових моделей дає більш точні результати порівняно з більш складними моделями часових рядів. Подібні аргументи можна знайти в роботі Г. Грізла та Е. Клая (1994) [17], котрі порівнювали офі-

ційні прогнози податку на продаж у США, які здійснювали за допомогою трендового аналізу, з альтернативними економетричними моделями прогнозування. Як наслідок, офіційні прогнози в цілому забезпечують більш точну оцінку перспективних податкових надходжень, доводячи при цьому, що затратність економетричних методів переважає над їх якісними характеристиками.

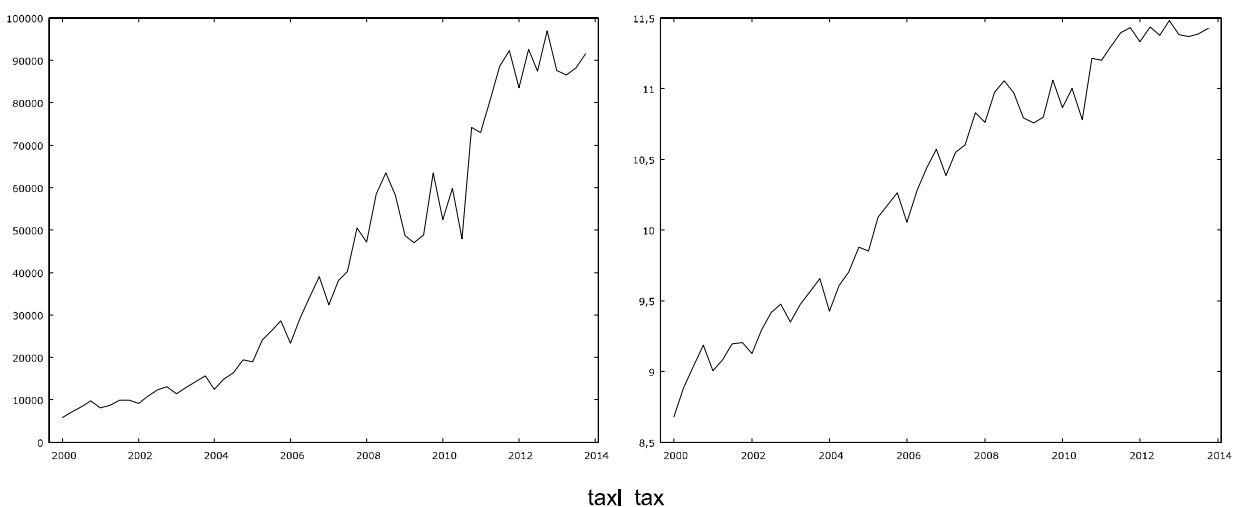
У цій статті ми ставимо за мету адаптувати стандартний метод експоненційного згладження Холта-Уінтера до реальних часових рядів на прикладі податкових надходжень в Україні. Це дозволить отримати більш точні результати прогнозування порівняно з іншими методами експоненційного згладжування, а також рядом стандартних емпіричних методів.

Для здійснення розрахунків та прогнозів беремо до уваги узагальнений показник податкових надходжень, який містить податок на доходи фізичних осіб, податок на прибуток підприємств, податок на додану вартість, акцизний податок з вироблених в Україні підакцизних товарів (продукції), акцизний податок з ввезених на митну територію України підакцизних товарів (продукції), ввізне мито, вивізне мито. Податкові надходження аналізуємо у кварталній дискретності за період 2000–2012 рр. з по-

будовою прогнозів на 2013 р. для оцінки їх точності із застосуванням реальних даних.

Стандартний підхід до аналізу часових рядів передбачає декомпозицію показників на тренд, цикл, сезонну та нерегулярну компоненти. Часові ряди на рис. 1 демонструють сильний тренд та сезонність. Для отримання якісних прогнозів необхідно максимально точно врахувати ці компоненти та циклічні коливання економіки, щоб у якості залишків моделі отримати нерегулярну компоненту, яка не містить жодної інформації. З динаміки податкових надходжень також видно, що вони містять нелінійний тренд і нелінійну зростаючу варіацію. Це означає, що в ході аналізу необхідно використовувати моделі з мультиплікативним представленням тренда, циклу та сезонності, що іноді ускладнює розрахунки. Для того, щоб наблизити тренд до лінійного вигляду та вирівняти варіацію, була проведена логарифмічна трансформація часового ряду податкових надходжень, це в подальшому покращить статистичні якості моделей.

Практика прогнозування через експоненційне згладжування нараховує досить велику кількість методів прогнозування, вибір кожного з яких залежить від форми тренда та сезонності. Свого часу Карл Пегельс згрупував всі методи в єдину матри-



**Рис. 1.** Динаміка податкових надходжень (tax) та їх логарифмів (l\_tax) у 2000–2012 рр.

цю, яка дозволяла за кількома критеріями обрати найбільш прийнятний підхід [18]. У нашому випадку, відповідно до класифікації Пегельса, якщо ми прогнозуємо податкові надходження без їх наближення до лінійного виду через взяття логарифмів, необхідно використовувати модифікований метод Холта–Уінтера (Holt–Winters' method) з мультиплікативною сезонністю та трендом.

$$L_t = \alpha Y_t / S_{t-s} + (1 - \alpha) L_{t-1} b_{t-1}, \quad (1)$$

$$b_t = \beta L_t / L_{t-1} + (1 - \beta) b_{t-1}, \quad (2)$$

$$S_t = \gamma Y_t / L_t + (1 - \gamma) S_{t-s}, \quad (3)$$

$$F_{t+m} = L_t b_t^m S_{t+m-s}, \quad (4)$$

де  $L_t$  – рівень часового ряду в момент  $t$ ;  $Y_t$  – спостережене значення часового ряду в момент  $t$ ;  $b_t$  – тренд у часовому ряді в момент  $t$ ;  $S_t$  – сезонний фактор у періоді  $t$ ;  $F_{t+m}$  – прогнозне значення часового ряду;  $\alpha, \beta, \gamma$  – параметри, що необхідно оцінити. Модифікація методу Холта–Уінтера в цьому випадку полягає у припущенні нелінійності тренда. Якщо тренд наближається до лінійної форми, як у випадку з логарифмованим часовим рядом податкових надходжень ( $I_{tax}$ ), тоді можна застосовувати стандартний підхід Холта–Уінтера з адитивним трендом:

$$L_t = \alpha Y_t / S_{t-s} + (1 - \alpha) L_{t-1} + b_{t-1}, \quad (5)$$

$$b_t = \beta L_t - L_{t-1} + (1 - \beta) b_{t-1}, \quad (6)$$

$$S_t = \gamma Y_t / L_t + (1 - \gamma) S_{t-s}, \quad (3)$$

$$F_{t+m} = (L_t + m b_t) S_{t+m-s}. \quad (7)$$

Враховуючи форми трендів та зміни варіації часових рядів, ми застосували модифікований метод Холта–Уінтера до показника номінальних податкових надходжень ( $tax$ ) та стандартний підхід Холта–Уінтера до ло-

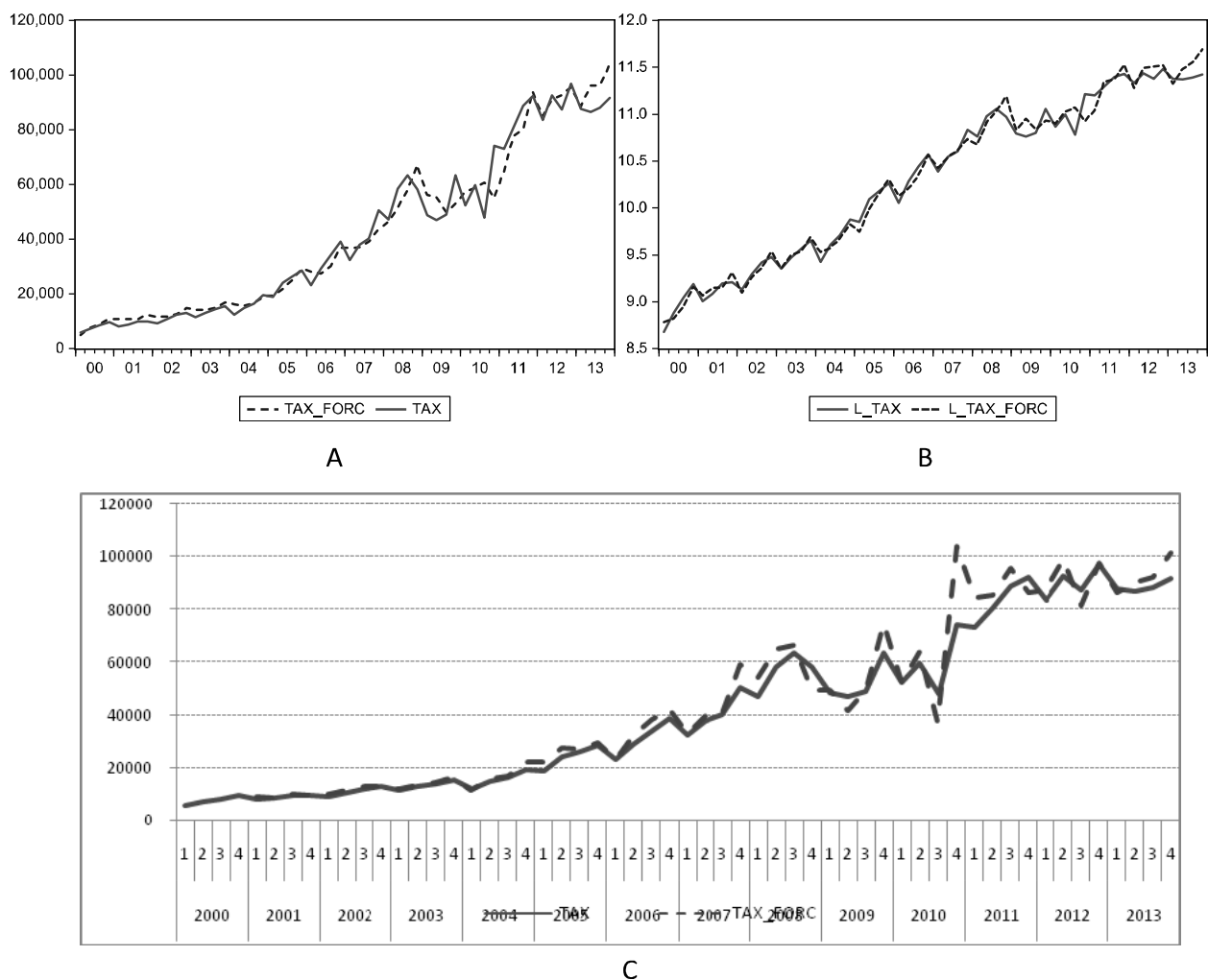
гарифмів податкових надходжень ( $I_{tax}$ ). Зазначимо, що більшість методів експоненційного згладжування задані у програмних продуктах напряму. Проте для оцінки параметрів модифікованого методу Холта–Уінтера ми розробили оптимізаційну ітераційну процедуру, яка мінімізувала показник середніх квадратичних похибок моделі (MSE) і дозволила здійснити відповідні прогнози. На рис. 2 відображено результати стандартного методу Холта–Уінтера для рядів  $tax$  та  $I_{tax}$ , а також модифікованого варіанта для  $tax$ .

Прогнози, подані на рис. 2, розроблялися на основі періоду 2000–2012 рр. Тобто відхилення графіків змодельованих показників до 2012 р. є похибками моделі в межах вибірки, відхилення у 2013 р. є похибками прогнозування. Отримані результати свідчать про те, що модифікований метод Холта–Уінтера з параметрами, які оптимізувалися за алгоритмом дослідження, дав меншу похибку прогнозування, ніж інші моделі. Однак цей показник не є єдиним для вибору найкращого підходу. Для більш повного аналізу якості моделювання та прогнозування податкових надходжень ми побудували табл. 1, у якій продемонстровано найбільш важливі характеристики моделей.

У таблиці, крім розрахованих параметрів рівнянь моделей, також надано середньоквадратичні похибки (MSE) різних моделей для періодів, коли є спостережені дані 2000–2012 рр., та прогнозного 2013 р. Відповідно до результатів, у вибірці даних найменшу похибку дає модель на основі стандартного методу Холта–Уінтера з мультиплікативною сезонністю (А). Проте за межами вибірки, у прогнозованому 2013 р., найменшу похибку дає модифікований метод Холта–Уінтера з мультиплікативним трендом та сезонністю (С).

Похибки прогнозування є важливим показником якості моделі, однак не менш зна-

## ПОДАТКИ І ФІСКАЛЬНА ПОЛІТИКА



**Рис. 2. Фактичні та прогнозовані значення податкових надходжень, розраховані за допомогою методу Холта–Уінтера з лінійним трендом (А,В), та модифікованого методу Холта–Уінтера з мультиплікативним трендом (С)**

Таблиця 1

**Параметри різних моделей експоненційного згладжування податкових надходжень**

Види моделей	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	MSE (insample)	MSE (outsample)
<b>Модель А</b>	0,78	0	0,09	27031275,49	77422915,6
<b>Модель В</b>	0,94	0	0	31138152,23	292849318,8
<b>Модель С</b>	1	1	0,478	39004892,49	34204513,62

чними є врахування всієї інформації, яка міститься у часових рядах. Коректні моделі мають описувати дані таким чином, щоб залишки були “білим шумом”, тобто абсолютно випадковим процесом. Оцінка міри випадковості похибок моделі здійснюється

через автокореляцію залишків, присутність статистично значимої автокореляції залишків різних порядків означає наявність неврахованих статистичних зв'язків між даними. У табл. 2 наведено Q-статистику та ймовірності гіпотези про відсутність ав-

Таблиця 2

**Результати тестування наявності автокореляції залишків  
моделей прогнозування податкових надходжень**

Лаги	Модель А		Модель В		Модель С	
	Q-Stat	Prob.	Q-Stat	Prob.	Q-Stat	Prob.
1	1,0617	0,303	0,567	0,451	2,1442	0,143
2	1,6634	0,435	0,9551	0,620	2,1457	0,342
3	2,2236	0,527	2,1307	0,546	2,1486	0,542
4	2,5206	0,641	2,1351	0,711	3,0186	0,555
5	4,5858	0,468	5,4067	0,368	3,0703	0,689
6	4,8417	0,564	6,8667	0,333	3,0871	0,798
7	5,3737	0,614	7,1485	0,414	3,1070	0,875
8	6,2584	0,618	7,1508	0,520	3,1282	0,926
9	11,790	0,225	7,6766	0,567	3,2896	0,952
10	12,998	0,224	9,1755	0,516	3,2898	0,974
11	15,361	0,167	9,6866	0,559	3,3453	0,985
12	16,558	0,167	11,032	0,526	4,4989	0,973

токореляції залишків побудованих вище моделей для різних лагів до 12-го включно. Результати тестів свідчать про відсутність значимої автокореляції.

Загалом можна констатувати той факт, що з розроблених моделей кращі результати у моделюванні даних демонструє модель А. Водночас кращі прогнозні результати дає модель С, параметри якої оцінено за авторським алгоритмом.

Для того, щоб зробити висновки, наскільки точними є прогнози запропонованої моделі порівняно із стандартними методами прогнозування, ми побудували ряд прогнозів податкових надходжень на 2013 р. із застосуванням стандартних статистичних методів. У табл. 3 наведено результати прогнозування. Як параметри, що характеризують моделі, визначено MSEin – середньоквадратичну

Таблиця 3

**Якісні характеристики різних прогностичних моделей**

Модель	MSEin	MSEout	Theil's U
1	270 31275,5	774 22915,6	0,837
2	390 04892,5	342 045 13,6	0,832
3	309 29513,1	644 156347,8	0,823
4	463 22032,6	<b>162 858 18,7</b>	0,888
5	347 94923,3	205 845191	0,814
6	673 349176	192 2563442	2,36
7	117 952262	292 100100,7	1,17
8	<b>172 77190,2</b>	157 711409,7	<b>0,544</b>
9	<b>111 24261,9</b>	123 965749,5	<b>0,478</b>

похибку в межах вибірки, MSEout – середньоквадратичну похибку прогнозу, Theil's U<sup>1</sup> – коефіцієнт Тейла. У табл. 3, у графі "Модель", моделі прогнозування розподілені таким чином: 1 – стандартна модель Холта–Уінтера, 2 – мультиплікативна модель Холта–Уінтера, 3 – ARIMA (1,0,0) (0,1,1)<sup>4</sup>, 4 – випадкове блукання з дрефтом, 5 – випадкове блукання без дрефту, 6 – динамічна регресія (ARIMAX), 7 – VAR, 8 – VECM, 9 – усереднений прогноз.

Наведені результати свідчать про те, що модифікована модель Холта-Уінтера з мультиплікативним трендом дає другий за точністю, після моделі випадкового блукання з дрефтом, результат прогнозування.

Моделювання економічних процесів часто супроводжується вибором автора на користь форм тренду та сезонності, що закладаються в модель. В макроекономіці часові ряди рідко містять лінійні залежності, тому моделі з мультиплікативними зв'язками є більш практичними. Для класу моделей експоненційного згладжування модифікований метод Холта-Уінтера є тим підходом, що враховує нелінійність у змінах варіації та тренду часового ряду. Однак проблема в тому, що, незважаючи на наближеність цього підходу до реальних даних, його застосування обмежене відсутністю відповідних алгоритмів у поширених статистичних пакетах. У дослідженні ми показали, що, маючи систему рівнянь, які безпосередньо представляють модель

<sup>1</sup> Коефіцієнт Тейла (Theil's U) – показник, що порівнює якість прогнозування двох альтернативних моделей. Базовою прогностичною моделлю зазвичай вважається просте випадкове блукання. Відповідно, значення даного коефіцієнта вказує на те, у скільки разів похибки розробленої моделі більші за похибки моделі випадкового блукання. Якщо коефіцієнт нижчий від одиниці, розроблена модель продукує похибки, менші за похибки альтернативної моделі.

$$U = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n-1} (FPE_{t+1} - APE_{t+1})^2}{\sum_{t=1}^{n-1} (APE_{t+1})^2}}, \text{ де } FPE_{t+1} = \frac{F_{t+1} - Y_t}{Y_t} - \text{відносна}$$

змінна прогнозних даних, а  $APE_{t+1} = \frac{Y_{t+1} - Y_t}{Y_t}$  – відносна змінна фактичних даних.

Холта-Уінтера, та оптимізувавши їх з метою мінімізації функції середньоквадратичних похибок, цілком можливо отримати відповідні параметри. Прогноз для податкових надходжень в Україні за 2013 р., що був отриманий із застосуванням цього підходу, виявився досить точним і порівняно більш якісним, ніж більшість аналогічних прогнозів, отриманих із застосуванням ряду стандартних статистичних методів.

### Література

1. Baghestani H., McNown R. *Forecasting the Federal Budget with Time Series Models // Journal of Forecasting.* – 1992. – № 11. – P. 127–139.
2. Marcellino M., Favero C. *Modelling and Forecasting Fiscal Variables for the Euro Area // Oxford Bulletin of Economics and Statistics.* – 2005. – № 67. – P. 755–783.
3. Fullerton T. *A Composite Approach to Forecasting State Government Revenues: Case Study of the Idaho Sales Tax // International Journal of Forecasting.* – 1989. – № 5. – P. 373–380.
4. Pike T., Savage D. *Forecasting the Public Finances in the Treasury // Fiscal Studies.* – 1998. – № 19(1). – P. 49–62.
5. Beckett-Camarata J. *Revenue Forecasting Accuracy in Ohio Local Government // Journal of Public Budgeting, Accounting & Financial Management.* – 2006. – № 18(1). – P. 77–99.
6. Botrić V., Vizek M. *Forecasting Fiscal Revenues in a Transition Country: The Case of Croatia // Zagreb International Review of Economics & Business.* – 2012. – Vol. 15, № 1. – P. 23–36.
7. Krol R. *Forecasting State Tax Revenue: A Bayesian Vector Autoregression Approach // California State University, Northridge.* – 2010. – P. 18. – Available at: [http://www.csun.edu/~hcecn001/published/BVAR\\_Forecast.pdf](http://www.csun.edu/~hcecn001/published/BVAR_Forecast.pdf)
8. Balciar, M., Gupta R., Majumda, A., Miller, S.M. 2013. *Forecasting Nevada Gross Gaming Revenue and Taxable Sales Using Coincident and Leading Employment Indexes // Empirical Economics.* – 2013. – № 44. – P. 387–417.



9. HDR/HLB Decision Economics, Inc. *Review and Critique MODOT'S State Revenue Forecasting Model*. Silver Spring, MD, 2007. <http://168.166.124.22/RDT/reports/Ri06024/or07013.pdf>. Accessed July 3, 2008.
10. Buettner T., Kauder B. *Revenue Forecasting Practices: Differences across Countries and Consequences for Forecasting Performance // Fiscal Studies*. – 2010. – № 31 (3). – P. 313–340.
11. HDR/HLB Decision Economics, Inc. *Review and Critique MODOT'S State Revenue Forecasting Model*. Silver Spring, MD, 2007. <http://168.166.124.22/RDT/reports/Ri06024/or07013.pdf>. Accessed July 3, 2008.
12. Arnold Cote K. N., Smith W.D., Fullerton T.M. *Municipal Non-Residential Real Property Valuation Forecast Accuracy // International Journal of Business & Economics Perspectives*. – 2011. – № 6. – P. 56–77.
13. Fair R. C., Shiller R. J. *Comparing Information in Forecasts from Econometric Models // American Economic Review*. – 1990. – № 80. – P. 375–389.
14. Fullerton T. M., Kelley B. W. *Metropolitan Retail Predictive Accuracy in El Paso // Forecasting Letters*. – 2006. – №1 (2). – P. 24–30.
15. Botrić V., Vizek M. *Forecasting Fiscal Revenues in a Transition Country: The Case of Croatia // Zagreb International Review of Economics & Business*. – 2012. – Vol. 15, № 1. – P. 23–36.
16. *Political and Organizational Influences on the Accuracy of Forecasting State Government Revenues / S. Bretschneider, W. Gorr, G. Grizzle, E. Klay // International Journal of Forecasting*. – 1989. – № 5(3). – P. 307–319.
17. Grizzle G., Klay E. *Forecasting State Sales Tax Revenues: Comparing the Accuracy of Different Methods // State and Local Government Review*. – 1994. – № 26(3). – P. 142–152.
18. Pegels, C.C. (1969). *Exponential forecasting: Somenewvariations, Management Science*, 15, 311–315.