



## **Методи і моделі прогнозування**

УДК 338.27

**Мокляк М. В.,**

директор Координаційно-моніторингового департаменту

**Чернов П. С.,**

заступник директора

Координаційно-моніторингового департаменту

Державна фіскальна служба України

**Вдовиченко А. М.,** канд. екон. наук

завідувач відділу економіко-математичного моделювання,  
аналізу та прогнозів

**Зубрицький А. І.,**

науковий співробітник відділу економіко-математичного  
моделювання, аналізу та прогнозів

Науково-дослідний інститут фінансового права (Ірпінь)

### **ПРОСТОРОВИЙ ПІДХІД У ПРОГНОЗУВАННІ ПОДАТКОВИХ НАДХОДЖЕНЬ**

*Статтю присвячено проблемі прогнозування податкових надходжень. Автори демонструють можливість прогнозування не тільки у форматі часових рядів, але й динамічних та просторових панельних регресій. Зокрема, продемонстровано, що врахування просторових лагів привносить у статистичні моделі інформацію, необхідну для точності прогнозування. Особливо актуальним це є для випадків, коли довжина часових рядів для кожного з об'єктів прогнозування обмежена<sup>1</sup>.*

*К л ю ч о в і с л о в а : податкові надходження, часові ряди, динамічні панельні регресії, просторові панельні регресії.*

**J E L : C530, H20**

Прогнозування податкових надходжень, які являють собою фундаментальне джерело наповнення державного бюджету, є невід'ємною частиною ефективного бюджетного процесу та одним з основних факторів стабільного функціонування системи державних фінансів.

У контексті процесів децентралізації бюджетної системи, які активно реалізуються розвиненими країнами та на сьогодні набирають обертів в Україні, актуалізується питання прогнозування податкових надходжень на регіональному рівні. Якісне прогнозування податкових надходжень регіонів є запорукою побудови раціональних та реалістичних програм стимулювання регіонального розвитку за рахунок власних ресурсів територіальних громад.

Водночас функція прогнозування податкових надходжень як на національному, так і на регіональному рівні є важливою частиною аналітичної роботи ДФС України, оскільки об'єктивні прогнози є інформаційним стрижнем для створення плану податкових надходжень, а також оцінки наслідків та перспектив змін у фіскальній політиці. Саме з цієї причини формування ефективної системи прогнозування податків є важливим завданням, що має наукову складову – розроблення і застосування нових методів прогнозування та практичну цінність – підвищення точності прогнозів і врахування якомога більш повного обсягу інформації при їх створенні. На сьогодні

<sup>1</sup> Публікацію підготовлено за виконання НДР "Методи прогнозування доходів бюджету: зарубіжний досвід та можливість його адаптації в Україні та в роботі Державної фіскальної служби України", державний реєстраційний № 0114U002359.



в Україні це завдання має цілий ряд аспектів, що потребують вивчення. Наприклад, яким чином використовувати інформацію про просторово-економічні зв'язки між регіонами країни. Відповідно мета цієї статті полягає у дослідженні переваг використання панельних регресій різної форми при прогнозуванні податкових надходжень на рівні регіонів.

**Аналіз публікацій.** Емпіричним проблемам прогнозування податкових надходжень регіональних бюджетів приділяється значна увага в зарубіжних академічних колах. Особливо активно прогнозування податкових надходжень місцевих органів влади обговорюється у США з огляду на адміністративно-територіальний устрій та значну фіскальну самостійність американських штатів. *Дж.Барнард та В.Дент (1979)* пропонують відносно просту економетричну схему прогнозування податкових надходжень регіонів, що характеризуються низькою чутливістю до національного бізнес-циклу – використовувати синтез ARIMA-моделей для прогнозування екзогенних компонентів доходів і стандартні рівняння регресій для прогнозування податків на доходи фізичних осіб, податків з продажу та акцизів. Цей підхід був апробований на прикладі штату Айова та, на думку дослідників, довів свою ефективність у контексті зниження помилок прогнозування [1].

*Р.Літтерман та Т.Супел (1983)* розглядають процес прогнозування податкових надходжень на регіональному рівні як сукупність двох основних компонентів: точної процедури прогнозування, що описує динаміку зміни податкових надходжень у майбутньому з найменшою середньою похибкою, та процедури оцінки можливих похибок прогнозування. На прикладі штату Мінесота вони пропонують поєднати стандартні процедури прогнозування та векторний авторегресійний підхід (VAR), який дає змогу кількісно оцінити помилки процедур прогнозування податкових надходжень, що застосовуються [2].

*Г.Джіанакіс та Х.Франк (1993)* наголошують на необхідності використання моделей часових рядів у процесі прогнозування доходів місцевих бюджетів. Вони порівнюють точність семи основних технік – регресійного підходу, ковзного середнього, техніки Холта, експоненційного згладжування, підходу Бокса – Дженкінса (ARIMA), загальної адаптивної фільтрації та техніки Вінтерса – з даними С.Пітерсберга (Флорида) на трьох часових проміжках (24, 48 та 72 місяці). Найбільш ефективним з аналізованих були визнані підхід Бокса – Дженкінса (ARIMA), техніка Холта та техніка Уінтерса, серед яких ARIMA-моделі демонстрували найвищу точність. Важливим висновком є те, що прості методи прогнозування часового ряду виявилися не менш точними порівняно з комплексними підходами, що потребують спеціалізованого програмного забезпечення та навичок [3].

*Н.Мокан та С.Азад (1995)*, аналізуючи точність та раціональність прогнозів податкових надходжень загального фонду бюджетів штатів США, використовують модель з випадковими ефектами для панельних даних протягом 1986–1992 рр. Автори доходять висновку, що використання лише якісних (експертних) методів прогнозування є нераціональним. Експертні методи зумовлюють підвищення абсолютної похибки прогнозування, тоді як використання крос-секційних даних знижує відповідний показник. Дослідження взаємозв'язку частоти здійснення прогнозів та їх точності вказує на те, що у випадку реалізації прогнозів кілька разів на рік точність прогнозування порівняно зі щомісячним зростає. Важливим у спостереженні також є те, що використання регіональних прогнозів економічного розвитку підвищує точність прогнозування щодо застосування макроекономічних прогнозів [4].

На прикладі муніципалітетів штату Коннектикут *К.Кірінціоне та інші автори (1999)* розглядають вплив методу, довжини ряду даних та їх частоти на точність про-



## **Методи і моделі прогнозування**

гнозування неподаткових надходжень до загального фонду місцевих бюджетів. Як і *Г.Джіванакіс та Х.Франк (1993)*, учені дійшли висновку, що прості методи прогнозування часових рядів можуть бути так само ефективними, як і комплексні. Найбільш ефективним методом у контексті зазначеного дослідження є метод експоненційного згладжування з урахуванням сезонності даних. При цьому використання двомісячних даних зумовлює підвищення точності прогнозування порівняно з використанням місячних і кварталних даних. Найбільш чутливими до скорочення довжини ряду даних визнається модель квадратичного тренда та ARIMA [5].

*Л.Шрьодер (2007)* систематизує методи прогнозування податкових надходжень, які є в розпорядженні регіональних органів влади, виділяючи три основні блоки: експертні методи, прогнозування часових рядів та детерміністичні методи. Окремо автор розглядає методи статистичного аналізу з акцентом на лінійному регресійному аналізі. У зв'язку з його відносною простотою, можливість оцінювати похибки прогнозування та модифікувати прогнозу модель таким методом визначений як один з найбільш прийнятних для прогнозування податкових надходжень на місцевому рівні [6].

Важливі спостереження зроблені *А.Неметом (2012)* у процесі дослідження прогнозування муніципальних податків міст Угорщини, що мають статус округу. По-перше, виявлено, що прогнози муніципальних податків демонструють значну неточність та систематично недооцінюють муніципальні податкові надходження. Основною причиною цього є недоліки експертних методів прогнозування, які широко застосовуються місцевими органами влади, а також невизначеність економічного середовища, в якому такі податки формуються. Крім того, автор доводить, що причиною систематичної недооцінки муніципальних податкових надходжень є прагнення максимізувати обсяги трансфертів та субсидій з державного бюджету.

*А.Немет* пропонує використовувати для прогнозування муніципальних податків міст Угорщини, що мають статус округу, кількісні методи. З цією метою він порівнює на основі показника середньої відсоткової похибки (MAPE) точність чотирьох основних підходів: двох методів трендового аналізу, методу аналізу часових рядів та мультиваріативного регресійного аналізу. Аналізується база даних надходжень місцевого бізнес-податку протягом 2000–2010 рр. Порівняння середньої відсоткової похибки кожного з методів із результатами наївних методів прогнозування показує, що найбільш точним є метод аналізу часових рядів, дещо гірші результати демонструє мультиваріативний регресійний аналіз, а трендовий аналіз має найвищу неточність [7].

У процесі прогнозування податкових надходжень регіональних органів влади важливим є не лише коректний вибір методу прогнозування, а й раціональна організація цього процесу. *Е.Мак-Ніхол (2014)* виділяє кращі практики організації процесу прогнозування податкових надходжень на регіональному рівні, а саме: 1) виконавчі та законодавчі служби місцевого органу влади мають проводити оцінку податкових надходжень спільно; 2) орган, який здійснює прогнозування, повинен залучати зовнішніх експертів; 3) прогноз і його припущення мають бути опубліковані та легкодоступні в Інтернеті; 4) засідання органу, що здійснює прогнозування, повинно проводитися відкрито для громадськості; 5) оцінки податкових надходжень мають переглядатися упродовж року [8].

Аналіз наявної літератури доводить, що вчені переважно рекомендують використовувати для прогнозування регіональних податкових надходжень прості у реалізації методи аналізу часових рядів. Разом з тим розвиток статистичного апарату та спеціалізованого програмного забезпечення дає змогу використовувати більш комплексні підходи. Оскільки країна у регіональному розрізі є сукупністю окремих адміністративно-територіальних одиниць, які дуже часто є неоднорід-



ними за своєю структурою, доцільним є використання просторового аналізу. Просторовий аналіз являє собою набір функцій, які забезпечують аналіз розміщення, зв'язків та інших відносин просторових об'єктів. З іншого боку, наявність статичної інформації щодо розвитку регіональних суб'єктів за певний період дає змогу сформувати базу панельних даних.

Ураховуючи такі особливості даних щодо регіонів, доцільним може бути застосування підходу просторових панельних регресій. Дослідити еволюцію просторового регресійного аналізу можна на основі статті *A.Gemica* (2008), який аналізує історичний розвиток цієї концепції [9].

Початком систематичного дослідження та використання просторового аналізу стала монографія *A.Кліффа та Дж.Ворда* (1973), у якій була описана проблема помилки специфікації регресії внаслідок просторової автокореляції та розроблений алгоритм тестування залишків регресійного аналізу на просторову випадковість [10]. У 1979 р. поняття «просторова економетрика» було введено у науковий обіг *Ж.Паллінком* [11]. Подальшого розвитку просторовий економетричний аналіз набув у працях *Л.Анселіна* (1988), який сформував комплексний підхід до розуміння просторових ефектів, що містяться у вигляді економетричних моделей, котрі вимагають географічної прив'язки даних для їх оцінки та розробив типологію просторових авторегресійних моделей [12].

Важливим питанням просторового аналізу є ступінь впливу просторових ефектів на результати моделювання. З метою кількісного оцінювання цього впливу *A.Gemica та Д.Гріффін* (2002) запропонували процедуру просторової фільтрації. Її ідея полягає в тому, що необхідно відокремити просторові ефекти та включити їх у модель, аби оцінити незалежно від суттєвих змінних [13].

Однією з основоположних у сфері аналізу панельних даних є праця *М.Арелано та С.Бонда* (1991), які досліджують проблеми специфікації моделей, побудованих на панельних даних. Автори пропонують серію специфікованих тестів, які можна застосовувати після оцінки динамічної моделі панельних даних узагальненим методом моментів (GMM), та досліджують практичну ефективність таких процедур [14]. Розвиток статистичного аналізу просторових панельних даних пов'язують із працями *Б.Балтаджи*. У статті *Б.Балтаджи* (2006) здійснено огляд прогнозування панельних даних, який охоплює як різні ARMA-моделі, так і просторові авторегресійні моделі, а також показано, яким чином ці прогнози можуть бути застосовані на практиці [15]. *Б.Балтаджи та інші вчені* (2014) фокусують увагу на розрахунку та виявленні предиктивної ефективності оцінок динамічної та авторегресійної просторової моделі лагових панельних даних з просторово корельованими похибками [16].

Не менше уваги в академічній літературі приділено практичній реалізації просторових панельних регресій. У цьому контексті необхідно виділити статті *Д.Друккера та інших авторів* (2013), у яких презентовані команди для побудови просторових панельних регресій у програмному середовищі *Stata*, а саме: команда *spmat* для створення, управління та збереження просторово-зважених матриць, які є основою моделювання взаємозв'язків між просторовими крос-секційними даними [17], та команда *spivreg*, призначена для оцінювання параметрів лінійної просторової авторегресійної моделі з просторово-авторегресійними залишками, яка може також містити додаткові екзогенні та ендогенні змінні [18]. Автори акцентують увагу на особливостях використання цих команд під час побудови програмних кодів для просторового аналізу панельних даних.

**Виклад матеріалу дослідження.** Прогнозування економічних процесів передбачає використання інформації з минулого для моделювання значень змінних у майбутньо-



## **Методи і моделі прогнозування**

му. При цьому дослідник працює у вимірі часу, використовуючи стандартні або модифіковані моделі часових рядів. Ці моделі можуть бути одномірними (ARIMA) або багатомірними (VAR) і, крім лагів самого досліджуваного процесу, враховувати вплив інших змінних. Такі підходи слугують вихідною точкою для розробки більш складних прогнозних моделей і поширені при створенні макроекономічних прогнозів. У одній з попередніх науково-аналітичних доповідей [19] було продемонстровано дієвість і точність різних моделей аналізу часових рядів на прикладі загальних податкових надходжень України. Однак, крім цих підходів, фіскальні органи також зацікавлені у прогнозах податкових надходжень на регіональному рівні, що дещо змінює завдання прогнозування. На рівні регіонів стандартні моделі аналізу часових рядів можуть втратити свою ефективність через ряд причин. Зазвичай регіональні дані є досить короткими у часі, і це призводить до значних обмежень використання моделей часових рядів, які вимагають якнайбільше спостережень. Податкові надходження на регіональному рівні можуть бути більш волатильними, ніж вони є для країни в цілому, через більшу кількість факторів зовнішнього впливу на економіку. До глобальних факторів додаються фактори, що генеруються центральним урядом держави. Таким чином, на регіональному рівні ефективність прогнозування податкових надходжень стандартними методами аналізу часових рядів потребує додаткової верифікації.

Поряд з факторами, що потенційно погіршують якість прогнозування, на регіональному рівні також виникає нове джерело інформації, яке можна використовувати для покращення якості моделей. Ідеться про простір (відстань між об'єктами/регіонами) та зовнішні ефекти (*spillovers*) – взаємний вплив регіонів один на одного. Наявність багатьох об'єктів (регіонів) дослідження та часу означає можливість прогнозувати економічні параметри не тільки в одномірному форматі, будуючи окремі моделі прогнозування для кожного окремого регіону, а й у форматі панельної структури даних, коли на основі панельної моделі створюється прогноз для всіх регіонів. Це дає переваги у вигляді значного збільшення кількості спостережень та можливість використання міжоб'єктної варіації економічних змінних. У випадку з регіонами можна використовувати не тільки панельну структуру даних, а й просторові ефекти, здійснюючи прогнози на основі просторових панельних регресій (*spatial panel regressions*). Відповідно до першого закону Тоблера "все пов'язано з усім, однак наближені у просторі речі пов'язані між собою більшою мірою, ніж віддалені" [20]. Таким чином, дослідження динаміки податків на регіональному рівні дає можливість урахувати інформацію, яка має не тільки часові, але й просторові характеристики. Іншими словами, при моделюванні певного економічного процесу на рівні регіону ми маємо брати до уваги не тільки параметри економіки в цьому регіоні у минулому, але й динаміку економічних змінних в інших регіонах, оскільки, інтегруючись через економічні, соціальні, культурні зв'язки у межах держави, регіони здійснюють взаємний вплив. При цьому ключовим є припущення про те, що сила впливу зовнішніх ефектів одного регіону на інший обернено пропорційна відстані між ними. У моделях цей принцип формалізується через застосування матриці просторових ваг (*matrix of spatial weights*), через яку менші ваги надаються економічним параметрам тих регіонів, які більше віддалені від досліджуваного об'єкта. Фактично в модель уводяться середньозважені за оберненою відстанню фактори впливу з інших регіонів держави. Подібні матриці можуть бути специфіковані по-різному, відповідно до припущень дослідження. Наприклад, у просторові панельні моделі можуть вводитися матриці, які надають значення економічним змінним лише у регіонах-сусідах (*contiguity matrix*), або матриці, які не враховують економічні змінні регіонів, які віддалені від цільового об'єкта на відстань, більшу за певне встановлене



значення. Одними з найпоширеніших є матриці з оберненою відстанню (inverse distance matrix), у яких значення у рядках стандартизоване. Такий просторовий підхід поширений і в міжнародних дослідженнях, коли вивчаються просторові ефекти між країнами, і на регіональному рівні. При цьому зазначимо, що виявлення просторових економічних ефектів усередині країни є більш логічним припущенням завдяки кращій інтеграції регіонів держави порівняно з силою взаємодії та конкуренції між окремими країнами.

Прогнозування податкових надходжень на регіональному рівні в економетричному контексті може проводитися із застосуванням двох підходів, які, у свою чергу, також можуть розділитися на декілька видів моделей. Як уже зазначалося, проблема прогнозування на регіональному рівні може вирішуватися у формі панельних просторових регресій, які моделюють і прогнозують податкові надходження для всіх об'єктів (регіонів), базуючись на одному регресійному рівнянні, та у формі окремих для кожного регіону моделей певного типу. Панельні просторові регресії для здійснення прогнозу можуть будуватися або виключно на авторегресійних елементах (тобто містити лише інформацію щодо податкових надходжень минулих періодів у певному та навколишніх регіонах), або містити також інформацію про екзогенні змінні, що впливають на формування бази податків і сам податок. Підхід, коли до кожного регіону застосовуються окремі моделі певного типу, також передбачає два варіанти: застосування одномірних моделей, де як пояснювальна змінна фігурує певний набір лагів залежної змінної; застосування динамічних моделей з розподіленим лагом, де пояснювальними змінними є лаги залежної змінної та екзогенних змінних, що впливають на податкові надходження.

У нашій роботі ми застосовуємо всі зазначені підходи і об'єктом дослідження обираємо податкові надходження з ПДВ із вироблених в Україні товарів (робіт, послуг) до загального фонду Державного бюджету України у регіональному розрізі (області України, м. Київ, Севастополь, Центральний офіс з обслуговування великих платників) за період 2011–2013 рр. у помісячній дискретності даних. Цей вид податкових надходжень було обрано через наявність досить тривалого періоду спостережень для всіх досліджуваних адміністративних одиниць. Однак проблема полягає в тому, що такий формат даних можна використовувати для прогнозування на основі лагів надходжень ПДВ. Використання екзогенних пояснювальних змінних передбачає переведення даних у поквартальну дискретність, оскільки макроекономічні фактори, що використовуються нами як такі змінні, надаються органами статистики поквартально. Тому моделі, що містять екзогенні пояснювальні змінні, було побудовано на кварталних даних 2011–2013 рр. Як пояснювальні ми використовували такі змінні: імпорт товарів і послуг регіону; експорт товарів і послуг регіону; чисельність населення регіону; сукупні витрати домогосподарств регіону.

Логіка нашого дослідження полягає в тому, щоб порівняти точність прогнозування надходжень ПДВ на регіональному рівні, що здійснюється через застосування панельних просторових моделей та моделей часових рядів окремих регіонів. Аналізуючи точність прогнозів, що генерують два підходи, ми фактично тестуємо гіпотезу про те, чи можна покращити прогноз податкових надходжень за рахунок включення в прогнозну модель просторових ефектів. Для побудови самих моделей ми використовуємо дані за зазначений період, за винятком останнього кварталу (для моделей, що будуються на кварталних даних) або останніх трьох місяців (для моделей, що будуються на місячних даних). Після оцінки відповідних моделей проводиться порівняння фактичних і прогнозних даних за останній квартал (останні три місяці) 2013 р.

Загальний вигляд просторової панельної регресії можна подати таким чином:

$$y_{it} = \alpha + \tau y_{it-1} + \rho \sum_{j=1}^n w_{ij} y_{jt} + \sum_{k=1}^K x_{itk} \beta_k + \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^n w_{ij} x_{itk} \theta_k + \mu_i + \gamma_t + v_{it}, \quad (1)$$

$$v_{it} = \lambda \sum_{j=1}^n m_{ij} v_{jt} + \epsilon_{it} \quad i = 1, \dots, n \quad t = 1, \dots, T. \quad (2)$$

У нашому випадку подібна модель містить такі змінні:  $y$  – надходження з ПДВ із вироблених в Україні товарів (робіт, послуг) до загального фонду Державного бюджету України;  $x$  – набір пояснювальних екзогенних змінних;  $w$  – елемент матриці просторових ваг для пояснювальних змінних ( $W$ );  $\mu$  – фіксований ефект об'єктів;  $\gamma$  – фіксований часовий ефект;  $m$  – елемент матриці просторових ваг для похибок регресії ( $M$ );  $\epsilon$  – i.i.d. похибки, що є білим шумом;  $i$  – індекс, що позначає кожний з об'єктів;  $t$  – індекс часу. Модель у її "повному" вигляді (1, 2) оцінити неможливо, тому необхідні ідентифікуючі обмеження. Залежно від того, які обмеження на параметри моделі накладаються, виділяється цілий ряд специфікацій панельних просторових моделей. Для цілей нашого дослідження було використано три специфікації, які, на нашу думку, є найбільш прийнятними при прогнозуванні податкових надходжень:

1)  $\theta = 0$  – просторова авторегресійна модель з авторегресійними похибками (SAC), яка передбачає, що динаміка податкових надходжень пояснюється часовим лагом цієї змінної, просторовим лагом податкових надходжень в інших регіонах, впливом екзогенних пояснювальних змінних, просторовим ефектом похибок моделювання;

2)  $\lambda = 0$  – просторова модель Дарбіна (SDM), яка передбачає, що динаміка податкових надходжень пояснюється часовим лагом цієї змінної, просторовим лагом податкових надходжень в інших регіонах, впливом екзогенних пояснювальних змінних, просторовим ефектом екзогенних пояснювальних змінних;

3)  $\rho, \theta = 0$  – модель просторових похибок (SEM), яка передбачає, що динаміка податкових надходжень пояснюється часовим лагом цієї змінної, впливом екзогенних пояснювальних змінних; просторовим ефектом похибок моделювання.

Запропоновані моделі SAC та SDM відповідають тому типу моделей, що передбачають вплив не тільки лагів залежної змінної, але й екзогенних пояснювальних змінних та їх просторових лагів. SEM-модель ми модифікували таким чином, щоб передбачати авторегресійність. Тобто податкові надходження в певному регіоні пояснюються часовими лагами податкових надходжень у цьому регіоні та просторовими лагами податкових надходжень – надходженнями в інших регіонах країни. Оскільки таку модель неможливо задати напряму у статистичному програмному пакеті, ми використали стандартну SEM, але екзогенні змінні  $x_{it}$  замінили ендогенною змінною  $y_{it}$ , зваженою на обернені відстані між регіонами, отримавши відповідно:

$$y_{it} = \alpha + \tau y_{it-1} + \beta_k w_{ij} y_{jt} + \mu_i + \gamma_t + \lambda \sum_{j=1}^n m_{ij} v_{jt} + \epsilon_{it}. \quad (3)$$

Як просторові матриці, що зважають змінні обернено до відстані між об'єктами ( $M, W$ ), було використано матрицю відстаней між обласними центрами та містами Київ і Севастополь. Логіка використання такої матриці полягає в тому, що в Україні на рівні областей економічна активність в основному концентрується в адміністративних центрах і вони є своєрідними соціально-економічними атракторами. Враховуючи цю аргументацію при формуванні просторової матриці, ми передбачаємо, що ступінь впливу регіональних економік одна на одну визначається відстанями між їх обласними центрами. Усі обернені відстані в матриці ми нормалізували по рядках таким чи-

ном:  $w_{ij} = (1/s_i)w_{ij}^*$ , де  $s_i = \sum_{j=1}^n |w_{ij}^*|$ . Для зважування за параметрами простору змінних та похибок було використано однакові матриці ( $w_{ij} = m_{ij}$ ).

На додаток до панельних просторових моделей ми також застосували модель Арелано – Бовера (Arellano-Bover), що враховує динамічні зв'язки між панельними даними, однак не просторову інформацію. Ця модель була побудована нами в авторегресійному форматі і прогноз будувався, базуючись на двох лагах залежної змінної:

$$y_{it} = \alpha + \tau_1 y_{it-1} + \tau_2 y_{it-2} + \mu_i + \gamma_t + \epsilon_{it}. \quad (4)$$

Як альтернативний підхід до прогнозування ПДВ на регіональному рівні ми застосували стандартні моделі прогнозування часових рядів для даних кожної окремої адміністративної одиниці. Зокрема, для місячних даних були використані моделі ARIMA (2,0,2) (0,1,0) (5) та випадкового блукання з дрефтом (RWwD) (6). Для випадку квартальних даних нами була використана модель випадкового блукання з дрефтом і з включенням сукупних споживчих витрат населення як пояснювальної змінної (RWwDX) (7). У модель випадкового блукання було також включено сезонні фіктивні змінні.

$$\Delta_{12} Y_t = c + \varphi_1 \Delta_{12} Y_{t-1} + \varphi_2 \Delta_{12} Y_{t-2} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2}. \quad (5)$$

$$Y_t = c + \beta Y_{t-1} + \sum_{n=1}^{11} \alpha_n D_n + e_t. \quad (6)$$

$$Y_t = c + \beta_1 EXP_{t-1} + \beta_2 Y_{t-1} + \sum_{n=1}^3 \alpha_n D_n + e_t. \quad (7)$$

Для оцінки просторових панельних регресій і прогнозування використовувався статистичний пакет STATA, який дає можливість писати програмні коди для подібних моделей. У всіх інших випадках було використано програмний пакет GRET. L.

Результати прогнозування для квартальних та місячних даних подано в табл. 1, 2. Прогнозні значення представлено за результатами побудови всіх зазначених вище моделей. У табл. 1 для моделей SDM та SAC продемонстровано різні варіанти прогнозів (vat\_f\_xb, vat\_f\_nv, vat\_f\_rf), які є результатом застосування різних алгоритмів проведення процесу побудови прогнозу.

Для Центрального офісу з обслуговування великих платників прогноз на основі панельних моделей не здійснювався, оскільки цей об'єкт відрізняється від інших об'єктів бази даних – адміністративних одиниць. До того ж логічний зміст відстані як фактора, що відіграє важливу роль у панельних просторових моделях, у цьому випадку викривлюється.

Для порівняння точності прогнозування в таблицях було відображено показник відносного середньоквадратичного відхилення. Цей показник є відношенням середньоквадратичного відхилення кожного методу прогнозування до показника середньоквадратичного відхилення всіх зроблених прогнозів. Іншими словами, цей показник відображає, у скільки разів такий прогноз менш точний, ніж здійснені прогнози в середньому. Чим нижчий цей коефіцієнт, тим точнішим порівняно із середнім рівнем є метод. У табл. 1 показник відносного середньоквадратичного відхилення подано таким чином, щоб можна було порівнювати між собою окремі моделі та алгоритми прогнозування. У табл. 2 цей показник наведено таким чином, щоб можна було порівнювати точність прогнозування між методами, окремими регіонами, місяцями.

Аналіз точності прогнозування свідчить про те, що для місячних даних окремі ARIMA-моделі перевершують у точності панельні регресії, що, очевидно, відбувається через досить велику кількість спостережень у варіанті з місячними даними. Це є однією з умов якісної роботи такого виду моделей. SEM-модель, яка враховує просторові лаги залежної змінної, дає погані результати і програє щодо точності навіть моделі Арелано – Бовера, яка теоретично має використовувати





## Методи і моделі прогнозування

Таблиця 1

Прогноз для квартальних даних податкових надходжень з ПДВ із вироблених в Україні товарів (робіт, послуг) до загального фонду Державного бюджету України за регіонами, тис. грн

| Код регіону                             | 2013_4   | 2013_4                     | 2013_4      | 2013_4      | 2013_4                             | 2013_4      | 2013_4      |
|---|----------|----------------------------|-------------|-------------|------------------------------------|-------------|-------------|
|   | RWwDX    | Spatial Durbin Model (SDM) |             |             | Spatial Autoregressive Model (SAC) |             |             |
|   |          | vat_f_xb                   | vat_f_nv    | vat_f_rf    | vat_f_xb                           | vat_f_nv    | vat_f_rf    |
| smf                                     | 124589,5 | 216158,125                 | 143694,9063 | 140849,6563 | 162837,203                         | 127058      | 130836,4297 |
| vin                                     | 75715,64 | 172888,703                 | 79723,13281 | 78206,60938 | 104001,25                          | 58000,125   | 62209,19141 |
| lck                                     | 54799,15 | 152131,719                 | 74057,99219 | 69386,95313 | 87159,6797                         | 48610,25391 | 51542,0625  |
| dnp                                     | 226409,4 | 330569,313                 | 242281,5781 | 243567,0469 | 270664,656                         | 227072      | 231705,625  |
| dnc                                     | 334880,8 | 419697,719                 | 335099,1563 | 333452,9063 | 363886,656                         | 322115,5313 | 325463,0938 |
| zht                                     | 56306,2  | 192277,063                 | 62451,96484 | 61972,84375 | 109395,164                         | 45293,16016 | 50225,31641 |
| uzh                                     | 38251,19 | 145430,781                 | 66956,9375  | 64248,58984 | 78742,6406                         | 39995,65625 | 43831,75391 |
| zap                                     | 77917,82 | 175113,141                 | 69664,41406 | 67927,28125 | 110318,055                         | 58252,03906 | 61737,72656 |
| ivf                                     | 43573,74 | 143719,438                 | 70856,25781 | 67781,875   | 76394,4766                         | 40417,79297 | 44090       |
| kbl                                     | 542628,4 | 345212,438                 | 292909      | 288656,9063 | 291527,906                         | 265702,75   | 268012,3125 |
| krp                                     | 37350,44 | 139604,297                 | 40932,35938 | 40310,04688 | 71733,25                           | 23013,32227 | 27345,71289 |
| luh                                     | 66481,57 | 196170,141                 | 85825,26563 | 87585,55469 | 128161,266                         | 73677,75    | 78614,84375 |
| lvv                                     | 123804,6 | 189549,75                  | 121956,8359 | 117663,0156 | 130938,133                         | 97563,6875  | 100878,5    |
| mkl                                     | 52300,44 | 133423,281                 | 52776,46094 | 50425,83203 | 73831,2188                         | 34011,31641 | 38052,57813 |
| ods                                     | 228634,5 | 281609,188                 | 203105,2813 | 200093,4375 | 216688,234                         | 177926,4063 | 181151,25   |
| plt                                     | 188703,1 | 298207,25                  | 195553,7656 | 196357,9219 | 228321,781                         | 177635,9375 | 182288,2188 |
| rvn                                     | 31167,15 | 163334,781                 | 79789,9375  | 78586,96875 | 96652,2344                         | 55401,41016 | 59960,62891 |
| smu                                     | 50242,67 | 154935,828                 | 45330,46484 | 44927,85547 | 84123,5156                         | 30005,14063 | 34226,00391 |
| trn                                     | 80371,1  | 135902,094                 | 64540,91406 | 59640,25391 | 71952,7031                         | 36717,63672 | 39574,74219 |
| hrk                                     | 169832,9 | 238251,781                 | 137959,0938 | 136447,1875 | 173715,656                         | 124195,4766 | 127749,8281 |
| hrs                                     | 35417,81 | 135163,359                 | 55535,07813 | 55539,64453 | 68673,2031                         | 29356,20898 | 33714,04688 |
| hml                                     | 55588,41 | 142708,922                 | 60621,49219 | 57934,45313 | 77992,8203                         | 37461,60547 | 41325,29297 |
| chk                                     | 69613,24 | 190431,906                 | 71370,53906 | 71349,46094 | 112585,359                         | 53798,01563 | 58511,30078 |
| chn                                     | 28413,79 | 134080,719                 | 57858,80078 | 55189,41016 | 70295,8047                         | 32660,72656 | 36641,9375  |
| chg                                     | 35853,63 | 218789,828                 | 68390,9375  | 70746,96094 | 129508,938                         | 55248,48828 | 61424,41406 |
| kyv                                     | 1177354  | 1132450,63                 | 1080147,25  | 1075895,125 | 1079154,88                         | 1053329,625 | 1055639,25  |
| sev                                     | 50633,06 | 159051,938                 | 70225,05469 | 68686,6875  | 86596,8828                         | 42738,01953 | 46145,74609 |
| cnt                                     | 7598565  |                            |             |             |                                    |             |             |
| Відносне середньоквадратичне відхилення | 1,306472 | 3,72470629                 | 0,290361802 | 0,294198829 | 0,66442022                         | 0,376281771 | 0,343558662 |



Таблиця 2  
Прогноз для місячних даних податкових надходжень з ПДВ із вироблених в Україні товарів (робіт, послуг) до загального фонду Державного бюджету України за регіонами (тис. грн.)

| Код регіону                             | Фактичні дані |          |          | ARIMA    |          |          | RWwD    |          |          | Arelano-Bover |         |          | Spatial Error Model (SEM) |          |         | Відносне середньоквадратичне відхилення |          |          |       |       |
|---|---------------|----------|----------|----------|----------|----------|---------|----------|----------|---------------|---------|----------|---------------------------|----------|---------|---|----------|----------|-------|-------|
|   | 2013_10       | 2013_11  | 2013_12  | 2013_10  | 2013_11  | 2013_12  | 2013_10 | 2013_11  | 2013_12  | 2013_10       | 2013_11 | 2013_12  | 2013_10                   | 2013_11  | 2013_12 |   |          |          |       |       |
| smf                                     | 157790.2      | 132734.7 | 115015.1 | 180123.1 | 148927.3 | 104268.4 | 0.14    | 166280.3 | 117273   | 108345.4      | 0.06    | 145683.4 | 141637.9                  | 131206.6 | 0.08    | 102374                                  | 96386.45 | 100228.8 | 0.71  | 0.25  |
| vin                                     | 68471.8       | 69573.7  | 69409.2  | 53975.43 | 79048.23 | 82455.45 | 0.07    | 61191.89 | 74240.86 | 81500.95      | 0.03    | 88952.31 | 92376.7                   | 88681.08 | 0.20    | 54455.36                                | 47609.84 | 52761.39 | 0.15  | 0.11  |
| lek                                     | 57309         | 76964.7  | 65090.2  | 76589.42 | 72788.89 | 74394.01 | 0.07    | 60503.11 | 60130.35 | 64897.86      | 0.05    | 75297.41 | 75073.05                  | 78858.54 | 0.08    | 22619.68                                | 17308.21 | 19896.21 | 1.05  | 0.31  |
| dnp                                     | 215038.2      | 247377.2 | 232290.7 | 195982.8 | 233879.9 | 224961.1 | 0.08    | 244639.3 | 265850.7 | 260847.2      | 0.33    | 229052.5 | 225929.7                  | 227798.4 | 0.11    | 248608.6                                | 247483.4 | 259158.7 | 0.31  | 0.21  |
| dnc                                     | 334586.9      | 364565.1 | 374577.1 | 373698.9 | 429370.3 | 325779.8 | 1.26    | 367798.3 | 408730   | 340421.6      | 0.65    | 364039.2 | 352529.8                  | 318604.5 | 0.64    | 387352.7                                | 386338.3 | 389633.9 | 0.54  | 0.77  |
| zht                                     | 60809.5       | 54303.5  | 61725.8  | 64558.71 | 69589.65 | 63572.58 | 0.04    | 57344.95 | 58085.42 | 54359.25      | 0.01    | 68174.59 | 70002.79                  | 68147.28 | 0.05    | 55202.79                                | 42953.96 | 50163.29 | 0.05  | 0.04  |
| uzh                                     | 39566         | 41289.7  | 35692.1  | 35007.36 | 45602.81 | 32557.6  | 0.01    | 42902.7  | 41499.64 | 35043.66      | 0.00    | 51371.65 | 53025.13                  | 52854.14 | 0.09    | 6309.266                                | 2945.301 | 7118.899 | 0.53  | 0.16  |
| zap                                     | 87422.5       | 75322.8  | 75333.7  | 75240.01 | 84101.65 | 70387.29 | 0.04    | 78399.28 | 82585.55 | 74680.18      | 0.02    | 86849.36 | 91149.91                  | 87243.2  | 0.06    | 84164.18                                | 87142.85 | 96949.62 | 0.09  | 0.05  |
| ivf                                     | 41685.4       | 53261.5  | 46953.7  | 44859.05 | 47408.46 | 49195.96 | 0.01    | 41526.62 | 41789.07 | 45610.35      | 0.02    | 62932.36 | 62267.69                  | 63858.61 | 0.13    | 9228.209                                | 5115.337 | 8278.229 | 0.75  | 0.23  |
| kgb                                     | 248463.5      | 226156.2 | 231085.4 | 246384   | 221744.5 | 209242.4 | 0.08    | 686251.9 | 209213.4 | 215492.2      | 29.78   | 212417.5 | 216978.9                  | 210849.5 | 0.28    | 221466.7                                | 225928.6 | 234074   | 0.11  | 7.56  |
| lsh                                     | 73953.3       | 82312.1  | 81299.71 | 57800.6  | 57961.28 | 61013.8  | 0.20    | 69717.73 | 66665.98 | 75210.04      | 0.05    | 92440.01 | 87980.85                  | 90052.74 | 0.07    | 108802                                  | 11739.8  | 131232.9 | 0.71  | 0.26  |
| lvv                                     | 119114.9      | 117226.5 | 123188.7 | 129914.5 | 136699.4 | 128695.6 | 0.08    | 111054.9 | 113359.6 | 113518.4      | 0.03    | 130188.9 | 128660.4                  | 124198.2 | 0.04    | 72868.55                                | 68323.12 | 68575.07 | 1.16  | 0.33  |
| mkl                                     | 48468.9       | 49090.2  | 47263.4  | 54676.03 | 50767.61 | 45561.41 | 0.01    | 48816.81 | 49700.98 | 47671.07      | 0.00    | 59946.43 | 61408.48                  | 61950.66 | 0.08    | 14327.37                                | 9976.37  | 18223.28 | 0.55  | 0.16  |
| ods                                     | 245472.2      | 215861.9 | 218332.2 | 237018.8 | 249186.5 | 235871.2 | 0.23    | 23344.71 | 222604.1 | 214649.1      | 0.03    | 194264.1 | 205270.4                  | 204415.1 | 0.45    | 154207.1                                | 151694.2 | 159209.3 | 2.47  | 0.80  |
| plt                                     | 207022.8      | 203039.6 | 145295.1 | 220512.5 | 195358.9 | 189680   | 0.34    | 224264.2 | 210003.6 | 182847.9      | 0.27    | 219596.2 | 202470.2                  | 195751.9 | 0.42    | 196848                                  | 191115.5 | 197897.5 | 0.47  | 0.38  |
| rtn                                     | 40457.5       | 44742.4  | 54000.4  | 48432    | 39806.21 | 42860.98 | 0.01    | 43024.33 | 41452.77 | 43895.19      | 0.02    | 59573.36 | 59853.89                  | 62217.51 | 0.08    | 19375.15                                | 13896.19 | 16301.52 | 0.48  | 0.17  |
| smu                                     | 40656.4       | 82054.6  | 79711.3  | 39786.24 | 97666.81 | 99646.03 | 0.10    | 56435.86 | 82649.99 | 81474.06      | 0.04    | 68931.24 | 73130.7                   | 79171.1  | 0.14    | 9185.87                                 | 6067.13  | 10098.59 | 1.80  | 0.52  |
| trn                                     | 14892.8       | 164112.8 | 147121.6 | 161111.4 | 177386.9 | 184551.1 | 0.27    | 164815.2 | 154098.9 | 151372.7      | 0.06    | 143994.1 | 146525.6                  | 151070.7 | 0.05    | 26839.5                                 | 150575.2 | 147178.7 | 0.25  | 0.16  |
| hrs                                     | 3662.5        | 35476.1  | 35114.6  | 45982.41 | 42004.77 | 38987.78 | 0.02    | 41291.42 | 38544.24 | 36710.57      | 0.01    | 55602.94 | 55240.66                  | 52863.61 | 0.16    | 10039.1                                 | 5300.458 | 11820.7  | 0.34  | 0.13  |
| hnl                                     | 50119.6       | 51606.6  | 46262    | 56002.61 | 56511.48 | 57490.08 | 0.03    | 52225.18 | 54474.61 | 56521.14      | 0.02    | 65179.65 | 65910.43                  | 65836.97 | 0.13    | 21839.64                                | 15387.83 | 19010.5  | 0.44  | 0.15  |
| chk                                     | 48458.7       | 63960.4  | 10782    | 93313.77 | 97864.21 | 89016.97 | 0.55    | 85933.58 | 74381.31 | 65892.51      | 0.51    | 72996.81 | 71427.01                  | 72875.98 | 0.29    | 65471.88                                | 57477.63 | 67458.64 | 0.30  | 0.41  |
| chn                                     | 28160.6       | 28524.2  | 30677.5  | 33196.35 | 25448.9  | 27512.53 | 0.01    | 29833.88 | 26216.13 | 28177.24      | 0.00    | 46786.3  | 45284.37                  | 46157.21 | 0.13    | -1758.54                                | -6774.08 | -3644.83 | 0.51  | 0.16  |
| chg                                     | 42842.8       | 44473.7  | 44654    | 53499.04 | 65740.09 | 58501.5  | 0.12    | 48955.16 | 52675.84 | 51427.59      | 0.02    | 101372.7 | 87928.75                  | 71995.16 | 0.94    | 92440.16                                | 76285.88 | 83056.41 | 0.77  | 0.46  |
| Kyv                                     | 1192364       | 1125637  | 1245945  | 1255033  | 1154002  | 1245169  | 0.29    | 1326826  | 1307192  | 1292204       | 5.03    | 938123.6 | 981524.1                  | 977869.6 | 24.37   | 970273.4                                | 977435.3 | 982880.8 | 21.90 | 12.90 |
| sev                                     | 53091.7       | 58482.6  | 53822.2  | 42423.15 | 52899.29 | 43957.14 | 0.04    | 48610.75 | 49546.65 | 44518.94      | 0.03    | 54124.13 | 60086.19                  | 63069.45 | 0.01    | 11897.92                                | 13233.04 | 27606.28 | 0.69  | 0.19  |
| ent                                     | 2162184       | 3606010  | 3400101  | 3092363  | 3470162  | 4275643  | 255.75  | 3004375  | 3113662  | 3754554       | 166.96  |          |                           |          |         |   |          |          |       |       |
| Відносне середньоквадратичне відхилення |               |          |          | 0.13     | 0.18     | 0.16     | 0.16    | 3.70     | 0.28     | 0.15          | 1.38    | 1.36     | 0.46                      | 1.43     | 1.09    | 1.42                                    | 0.98     | 1.74     | 1.38  |       |

менший набір інформації для прогнозів. У випадку із квартальними даними найкращі результати демонструє SDM-модель. Водночас модель окремих часових рядів не досить точна, що насамперед зумовлено малою кількістю спостережень. Відзначимо також, що серед усіх досліджуваних об'єктів найгірше прогнозуються показники Центрального офісу з обслуговування великих платників.

### **Висновки та перспективи подальших досліджень**

Проведене дослідження засвідчує той факт, що для прогнозування податкових надходжень може і має використовуватись економічна інформація, що змінюється не тільки в часі, але і в просторі. Представлені результати розрахунків показують, що включення просторових лагів змінних в прогностичні моделі сприяє зростанню їх точності, оскільки несе додаткову інформацію. При цьому просторові панельні регресії є корисним інструментарієм у випадках, коли часові ряди обмежені і стандартні моделі часових рядів не можуть застосовуватись для окремих об'єктів.

У представлених розрахунках як змінна для прогнозування використовувались податкові надходження з ПДВ із вироблених в Україні товарів (робіт, послуг) до загального фонду Державного бюджету України. Саме цей вид податкових надходжень було обрано через наявність відповідних даних та, частково, з демонстративною ціллю. Однак перспективним є напрям розробки просторових та динамічних панельних моделей прогнозування для ряду інших видів податкових надходжень, що також передбачає визначення детермінантів формування бази таких податків і їх активне впровадження у практичну діяльність ДФС України.

### **Список використаних джерел**

1. *Barnard, Jerald R., Dent, Warren T.*. State tax revenues-new methods of forecasting // *The Annals of Regional Science*. – 1979. – Vol. 13, Is. 3. – Pp. 1–14.
2. *Litterman, Robert B., Supel, Thomas M.* Using Vector Autoregressions to Measure the Uncertainty in Minnesota's Revenue Forecasts // *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*. – 1983. – Vol. 7, No. 2. – Pp. 10–22.
3. *Gianakis, Gerasimos A. and Frank, Howard A.* Implementing Time Series Forecasting Models: Considerations for Local Governments // *State & Local Government Review*. – 1993. – Vol. 25, No. 2. – Pp. 130–144.
4. *Mocan, H. Naci, Azad, Sam.* Accuracy and rationality of state General Fund Revenue forecasts: Evidence from panel data // *International Journal of Forecasting*. – 1995. – No. 11. – Pp. 417–427.
5. *Cirincione C., Gurrieri G. A., Van De Sande B.* Municipal Government Revenue Forecasting: Issues of Method and Data // *Public Budgeting & Finance*. – 1999. – Vol. 19, Is. 1. – Pp. 26–46.
6. *Forecasting Local Revenues and Expenditures* // *Local Budgeting* / A. Shah (ed.). – Washington, DC : The World Bank, 2007. – Pp. 53–77.
7. *Nemeth, Adam.* Assessment of Quantitative Techniques for Local Business Tax Forecasting in Cities with County Status [Електронний ресурс] // Master of Arts in Public Policy Thesis. CEU eTD Collection. – 2012. – Доступний з : [www.etd.ceu.hu/2012/nemeth\\_adam.pdf](http://www.etd.ceu.hu/2012/nemeth_adam.pdf)
8. *McNichol, Elizabeth C.* Improving State Revenue Forecasting: Best Practices for a More Trusted and Reliable Revenue Estimate [Електронний ресурс] / Center for Budget and Policy Priorities Report. – 2014. – Доступний з : <http://www.cbpp.org/cms/index.cfm?fa=view&id=4185>
9. *Getis, Arthur.* A History of the Concept of Spatial Autocorrelation: A Geographer's Perspective // *Geographical Analysis*. – 2008. – № 40. – Pp. 297–309.
10. *Cliff, A. D., and Ord J. K.* Spatial Autocorrelation. – London : Pion, 1973.



11. *Paelinck, J. H. P., and Klaassen, L. H.* Spatial Econometrics. – Westmead, Farnborough, England : Saxon House, 1979.
12. *Anselin, L.* Spatial Econometrics: Methods and Models. – Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 1988.
13. *Getis, A., and Griffith, D.* Comparative Spatial Filtering in Regression Analysis // Geographical Analysis. – 2002. – № 34. – Pp. 130–40.
14. *Arellano, M. and Bond, S.* Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment // Review of Economic Studies. – 1991. – Vol. 58. – Pp. 277–297.
15. *Baltagi, Badi H.* Forecasting with panel data // Deutsche Bundesbank Discussion Paper Series 1: Economic Studies. – 2006. – № 25. – 28 p.
16. *Baltagi, Badi H., Fingleton, Bernard, Pirotte, Alain.* Estimating and Forecasting with a Dynamic Spatial Panel Data Model // Oxford Bulletin of Economics and Statistics. – 2014. – № 1(76). – Pp. 112–138.
17. *Drukker, David M., Peng, Hua, Prucha, Ingmar R.* Creating and managing spatial-weighting matrices with the spat command // The Stata Journal. – 2013. – № 2. – Pp. 242–286.
18. *Drukker, David M., Prucha, Ingmar R., Raciborski, Rafal.* A command for estimating spatial-autoregressive models with spatial-autoregressive disturbances and additional endogenous variables // The Stata Journal. – 2013. – № 2. – Pp. 242–286.
19. Практичне застосування методів прогнозування доходів бюджету на прикладі України. – Ірпінь : НДІ фінансового права, 2014. – 29 с.
20. *Tobler W.* A computer movie simulating urban growth in the Detroit region // Economic Geography. – 1970. – № 46(2). – Pp. 234–240.

Надійшла до редакції 06.05.2015 р.

**Мокляк М. В.,**

*директор Координаційно-моніторингового департаменту*

**Чернов П. С.,**

*заместитель директора Координаційно-моніторингового департаменту*

*Государственная фискальная служба Украины*

**Вдовиченко А. Н.,** канд. екон. наук

*заведуючий відділом економіко-математического моделювання, аналізу і прогнозів*

**Зубрицкий А. И.,**

*научный сотрудник отдела экономико-математического моделирования, анализа и прогнозов*

*Научно-исследовательский институт финансового права (Ирпень)*

## **ПРОСТРАНСТВЕННЫЙ ПОДХОД В ПРОГНОЗИРОВАНИИ НАЛОГОВЫХ ПОСТУПЛЕНИЙ**

Статья посвящена проблеме прогнозирования налоговых поступлений. Авторы демонстрируют возможность прогнозирования не только в формате временных рядов, но и динамических и пространственных панельных регрессий. В частности, показано, что учет пространственных лагов привносит в статистические модели информацию, значимую для точности прогнозирования. Особенно актуально это для случаев, когда длина временных рядов для каждого из объектов прогнозирования ограничена. *(Статью выполнено в рамках НИР "Методы прогнозирования доходов бюджета: зарубежный опыт и возможности его адаптации в Украине и в работе Государственной фискальной службы Украины", государственный регистрационный № 0114U002359).*

**Ключевые слова:** *налоговые поступления, временные ряды, динамические панельные регрессии, пространственные панельные регрессии.*



## **Методи і моделі прогнозування**

**Maksym Mokliak** Director, Department of Coordination and Monitoring,  
State Fiscal Service of Ukraine

**Pavlo Chernov** Deputy Director, Department of Coordination and Monitoring,  
State Fiscal Service of Ukraine

**Artem Vdovychenko** PhD in Economics, Senior Researcher, Department Head, Research  
Institute of Financial Law (Irpin')

**Artur Zubritskiy** Researcher, Research Institute of Financial Law (Irpin')

### **SPATIAL APPROACH IN FORECASTING TAX REVENUES**

Study of tax revenue forecasting accuracy is an integral part of the planning and analysis of the tax system indicators as well as one of the central functions of the State Fiscal Service of Ukraine (SFS). This process is complicated by the lack of development of complex statistical apparatus that can be applied for forecasting purposes taking into account the size of tax data available in SFS of Ukraine. The purpose of this article is to demonstrate the advantages of using panel regressions of various fit in forecasting tax revenues at the regional level. To analyze the advantages and disadvantages of usage panel data structure in forecasting tax revenues by region, the authors employ econometric tools, including univariate time series models for each region, spatial and dynamic panel regression. The scientific result is that, on the basis of the analysis, the authors prove the feasibility of using panel regressions with the purpose of forecasting taxes in cases with limited time series data. These developments in modeling and forecasting tax revenues also have practical value, because they can be used directly in the analytical activities of SFS of Ukraine at the regional level.

*(The article was written within the research on "Methods of forecasting revenues, international experience and the possibility of adaptation in Ukraine and activity of the State Fiscal Service of Ukraine", state registration number 0114U002359).*

**Keywords:** tax revenues, time series, dynamic panel regression spatial panel regression.

#### **References**

1. Barnard, Jerald R., Dent, Warren T. (1979). State tax revenues-new methods of forecasting. *The Annals of Regional Science*, 13 (3), 1-14 [in English].
2. Litterman, Robert B., Supel, Thomas M. (1983). Using Vector Autoregressions to Measure the Uncertainty in Minnesota's Revenue Forecasts. *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 7 (2), 10-22 [in English].
3. Gianakis, Gerasimos A. and Frank, Howard A. (1993). Implementing Time Series Forecasting Models: Considerations for Local Governments. *State & Local Government Review*, 25 (2), 130-144 [in English].
4. Mocan, H. Naci, Azad, Sam (1995). Accuracy and rationality of state General Fund Revenue forecasts: Evidence from panel data. *International Journal of Forecasting*, 11, 417-427 [in English].
5. Cirincione, C., Gurrieri, G. A., van De Sande, B. (1999). Municipal Government Revenue Forecasting: Issues of Method and Data. *Public Budgeting & Finance*, 19 (1), 26-46 [in English].
6. Forecasting Local Revenues and Expenditures (2007). *Local Budgeting*. Washington, DC : The World Bank, 53-77 [in English].
7. Nemeth, Adam (2012). Assessment of Quantitative Techniques for Local Business Tax Forecasting in Cities with County Status. *Master of Arts in Public Policy Thesis. CEU eTD Collection*. Retrieved from [www.etd.ceu.hu/2012/nemeth\\_adam.pdf](http://www.etd.ceu.hu/2012/nemeth_adam.pdf) [in English].
8. McNichol, Elizabeth C. (2014). *Improving State Revenue Forecasting: Best Practices for a More Trusted and Reliable Revenue Estimate*. Center for Budget and Policy Priorities Report. Retrieved from <http://www.cbpp.org/cms/index.cfm?fa=view&id=4185> [in English].
9. Get, Arthur (2008). A History of the Concept of Spatial Autocorrelation: A Geographer's Perspective. *Geographical Analysis*, 40, 297-309 [in English].
10. Cliff, A. D. and Ord, J. K. (1973). *Spatial Autocorrelation*. London: Pion [in English].
11. Paelinck, J. H. P., and Klaassen, L. H. (1979). *Spatial Econometrics*. Westmead, Farnborough, England: Saxon House [in English].



12. Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers [in English].
13. Getis, A. and Griffith, D. (2002). Comparative Spatial Filtering in Regression Analysis. *Geographical Analysis*, 34, 130-40 [in English].
14. Arellano, M. and Bond, S. (1991). Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment. *Review of Economic Studies*, 58, 277-297 [in English].
15. Baltagi, Badi H. (2006). Forecasting with panel data. *Deutsche Bundesbank Discussion Paper Series 1: Economic Studies*, 25, 28 [in English].
16. Baltagi, Badi H., Fingleton, Bernard, Pirotte, Alain (2014). Estimating and Forecasting with a Dynamic Spatial Panel Data Model. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 1(76), 112-138 [in English].
17. Drukker, David M., Peng, Hua, Prucha, Ingmar R. (2013). Creating and managing spatial-weighting matrices with the `spmat` command. *The Stata Journal*, 2, 242-286 [in English].
18. Drukker, David M., Prucha, Ingmar R., Raciborski, Rafal (2013). A command for estimating spatial-autoregressive models with spatial-autoregressive disturbances and additional endogenous variables. *The Stata Journal*, 2, 242-286 [in English].
19. *Praktychne zastosuvannya metodiv prohnozuvannya dokhodiv biudzhetu na prykladi Ukrainy* [Practical application of methods of forecasting of budget revenues in the case of Ukraine]. Irpin': NDI finansovoho prava, 2014, 29 p. [in Ukrainian].
20. Tobler, W., (1970) A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, 46(2), 234-240 [in English].