
UDC: 331.5:004.738.5+303.725.3

JEL classification: C21, J21, O33, R12

DOI: 10.35774/visnyk2025.02.101

Дмитро ПОРОШИН,

здобувач освіти ступеня доктора філософії,
Сумський державний університет,
вул. Харківська, 116, Суми, Україна, 40007,
e-mail: dmytro.poroshyn@student.sumdu.edu.ua
ORCID: orcid.org/0009-0000-9571-7829

Віталія КОЙБІЧУК,

кандидатка економічних наук, доцентка,
завідувачка кафедри економічної кібернетики,
Сумський державний університет,
вул. Харківська, 116, Суми, Україна, 40007,
e-mail: v.koibichuk@biem.sumdu.edu.ua
ORCID ID: orcid.org/0000-0002-3540-7922

Роман ЧВАНКІН,

здобувач освіти ступеня доктора філософії,
Сумський державний університет,
вул. Харківська, 116, Суми, Україна, 40007,
e-mail: 5551rona@gmail.com
ORCID: orcid.org/0009-0006-7724-4427

ПРОСТОРОВА ДИНАМІКА ІКТ-ЗАЙНЯТОСТІ В ЄВРОПІ: SAR-АНАЛІЗ РОЛІ НАСЕЛЕННЯ ТА ІНТЕРНЕТ-ІНФРАСТРУКТУРИ

Порошин, Д., Койбічук, В., Чванкін, Р. (2025). Просторова динаміка ІКТ-зайнятості в Європі: SAR-аналіз ролі населення та інтернет-інфраструктури. *Вісник економіки*. 2025. Вип. 2. С. 101–115. DOI: 10.35774/visnyk2025.02.101.

Poroshyn, D., Koibichuk, V., Chvankin, R. (2025). Prostorova dynamika IKT-zainiatosti v Yevropi: SAR-analiz roli naselennia ta internet-infrastruktury [Spatial dynamics of ICT employment in Europe: SAR analysis of the role of population and Internet infrastructure]. *Visnyk Ekonomiky – Herald of Economics*, 2, 101-115. DOI: 10.35774/visnyk2025.02.101.

Анотація.

Вступ. У сучасних умовах цифрової трансформації інформаційно-комунікаційні технології (ІКТ) стали одним із основних чинників економічного розвитку. Ринок праці в ІКТ-секторі характеризується значною географічною неоднорідністю, що зумовлює необхідність дослідження просторових залежностей, які впливають на рівень ІКТ-зайнятості в різних країнах. Використання просторових економетричних

© Дмитро Порошин, Віталія Койбічук, Роман Чванкін, 2025.

моделей дає змогу оцінити взаємозв'язки між регіонами та визначити основні чинники, що впливають на концентрацію ІКТ-спеціалістів.

Мета дослідження. Дослідження спрямоване на аналіз впливу чисельності населення та рівня інтернет-споживання на зайнятість в ІКТ-секторі європейських країн за допомогою просторової авторегресійної (SAR) моделі. Особливу увагу приділено оцінюванню значущості просторових взаємозв'язків та їхньому впливу на розвиток цифрової економіки.

Методи дослідження. Для досягнення поставленої мети використано методи просторової економетрики, зокрема просторове авторегресійне (SAR) моделювання. Оцінювання параметрів моделі здійснювалося за допомогою методу максимальної правдоподібності (MLE). Для виявлення просторової залежності застосовано статистичні тести (Moran's I, Geary's C), а також перевірено наявність мультиколінеарності та гетероскедастичності. Створення просторової вагової матриці виконана методом королівського суміжництва (Queen contiguity) для визначення просторових взаємозв'язків між об'єктами, зокрема країнами, на основі спільних меж.

Результати. Отримані результати свідчать, що чисельність населення є найбільш значущим чинником, що визначає рівень ІКТ-зайнятості, тоді як рівень інтернет-споживання має менший, але також позитивний вплив. Просторовий лаг виявився несуттєвим, що вказує на слабкий вплив сусідніх країн на розвиток ІКТ-сектору. Аналіз залишків моделі показав, що прогнозовані значення добре корелюють із фактичними, хоча в окремих регіонах простежуються відхилення, зумовлені неврахованими соціально-економічними чинниками.

Перспективи. Подальші дослідження можуть зосередитися на розширенні моделі за рахунок включення додаткових змінних, таких як рівень освіти, обсяг інвестицій у технологічні парки, кількість стартапів та державна підтримка цифрових ініціатив. Також перспективним напрямом є застосування панельних просторових моделей для врахування динамічних змін у розвитку ІКТ-індустрії.

Ключові слова: просторовий авторегресійний аналіз, ІКТ-зайнятість, цифрова економіка, просторові залежності, чисельність населення, інтернет-споживання, економетричне моделювання.

Формули: 4, **рис.:** 2, **табл.:** 3, **бібл.:** 12.

Dmytro POROSHYN,

PhD Student,

Sumy State University

116 Kharkivska Street, Ukraine, 40007.

E-mail: dmytro.poroshyn@student.sumdu.edu.ua.

ORCID ID: 0009-0000-9571-7829.

Vitaliia KOIBICHUK,

PhD (Economics), Associate Professor,

Head of the Economic Cybernetics Department,

Sumy State University,

116 Kharkivska Street, 40007,
e-mail: v.koibichuk@biem.sumdu.edu.ua
ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-3540-7922>.

Roman CHVANKIN,
PhD Student,
Sumy State University
116Kharkivska Street, 40007,
e-mail: 5551rona@gmail.com
ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0006-7724-4427>.

SPATIAL DYNAMICS OF ICT EMPLOYMENT IN EUROPE: SAR ANALYSIS OF THE ROLE OF POPULATION AND INTERNET INFRASTRUCTURE

Abstract.

Introduction. *In the modern era of digital transformation, information and communication technologies (ICT) have become a key factor in economic development. The labor market in the ICT sector exhibits significant geographical heterogeneity, necessitating the study of spatial dependencies that influence ICT employment levels in different countries. The use of spatial econometric models allows for the assessment of regional interconnections and the identification of key factors affecting the concentration of ICT specialists.*

Purpose. *This study aims to analyze the impact of population size and internet consumption on ICT employment in European countries using a Spatial Autoregressive (SAR) model. Particular attention is given to assessing the significance of spatial interdependencies and their influence on the development of the digital economy.*

Research methods. *To achieve the research objective, spatial econometric methods were employed, specifically Spatial Autoregressive (SAR) modeling. The Maximum Likelihood Estimation (MLE) method was used to estimate model parameters. Spatial dependence was tested using statistical measures such as Moran's I and Geary's C, and additional checks were performed for multicollinearity and heteroskedasticity. Creating a spatial weight matrix using the Queen contiguity method to determine spatial relationships between objects, in particular countries, based on shared borders.*

Results. *The findings indicate that population size is the most significant factor determining ICT employment levels, while internet consumption has a smaller but still positive effect. The spatial lag was found to be insignificant, suggesting a weak influence of neighboring countries on ICT sector development. Residual analysis revealed that predicted values closely align with actual data, although some regional deviations exist due to unaccounted socioeconomic factors.*

Prospects. *Further research could focus on expanding the model by incorporating additional variables such as education levels, investment in technology parks, the number of startups, and government support for digital initiatives. Another promising direction is the application of panel spatial models to account for dynamic changes in the ICT industry.*

Keywords: *spatial autoregressive analysis, ICT employment, digital economy, spatial dependencies, population size, internet consumption, econometric modeling.*

Formulas: 4, fig.: 2, tab.: 3, bibl.: 12.

JEL Classification: C21, J21, O33, R12.

Постановка проблеми. Інформаційно-комунікаційні технології (ІКТ) стали важливим чинником розвитку сучасної економіки, оскільки сприяють підвищенню продуктивності, стимулюють інновації та забезпечують трансформацію бізнес-моделей у різних галузях. Особливе значення має роль ІКТ-сектору в економіці Європейського Союзу, де відіграє головну роль у формуванні конкурентоспроможності, розвитку високотехнологічних галузей та наукомістких послуг. Цифрова економіка створює передумови для прискореного економічного зростання, ефективного управління ресурсами та покращення якості життя населення.

Вплив ІКТ на ринок праці, зокрема на кількість працівників у ІКТ-секторі, є важливим аспектом для країни та регіону. У контексті глобалізації та швидкого розвитку цифрових технологій виникає потреба в аналізі просторових залежностей, які пояснюють варіації у рівнях ІКТ-зайнятості серед країн. Однак дослідження часто не враховують специфічні просторові взаємодії, що обмежує розуміння чинників, які формують ці залежності.

Проблемою є також необхідність розширення традиційних моделей економічного аналізу, щоб врахувати вплив чисельності населення, рівня інтернет-споживання та просторових ефектів на розвиток ІКТ-сектору в країнах Європи. Дослідження цих аспектів є критично важливим для розроблення ефективної політики підтримки цифрової економіки, стимулювання інновацій та зміцнення економічної стабільності ЄС.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні дослідження активно застосовують просторові економетричні методи для аналізу розвитку ринку праці та ІКТ-сектору в європейських країнах [1; 2; 3; 4; 5; 6; 7]. Зокрема, у дослідженні Михненка та Вольфа [4] проведено комплексний аналіз регіонального та міського розвитку в 28 країнах Європейського Союзу та 11 інших розвинених економіках. Автори використовують описовий, картографічний та економетричний аналіз для виявлення тенденцій економічного зближення між містами та регіонами, що важливо для розуміння просторових аспектів розвитку ІКТ-сектору.

Додатково дослідження Європейського центрального банку [5] вказує на можливе завершення періоду виняткової стійкості ринку праці в Єврозоні. Незважаючи на стагнацію економіки протягом останнього року, рівень безробіття все ще на рекордно низькому рівні – 6,3%. Однак, за прогнозами, зникнення одноразових чинників, таких як зростання прибутковості компаній, може призвести до нормалізації співвідношення між виробництвом та зайнятістю. Це дослідження підкреслює важливість врахування макроекономічних тенденцій у процесі аналізу розвитку ІКТ-сектору та ринку праці загалом.

У статті «Розвиток інноваційної діяльності аграрних підприємств на шляху до агробізнесу 4.0» [6] відображено результати оцінювання та аналізу тенденцій, сучасного стану й галузевих особливостей розвитку інноваційної діяльності аграрних підприємств. Хоча дослідження фокусується на аграрному секторі, використані методологічні підходи та висновки можуть бути корисними для аналізу інноваційних

процесів у ІКТ-секторі, зокрема щодо впровадження новітніх технологій та адаптації до сучасних викликів.

У статті «ICTs, spatial analysis and socio-technical systems: some evidence from regional case studies» [7] Сільві Оккеллі розглядає застосування просторового аналізу для дослідження впливу інформаційно-комунікаційних технологій (ІКТ) на соціотехнічні системи. Авторка підкреслює важливість використання просторових моделей для оцінювання регіональних особливостей розповсюдження ІКТ та їхнього впливу на територіальну організацію економічної діяльності. Просторовий підхід дає змогу враховувати взаємозалежність між регіонами та виявляти закономірності розвитку цифрової економіки, що є актуальним для аналізу ІТ-зайнятості та цифрової інфраструктури. Таким чином, дослідження Оккеллі підтверджує доцільність використання просторових економетричних моделей для вивчення регіональних аспектів ринку праці в ІТ-секторі.

Таким чином, сучасна наукова література підтверджує важливість застосування просторових економетричних методів для аналізу розвитку ринку праці та ІКТ-сектору в європейських країнах. Врахування регіональних особливостей та інвестиційних потоків дає змогу отримати глибше розуміння чинників, що впливають на зайнятість у високотехнологічних галузях, та розробити ефективні стратегії їхнього розвитку.

Метою статті є аналіз впливу чисельності населення рівня інтернет-споживання на кількість ІКТ-спеціалістів у країнах-членах Європейського союзу за допомогою просторової авторегресійної моделі (SAR).

Виклад основного матеріалу. Моделі Spatial Autoregressive (SAR) є одним із основних інструментів просторової економетрики, що дають змогу враховувати взаємозв'язок між спостереженнями, розташованими у просторі. Просторова залежність виникає, коли значення певної змінної в одній точці визначаються значеннями цієї змінної в сусідніх точках. Така особливість є важливою для аналізу даних у різних галузях – економіці, географії, екології та соціальних науках [4;5].

Просторову залежність поділяють на позитивну (коли сусідні значення схожі) та негативну (коли сусідні значення відрізняються). Це явище кількісно оцінюють через просторову автокореляцію, яка відображає статистичну взаємозалежність між значеннями змінної в різних точках простору. Для її виявлення використовуються такі статистичні тести, як Moran's I та Geary's C [6;8].

Одним із основних елементів SAR-моделей є матриця просторових ваг (W) – квадратна матриця, що визначає ступінь взаємодії між спостереженнями. Її елементи (w_{ij}) показують, наскільки значення змінної в точці j впливає на значення в точці i . Побудова цієї матриці ґрунтується на різних підходах, зокрема на географічній відстані між об'єктами, наявності спільних меж або інших критеріях [5].

Spatial Autoregressive (SAR) модель описує взаємозв'язок між залежною змінною y та її просторово лагваною версією Wy . Математична форма SAR-моделі має вигляд:

$$y = qWy + X\beta + \epsilon \quad (1)$$

Де y – вектор значень залежної змінної (кількість зайнятих всфері ІКТ);

q – параметр просторової автокореляції, що вимірює силу просторової залежності між країнами ЄС;

W – матриця просторових ваг, яка визначає ступінь взаємодії між спостереженнями (між країнами на основі географічної близькості);

W_y – просторово лагована залежна змінна (відображає вплив сусідніх країн на ІКТ-зайнятість у поточній країні ЄС);

X – матриця незалежних змінних, а саме рівень інтернет-споживання та чисельність населення;

β – вектор параметрів, що описують вплив незалежних змінних на y ;

ϵ – вектор випадкових помилок, що зазвичай приймаються нормально розподіленими з нульовим середнім.

Варто зазначити, що оцінювання параметрів SAR-моделі є складним завданням через наявність просторової залежності між спостереженнями. Класичні методи регресійного аналізу не можуть бути безпосередньо застосовані, оскільки вони не враховують структуру просторових взаємозв'язків [9]. Відомо кілька основних підходів до оцінювання параметрів SAR-моделі.

Одним із найпоширеніших методів є метод максимальної правдоподібності (Maximum Likelihood Estimation, MLE). Він ґрунтується на побудові та максимізації функції правдоподібності, яка враховує просторову залежність у даних [10]. Цей метод передбачає, що випадкові похибки мають нормальний розподіл, що дає змогу описати їх за допомогою багатовимірного нормального розподілу. Головним викликом під час застосування цього методу є обчислення визначника матриці $(I - qW)$, що ускладнює процес оптимізації, особливо за великої кількості спостережень тому, що за великої кількості спостережень (наприклад, багато країн або регіонів) матриця стає дуже великою і обчислення її визначника потребує багато ресурсів. Це ускладнює оптимізацію, оскільки для знаходження найкращого значення q потрібно багаторазово перераховувати цей визначник. Проте MLE забезпечує ефективні та несуперечливі оцінки параметрів, що робить його стандартним підходом у просторовій економетриці.

Альтернативним підходом є метод узагальнених моментів (Generalized Method of Moments, GMM). Цей метод не вимагає припущення про нормальний розподіл похибок і ґрунтується на використанні моментних рівнянь, які забезпечують несуперечливі оцінки параметрів [10]. Основна ідея GMM полягає у використанні інструментальних змінних для оцінювання параметра просторової залежності q . Перевагою цього підходу є його стійкість до неправильних припущень щодо розподілу похибок, однак ефективність оцінок залежить від вибору відповідних моментних умов.

Ще одним методом оцінювання параметрів SAR-моделі є двокроковий метод найменших квадратів (Two-Stage Least Squares, 2SLS). Цей підхід особливо корисний у разі, коли просторово лагована залежна змінна W_y є ендегенною, що іноді призводить до зміщення оцінок. У першому кроці цього методу просторово лагована змінна оцінюється за допомогою зовнішніх інструментів, після чого отримані оцінки використовуються у другому кроці для стандартного регресійного аналізу. Хоча цей метод є менш обчислювально складним, його ефективність значною мірою залежить від правильного вибору інструментальних змінних.

Крім класичних підходів, для оцінювання параметрів SAR-моделі застосовують Байєсівські методи (Bayesian Estimation), які ґрунтуються на ймовірнісному підході до оцінювання параметрів. Байєсівські моделі використовують апіорну інформацію

про параметри та поєднують її з інформацією, що міститься у вибіркових даних. Основним інструментом для оцінювання в цьому випадку є метод Монте-Карло за схемою Марковських ланцюгів (MCMC), який дає змогу отримати не лише точкові оцінки, а й повний розподіл параметрів. Такий підхід особливо корисний у випадках складних моделей або малих вибірок, однак його застосування потребує значних обчислювальних ресурсів.

Вибір методу оцінювання параметрів SAR-моделі залежить від специфіки даних, припущень щодо просторової структури та обчислювальних можливостей. Кожен із методів має свої переваги та обмеження, і в практичних дослідженнях часто використовується комбінований підхід для перевірки стійкості отриманих результатів [11].

Отже, в межах дослідження для оцінювання параметрів SAR-моделі (1), що описує вплив чисельності населення та рівня інтернет-споживання на зайнятість населення країн ЄС у високотехнологічній галузі і наукомістких послугах та сфері інформаційно-комунікаційних послуг запропоновано застосувати метод максимальної правдоподібності (Maximum Likelihood Estimation, MLE), що є стандартним підходом для оцінювання параметрів SAR-моделі. Метод MLE дає змогу отримати ефективні та несуперечливі оцінки параметрів, використовуючи функцію правдоподібності, що враховує просторову залежність у даних [12].

Основна ідея методу полягає в тому, щоб знайти такі параметри q, β і σ^2 , які роблять спостережувані дані найбільш імовірними відповідно до SAR-моделі (1) [2].

Функція правдоподібності для моделі (1) має вигляд:

$$L(\rho, \beta, \sigma^2) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{n}{2}}} |I - \rho W| \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (y - \rho Wy - X\beta)(y - \rho Wy - X\beta)'\right), \quad (2)$$

Логарифмічна функція правдоподібності, яку максимізують у MLE, записується як:

$$\ln L(\rho, \beta, \sigma^2) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma^2) + \ln|I - \rho W| - \frac{1}{2\sigma^2} (y - \rho Wy - X\beta)'(y - \rho Wy - X\beta). \quad (3)$$

Оцінка β може бути знайдена аналітично:

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'(I - \rho W)y, \quad (4)$$

Параметр q зазвичай оцінюється чисельними методами, оскільки максимізація логарифмічної функції правдоподібності є складною через наявність визначника $|I - qW|$ [5].

Метод MLE є найбільш точним серед відомих підходів, проте його застосування вимагає значних обчислювальних ресурсів, особливо за великих вибірок [13].

Результати SAR-моделі мають специфічну інтерпретацію. Значення коефіцієнта за відповідної незалежної змінної визначає ступінь просторової залежності. У разі, якщо він є значущим, то це підтверджує наявність взаємозв'язку між регіонами.

Додатково доцільно: перевірити модель (1) на відсутність мультиколінеарності серед змінних; сформувати матрицю ваг, що описує просторові взаємозв'язки між країнами, враховуючи їхню географічну близькість.

У наступному розділі буде наведено детальний опис програмної реалізації методу MLE для SAR-моделі, що включає використання мови програмування Python

та відповідних бібліотек для статистичних обчислень і оптимізації. Також будуть розглянуті основні етапи кодування та аналізу результатів, отриманих у процесі оцінювання параметрів моделі.

Результати дослідження. Інформаційною базою для дослідження є дані, отримані з офіційного порталу Eurostat [14]. Зокрема, використано статистику щодо чисельності населення країн ЄС, що дає змогу оцінити демографічні чинники впливу. Дослідження ґрунтується на даних за 2023 рік. Додатково застосовано дані з Digital Economy and Society Index (DESI) indicators, зокрема показники зайнятості в ІТ-секторі та рівень використання інтернету, що є основними змінними для аналізу впливу цифрових технологій на зайнятість у високотехнологічних галузях [15].

Першочергово виконаємо імпорт необхідних бібліотек для роботи з геоданими (geopandas), просторовим регресійним моделюванням (spreg), аналізом мультиколінеарності та гетероскедастичності (statsmodels), а також для стандартного аналізу даних (pandas, matplotlib).

Задаємо вхідний файл та назви змінних, де:

- IU – рівень інтернет-споживання;
- P – чисельність населення;
- ICTS – кількість працівників у ІТ-секторі.

Фрагмент коду:

```
independent_vars = ['IU', 'P',]
```

```
dependent_var = 'ICTS'
```

Оскільки вхідні дані мають різні масштаби та тип, необхідно здійснити процедуру нормалізації незалежних змінних за допомогою методу з відніманням середнього та діленням на стандартне відхилення для усунення масштабних відмінностей.

Фрагмент коду:

```
scaler = StandardScaler()
```

```
data[independent_vars] = scaler.fit_transform(data[independent_vars])
```

Перевірка на мультиколінеарність за допомогою фактору інфляції дисперсії (Variance Inflation Factor, VIF) дає змогу оцінити ступінь лінійної залежності між незалежними змінними в регресійній моделі. Високе значення VIF (зазвичай більше 10) свідчить про сильну кореляцію між змінними, що призводить до нестабільності оцінок параметрів моделі.

Програмна реалізація перевірки на мультиколінеарність має такий вигляд:

```
df_vif = data[independent_vars].copy()
```

```
df_vif.insert(0, 'Constant', 1)
```

```
vif_data = pd.DataFrame()
```

```
vif_data['Variable'] = df_vif.columns
```

```
vif_data['VIF'] = [variance_inflation_factor(df_vif.values, i) for i in range(df_vif.shape[1])]
```

```
print(vif_data)
```

У табл. 1 наведено результати, які отримано під час перевірки. Значення $VIF < 5$ вказує на відсутність мультиколінеарності між незалежними змінними. Оскільки всі значення $VIF \approx 1$, це означає, що незалежні змінні (IU та P) практично не корелюють між собою. Це підтверджує, що модель не має проблеми мультиколінеарності, і кожна

змінна робить незалежний внесок у пояснення залежної змінної (ICTS). Модель не має мультиколінеарності, що є хорошим знаком для точності оцінок параметрів.

Таблиця 1

Результати тесту на мультиколінеарність

Constant	1.00000
IU	1.00101
P	1.00101

Джерело даних: розроблено авторами.

Після перевірки проведено просторовий авторегресійний (SAR) аналіз, що визначає наявність та силу просторових залежностей між рівнями зайнятості в ІКТ-секторі різних країн, а також оцінює вплив чисельності населення та рівня інтернет-споживання на цей показник.

Створення просторової вагової матриці виконано за допомогою методу королівського суміжництва (Queen contiguity). Відповідно до цього підходу, дві країни вважаються сусідами, якщо вони мають спільну межу будь-якої довжини, включаючи як основні кордони, так і точки дотику (наприклад, якщо вони стикаються лише у куті). Фрагмент коду, що дає змогу сформувати просторову вагову матрицю:

```
w = Queen.from_dataframe(data)
w.transform = 'r'
```

Фрагмент коду, де визначено незалежні змінні X та залежну Y, а також оцінювання та побудова моделі SAR методом максимальної правдоподібності:

```
y = data[dependent_var].values
X = data[independent_vars].values
sar_model = ML_Lag(y, X, w, name_y=dependent_var, name_x=independent_vars)
print(sar_model.summary)
```

Провівши оцінювання параметрів SAR-моделі та врахувавши всі необхідні етапи підготовки даних, переходимо до аналізу отриманих результатів. Важливо оцінити значущість параметрів моделі, перевірити якість її адаптації до даних, а також інтерпретувати вплив просторової залежності. Далі буде представлено результати моделювання, зокрема оцінки параметрів, діагностичні перевірки та візуалізацію просторових взаємозв'язків.

Оцінені показники моделі підтверджують її високу пояснювальну здатність та адекватність до наявних даних. Загальна кількість спостережень у вибірці становить 24, що є достатнім для аналізу просторових взаємозв'язків. Значення Pseudo R-squared дорівнює 0.9486, що вказує на те, що модель пояснює майже 95% варіації залежної змінної. Аналогічне значення Spatial Pseudo R-squared (0.9485) свідчить про високу узгодженість просторової складової моделі.

Загалом результати вказують на те, що модель добре відображає залежності у вибірці та може бути використана для подальшого аналізу просторових взаємозв'язків.

Таблиця 2

Результати проведення просторового авторегресійного аналізу

Змінна	Коефіцієнт	Std. Error	Z-статистика	P-значення
CONSTANT	419.03	38.49	10.88	0.000
IU (інтернет-споживання)	66.79	24.40	2.73	0.0062
P (населення)	481.02	23.13	20.79	0.000
W_ICTS (просторовий лаг ICTS)	-0.0297	0.0556	-0.53	0.592

Джерело: розроблено авторами.

Результати моделювання свідчать про значний вплив рівня інтернет-споживання (IU) та чисельності населення (P) на зайнятість у ІКТ-секторі. Зокрема, інтернет-споживання має позитивний і статистично значущий вплив на кількість працівників у сфері ІКТ ($p < 0.01$), що означає, що збільшення цього показника на одиницю приводить до приросту зайнятості в ІТ на 66.79 осіб.

Чисельність населення виявилася головним чинником, що визначає рівень зайнятості у секторі. Її вплив є високо значущим ($p < 0.001$), а збільшення населення на одиницю сприяє зростанню кількості ІКТ-спеціалістів на 481.02 особи. Це підтверджує, що загальний демографічний потенціал країни безпосередньо впливає на розвиток її ІКТ-індустрії.

Водночас просторовий лаг W_ICTS (авторегресійний параметр) не виявив статистичної значущості ($p = 0.59$), що свідчить про слабкий просторовий ефект на рівні залежної змінної. Тобто кількість ІКТ-спеціалістів у країні лише незначною мірою залежить від аналогічного показника в сусідніх країнах, що вказує на низьку силу просторової залежності у цій моделі (табл. 2).

Одна з основних причин слабого просторового ефекту може полягати у характері розвитку ІТ-сектору, що значною мірою залежить від внутрішніх умов кожної країни, таких як державна політика, рівень інвестицій, система освіти та наявність технологічних кластерів. Це означає, що навіть географічно близькі країни можуть мати суттєво відмінні умови для розвитку ІТ-зайнятості, що зменшує вплив сусідства.

Також важливу роль відіграє вибір просторової вагової матриці. У такому разі сусідство визначається лише географічним розташуванням, без урахування економічних, технологічних або соціокультурних зв'язків. Це може призводити до слабого просторового ефекту. Альтернативні матриці, побудовані на основі торговельних, фінансових або інноваційних зв'язків між країнами, могли б дати інший результат.

Таблиця 3

Таблиця просторових ефектів, сформована в результаті вто регресійного аналізу

Змінна	Прямий ефект	Непрямий ефект	Загальний ефект
IU (інтернет-споживання)	66.79	-1.93	64.86
P (населення)	481.02	-13.90	467.12

Джерело: розроблено авторами.

Аналіз просторових ефектів (табл. 3) дає змогу розрізнити прямий та непрямий (spillover) ефекти, що допомагає оцінити, як зміни певних чинників впливають не лише на власну країну, а й на її сусідів. Прямий ефект відображає вплив змінної на рівень ІКТ-зайнятості (ICTS) у межах однієї країни, тоді як непрямий ефект показує, яким чином зміни в одній країні можуть позначатися на ІКТ-секторі сусідніх країн. Сукупний вплив змінної визначається як загальний ефект, що є сумою прямого та непрямого ефектів.

Для змінної ІУ (інтернет-споживання) отримано значний прямий ефект (66.79), що підтверджує важливість розвитку цифрової інфраструктури для зайнятості в ІКТ-секторі. Водночас непрямий ефект є слабким і навіть від'ємним (-1.93), що вказує на те, що покращення рівня інтернет-споживання в одній країні майже не впливає на її сусідів.

Чисельність населення (P) демонструє дуже сильний прямий ефект (481.02), підтверджуючи, що зростання населення є головним чинником розширення ринку праці в ІКТ-секторі. Непрямий ефект є негативним, але слабким (-13.90). Це означає, що приріст населення в одній країні має незначний обмежувальний вплив на ІКТ-зайнятості у сусідніх країнах, ймовірно, через конкуренцію за ресурси або міграційні процеси (табл. 3).

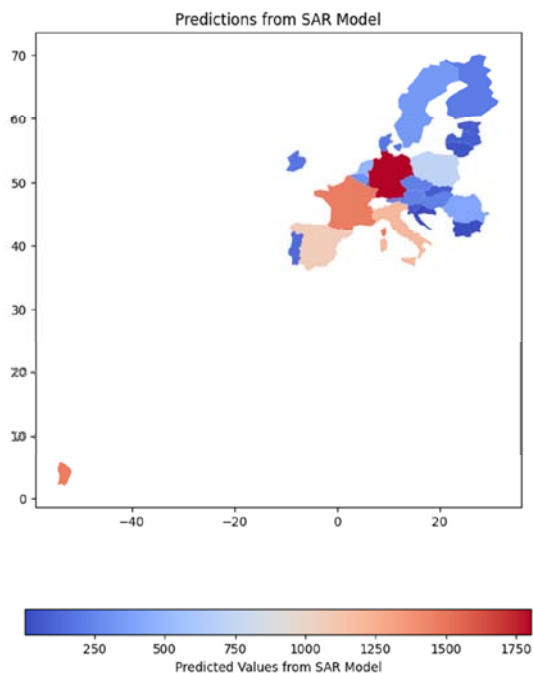


Рис. 1. Теплокарта прогнозованих значень для кількості ІКТ-спеціалістів у країнах Європи.

Джерело: розроблено авторами на основі просторової авторегресійної (SAR) моделі.

Колірна шкала від синього (низькі значення) до червоного (високі значення). Темно-сині області мають низьку прогнозовану кількість ІКТ-спеціалістів. Темно-червоні регіони мають високу концентрацію ІКТ-спеціалістів.

Регіональні особливості – червоні області (наприклад, Німеччина, Франція) мають високі прогнозовані значення щодо збільшення чисельності зайнятих у секторі ІКТ, що може бути зумовлено великою чисельністю населення населенням і розвиненим ІТ-сектором. Сині області (Скандинавія, Східна Європа) позначають низькі значення, що може вказувати на менш розвинену ІТ-індустрію або менше населення. Деякі країни (наприклад, у центрі Європи) мають проміжні значення (світлі відтінки), що може означати збалансоване зростання ІТ-зайнятості (рис. 1).

Прогнози моделі підтверджують гіпотезу, що ІКТ-зайнятість залежить від чисельності населення та рівня інтернет-споживання (як показали оцінки моделі). Просторовий вплив незначний, оскільки немає чітких кластерів з високими значеннями у сусідніх країнах.

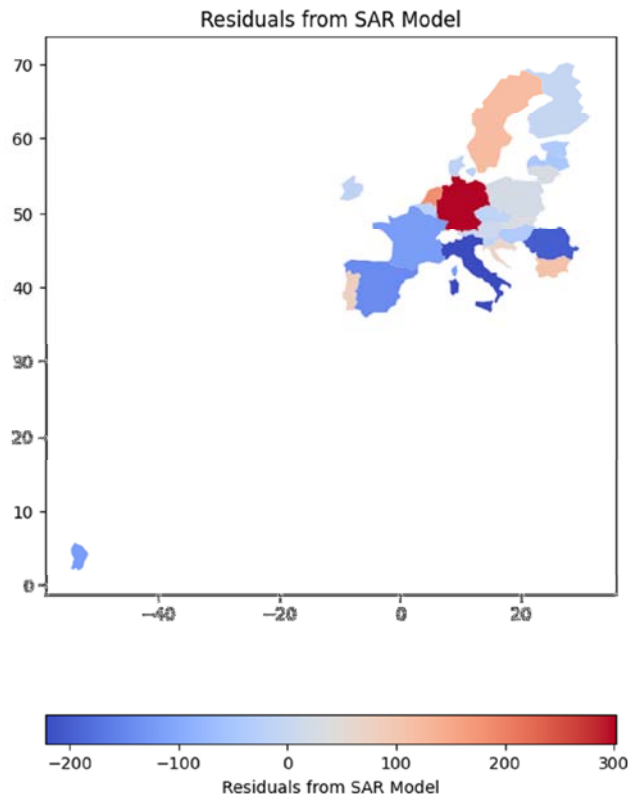


Рис. 2. Теплокарта залишків просторової моделі.

Джерело: створена авторами на основі просторової авторегресійної моделі.

Аналіз залишків SAR-моделі дає змогу оцінити точність прогнозів, порівнюючи фактичні та прогнозовані значення кількості ІКТ-спеціалістів у різних країнах. Карта залишків відображає регіони, де модель переоцінює або недооцінює значення, допомагаючи виявити потенційні джерела похибок.

Сині області на карті свідчать про переоцінку моделі, тобто фактична кількість ІКТ-спеціалістів менша за прогнозовану. Найбільші негативні залишки простежуються в країнах Східної Європи, таких як Болгарія, Румунія та Угорщина, що може вказувати на менш розвинений ІКТ-сектор, ніж передбачала модель. Червоні області навпаки демонструють недооцінку, коли реальні значення перевищують прогнозовані. Такі зони простежуються в Центральній Європі, зокрема в Німеччині, Австрії та Швейцарії, де модель могла не врахувати додаткові чинники, що сприяють зростанню ІКТ-зайнятості. У скандинавських країнах та Західній Європі залишки близькі до нуля, що свідчить про високу точність прогнозів у цих регіонах (рис. 2).

Потенційні причини відхилень можуть бути пов'язані з тим, що модель не враховує усі економічні або демографічні чинники, зокрема такі як вплив міжнародних компаній, державні ініціативи чи особливості ринку праці. Також можливі похибки у виборі просторової вагової матриці, адже територіальне сусідство не завжди є головним чинником у формуванні ІКТ-зайнятості. Додаткове врахування таких змінних, як рівень освіти, інвестиції у технологічні кластери і кількість стартапів, могло би покращити точність прогнозів моделі.

Загалом аналіз залишків свідчить, що SAR-модель добре пояснює загальні тенденції ІКТ-зайнятості, однак у деяких країнах простежуються відхилення, що вказує на можливі напрями для подальшого вдосконалення моделі.

Висновки і перспективи подальших досліджень. У рамках дослідження розглянуто, як просторові залежності, зокрема сусідство, впливають на зайнятість ІКТ-сектора та сферу надання інформаційно-комунікаційних послуг, а також оцінено точність прогнозів моделі для різних регіонів. Отримані результати свідчать, що рівень інтернет-споживання та чисельність населення є головними чинниками, які визначають кількість ІКТ-спеціалістів у країнах регіону. Інтернет-споживання має значний локальний вплив, проте його просторовий ефект є слабким, тобто розвиток цифрової інфраструктури в одній країні незначною мірою впливає на сусідні країни. Населення відіграє ще більш значущу роль, проте його вплив також обмежується внутрішніми ринковими умовами.

Просторова автокореляція, яка могла б свідчити про значні міжкраїнні взаємозв'язки у формуванні ІКТ-зайнятості, виявилася несуттєвою. Це означає, що географічне сусідство не є визначальним чинником, а ІКТ-сектор розвивається переважно на основі внутрішніх соціально-економічних умов. Аналіз залишків моделі показав, що в країнах Центральної Європи модель недооцінює рівень ІКТ-зайнятості, тоді як у країнах Східної Європи вона навпаки його переоцінює. Це свідчить про наявність специфічних національних чинників, які можуть впливати на ІКТ-ринок і які не були враховані в цій моделі.

Отримані висновки вказують на високу пояснювальну здатність моделі ($R^2 = 0.9486$), проте також підкреслюють необхідність коригування методологічного підходу для точнішого відображення просторових ефектів. Додатковий аналіз, що враховує альтернативні вагові матриці та розширений набір незалежних змінних, міг би сприяти покращенню якості прогнозів.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення моделі за рахунок додаткових чинників, які впливають на ІКТ-зайнятість. Важливим напрямом

є врахування рівня освіти, частки випускників технічних спеціальностей, державних ініціатив у сфері цифрової трансформації та обсягу інвестицій у технологічні парки. Це дасть змогу краще зрозуміти механізми розвитку ІКТ-сектору та їхній вплив на зайнятість у різних країнах.

Література

1. Mykhnenko V., Wolff M. State rescaling and economic convergence. *Regional Studies*. 2018. Vol. 53, no. 4. P. 462–477. URL: <https://doi.org/10.1080/00343404.2018.1476754>.
2. Those who work less worry more: the effect of lower workloads on consumption. European Central Bank. URL: <https://www.ecb.europa.eu/press/blog/date/2025/html/ecb.blog20250220~540b80f133.en.html>.
3. Розвиток інноваційної діяльності аграрних підприємств: на шляху до агробізнесу 4.0 / L. Kuchertain. *Agricultural and Resource Economics: International Scientific E-Journal*. 2023. Т. 9, № 4. URL: <https://doi.org/10.51599/are.2023.09.04.11>.
4. Anselin L. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht : Springer Netherlands, 1988. URL: <https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1>.
5. LeSage J., Pace R. K. *Introduction to Spatial Econometrics*. Chapman and Hall/CRC, 2009. URL: <https://doi.org/10.1201/9781420064254>.
6. Moran P. A. P. Notes on Continuous Stochastic Phenomena. *Biometrika*. 1950. Vol. 37, no. 1/2. P. 17. URL: <https://doi.org/10.2307/2332142>.
7. Geary R. C. The Contiguity Ratio and Statistical Mapping. *The Incorporated Statistician*. 1954. Vol. 5, no. 3. P. 115. URL: <https://doi.org/10.2307/2986645>.
8. Spatial autoregressive models | Stata. Statistical software for data science | Stata. URL: <https://www.stata.com/features/spatial-autoregressive-models/>.
9. Cruz N. A., Toloza-Delgado J. D., Melo O. O. Generalized spatial autoregressive model. *Journals of the Royal Statistical Society*. 2024. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.00945>.
10. Баженова О. Навчально-методичний комплекс з курсу «Прикладна економетрика». Київ: Сталь, 2013. 116 с.
11. Anselin L. Under the hood Issues in the specification and interpretation of spatial regression models. *Agricultural Economics*. 2002. Vol. 27, no. 3. P. 247–267. URL: <https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2002.tb00120.x>.
12. Elhorst J. P. *Spatial Econometrics*. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2014. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-40340-8>.
13. Statistics | Eurostat. URL: <https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/tps00001/default/>.
14. Digital Decade DESI visualisation tool. URL: <https://digital-decade-desi.digital-strategy.ec.europa.eu/datasets/desi/charts/desi-indicators>.

References

1. Mykhnenko V., Wolff M. State rescaling and economic convergence. *Regional Studies*. 2018. Vol. 53, no. 4. P. 462–477. Retrieved from <https://doi.org/10.1080/00343404.2018.1476754>. [in English].

-
2. Those who work less worry more: the effect of lower workloads on consumption. European Central Bank. Retrieved from <https://www.ecb.europa.eu/press/blog/date/2025/html/ecb.blog20250220~540b80f133.en.html>. [in English].
 3. Rozvytok innovatsiinoi diialnosti ahrarykh pidpriemstv: na shliakhu do ahrobiznesu 4.0 / L. Kucher ta in. Agricultural and Resource Economics: International Scientific E-Journal. 2023. T. 9, № 4. Retrieved from <https://doi.org/10.51599/are.2023.09.04.11>. [in Ukraine].
 4. Anselin L. Spatial Econometrics: Methods and Models. Dordrecht : Springer Netherlands, 1988. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1>. [in English].
 5. LeSage J., Pace R. K. Introduction to Spatial Econometrics. Chapman and Hall/ CRC, 2009. Retrieved from <https://doi.org/10.1201/9781420064254>. [in English].
 6. Moran P. A. P. Notes on Continuous Stochastic Phenomena. Biometrika. 1950. Vol. 37, no. 1/2. P. 17. Retrieved from <https://doi.org/10.2307/2332142>. [in English].
 7. Occelli S. ICTs, spatial analysis and socio technical systems: some evidence from regional case studies. AGEI - Geotema. 2010. No. 42. P. 53–61. [in English].
 8. Geary R. C. The Contiguity Ratio and Statistical Mapping. The Incorporated Statistician. 1954. Vol. 5, no. 3. P. 115. Retrieved from <https://doi.org/10.2307/2986645>. [in English].
 9. Spatial autoregressive models | Stata. Statistical software for data science | Stata. Retrieved from <https://www.stata.com/features/spatial-autoregressive-models/>. [in English].
 10. Cruz N. A., Toloza-Delgado J. D., Melo O. O. Generalized spatial autoregressive model. Journals of the Royal Statistical Society. 2024. Retrieved from <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.00945>. [in English].
 11. Bazhenova O. Navchalno-metodychny kompleks kursu «Prykladna ekonometryka». Kyiv: Stal, 2013. 116 p. [in Ukraine].
 12. Anselin L. Under the hood Issues in the specification and interpretation of spatial regression models. Agricultural Economics. 2002. Vol. 27, no. 3. P. 247–267. Retrieved from <https://doi.org/10.1111/j.1574-0862.2002.tb00120.x>. [in English].
 13. Elhorst J. P. Spatial Econometrics. Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg, 2014. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/978-3-642-40340-8>. [in English].
 14. Statistics | Eurostat. Retrieved from <https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/tps00001/default/>. [in English].
 15. Digital Decade DESI visualisation tool. Retrieved from <https://digital-decade-desi.digital-strategy.ec.europa.eu/datasets/desi/charts/desi-indicators>. [in English].

Статтю отримано 11 березня 2025 р.

Article received March 11, 2025.