

О. С. Чмир,

доктор економічних наук, професор,
завідувач відділу формування академічних ресурсів,
Державна наукова установа "Український інститут
науково-технічної експертизи та інформації"
E-mail: ES@ukrintei.ua
ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-9376-7344>

Зміна методології соціально-економічних досліджень під впливом новітніх технологій

У концептуальному плані розглядаються окремі аспекти розвитку методології соціально-економічних досліджень, визначаються напрями її трансформації та наочно демонструються можливості практичного застосування у сучасних аналітичних і прогностичних розробках. Інформаційну базу дослідження склали відкриті аналітичні документи, звіти, методологічні, робочі огляди та політичні документи Організації економічного співробітництва та розвитку. Відібрано релевантні наукові розробки різної тематичної спрямованості за критеріями новизни методичного інструментарію, використання альтернативних або високочастотних джерел даних, орієнтації на прикладні результати для формування політик. Аналіз цих матеріалів дав змогу ідентифікувати ряд важливих тенденцій у розвитку методології досліджень та показати способи поєднання традиційних і новітніх підходів. Використано методичні пояснення, що містяться у звітах про результати досліджень, розглянуто різні за призначенням методи, застосовані для описової діагностики, виявлення причинно-наслідкових зв'язків, оперативного оцінювання поточного стану, прогнозування та сценарного моделювання. Окремий акцент зроблено на інтеграції алгоритмічних моделей з класичними статистичними та економетричними інструментами, що є ключовою ознакою сучасної методологічної трансформації.

Проведений аналіз продемонстрував, що методологія сучасних соціально-економічних досліджень зазнає глибоких змін, спричинених цифровізацією, зростанням обсягів доступних даних і ускладненням об'єктів дослідження. Відбувається перехід від переважання класичних статистичних прийомів до все ширшого застосування гнучких комбінованих методів із залученням машинного навчання, аналізу великих даних, сценарного прогнозування. Це дозволяє краще враховувати нелінійні взаємозв'язки, ретельніше вивчати широкий спектр чинників і передумов, які впливають на розвиток соціально-економічних систем. Застосування алгоритмічних моделей і методів оперативного оцінювання зменшує залежність від недостатньо гнучкої статистичної інформації, підвищує точність аналітичних висновків і прогнозів.

Ключові слова: наукова методологія, методи досліджень, машинне навчання, штучний інтелект, великі дані, цифрова економіка, соціально-економічний аналіз, цифровізація.

*Присвячується Василю Івановичу Пилі –
моєму вчителю, який надихнув мене на дослідження
у галузі методології, викладання в університеті та написання підручника*

Постановка проблеми. Сучасні соціально-економічні системи розвиваються в умовах високої динаміки, множинних ризиків і швидкого технологічного оновлення. Тому дедалі більшого значення набуває не лише накопичення емпіричних даних, а й здатність адекватної інтерпретації матеріалів вивчення складних, часто нелінійних процесів та своєчасної фіксації структурних зрушень за допомогою сучасних методів досліджень. Це спричиняє потребу в постійному оновленні методологічних підходів. Використання цифрових

технологій, алгоритмічних моделей та нових типів даних суттєво змінює аналітичний процес, який від ретроспективного опису переходить до оперативної діагностики, сценарного мислення та проактивного прогнозування.

Мета статті – концептуальне осмислення розвитку методології соціально-економічних досліджень, визначення напрямів її трансформації та демонстрація практичного застосування на прикладі аналітичних і прогностичних розробок, використовуваних як основа під час формування актуальної політики.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Ми звикли користуватися класичним набором загальнонаукових і спеціальних методів економічних досліджень [1]. Ці методи розроблені давно і за тривалий час використання довели свою ефективність. Разом із тим завдяки активному розвитку інформаційно-комунікаційних технологій (ІКТ) науковці усього світу постійно розширюють методи економічних досліджень, застосовуючи різні прийоми та методики для найкращого розв'язання дослідницьких задач. Найбільш вдалі рішення відразу отримують поширення, ними цікавляться, перевіряють дієвість та упроваджують у власні дослідження.

Серед найбільш відомих публікацій відповідного спрямування слід назвати статтю Х. Варіана (H. Varian), присвячену використанню великих даних в економіці, яка має понад 700 цитувань у Web of Science Core Collection (WoSCC). Автор показує, як ІКТ дозволяють збирати, обробляти й аналізувати великі набори даних завдяки задіянню потужних інструментів машинної обробки, а також як це допомагає коректно обирати змінні при нелінійних зв'язках. Особливу увагу він приділяє цінності для моделювання таких методів, як дерева рішень, опорні вектори, нейронні мережі, глибоке навчання [2].

Стаття С. Муллаїнатана (S. Mullainathan) та Я. Шпісс (J. Spiess), процитована у WoSCC понад 900 разів [3], демонструє можливості використання машинного навчання для інтелектуального аналізу та подолання вузьких місць у прогнозуванні соціально-економічних процесів. Одночасно вона привертає увагу до необхідності бути обачними, оскільки алгоритми можуть помилятися, а люди і машини – некоректно інтерпретувати результати роботи з даними.

М. Гентцков (M. Gentzkow), Б. Келлі (B. Kelly) і М. Тедді (M. Taddy), стаття яких у WoSCC збрала понад 500 цитувань [4], розглядають тексти як джерело даних та пропонують зважати на величезний масив інформації, що формується у рамках людської комунікації. Тексти можуть бути надзвичайно інформаційно насиченими та являти собою дані, корисні для економічних досліджень, якщо дослідник вдало поєднає традиційні статистичні методи та новітні технології машинної обробки інформації.

Л. Ейнав (L. Einav) та Дж. Левін (J. Levin) [5], результати наукових розвідок яких щодо методології економічних досліджень в епоху великих даних мають великий попит, звертають увагу на нові можливості, які відкриває залучення адміністративних даних і даних, що продукуються приватним сектором. Вони вказують на потенціал цього сегмента даних, окреслюють проблеми їхнього використання та пропонують оригінальний погляд на те, як ці дані можуть змінити застосування класичних статистичних методів в економіці.

С. Еті (S. Athey) та Г. Імбенс (G. Imbens) системно аналізують сучасні публікації з проблем використання машинного навчання та економетрики у галузі емпіричних економічних досліджень. Науковці демонструють, як працюють різні методи для доповнення регресійного аналізу, класифікації, порівнюють класичні та нові методи, відкривають потенціал їхнього комбінування для вирішення конкретних завдань, наприклад встановлення причинно-наслідкових зв'язків, оцінювання ефективності, визначення оптимальних управлінських рішень тощо [6].

П. Баджарі (P. Bajari), Д. Некіпелов (D. Nekipelov), С. Райан (S. Ryan) та М. Янг (M. Yang) показують, як можна поєднувати різні методи для покращання діагностики поточного стану і прогнозування попиту, а також використовувати методи машинного навчання для вирішення різноманітних економічних задач, оперуючи великими наборами даних [7].

Б. Каллавей (B. Callaway) та П. Сант'анна (P. Sant'Anna), публікація яких буквально підняла хвилю фахових обговорень (про що свідчать 3,7 тис. цитувань у WoSCC), розглядають процедури ідентифікації та оцінювання результатів впливу на основі урахування даних різних часових періодів і специфіки прийнятих рішень навіть за умови відмінності характеристик та нелінійної динаміки процесів [8]. Автори пропонують різні схеми агрегації для виділення різноманітних ефектів обробки даних та узагальнення отриманого результату, а потім демонструють функціональність методу, використовуючи його для аналізу впливу мінімальної заробітної плати на зайнятість.

Методика та інформаційна база досліджень. Дослідження виконане у формі аналітичного огляду сучасних методів прикладних розробок з актуальних економічних проблем із фокусом на еволюції наукової методології. Його методичною основою стало поєднання порівняльного аналізу, елементів систематизованого огляду та концептуального узагальнення дослідницьких підходів, що застосовуються в сучасних емпіричних дослідженнях. На першому етапі здійснено відбір релевантних наукових розробок за різними тематичними напрямками (економічна продуктивність, інновації, цифрова трансформація, добробут, кліматичні ризики, ринок праці, регіональний розвиток). Критеріями відбору є:

- новизна методичного інструментарію;
- використання альтернативних або високочастотних джерел даних;
- орієнтація на прикладні результати для формування політик.

Аналіз цих матеріалів дав змогу ідентифікувати деякі ключові зміни у методах досліджень та вказати на способи поєднання традиційних і новітніх підходів. Використовувалися методичні

пояснення, що містяться у звітах про результати досліджень, аналізувались отримані результати, розглядалися різні за призначенням методи, застосовані для описової діагностики, виявлення причинно-наслідкових зв'язків, оперативного оцінювання поточного стану, прогнозування та сценарного моделювання. Особливо акцентовано на інтеграції алгоритмічних моделей з класичними статистичними та економетричними інструментами, що є, на наш погляд, ключовою ознакою сучасної методологічної трансформації.

Інформаційну базу дослідження склали відкриті аналітичні документи, звіти, методологічні та робочі огляди, політичні документи Організації економічного співробітництва та розвитку (ОЕСР), доступні у репозитарії публікацій [9].

Виклад основного матеріалу. Методологія досліджень у галузі економіки та управління постійно оновлюється за рахунок активного залучення поряд із традиційними статистичними та економетричними методами новітніх алгоритмічних моделей та інструментів штучного інтелекту (ШІ), технологій обробки великих даних, просторового аналізу, машинного навчання тощо. Науковці належним чином оцінили можливості використання машинного навчання, ансамблевих моделей, формування на основі ШІ кластерів типологічних ознак замість традиційних класифікацій, інтеграції сценарного аналізу з адаптивними аналітичними інструментами, задіяння технологій інтернету речей, нетрадиційних методів визначення поведінкових патернів, геопросторових даних, проведення гейміфікованих опитувань тощо. Нові методичні підходи дозволяють уникати обмежень звичайного кореляційного аналізу та оперативно виявляти тренди у волатильному середовищі завдяки залученню великих масивів фактичних даних (ретроспективних і тих, що збираються у режимі реального часу), навіть коли достеменно невідомі усі чинники, що впливають на соціально-економічні процеси.

Ці тенденції у методології наукових досліджень можна простежити на прикладі актуальних публікацій аналітичних і прогнозних документів, політичних рекомендацій Організації економічного співробітництва та розвитку.

Розглянемо, як на практиці застосовуються сучасні методи економічних досліджень для виявлення причинно-наслідкових зв'язків, аналітики з допомогою ШІ, сценарного прогнозування і стратегічного форсайту із задіянням технологій машинного навчання, ІКТ, гейміфікації, роботи з даними та побудовою багатовимірних профілів у регіональних дослідженнях.

Виявити тісний зв'язок між економічною та енергетичною ефективністю експертам ОЕСР дозволило поєднання методів машинного навчання та регресії [10]. Підвищення енергетичної продуктивності є одним із ключових важелів зміцнен-

ня конкурентоспроможності підприємств, їхньої стійкості до цінових шоків, має вирішальне значення для сталого розвитку й впровадження соціально відповідальними бізнес-структурами кліматично орієнтованих проєктів для зниження рівня викидів та енергетичної модернізації. Експерти використовували дескриптивний статистичний аналіз, регресійні моделі та методи машинного навчання для виявлення чинників, що визначають відмінності в енергопродуктивності фірм. Алгоритми машинного навчання дали змогу провести ранжування чинників, оцінити їхній реальний вплив, а також реалізувати симуляцію розсіяння енергоефективності за ознаками часу для різних виробничих секторів. Такий методичний підхід дозволив подолати обмеження, притаманні лінійним моделям, і забезпечив коректне встановлення нелінійних зв'язків.

Сучасна діагностика господарських систем та аналітика суспільно-економічних процесів дедалі більше використовує технології ШІ. Наприклад, вивчення відповідності суспільним інтересам спрямування фінансових ресурсів на наукові дослідження та розробки (ДіР) проводилось із залученням традиційних і нових джерел даних та інструментів штучного інтелекту [11]. Проведений науковцями попередній аналіз виявив, що традиційний підхід до вивчення державних інвестицій у ДіР з допомогою усталених класифікацій із високим рівнем агрегації є неефективним, оскільки суспільні цілі дуже гнучкі й постійно змінюються. Тому для досягнення цілей дослідження було використано аналітичну інфраструктуру Fundstat та задіяно інструменти ШІ, що уможливило проведення аналізу кількісних та якісних даних щодо фінансування із залученням даних самооцінювання дослідників щодо релевантності їхньої діяльності у контексті прогресу на шляху виконання Цілей сталого розвитку. Для класифікації ДіР були задіяні методи машинного навчання з використанням як ключових слів, так і технологій глибокого аналізу на основі нейролінгвістичного програмування, що дало змогу коректно оцінити відповідність суспільним цілям не лише прикладних досліджень (що доволі очевидно), а й фундаментальних, де прив'язка до Цілей сталого розвитку є набагато складнішим завданням. Отриманий результат виявився точнішим, ніж при використанні традиційних підходів, заснованих лише на бібліометричних і статистичних методах.

Для виявлення нових технологій, заснованих на великих мовних моделях, окрім використання патентних даних, була задіяна інноваційна методологія ідентифікації патентів на винаходи, пов'язані з ШІ. Ключовим стало рішення про перегляд таксономії ШІ-технологій: термінологія спочатку виокремлювалася з наукових публікацій, патентів, рефератів та інших джерел, що зберіга-

ються в електронних сховищах наукової інформації, та ідентифікувалась, а потім з допомогою ШІ формувалися кластери та здійснювалась адаптація таксономії ШІ з допомогою експертної валідації, що забезпечило достовірність виділених груп і ключових слів. Така синергія напівавтоматизованого текстового аналізу з традиційними класифікаційними інструментами й експертною перевіркою дала гарний результат [12].

При вивченні інвестиційних процесів експерти дійшли висновку, що відсутність стандартизованих рамок та невідповідність даних не дозволяють надійно оцінити інвестиційний ландшафт у сфері ШІ-технологій [13]. Тому поряд з використанням агрегованих даних, отриманих від Євростату, та спеціалізованих баз (EUKLEMS & INTANProd) інвестиції у ШІ визначалися з урахуванням коефіцієнтів інтенсивності ШІ, отриманих із патентних даних, відомостей про академічні проекти, статистики робочої сили з виокремленням витрат на набуття навичок, генерування та/або придбання даних, закупівлю обладнання й інтелектуальних продуктів. Новація цього дослідження полягала у запровадженні спеціальних ШІ-коефіцієнтів для віднесення частки загальних витрат до процесів, пов'язаних з розвитком ШІ, що своєю чергою стало містком для побудови порівнянь у розрізі країн та категорій інвестицій.

Технології ШІ, як виявилось, дають гарний результат при оцінюванні збитків від стихійних лих [14]. Різноманітні природні катаклізми нині почастишали і завдають великих збитків. Їх необхідно прогнозувати, до них необхідно готуватися та здійснювати ефективне реагування, щоб скоротити ресурсні втрати під час стихійних лих та у процесі наступного післякризового відновлення. Інструменти ШІ залучаються до прогнозування, що виконується на основі аналізу великих даних і спеціально побудованих моделей. Це дає кращі результати, ніж традиційні методи. Класичні підходи є трудомісткими, вони зазвичай спираються на матеріали обмежених польових досліджень і нетривалих спостережень. Окреслену проблему неповноти даних можна вирішити шляхом використання високоякісних супутникових зображень великих територій, а також із застосуванням ШІ-моделей для автоматизованого аналізу інформації із цих зображень. Ці моделі навчені розпізнавати різні об'єкти та вирізняти зони впливу, оцінювати просторовий масштаб збитків і формувати у такий спосіб основу для розроблення кращих управлінських рішень.

Вивчення продуктивності праці та основних тенденцій на ринку має важливе значення для забезпечення довгострокового економічного зростання [15]. Відомості щодо продуктивності праці використовуються для діагностики стану економіки та визначення перспектив розвитку, вони допомагають розробляти політику, націлену на під-

тримку конкурентоспроможності та підвищення рівня життя населення, відстежувати наслідки економічних і політичних шоків (енергетична криза, зростання геополітичної напруженості), оцінювати соціальний вплив реформ. Традиційно аналітики зосереджуються на продуктивності у конкретних професіях або галузях економіки. Донедавна не існувало надійних інструментів прогнозування макроекономічних показників зростання продуктивності праці. Нещодавно опублікований ОЕСР прогноз продуктивності праці у 40 країнах побудовано з використанням методів машинного навчання. Це дало змогу будувати прогнози на основі поточних фактичних значень із різною частотою оновлення. Mixed-frequency моделі для даних із різними інтервалами (щоквартальні та щомісячні) поєднуються з набором моделей динамічних чинників, регресіями, дерево-орієнтованими методами. Укупі з класичними економетричними підходами це забезпечує коректний відбір релевантних чинників, мінімізацію викривлень і покращення якості прогнозу порівняно зі стандартними авторегресійними моделями. Удосконалення методології також дозволяє подолати проблему запізнення або затримки традиційних статистичних даних, які не відображають оперативних змін у разі розгортання неочікуваних подій.

Виконаний фахівцями ОЕСР прогноз суб'єктивного благополуччя поєднує можливості нових ІКТ, великих відкритих баз даних та метанавчання [16]. Обізнаність щодо рівня суб'єктивного благополуччя має надзвичайно важливе значення для вироблення й упровадження урядових рішень. Застосування методів машинного навчання разом із даними Google Trends уможливило оцінювання середнього рівня суб'єктивного добробуту у 38 країнах ОЕСР та побудову прогнозу. Опрацьовувалися дані щодо частоти та змісту пошукових запитів населення. Науковці попередньо сформували великий набір тематичних часових рядів Google Trends для багатьох країн, виокремили різноманітні категорії і теми пошукових запитів, пов'язаних із вимірюванням добробуту, підготували спеціальні словники, провели стандартизацію та нормалізацію часових рядів, здійснили семантичний аналіз. Розглядалися не лише усереднені значення, а й рівень різних компонентів благополуччя у контексті зміни суспільних інтересів, віддзеркалених у пошукових уподобаннях. Замість традиційних опитувань, які мають низьку частоту виконання і значну затримку в оприлюдненні результатів, було використано великі набори соціальних даних, алгоритмічні моделі й традиційні статистичні методи. Це дало можливість оперативно провести моніторинг добробуту і надати урядовим інституціям основу для своєчасного реагування на актуальні виклики.

Аналітикам і державним структурам важливо мати уявлення про реальну картину поширення

цифрових технологій, щоб приймати ефективні рішення у галузі економіки, суспільного життя, міждержавної взаємодії, фінансової сфери, правового забезпечення. Для визначення перспектив цифрової економіки ОЕСР та коректного оцінювання тенденцій в ІКТ-секторі розроблена система нових показників та задіяні технології машинного навчання [17]. Нейронна мережа використана фахівцями для виявлення складних зв'язків між пошуковими запитами та динамікою ІКТ на основі великих даних щодо цифрової активності, доступу та використання технологій. Джерелом таких даних були OECD Going Digital Toolkit, ICT Access and Usage Databases, AI Policy Observatory та Google Trends. Це дозволило проводити дослідження з наявними даними, що збираються у режимі реального часу і забезпечують оперативне оцінювання ситуації, не потребуючи доступу до повних офіційних даних. Інформація щодо динаміки ІКТ формується, зокрема, на основі пошукових трендів в інтернеті, які є високочастотними індикаторами економічної активності. Залучення даних Google Trends дозволяє краще враховувати миттєві зміни ділової активності й попиту на цифрові послуги, які з великим запізненням і не завжди повно відображаються у традиційній звітності. Поєднання офіційних статистичних даних з альтернативними джерелами актуальної інформації та сучасними алгоритмами дало змогу експертам отримати оперативну, порівнянну й релевантну інформацію щодо стану і тенденцій розвитку цифрової економіки.

Методологія сценарного прогнозування також активно розвивається. При визначенні ймовірного впливу майбутніх кліматичних небезпек прогнозування здійснюється із використанням різних сценаріїв, даних та інструментів [18]. Точність оцінювання настання кліматичних небезпек має вирішальне значення для прийняття зважених управлінських рішень. Зазвичай фахівці аналізують історію екстраординарних кліматичних подій (екстремальні температури, опади, посуха) та їхній вплив на життєдіяльність людей і розвиток економіки (у першу чергу – сільського господарства). Мультимодельні кліматичні ансамблі охоплюють низку сценаріїв, у яких використовуються 14 індикаторів (характеризують ключові ризики для людей, землеробства), поєднаних зі статистичними даними (розселення, зайнятість, використання земельних ресурсів, виробництво) й геопросторовими даними. Рамка ризику розмежовує складові кліматичних ризиків, що дозволяє оцінювати не лише потенційні середні зміни, а й варіативність змін, а також вимірювати потенційний вплив змін клімату на конкретні соціально-економічні групи. Такі знання є гарним підґрунтям для розроблення політик кліматичної адаптації та підвищення стійкості до відповідних ризиків.

Підходи, описані як “використання мудрості натовпу”, були застосовані для оцінювання ризиків рецесії в країнах ОЕСР [19; 20]. Складність макроекономічного прогнозування рецесії пов'язана із застосуванням моделей, що оперують стандартним набором фінансових та економічних показників. Але ретроспективні дані доволі обмежені, дослідники найчастіше звертаються до моделей, що припускають однорідний вплив єдиного набору змінних для різних періодів і країн, які зазнавали фіскальних чи фінансових криз. Новий метод прогнозування кризових епізодів базується на технології машинного навчання та використанні гнучкого алгоритму, який самостійно обирає релевантні моделі, використовує дані у режимі реального часу й дозволяє ефективніше враховувати специфіку країн і ситуацій.

Методи форсайту теж отримали підтримку з боку новітніх технологій. Так, методологія стратегічного прогнозування в державному управлінні [21] виходить за межі традиційних прогностичних технік, що реагують на події, які відбулись, і дозволяє активно вивчати можливі сценарії, їхні наслідки та альтернативні політичні дії. Експерти наголошують на цінності проактивного планування в умовах високого рівня невизначеності та складних суспільних викликів. Спершу формується рамка стратегічної перспективи, потім визначаються її фундаментальні елементи, здійснюється налаштування відповідно до контексту і завдань, визначаються інструменти й заходи. Проводяться дослідження із широким залученням усіх зацікавлених сторін задля колективного генерування сценаріїв майбутнього (опитування, розробка альтернативних сценаріїв, аналіз трендів, встановлення взаємозв'язків) та побудови механізмів зворотного зв'язку для адаптації політик, щоб зменшити розрив між експертними знаннями про можливе майбутнє та їх фактичним використанням у державних рішеннях.

Для оцінювання варіантів можливих потенційних криз в економічній, соціальній, екологічній, технологічній та геополітичній сферах, а також аналізу проблем і можливостей, які можуть змінити політичний ландшафт у довгостроковій перспективі використовується удосконалений інструментарій стратегічного форсайту [22]. Він передбачає п'ятиетапний процес прогнозування, побудови сценаріїв, перевірки стратегій на міцність і розроблення планів дій. Особливістю цього методу є те, що форсайт розглядається не як передбачення одного майбутнього, а як структуроване дослідження множини його можливих альтернативних варіантів, що визначають поточні політичні рішення. Нова методологія виходить за рамки традиційних практик, зосереджених на аналізі минулого і лінійному прогнозуванні. Вона інтегрує ці підходи з процесом розробки множинних сценаріїв та аналізом взаємних впливів, стрес-тестуванням політик і адаптивним плануванням.

Завдяки ІКТ з'явилися нові підходи в опитуваннях [23]. Вони, зокрема, були використані для оцінювання здатності людей розпізнавати у мережі інтернет неправдивий та оманливий контент, який несе значні ризики для добробуту людей і суспільства в цілому. Вивчення того, як на практиці майже 41 тис. респондентів із 21 країни взаємодіє з інформацією у відкритому доступі, проводилось у рамках гейміфікованого вебопитування зі специфічною таксономією. Отримані дані польових досліджень використовувались експертами для типологізації контенту (правдивий/неправдивий, створений людиною / згенерований ШІ), його маркування й узагальнення поведінкових паттернів. Для оцінювання медіаграмотності було створено реалістичний імітаційний дизайн, структурована класифікація інтернет-контенту та забезпечено широке репрезентативне вибіркове охоплення.

Ознакою нового часу стала велика кількість доступних для широкого загалу даних, що генеруються приватним сектором, спільнотами та фізичними особами, – дослідницьких, статистичних, геопросторових (GPS-траєкторії, дані про мобільність, геотеговані зображення, POI) та із соціальних мереж [24]. Вони можуть містити високодеталізовану актуальну інформацію, яка за умови якісної аналітичної обробки стає цінним ресурсом для формування політик. Передові методи використання даних на благо суспільства будуються на класифікації джерел за типами і характером генерації, визначенні їхнього потенціалу та обмежень у застосуванні й обранні методів інтеграції для створення гармонізованих, узгоджених і порівнянних показників. Такий синтетичний підхід дозволяє створювати нові індикатори, які оперативно доступні, просторово деталізовані, релевантні для вирішення поточних завдань і не можуть бути отримані з класичних джерел.

Факт цінності даних як нематеріального активу донедавна ігнорувався системою національних рахунків або лише частково враховувався у макроекономічній та фінансовій статистиці. Вивчення нерівномірності розподілу цього активу між економічними суб'єктами та з'ясування природи сучасної цифрової економіки потребує виходу за рамки традиційних методів і підходів [25]. Дані, значення яких для економічного розвитку постійно зростає, наразі слабко відображені в офіційній статистиці та у національному рахівництві, оскільки їхня природа не вписується в усталені категорії активів. У рамках відповідного тематичного дослідження було виконане попереднє структурування даних з виокремленням трьох типів активів:

- 1) сирі – зібрані, але не оброблені;
- 2) очищені й підготовлені для аналізу;
- 3) розумні – інтегровані з аналітичними інструментами (наприклад, алгоритмами машинно-

го навчання) та можуть бути використані для прийняття рішень.

Оцінювання інвестицій у дані здійснювалося на основі узагальнення інформації про витрати на їхнє збирання, трансформацію у бази та інтелектуальну обробку, а також витрати на технології, що підтримують ці процеси. Нова методологія вивчення даних як активу стала результатом синтезу теоретичних підходів та емпіричних досліджень задля включення інформації про цей актив як чинника підвищення продуктивності, розвитку зайнятості й економічного зростання.

У сучасних регіональних дослідженнях для оцінювання привабливості регіонів використовується удосконалена методологія формування багатовимірних профілів, що формуються з шести основних доміант, 14 характеристик та 55 показників, орієнтованих на три ключові цільові групи [26]. Традиційний набір економічних показників доповнено даними щодо неекономічних та нематеріальних чинників, на цій основі створена комплексна діагностична регіональна панель, що дозволяє виявляти структурні переваги, вузькі місця для кожного регіону, проводити міжрегіональні та міжкраїнні порівняння, визначати тренди. Це створює базис для переосмислення підходів до територіального розвитку і зосередження уваги на ключових аспектах, які вимагають вчасних і цілеспрямованих управлінських рішень.

Висновки та перспективи подальших досліджень. Проведений аналіз дав змогу продемонструвати, що методологія сучасних соціально-економічних досліджень зазнає глибоких змін. Це спричинено цифровізацією, зростанням обсягів доступних даних і ускладненням об'єктів дослідження. У таких умовах традиційні методи потребують доповнення новими аналітичними та прогностичними інструментами. Наразі відбувається перехід від переважання класичних статистичних прийомів до все ширшого застосування гнучких комбінованих методик, де економетричні моделі поєднуються з методами машинного навчання, аналізом великих даних, сценарним прогнозуванням тощо. Це дозволяє краще враховувати нелінійні взаємозв'язки, ретельніше вивчати широкий спектр чинників і передумов, які впливають на розвиток соціально-економічних систем. Результати цього дослідження показують, що застосування алгоритмічних моделей і методів оперативного оцінювання зменшує залежність від недостатньо гнучкої статистичної інформації, підвищує точність аналітичних висновків і прогнозів. Найбільшу ефективність демонструє поєднання нових і традиційних методів. Разом із тим виникають і нові виклики, які не можна нехтувати. Вони пов'язані з якістю та зіставністю даних, прозорістю алгоритмів, відтворюваністю результатів та коректністю інтерпретації отриманих результатів.

Подальші дослідження доцільно зосередити на поглибленому аналізі практик інтеграції альтернативних даних в офіційну статистику, гібридних аналітичних моделей для вивчення соціально-економічних процесів у режимі реального часу. Надзвичайну цінність для освітнього процесу

та наукових досліджень матиме побудова чіткої класифікації нових, суттєво модернізованих або комбінованих методів, яка наочно продемонструє їхній взаємозв'язок, сильні та слабкі сторони, а також виявить напрями подальшого вдосконалення наукової методології.

References

1. Stechenko, D. M., & Chmyr, O. S. (2007). *Metodolohiia naukovykh doslidzhen [Methodology of scientific research]*. (2nd ed.). Kyiv: Znannia. [in Ukrainian].
2. Varian, H. (2014). Big Data: New Tricks for Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 28, 2, 3–28. doi: 10.1257/jep.28.2.3
3. Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine Learning: An Applied Econometric Approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31, 2, 87–106. DOI 10.1257/jep.31.2.87
4. Gentzkow, M., Kelly, B., & Taddy, M. (2019). Text as Data. *Journal of Economic Literature*, 57, 3, 535–574. DOI: 10.1257/jel.20181020
5. Einav, L., & Levin, J. (2014). Economics in the age of big data. *Science*, 346, 6210, 715. DOI: 10.1126/science.1243089
6. Athey, S., & Imbens, G. W. (2019). Machine Learning Methods That Economists Should Know About. *Annual Review of Economics*, 11, 685–725. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080217-053433>
7. Bajari, P., Nekipelov, D., Ryan, S., & Yang, M. (2015). Machine Learning Methods for Demand Estimation. *American Economic Review*, 105, 5, 481–485. DOI: 10.1257/aer.p20151021
8. Callaway, B., Sant'Anna, P. (2021). Difference-in-Differences with multiple time periods. *Journal of Econometrics*, 225, 2, 200–230. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2020.12.001>
9. Publications Insights and context to inform policies and global dialogue. OECD. Publications. www.oecd.org. Retrieved November 24, 2025 from <https://www.oecd.org/en/publications.html>
10. De Lyon, J., & Dechezleprêtre, A. (19 November 2025). The great dispersion in energy productivity between firms. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2025/24*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/0fa543ce-en>
11. Aristodemou L., Appelt, S., van Beuzekom, B., & Galindo-Rueda, F. (2025). Assessing the relevance of R&D funding towards societal goals: Insights from new data sources and AI-assisted methods. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2025/25*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/bafcdc7b-en>
12. Identifying emerging AI technologies using patent data: A semi-automated approach. (24 September 2025). *Technical Paper*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/d17e9a1a-en>
13. Fonteneau, F. (26 September 2025). Advancing the measurement of investments in artificial intelligence. *OECD Artificial Intelligence Papers, No. 47*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/13e0da2f-en>
14. Molnar-Tanaka, K., & Shao, K. (27 June 2025). Using AI to measure disaster damage costs: Methodology and the example of the 2018 Sulawesi earthquake. *OECD Development Centre Working Papers, No. 355*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/b1fe3967-en>
15. Dorville, Y. (10 March 2025). Towards more timely measures of labour productivity growth. *OECD Statistics Working Papers, No. 2025/01*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/436ecbb5-en>
16. Murtin, F., & Salomon-Ermel, M. (28 June 2024). Nowcasting subjective well-being with Google Trends: A meta-learning approach. *OECD Papers on Well-being and Inequalities, No. 27*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/cbdfb5d9-en>
17. OECD Digital Economy Outlook 2024 (Volume 1): Embracing the Technology Frontier. (14 May 2024). Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/a1689dc5-en>
18. Maes, M. (22 July 2025). Monitoring exposure to future climate-related hazards: Forward-looking indicator results and methods using climate scenarios. *OECD Environment Working Papers, No. 26*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/b9ba6ee0-en>
19. Chalaux, T., Turner, D., & Cassimon, S. (2025). Harnessing the wisdom of crowds to assess recession risks in OECD countries. *OECD Economics Department Working Papers, No. 1849*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/46880adc-en>
20. Chalaux, T., & Turner, D. (20 September 2024). Doombot versus other machine-learning methods for evaluating recession risks in OECD countries. *OECD Economics Department Working Papers, No. 1821*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/1a8c0a92-en>
21. Monteiro, B., & Dal Borgo, R. (11 September 2023). Supporting decision making with strategic foresight: An emerging framework for proactive and prospective governments. *OECD Working Papers on Public Governance, No. 63*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/1d78c791-en>

22. *Strategic Foresight Toolkit for Resilient Public Policy: A Comprehensive Foresight Methodology to Support Sustainable and Future-Ready Public Policy*. (21 January 2025). Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/bcdd9304-en>

23. The OECD Truth Quest Survey: Methodology and findings. (28 June 2024). *OECD Digital Economy Papers*, No. 369. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/92a94c0f-en>

24. Using private sector geospatial data to inform policy: Lessons from OECD countries on private-public collaborations. (28 November 2022). *OECD Regional Development Papers*, No. 38. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/242f51b8-en>

25. Corrado, C., Haskel, J., Iommi, M., & Jona-Lasinio, C. (21 November 2022). Measuring data as an asset: Framework, methods and preliminary estimates. *OECD Economics Department Working Papers*, No. 1731. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/b840fb01-en>

26. Measuring the attractiveness of regions. (9 September 2022). *OECD Regional Development Papers*, No. 36. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/fbe44086-en>

O. S. Chmyr,

DSc in Economics, Professor,

Head of Department for Academic Resources' Formation,

State Scientific Institution

"Ukrainian Institute of Scientific and Technical Expertise and Information",

E-mail: ES@ukrintei.ua

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-9376-7344>

Changes in the Methodology of Socio-Economic Research under the Impact of Advanced Technologies

Selected aspects of methodological developments in socio-economic research are addressed from a conceptual perspective, with outlining the areas of transformations in methodology, and illustrating the feasibilities of its employment in present-day analytical and forecasting developments. The source base of this study is open analytical documents, reports, methodological and working reviews, and political documents of the Organization for Economic Cooperation and Development. Relevant scientific developments of various thematic focus were selected by criteria of novelty of technical toolkit, employment of alternative or high-frequency data sources, orientation on applied results for policy setting. An analysis of these materials enabled the author to identify a series of important trends in the methodological developments of socio-economic research, and to show the ways of combining traditional and novel approaches. Technical contained in reports on research results descriptions were used; specific methods were examined, applicable in descriptive diagnostics, identification of causalities, prompt assessment of the current performance, forecasting, and scenario-based modelling. Special emphasis was placed on the integration of algorithmic models with classical statistical and econometric tools, which a central feature of the current methodological transformation.

The analysis demonstrated that the methodology of current socio-economic research was undergoing deep changes caused by digitalization, increasing scopes of available data, and the increasing complexity of research objects. There is a transition from the prevalence of classical statistical techniques to ever extending applications of flexible combined techniques of machine learning, big data analysis, scenario-based forecasting. This enables for fuller accounting for non-linear relationships, for more meticulous exploring a wide range of factors and premises affecting the development of socio-economic systems. The employment of algorithmic models and prompt assessment methods reduces the dependence on insufficiently flexible statistical information, and increases the accuracy of analytical conclusions and forecasts.

Key words: *research methodology, research methods, machine learning, artificial intelligence, digital economy, socio-economic analysis.*

Бібліографічний опис для цитування:

Чмир О. С. Зміна методології соціально-економічних досліджень під впливом новітніх технологій. *Статистика України*. 2025. № 4. С. 91–98. Doi: 10.31767/su.4(111)2025.04.09

Bibliographic description for quoting:

Chmyr, O. S. (2025). Zmina metodolohii sotsialno-ekonomichnykh doslidzhen pid vplyvom novitnikh tekhnolohii [Changes in the Methodology of Socio-Economic Research under the Impact of Advanced Technologies]. *Statystyka Ukrainy – Statistics of Ukraine*, 4, 91–98. Doi: 10.31767/su.4(111)2025.04.09 [in Ukrainian].