

DOI: <https://doi.org/10.32999/ksu2307-8030/2026-58-14>

УДК 330.4:330.59

Новоселецький О.М.

*кандидат економічних наук, доцент,
директор Навчально-наукового інституту інформаційних технологій та бізнесу
Національного університету «Острозька академія»
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3757-0552>
E-mail: oleksandr.novoseletskyy@oa.edu.ua*

Клебан Ю.В.

*старший викладач кафедри інформаційних технологій та аналітики даних
Національного університету «Острозька академія»
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7070-5175>
E-mail: yuriy.kleban@oa.edu.ua*

Юркайтієне С.

*завідувач кафедри фінансів та бухгалтерського обліку
Клайпедського державного коледжу
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7039-6774>
E-mail: s.jurkaitiene@kvk.lt*

Ясковець М.А.

*студентка
Національного університету «Острозька академія»
ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-3905-8144>
E-mail: mariia.yaskovets@oa.edu.ua*

ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ДЕТЕРМІНАНТ БЛАГОПОЛУЧЧЯ НАСЕЛЕННЯ УКРАЇНИ В ГЛОБАЛЬНОМУ КОНТЕКСТІ

У статті здійснено економіко-математичне моделювання детермінант благополуччя населення України в глобальному контексті із застосуванням комплексного аналітичного підходу. Дослідження поєднує методи множинної регресії, алгоритми машинного навчання та інструменти нечіткої кластеризації, що дає змогу врахувати нелінійний характер взаємозв'язків і структурні відмінності між країнами. Розглянуто вплив соціально-економічних та інституційних чинників на формування рівня добробуту та його міжнародну диференціацію. Узагальнено підходи до оцінювання позиції України у світовому просторі благополуччя з урахуванням сучасних трансформаційних і безпекових викликів. Окрему увагу приділено аналізу міжкраїнних диспропорцій та ролі інституційних характеристик у формуванні стійкості добробуту.

Ключові слова: благополуччя населення, економіко-математичне моделювання, детермінанти добробуту, машинне навчання, нечітка кластеризація, соціальний капітал, інституційні чинники, структурна диференціація країн.

Novoseletskyy Oleksandr, Kleban Yuriy, Jurkaitienė Sabina, Yaskovets Mariia. ECONOMIC AND MATHEMATICAL MODELING OF THE DETERMINANTS OF POPULATION WELL-BEING IN UKRAINE IN A GLOBAL CONTEXT

The problem of population well-being has acquired particular relevance under conditions of global economic turbulence, institutional instability, and deepening disparities in development across countries. In such circumstances, the assessment of well-being cannot be limited to traditional economic indicators, as it reflects a complex interaction of social, institutional, and structural factors. For countries undergoing systemic transformation, including Ukraine, the issue becomes even more acute due to the influence of external shocks, internal institutional changes, and long-term development challenges. This paper addresses the need for a comprehensive analytical framework capable of capturing the multidimensional nature of well-being within a global comparative environment. The study explores methodological approaches to identifying the key determinants that shape national well-being, emphasizing the importance of integrating quantitative modeling tools with flexible analytical techniques. Particular attention is given to the role of institutional quality, social cohesion, and macroeconomic conditions as structural components of sustainable development. The research considers the problem of structural heterogeneity among countries and the limitations of conventional linear interpretations of socio-economic dynamics. It discusses the necessity of applying modeling strategies that account for nonlinearity, interaction effects, and varying development trajectories. Within this context, Ukraine's position is examined as part of a broader global system characterized by uneven institutional capacity and differentiated development patterns. By focusing on methodological refinement and conceptual clarification, the paper contributes to the discussion on how well-being should be evaluated in a rapidly transforming global environment. The proposed analytical perspective aims to support a more balanced understanding of national development processes and to provide a foundation for evidence-based socio-economic policy under conditions of uncertainty and structural change.

Key words: population well-being, economic and mathematical modeling, determinants of well-being, machine learning, fuzzy clustering, social capital, institutional factors, structural differentiation of countries.

Постановка проблеми. Визначення чинників, що формують благополуччя населення, залишається важливим завданням соціально-економічних досліджень в умовах зростаючої диференціації розвитку країн. Багатовимірність добробуту ускладнює його кількісне оцінювання, оскільки економічні, соціальні та інституційні фактори впливають по-різному залежно від структурних особливостей держав.

Для України ця проблема набуває особливої актуальності з огляду на трансформаційні процеси та інтеграцію у світовий економічний простір. Ігнорування глобальних відмінностей розвитку обмежує можливості коректної оцінки національної позиції та формування ефективної політики, що потребує застосування економіко-математичних підходів до аналізу детермінант благополуччя.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретичні засади дослідження суб'єктивного благополуччя пов'язані з працями Річарда Істерліна, який показав відсутність довгострокової прямої залежності між зростанням ВВП і рівнем щастя населення (парадокс Істерліна) [1, с. 2]. Це стало підґрунтям для переходу від одномірного трактування добробуту до багатофакторного аналізу якості життя. Водночас ранні емпіричні дослідження здебільшого спиралися на лінійні моделі, що передбачали однорідність вибірки та сталість параметрів впливу.

Подальший розвиток тематики відображено у звітах World Happiness Report [2], які базуються на даних Gallup World Poll [3]. Запропонована в їх межах регресійна модель забезпечує міжкраїнну порівняльність результатів, однак зберігає припущення лінійності та фактично розглядає глобальну вибірку як умовно однорідну, що ускладнює виявлення відмінностей між країнами з різними траєкторіями розвитку.

У відповідь на це з'явилися кластерні підходи, спрямовані на групування країн за соціально-економічними характеристиками [4, с. 12]. Вони підтверджують наявність диференціації, проте класичні алгоритми, зокрема K-means, передбачають жорсткий поділ, не враховуючи перехідних станів.

З огляду на варіативність соціальних індикаторів перспективним є використання теорії нечітких множин. Дослідження М. М. Шаркаді [5] демонструють можливості нечіткого логічного виведення для оцінювання соціальних процесів. Однак застосування нечітких моделей без поєд-

нання з кластеризацією та інструментами машинного навчання обмежує здатність врахувати складні нелінійні взаємозв'язки.

Отже, сучасні дослідження благополуччя розвиваються у кількох напрямках – лінійна економетрика, кластеризація та нечітке моделювання, – які переважно застосовуються окремо. Відсутність інтегрованого підходу, що поєднує ці інструменти для аналізу детермінант благополуччя, формує наукову прогалину, особливо актуальну для країн із трансформаційною динамікою, зокрема України.

Метою роботи є економіко-математичне моделювання детермінант благополуччя населення України в глобальному контексті на основі поєднання методів машинного навчання, кластерного аналізу та теорії нечітких множин.

Виклад матеріалу дослідження та його основні результати. В умовах зростаючої соціально-економічної диференціації особливої ваги набуває кількісна оцінка факторів, що формують рівень благополуччя населення. Багатовимірний характер цього явища ускладнює його формалізацію, оскільки економічні, соціальні та інституційні чинники по-різному впливають залежно від структурних особливостей країни. Для України, з огляду на трансформаційні процеси та інтеграцію у світову економіку, проблема адекватного вимірювання добробуту потребує врахування структурних відмінностей розвитку країн.

Теоретичною основою дослідження є концепція економіки щастя та багатофакторні моделі благополуччя, що застосовуються у World Happiness Report 2024 [2], де суб'єктивне благополуччя пояснюється через поєднання соціально-економічних і інституційних чинників. У цьому дослідженні для кількісної оцінки впливу чинників використано розширену множинну лінійну регресійну модель:

$$H_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(GDP_i) + \beta_2 SS_i + \beta_3 HLE_i + \beta_4 FLC_i + \beta_5 G_i + \beta_6 PC_i + \beta_7 DEM_i + \varepsilon_i \quad (1)$$

де H_i – індекс щастя (Ladder score), що вимірюється на основі шкали Кантріла (від 0 до 10) як інтегральна оцінка суб'єктивного благополуччя; β_0 – константа; β_1 – β_6 – коефіцієнти регресії; $\ln(GDP_i)$ – логарифм ВВП на душу населення; SS_i – соціальна підтримка як показник соціального капіталу; HLE_i – очікувана тривалість життя в доброму стані здоров'я; FLC_i – свобода вибору,

що відображає рівень індивідуальної автономії; G_i – щедрість населення; PC_i – сприйняття корупції; DEM_i – індекс демократії як додатковий інституційний показник, що характеризує рівень політичної конкуренції, громадянських свобод та функціонування державних інститутів; ε_i – випадкова похибка моделі.

Запропонована модель дає змогу оцінити граничний вплив кожного чинника на рівень благополуччя за інших рівних умов.

Для досягнення мети дослідження реалізовано такі етапи:

1. Формування та попередня обробка даних – систематизація показників за 2013–2024 рр. та підготовка вибірки до аналізу.

2. Оцінювання та діагностика базової регресійної моделі – визначення параметрів множинної регресії, перевірка на мультиколінеарність (VIF) і гетероскедастичність.

3. Застосування методів машинного навчання – використання алгоритмів Random Forest та XGBoost для виявлення нелінійних залежностей і порівняння результатів із класичною регресією.

4. Кластерний аналіз – типологізація країн за рівнем добробуту та інституційного розвитку з метою уточнення структури вибірки.

5. Нечітке моделювання – оцінка перехідних станів країн із використанням елементів нечіткої логіки.

6. Інтерпретація та узагальнення результатів – визначення ключових детермінант благополуччя.

Емпіричну основу становить панельний набір даних за 2013–2024 рр., що включає 1784 спостереження за 13 показниками. Після очищення від пропусків сформовано фінальний масив із 1747 спостережень.

Первинний статистичний аналіз вибірки виявив наявність екстремальних значень у низці соціально-економічних показників, що відображає суттєву диференціацію країн за рівнем доходу, інституційного розвитку та соціальної стабільності. Така неоднорідність обумовлює асиметрію розподілів окремих змінних.

Викиди можуть впливати на стабільність параметрів регресійної моделі та результати кластеризації. Для їх діагностики використано метод міжквартильного розмаху (IQR) і графічний аналіз за допомогою boxplot-діаграм [6]. З метою зменшення впливу екстремальних значень застосовано вінзоризацію на рівнях 1% і 99% квантилів, що дозволило зберегти обсяг вибірки та підвищити робастність оцінювання.

З огляду на чутливість кластерного аналізу до масштабу змінних усі числові показники стандартизовано за Z-перетворенням:

$$Z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma}, \quad (2)$$

де x_i – значення показника, \bar{x} – його середнє значення, σ – стандартне відхилення [7, с. 102].

Такий підхід забезпечує порівняльність показників із різними одиницями вимірювання та коректність розрахунку міжоб'єктних відстаней у методі K-means.

На підготовленому масиві даних побудовано базову модель множинної лінійної регресії. Її використано для перевірки класичних припущень регресійного аналізу та попереднього визначення статистично значущих детермінант благополуччя до проведення кластеризації.

Порівняння з моделями фіксованих ефектів не виявило покращення якості апроксимації, тому обрано pooled-специфікацію регресії, що дозволяє оцінити вплив структурних та інституційних чинників у міжкраїновому вимірі. На етапі специфікації також враховано ризики мультиколінеарності та оптимізовано набір предикторів для забезпечення стабільності оцінок.

З урахуванням результатів специфікації та оптимізації набору предикторів, базову модель (1) було уточнено. Остаточна емпірична специфікація має вигляд:

$$\begin{aligned} Ladder_score_i = & \beta_0 + \beta_1 \text{LogGDP}_i + \beta_2 \text{SocSup}_i + \\ & + \beta_3 \text{Free}_i + \beta_4 \text{Gen}_i + \beta_5 \text{Corr}_i + \beta_6 \text{Dem}_i + \varepsilon_i \end{aligned} \quad (3)$$

де $Ladder_score_i$ – інтегральний показник суб'єктивного благополуччя i -ї країни; β_0 – константа; β_1 – β_6 – коефіцієнти регресії; LogGDP_i – логарифм ВВП на душу населення; SocSup_i – рівень соціальної підтримки; Free_i – свобода вибору; Gen_i – щедрість; Corr_i – сприйняття корупції; Dem_i – індекс демократії як додатковий інституційний чинник; ε_i – випадкова похибка моделі.

У даних WHR додатково наявна залишкова компонента *Dystopia residual*, яка відображає частину рівня благополуччя, не пояснену базовими факторами. У межах регресійної специфікації ε_i трактовано як випадкову похибку моделі, тоді як *Dystopia residual* розглядається як окремий показник декомпозиції, а не як статистичний залишок регресії.

У порівнянні з теоретичною моделлю (1) зі специфікації виключено показник очі-

куваної тривалості здорового життя, що не продемонстрував статистичної значущості та стабільності оцінок у межах обраної вибірки.

Важливо зазначити, що тест Бреуша-Пагана ($BP = 33,08$; $p < 0,05$) виявив наявність гетероскедастичності, у зв'язку з чим для оцінювання використано робастні стандартні помилки типу HC1 [8, с. 11; 9]. Це забезпечило коректність статистичних висновків за умов неоднорідності дисперсії.

Результати моделювання (табл. 1) підтвердили статистичну значущість усіх включених факторів ($p < 0,001$). Коефіцієнт детермінації становить $R^2 = 0,60$, що свідчить про достатню пояснювальну здатність моделі та її здатність відображати 60% варіації рівня суб'єктивного благополуччя у міжкраїновому вимірі.

Аналіз скоригованих оцінок засвідчив, що найбільший вплив на рівень благополуччя мають соціальна підтримка ($\beta = 1,83$) та свобода вибору ($\beta = 1,16$), тоді як сприйняття корупції демонструє статистично значущий негативний зв'язок із залежною змінною. Водночас частка не поясненої варіації (40%) та неоднорідність вибірки зумовили доцільність застосування методів машинного навчання.

З метою врахування можливих нелінійних взаємозв'язків використано алгоритми Random Forest та XGBoost [10; 11]. Дані розподілено у пропорції 70/30 на навчальну та тестову вибірки, а також застосовано 5-fold крос-валідацію для забезпечення стабільності оцінок і зниження ризику перенавчання [12].

Найкращі результати продемонстрував алгоритм XGBoost: коефіцієнт детермінації на тестовій вибірці становив $R^2 = 0,92$, що суттєво перевищує показник лінійної регресії. Отримані результати свідчать про наявність складних, потенційно нелінійних

взаємодій між факторами благополуччя, які частково не відображаються в межах класичної лінійної моделі.

Для інтерпретації результатів моделі градієнтного бустингу оцінено важливість ознак за методом Gain, що відображає відносний внесок змінних у зниження функції втрат під час побудови ансамблю дерев рішень [11, 13]. Вищі значення Gain свідчать про більший вплив відповідного чинника на прогноз рівня благополуччя.

Результати (рис. 1) показали, що найбільшу вагу має індекс демократії (понад 30% загальної важливості), за ним – соціальна підтримка та очікувана тривалість життя. Відносно нижча важливість ВВП вказує на суттєву роль інституційних та соціальних чинників у формуванні суб'єктивного благополуччя.

Отримана структура факторів та висока прогностична якість моделі зумовили перехід до кластерного аналізу з метою перевірки стійкості цієї ієрархії в різних групах країн.

Для виявлення структурної диференціації застосовано метод K-means [14]. Кластеризацію проведено на основі середніх значень показників за досліджуваний період для кожної країни. Оптимальну кількість кластерів ($k = 3$) визначено методом «ліктя» [15], що підтверджено порівняльним аналізом метрик валідації. Перехід до альтернативних конфігурацій призводив до зниження коефіцієнта силуету (з 0,28 до 0,205) та зростання індексу Девіса-Болдіна, що свідчить про погіршення чіткості меж між кластерами [16].

Географічний розподіл результатів (рис. 2) дозволив виокремити три типи країн:

- Кластер «Високий розвиток» – країни Північної Америки, Західної Європи та Австралія, що характеризуються високими доходами та розвиненими демократичними інститутами.

Таблиця 1

Результати оцінювання параметрів базової моделі (з HC1)

Змінна	Коефіцієнт (β)	Робастна помилка	t – статистика	p – значення
Константа	1,8166	0,0829	21,89	$< 2,2e-16^{***}$
Логарифм ВВП на душу населення	0,0423	0,0082	5,12	$3,30e-07^{***}$
Рівень соціальної підтримки	1,8291	0,0725	25,19	$< 2,2e-16^{***}$
Свобода громадян у виборі життєвого шляху	1,1589	0,1254	9,24	$< 2,2e-16^{***}$
Показник щедрості населення	0,8411	0,1396	6,02	$< 2,09e-09^{***}$
Рівень сприйняття корупції в державних та бізнес-структурах	-0,0372	0,0074	-5,04	$5,18e-07^{***}$
Індекс демократії	0,1746	0,0092	18,97	$< 2,2e-16^{***}$

Джерело: створено авторами

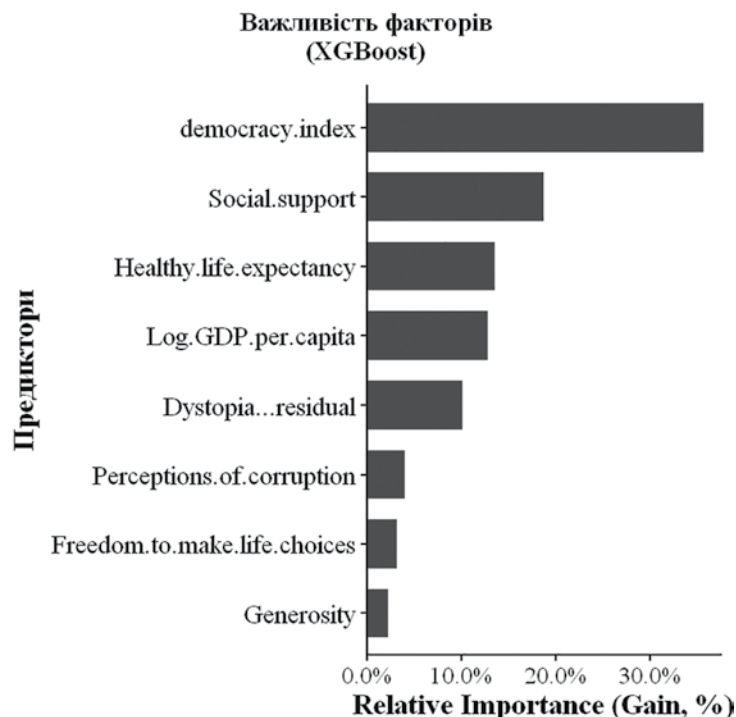


Рис. 1. Рейтинг важливості факторів впливу на рівень благополуччя за алгоритмом XGBoost.

Джерело: побудовано авторами

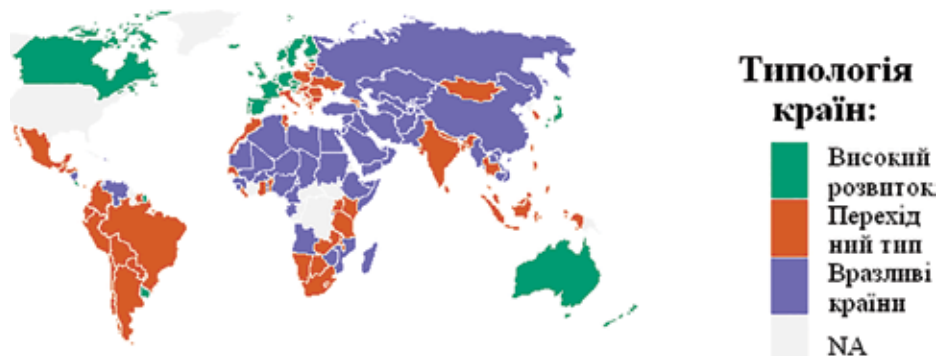


Рис. 2. Результати кластеризації країн світу за рівнем благополуччя

Джерело: побудовано авторами

- Кластер «Перехідний тип» – держави Латинської Америки, Східної Європи, Центральної та Північної Азії. До цієї групи належить і Україна.

- Кластер «Вразливі країни» – переважно країни Африки та Південної Азії з низькими показниками соціальної підтримки та інституційного розвитку.

Кількісна характеристика кластерів (табл. 2) підтверджує наявність істотних відмінностей між виділеними групами.

Отримані результати дозволяють охарактеризувати кластери таким чином:

- Кластер «Високий розвиток» відзначається високими значеннями ВВП, соціальної підтримки, свободи та демократії, а

також вищою очікуваною тривалістю здорового життя. Для цієї групи також характерний нижчий рівень сприйняття корупції, що відображає вищу інституційну спроможність.

- Кластер «Перехідний тип» характеризується показниками, близькими до середньосвітових. Економічні та інституційні параметри демонструють помірні значення без виражених крайніх відхилень, що свідчить про проміжне положення в глобальній структурі розвитку.

- Кластер «Вразливі країни» має від’ємні стандартизовані відхилення за більшістю індикаторів – ВВП, соціальною підтримкою, свободою, демократією та три-

Таблиця 2

Порівняльна характеристика кластерів за ключовими детермінантами благополуччя

Показник	Кластер 1 «Високий розвиток»	Кластер 2 «Перехідний тип»	Кластер 3 «Вразливі країни»
ВВП на душу населення	1,007	0,006	-0,494
Індекс демократії	0,95	0,027	-0,488
Соціальна підтримка	1,04	0,017	-0,522
Очікувана тривалість життя	0,276	-0,221	0,087
Свобода вибору	-0,771	0,53	-0,156
Сприйняття корупції	1,29	0,406	-1,032
Щедрість	0,812	-0,015	-0,379

Джерело: побудовано авторами

валістю життя, що вказує на обмеженість ресурсної бази та інституційні ризики.

Україна за результатами кластеризації належить до групи «Перехідний тип», що свідчить про її позицію в середній частині глобального розподілу за сукупністю детермінант благополуччя. Водночас внутрішньо-кластерний аналіз (рис. 3) показує менш стійкі позиції України порівняно з окремими країнами цієї групи, зокрема Польщею та Словаччиною.

Динаміка індексу щастя (рис. 3) відображає нестабільність траєкторії України та її чутливість до зовнішніх безпекових і макроекономічних чинників. Для уточнення структурних факторів, що зумовлюють таку динаміку в межах «перехідного» кластеру, застосовано алгоритми

машинного навчання – Random Forest та XGBoost.

Найкращі результати продемонструвала модель Random Forest ($R^2 = 0,787$; $RMSE = 0,468$ на тестовій вибірці), що свідчить про достатню прогностичну якість моделі. У межах окремого кластеру оптимальна модель може відрізнитися від глобальної через іншу структуру варіації показників та менший обсяг підвибірки, що впливає на стабільність нелінійних алгоритмів. Оцінки важливості змінних наведено в табл. 3.

Результати моделювання свідчать, що в межах перехідного кластеру визначальними є не лише економічні, а насамперед соціальні та інституційні чинники. Провідне значення показника соціальної під-

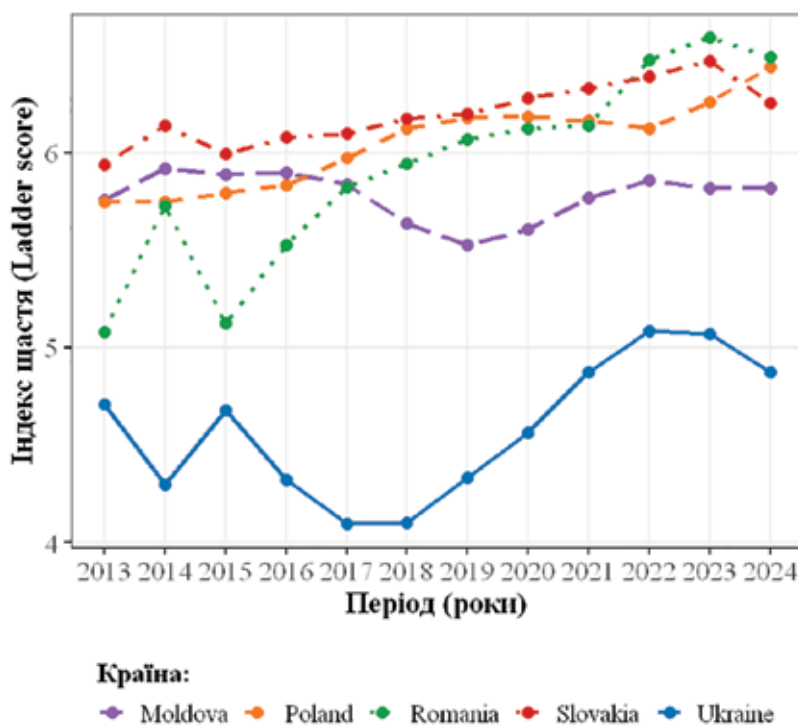


Рис. 3. Динаміка індексу щастя України та країн-сусідів (2013–2024 рр.)

Джерело: створено авторами

Таблиця 3
Оцінка важливості змінних
у моделі Random Forest для кластеру
«Перехідний тип»

Ранг	Чинник	% Increase in MSE
1	Залишкова складова	~48–49
2	Соціальна підтримка	~43–45
3	Індекс демократії	~27–28
4	ВВП на душу населення	~25–26
5	Очікувана тривалість життя	~24–25
6	Щедрість	~19–20
7	Свобода вибору	~19–20
8	Сприйняття корупції	~19–20

Джерело: побудовано авторами

тримки підкреслює роль соціального капіталу у забезпеченні стійкості системи. Висока важливість залишкової складової інтерпретується як відображення латентних контекстних та шоківих впливів, не охоплених базовими змінними, а не як самостійний фактор політики. Такий результат узгоджується з нестабільною динамікою України та її чутливістю до безпекових і макроекономічних ризиків.

Отже, для країн перехідного типу, зокрема України, підвищення рівня благополуччя пов'язане не лише з економічним зростанням, а й зі зміцненням інституційної якості та соціальної згуртованості.

Домінування соціальних чинників та значна роль залишкової складової також свідчать про внутрішню неоднорідність перехідного кластеру. Менш стійкі позиції України порівняно з країнами-лідерами цієї групи вказують на розмитість меж між

кластерами, що обмежує можливості «жорсткої» класифікації.

Для формалізації цієї невизначеності застосовано алгоритм Fuzzy C-Means, який дозволяє оцінити ступінь належності країни до різних типів благополуччя через функції належності μ [17]. Обчислення виконано зі стандартним параметром нечіткості $m = 2$. Отриманий коефіцієнт розбиття ($PC = 0,46$) свідчить про суттєву дифузю у глобальній структурі благополуччя, що підтверджується зближенням профілів центроїдів (рис. 4).

Аналіз профілів центроїдів (рис. 4) відображає структуру кластерного розмежування та конфігурацію глобального простору благополуччя. Визначальними осями диференціації виступають інституційні показники – індекс демократії та сприйняття корупції. Кластер високого розвитку характеризується максимальними значеннями за цими параметрами, тоді як кластер вразливих країн демонструє їх системно нижчі рівні, що формує інституційний розрив між групами.

Профіль перехідного типу займає проміжне положення, проте його структура є асиметричною: за економічними показниками (ВВП) він наближається до більш розвиненої групи, тоді як за інституційними характеристиками залишається ближчим до вразливого кластеру. Така невідповідність між економічною та інституційною складовими зумовлює ефект нечіткої належності та пояснює нестійкість позицій окремих країн, зокрема України.

За результатами Fuzzy C-Means Україна демонструє один із найвищих рівнів розмиття позиціонування. Розподіл ступенів належності має такий вигляд:

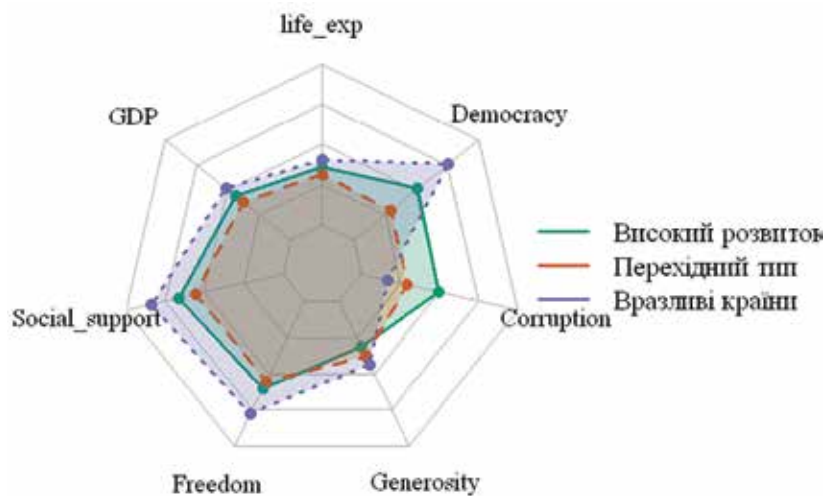


Рис. 4. Профілі центроїдів кластерів за детермінантами благополуччя

Джерело: створено авторами

- перехідний тип: $\mu = 0,394$;
- вразливі країни: $\mu = 0,343$;
- високий розвиток: $\mu = 0,263$.

Незначний розрив між належністю до перехідного та вразливого типів (5,1%) свідчить про структурну нестійкість позиції України та її чутливість до зовнішніх шоків (рис. 5). Водночас багатовекторність належності вказує на наявність потенціалу зміщення траєкторії розвитку залежно від зміни ключових інституційних і соціальних параметрів.

Для уточнення впливу чинників у межах нечіткої класифікації побудовано зважену лінійну регресію (WLS), у якій ступені належності (μ) використано як вагові коефіцієнти [18]. Такий підхід дозволив підвищити якість апроксимації (Adjusted $R^2 = 0,6735$) та врахувати неоднорідність вибірки.

Результати зваженої моделі засвідчили, що найбільший вплив мають соціальна підтримка (коефіцієнт 1,47) та свобода вибору (1,17). Висока статистична значущість індексу демократії ($p < 0,001$) вказує на важливість інституційних чинників у стабілізації рівня благополуччя. Водночас внесок ВВП ($\beta = 0,34$) є порівняно нижчим, що підкреслює обмеженість суто економічного пояснення динаміки добробуту.

Узагальнення результатів моделювання дозволяє сформулювати комплексне уявлення про структуру детермінант благополуччя. Порівняння базової лінійної регресії ($R^2 = 0,60$) з алгоритмами машинного навчання (XGBoost, $R^2 = 0,92$) підтверджує наявність нелінійних взаємозв'язків між змінними. На глобальному рівні визначаль-

ною закономірністю є вагомість соціальних та інституційних факторів порівняно з традиційними економічними показниками.

Деталізація аналізу для перехідного кластеру засвідчила нестійкість позиції України, що відображається у близьких значеннях ступенів належності до перехідного ($\mu = 0,394$) та вразливого ($\mu = 0,343$) типів. Така конфігурація пояснює підвищену чутливість індексу благополуччя до зовнішніх шоків. Висока важливість залишкової складової додатково вказує на наявність контекстних факторів, які не повністю охоплюються базовими змінними моделі.

На основі отриманих результатів можна окреслити такі напрями вдосконалення державної політики:

- Інституційний розвиток. Зважена регресія засвідчила вагомість інституційних чинників, зокрема свобод ($p < 0,001$), що вказує на важливість послідовного зміцнення правового середовища поряд із економічним зростанням.

- Розвиток соціального капіталу. Висока значущість показника соціальної підтримки (коефіцієнт 1,47) підкреслює роль соціальної згуртованості та довіри як факторів стійкості в умовах кризових впливів.

- Аналітичний моніторинг. Нечіткість позиціонування України у глобальній структурі благополуччя зумовлює потребу у систематичному відстеженні динаміки соціально-економічних індикаторів із використанням сучасних інструментів обробки даних.

Водночас результати мають певні обмеження. Використання агрегованих міжнародних індикаторів не враховує внутрішньо-регіональні відмінності, а зосередженість

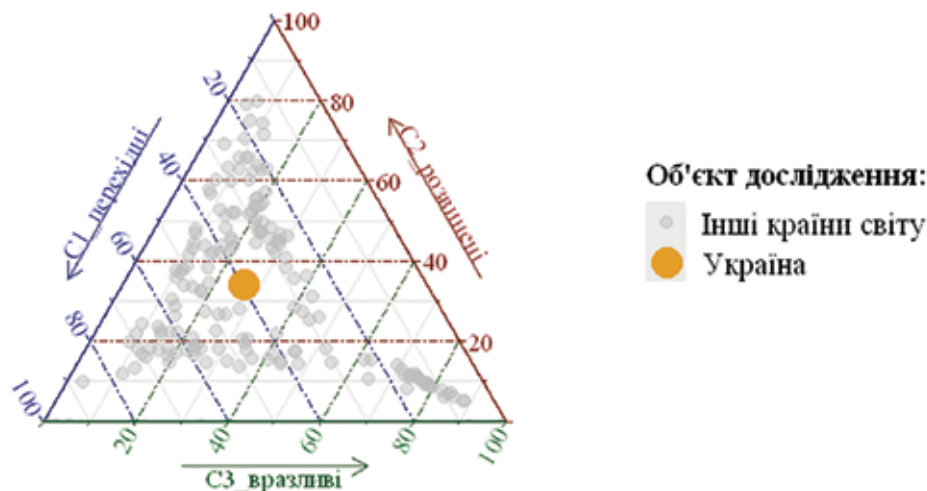


Рис. 5. Розподіл України та інших країн за ступенем приналежності до нечітких кластерів

Джерело: створено авторами

на макрорівні не охоплює поведінкові та мікросоціальні чинники. Усвідомлення цих обмежень визначає напрями подальших досліджень і дозволяє обґрунтовано інтерпретувати місце України у глобальній структурі благополуччя.

Висновки. У межах дослідження здійснено економіко-математичне моделювання детермінант благополуччя населення України в глобальному контексті на основі поєднання регресійного аналізу, алгоритмів машинного навчання, кластеризації та нечіткого моделювання. Поставлену мету досягнуто шляхом комплексної оцінки структурних, соціальних та інституційних чинників формування суб'єктивного добробуту.

Порівняльний аналіз засвідчив, що нелінійні алгоритми (зокрема XGBoost) забезпечують вищу прогностичну точність порівняно з класичною лінійною регресією, що підтверджує складний характер взаємодії детермінант благополуччя. Кластерний аналіз дозволив виявити три типи країн за структурою розвитку, а застосування Fuzzy C-Means – оцінити ступінь нечіткої належності держав до відповідних груп.

Отримані результати показали, що Україна належить до перехідного типу країн із розмитими межами позиціонування, що зумовлює нестійкість її траєкторії розвитку. Зважена регресійна модель підтвердила, що визначальну роль у формуванні благополуччя відіграють соціальна підтримка та інституційні характеристики, тоді як внесок економічного чинника є менш вираженим.

Таким чином, інтеграція економіко-математичних методів дозволила сформувати цілісну модель аналізу добробуту з урахуванням структурної неоднорідності глобального середовища та особливостей позиціонування України. Запропонований підхід розширює можливості аналітичного обґрунтування соціально-економічної політики у країнах перехідного типу.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

1. Easterlin R. A. Paradox Lost? In pursuit of happiness: Why income isn't the end of the story. *Economics and Human Biology*. 2026. URL: <https://sciencedirect.com/science/article/pii/S2590291126000203> (дата звернення: 25.02.2026).
2. World Happiness Report 2024 / eds. J. F. Helliwell, R. Layard, J. Sachs et al. New York: Sustainable Development Solutions Network, 2024. URL: <https://worldhappiness.report/ed/2024/> (дата звернення: 20.02.2026).
3. Gallup World Poll / Gallup Analytics. URL: <https://www.gallup.com/analytics/318875/global-research.aspx> (дата звернення: 01.02.2026).

4. Marino D., Tebala D. Clustering Countries by Subjective Well-Being: A Multivariate Analysis. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, iss. 22. Art. № 15213. DOI: <https://doi.org/10.3390/su142215213>
5. Шаркаді М. М. Використання деревоподібних систем нечіткого логічного виведення для оцінювання соціальної безпеки. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія : Математика і інформатика*. 2024. № 2. URL: <https://visnyk-math.uzhnu.edu.ua/article/view/303793> (дата звернення: 01.02.2026).
6. Wickham H., Golemund G. R for Data Science : Import, Tidy, Transform, Visualize, and Model Data. Sebastopol : O'Reilly Media, 2016. 522 p.
7. Hair J. F., Black W. C., Babin B. J., Anderson R. E. Multivariate Data Analysis. 8th ed. Andover : Cengage Learning, 2019. 813 p.
8. Berge L. From Replications to Revelations : Heteroskedasticity-Robust Inference. 2025. URL: <https://econstor.eu/bitstream/10419/325363/1/vfs-2025-pid-126935.pdf> (дата звернення: 05.02.2026).
9. Wooldridge J. M. Introductory Econometrics : A Modern Approach. 7th ed. Boston : Cengage Learning, 2020. 816 p.
10. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45, No. 1. P. 5–32. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
11. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016. P. 785–794. DOI: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
12. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning : Data Mining, Inference, and Prediction. 3rd ed. New York : Springer, 2024. 764 p. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-38747-0>
13. Molnar C. Interpretable Machine Learning. Cham : Springer, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-65933-3>
14. Ahmad A., Khan S. S. Survey of Feature Selection and Parameter Optimization in K-Means Clustering : Trends and Challenges. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2024. Vol. 38, iss. 3. P. 1039–1090. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10618-024-00995-3>
15. Desgraupes B., Antoniadis A., Bigot J. et al. A review of elbow-based methods for K-means cluster validation. *Journal of Classification*. 2024. Vol. 41, № 3. P. 456–478. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00357-024-09485-2>
16. Aranganayagi S., Thangavel K. Validation of Clustering Results using Silhouette and Davies-Bouldin Indices : A Comparative Study. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*. 2023. Vol. 14, № 5. P. 123–130.
17. Bezdek J. C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York : Plenum Press, 1981. 272 p.
18. Bárdossy A., Duckstein L. Fuzzy Rule Based Modeling with Applications to Geophysical, Biological, and Engineering Systems. Boca Raton : CRC Press, 1995. 256 p.

REFERENCES:

1. Easterlin R. A. (2026). Paradox lost? In pursuit of happiness: Why income isn't the end of the story. *Economics and Human Biology*. Advance online publication. Available at: <https://sciencedirect.com/science/article/pii/S2590291126000203> (accessed 25.02.2026).

2. World Happiness Report 2024. (2024). Sustainable Development Solutions Network. Available at: <https://worldhappiness.report/ed/2024/> (accessed 20.02.2026).
3. Gallup. (n.d.). *Gallup World Poll: Global research database*. Gallup Analytics. <https://gallup.com/analytics/318875/global-research.aspx> (accessed 01.02.2026).
4. Marino D. & Tebala D. (2022). Clustering countries by subjective well-being: A multivariate analysis. *Sustainability*, no. 14(22), Article 15213. DOI: <https://doi.org/10.3390/su142215213>
5. Sharkadi, M. M. (2024). Vykorystannia derevopodibnykh system nechtkoho lohichnoho vyvedennia dlia otsiniuvannia sotsialnoi bezpeky [Use of tree-like fuzzy logic inference systems for assessing social security]. *Naukovyi visnyk Uzhhorodskoho universytetu. Seriya: Matematyka i informatyka*, no. (2). Available at: <https://visnyk-math.uzhnu.edu.ua/article/view/303793> (accessed 01.02.2026).
6. Wickham H. & Grolemund G. (2016). R for data science: Import, tidy, transform, visualize, and model data. O'Reilly Media.
7. Hair J. F., Black W. C., Babin B. J. & Anderson R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
8. Berge, L. (2025). From replications to revelations: Heteroskedasticity-robust inference. Available at: <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/325363/1/vfs-2025-pid-126935.pdf> (accessed 05.02.2026).
9. Wooldridge, J. M. (2020). *Introductory econometrics: A modern approach* (7th ed.). Cengage Learning.
10. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45, No. 1. P. 5–32. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
11. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016. P. 785–794. DOI: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>
12. Hastie T., Tibshirani R. & Friedman J. (2024). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (3rd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-38747-0>
13. Molnar C. (2022). *Interpretable machine learning*. Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-65933-3>
14. Ahmad A. & Khan S. S. (2024). Survey of feature selection and parameter optimization in K-means clustering: Trends and challenges. *Data Mining and Knowledge Discovery*, no. 38(3), pp. 1039–1090. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10618-024-00995-3>
15. Desgraupes B., Antoniadis A., Bigot J. & others. (2024). A review of elbow-based methods for K-means cluster validation. *Journal of Classification*, no. 41(3), pp. 456–478. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00357-024-09485-2>
16. Aranganayagi S. & Thangavel K. (2023). Validation of clustering results using silhouette and Davies-Bouldin indices: A comparative study. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, no. 14(5), pp. 123–130
17. Bezdek J. C. (1981). *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Plenum Press.
18. Bárdossy A. & Duckstein L. (1995). *Fuzzy rule based modeling with applications to geophysical, biological, and engineering systems*. CRC Press.

Дата надходження статті: 25.02.2026

Дата прийняття статті: 19.03.2026

Дата публікації статті: 27.03.2026