

# МОДЕЛЮВАННЯ СТАНУ РОЗВИТКУ БУДІВЕЛЬНОГО СЕКТОРА КРАЇН ЄС МЕТОДОМ ДЕРЕВ КЛАСИФІКАЦІЇ

© 2026 ОРЕХОВА Т. Є., ЧАГОВЕЦЬ Л. О.

УДК 004.94  
JEL: C38; N60; R11

## Орехова Т. Є., Чаговец Л. О. Моделювання стану розвитку будівельного сектора країн ЄС методом дерев класифікації

У статті розглянуто питання моделювання стану розвитку будівельного сектора країн Європейського Союзу методом дерев класифікації. На основі попереднього дослідження тенденції динаміки будівництва за 2015–2024 рр. виявлено, що розвиток будівельного сектора в межах Європейського Союзу має неоднорідний характер, значною мірою залежить від структури сегментів діяльності, знаходиться під впливом низки факторів і ситуації на ринку в умовах сучасної економічної нестабільності, а отже, перебуває у стані стагнації. Для його подолання одним із ключових напрямів визначено розвиток інновацій та цифрових технологій. У цьому сенсі набуває актуальності впровадження сучасних методів моделювання стану розвитку будівельного сектора країн ЄС методами машинного навчання у процес розробки економічних стратегій. У статті описано етапи побудови моделі з використанням методу дерев класифікації, зокрема алгоритму CART, який є одним із найбільш поширених методів у сфері інтелектуального аналізу даних і результативним засобом для побудови аналітичних моделей, здатних на основі вхідних даних формувати ефективні рішення, у тому числі визначити, у якому стані (високому, достатньому або середньому) перебуває будівельний сектор країн ЄС. У результаті проведеного дослідження отримано правила розпізнавання стану будівельного сектора країн ЄС з віднесенням країн до певного кластера, що допоможе спрогнозувати подальший стан будівельного сектора. Висока якість побудованої моделі класифікації підтверджує можливість розподілу країн ЄС на основі побудованого дерева на три кластери з високим, достатнім або середнім станом розвитку будівельного сектора. Одержані результати свідчать про те, що всі аналізовані країни ЄС було правильно класифіковано відповідно до встановлених правил дерева: розподіл продемонстрував високу якість розпізнання об'єктів за побудованою моделлю.

**Ключові слова:** модель, дерева класифікації та регресій, дерева рішень, моделі Data Science, алгоритм CART, сталий розвиток, країни ЄС, будівельний сектор.

**Рис.:** 8. **Формул:** 2. **Бібл.:** 25.

**Орехова Тетяна Євгенівна** – магістрант, Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця (просп. Науки, 9а, Харків, 61166, Україна)

**E-mail:** [tanyaoriekhova1001@gmail.com](mailto:tanyaoriekhova1001@gmail.com)

**Чаговец Любов Олексіївна** – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри економічної кібернетики і системного аналізу, Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця (просп. Науки, 9а, Харків, 61166, Україна)

**E-mail:** [liubov.chahovets@hneu.net](mailto:liubov.chahovets@hneu.net)

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0003-4064-9712>

**Researcher ID:** <https://www.webofscience.com/wos/author/record/ACU-1031-2022>

**Scopus Author ID:** <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57195528289>

UDC 004.94  
JEL: C38; N60; R11

## Oriekhova T. Ye., Chagovets L. O. Modeling the Development Status of the Construction Sector in EU Countries Using Classification Trees

The article discusses the issue of modeling the development status of the construction sector in European Union countries using classification trees. Based on previous research on construction dynamics trends for 2015–2024, it was found that the development of the construction sector within the European Union is heterogeneous, largely depends on the structure of activity segments, is influenced by a number of factors and market conditions under modern economic instability, and therefore is in a state of stagnation. One of the key directions identified to overcome this is the development of innovations and digital technologies. In this context, the introduction of modern methods for modeling the development status of the construction sector in EU countries using machine learning methods in the process of developing economic strategies becomes relevant. The article describes the stages of building a model using the classification tree method, specifically the CART algorithm, which is one of the most widely used methods in the field of data mining and an efficient tool for constructing analytical models capable of generating efficient decisions based on input data, including determining the state (high, sufficient, or medium) of the construction sector in EU countries. As a result of the study, rules for recognizing the state of the construction sector in EU countries were obtained, assigning countries to specific clusters, which will help predict the future state of the construction sector. The high quality of the constructed classification model confirms the possibility of dividing EU countries, based on the built tree, into three clusters with high, sufficient, or medium levels of development in the construction sector. The obtained results indicate that all analyzed EU countries were correctly classified according to the established tree rules: the distribution demonstrated a high quality of object recognition based on the constructed model.

**Keywords:** model, classification and regression trees, decision trees, Data Science models, CART algorithm, sustainable development, EU countries, construction sector.

**Fig.:** 8. **Formulae:** 2. **Bibl.:** 25.

*Oriekhova Tetiana Ye.* – Master's Student, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics (9a Nauky Ave., Kharkiv, 61166, Ukraine)

*E-mail:* tanyaorikhova1001@gmail.com

*Chagovets Liubov O.* – PhD (Economics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Economic Cybernetics and System Analysis, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics (9a Nauky Ave., Kharkiv, 61166, Ukraine)

*E-mail:* liubov.chagovets@hneu.net

*ORCID:* <https://orcid.org/0000-0003-4064-9712>

*Researcher ID:* <https://www.webofscience.com/wos/author/record/ACU-1031-2022>

*Scopus Author ID:* <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57195528289>

У формуванні довгострокових стратегій розвитку країн Європейського Союзу одне з ключових місць займає будівельний сектор, зростання якого є показником економічного й соціального розвитку країн. Доречно зауважити, що розвиток будівництва сприяє підтриманню збалансованої взаємодії між основними сферами господарської діяльності, забезпечуючи їх необхідними ресурсами та послугами. Водночас негативний вплив різних зовнішніх та внутрішніх чинників призводить до зниження активності будівництва, і як наслідок, до зниження темпів зростання економіки. Ця ситуація надає особливої важливості обґрунтуванню досліджень сучасного стану будівельного сектора країн ЄС з позиції сучасних методів економіко-математичного моделювання – машинного навчання, зокрема методу дерев класифікації, що в подальшому підвищує якість розробки стратегій макроекономічної стабільності та розвитку країн ЄС

Проблема розвитку будівельного сектора країн ЄС знайшла відображення у багатьох наукових роботах. Низка провідних вітчизняних та зарубіжних науковців, праці які розкривають питання розвитку будівельного сектора, зазначають, що у сучасних умовах глобальних економічних викликів, зокрема зростання вартості енергоносіїв, нестабільності ринку праці та зниження інвестиційної активності, будівельний сектор країн Європейського Союзу залишається важливою складовою економічного розвитку та структурної модернізації.

Аналіз останніх публікацій вітчизняних та зарубіжних дослідників з теоретико-методологічних основ оцінки стану будівельного сектора, а також формування стратегій його розвитку свідчить про нагальність та доцільність їх розгляду в сучасному контексті функціонування національних економік. Так, Н. Дуляба Н. та Р. Жишко [5], С. Лопатка [10], О. Яковенко [16], О. Кононова [9], Г. Козаченко та Ю. Погорелов [7] здійснили внесок у дослідженні розвитку конкурентного середовища в будівельній сфері, пошуку інструментів підвищення її конкурентоспроможності для країн ЄС, оцінку ефективності стратегій розвитку, а також визначення

базових факторів для подальшого розвитку галузі. Проблеми сталого розвитку в контексті «зеленого» будівництва, його теоретико-методологічних основ та ролі у забезпечення сталого регіонального розвитку, питання формування траєкторії розвитку будівельної галузі у глобальному вимірі та інтеграції екологічних стандартів у будівельну практику досліджували М. Данилюк та М. Дмитришин [3], В. Дорошенко [4], Н. Скрипник та Б. Захарченко [12]. Проблеми аналізу ключових характеристик та стабільності ринку вітчизняного будівництва, дослідження сучасних механізмів фінансування будівництва, визначення його структурних особливостей піднімали І. Білецький [1], Г. Возняк [2] та інші.

У напрямі розвитку інновацій та цифрових технологій цікавими є питання моделювання стану розвитку будівельного сектора країн ЄС методами машинного навчання у процесі розробки економічних стратегій. У цьому напрямі можна вказати здобутки вчених, зокрема, опрацьовано питання цифровізації будівельного сектора та інновацій знайшли відображення у роботах Жовтяка Г. та Р. Богданова [6], моделювання впливу цифровізації на економічний розвиток країн світу та моделювання регіонального економічного розвитку у працях Д. Чернишева, К. Київської, С. Цюцюри, М. Цюцюри та В. Гоц [14], В. Хаустової, Є. Крячко та Д. Бондаренко [13], Л. Боусфілда, С. Токболат та Р. Деміана [17], О. Корепанова, Ю. Лазебник та В. Ковтун [8], а також В. Шандріка [15]. Але питання обґрунтування оцінки й аналізу процесів розвитку галузі будівництва на макрорівні з точки зору економіко-математичного моделювання, на нашу думку, потребують подальшого удосконалення та розробки.

**Метою цієї роботи** є побудова моделі ідентифікації стану розвитку будівельного сектора країн ЄС з використанням методу дерев класифікації на підставі алгоритму CART, що дозволяє встановити поточний та спрогнозувати стан розвитку будівельного сектора та, своєю чергою, підвищити якість формування та ухвалення управлінських рішень в галузі.

**Д**ля ефективної реалізації розробки моделі ідентифікації стану розвитку будівельного сектора країн ЄС доцільним є застосування методу дерев класифікації, як одного з найефективніших інструментів серед в класі супервайзорних методів машинного навчання. Метод дерев класифікації є одним із найбільш поширених методів у сфері інтелектуального аналізу даних, який широко застосовується для побудови моделей класифікації та регресії в рамках передбачуваної аналітики. Він є ефективним засобом для побудови аналітичних моделей, здатних на основі вхідних даних приймати ефективні рішення. Древа класифікації інколи називають деревами вирішальних правил або деревами рішень чи регресії. Вони дозволяють вирішувати різноманітні завдання залежно від типу залежної змінної: якщо цільова змінна набуває дискретних значень, то метод застосовується для задач класифікації; якщо ж вона має безперервні значення, древа рішень використовуються для чисельного прогнозування.

Однією з переваг дерев класифікації є висока інтерпретованість. Структура дерева надає чітке уявлення про процес прийняття рішення через логічні правила, представлені у вигляді «якщо ... то ...», що дозволяє зрозуміти, як модель робить прогнози або класифікацію на основі конкретних значень вхідних змінних [18, 19].

Тож, дерево класифікації – це метод представлення вирішальних правил в ієрархічній деревоподібній структурі, що складається з двох основних елементів типів, а саме вузлів та листя. Вузлі містять вирішальні правила, і в процесі навчання приклади вибірки перевіряються за цими правилами. Найпростіший варіант полягає в тому, що в результаті перевірки більшість прикладів, що потрапляють у вузол, поділяються на декілька підмножин, зокрема в одну, де приклади задовольняють правило, і в іншу потрапляють приклади, що не задовольняють правило. Наступним кроком до кожної із підмножин застосовуються правила, і процедура повторюється до досягнення умови зупинки алгоритму. Так, у підсумку, в останньому вузлі перевірка та розподіл не відбуваються, оскільки він буде вважатися листком, тобто це результат для кожного прикладу, що потрапив до нього.

Таким чином, листок, порівняно з вузлом, не містить правила, а є підмножиною об'єктів, які задовольняють усім правилам гілки, що ведуть до цього листка. Виходячи з цього, для того, щоб приклад потрапив у листок, він повинен відповідати кожному правилу на шляху до цього листка. І оскільки шлях до кожного листка є унікальним, тому кожен приклад може бути віднесений лише до одного листка.

Загалом, алгоритм побудови дерева класифікації характеризується кількома основними параметрами, до яких належить: тип розщеплення (бінарне або множинне); критерій розщеплення (ентропія, Gini тощо); здатність обробляти пропущені значення; процедура відсікання гілок або скорочення гілок; можливість отримання логічних правил із дерева [20–25].

Ключові етапи побудови дерева класифікації містять:

*Етап 1.* Вибір атрибута для розподілу на кожному вузлі дерева (атрибута розподілу);

*Етап 2.* Вибір критерію для припинення процесу навчання дерева;

*Етап 3.* Вибір методу для відсікання гілок дерева;

*Етап 4.* Оцінка точності отриманого дерева.

Загалом існує велика кількість алгоритмів, що реалізують древа класифікації, зокрема такі як: CART, C4.5, NewId, ITrule, CHAID, CN2 та інші. Атрибути, що формують вхідні дані для моделі дерева класифікації, можуть набувати як числових, так і дискретних або категоріальних значень. Слід зауважити, що єдиного універсального підходу до вибору алгоритму побудови дерева не існує, оскільки він має ґрунтуватися на експериментальному аналізі й оцінці та підтвердженні ефективності в заданому контексті.

Серед найбільш уживаних алгоритмів та таких, які показали свою практичну ефективність, а відповідно й тих, які можна застосувати до реалізації моделей розпізнавання ідентифікації стану розвитку галузі будівництва, належить алгоритм CART. Подано його короткий огляд. Алгоритм CART (Classification and Regression Tree) розв'язує задачі як класифікації, так і регресії та дозволяє створювати бінарні (двійкові) древа, в яких кожен вузол поділяє множину даних на дві частини залежно від правила, що базується на конкретному атрибуті [20–25].

**С**еред особливостей алгоритму CART можна виокремити такі: критерій для оцінки якості розбивки; механізм відсікання дерева; наявність процедури обробки відсутніх значень у наборі даних; процедура побудови дерев для задач регресії. Однією з ключових характеристик алгоритму CART є використання індексу Gini як функції оцінки якості розбивки, яка мінімізує невизначеність у вузлі дерева.

Індекс Gini (Джині) – це критерій відсікання, який був введений Брейманом і реалізований в алгоритмі CART [20]. Індекс Джині дозволяє вибрати найбільш значущий атрибут розгалуження на основі відстаней між розподілом класів. Напри-

клад, Індекс Джині для множини  $A$ , що складається з об'єктів  $n$  класів, зокрема  $Gini(A)$  обчислюється за формулою виду [18]:

$$Gini(A) = 1 - \sum_{i=1}^n p_j^2, \quad (1)$$

де  $A$  – поточний вузол дерева;  
 $p_j$  – ймовірність класу  $j$  у вузлі  $A$ ;  
 $n$  – кількість класів.

Також у випадку, якщо множина  $A$  розбивається на дві частини  $A_1$  та  $A_2$  з кількістю прикладів у кожній  $N_1$  та  $N_2$  відповідно, тоді показник якості розбиття розраховуватиметься за формулою:

$$Gini_{split}(A) = \frac{N_1}{N} \cdot Gini(A_1) + \frac{N_2}{N} \cdot Gini(A_2), \quad (2)$$

Найкращим вважається розбиття, для якого розраховане значення мінімальне. Оскільки важливо досягти оптимального розміру дерева, в алгоритмі CART особливу увагу приділяють не лише якості розподілу даних, але й розміру дерева. Дерево має бути водночас достатньо складним (з метою відображення важливої інформації з набору даних) та простим (з метою уникнення надмірної складності). Тобто дерево має використовувати лише ту інформацію, яка покращує якість моделі, і уникає тієї інформації, яка може погіршити якість, що, своєю чергою, зменшує ризик перенавчання.

У цілому, метод дерева класифікації має низку переваг, зокрема:

- ✦ подає наочно структуру дерева класифікації, що дозволяє легко інтерпретувати модель і зрозуміти процес прийняття рішень;
- ✦ алгоритмічно визначено, які атрибути важливі для побудови моделі;
- ✦ метод забезпечує точні прогнози і класифікацію;
- ✦ дозволяє ефективно обробляти великі обсяги інформації, що становить перевагу над нейронними мережами, які потребу-

ють більш складного алгоритму конфігурації моделі та її топології;

- ✦ алгоритм має механізми для роботи з неповними даними;
- ✦ дерево класифікації працює з різними типами даних, як числовими, так і категоріальними;
- ✦ не вимагає попередньо визначених припущень про структуру даних, що робить його гнучким для різних задач.

Для побудови моделі ідентифікації та прогнозування стану розвитку будівельного сектора країн Європейського Союзу за результатами аналізу літературних джерел та відкритих баз статистичної інформації статистичної системи Європейського Союзу [11] у 2020–2024 рр. було сформовано таку систему індикаторів показників:

- $x_1$  – додана вартість, створена будівельним сектором (млн євро);
- $x_2$  – кількість зайнятого населення в будівельному секторі (тис. осіб);
- $x_3$  – інвестиції у будівництво (% від ВВП);
- $x_4$  – індекс обсягів виробництва у будівництві (%).

На початковому етапі побудови моделі на підставі попередніх досліджень було здобуто результати кластеризації країн ЄС за станом розвитку будівельного сектора на підставі методів машинного навчання без учителя, що дозволило сформувати та підтвердити доцільність виокремлення трьох кластерів країн як базові елементи навчальної вибірки.

Для підтвердження стійкості розбиття було проаналізовано додатково групування в рамках аналізованого періоду за кожним роком, а також для просторово-динамічної вибірки. Кожному з кластерів було надано числову оцінку: «1» – високий стан розвитку будівельного сектора; «2» – достатній стан розвитку будівельного сектора; «3» – середній стан розвитку будівельного сектора.

Наступним кроком розробки моделі є оцінка значущості змінних для процесу класифікації та обчислення відповідних рангів змінних (рис. 1).

Predictor importance 1 (2024_CART.sta)			
Dependent variable: Class			
Options: Categorical response, Tree number 1			
	Variable rank	Importance	
VA_2024	100	1,000000	
ConstrInd_2024	98	0,982715	
Emp_2024	96	0,958046	
Inv_2024	92	0,922553	

Рис. 1. Ранги змінних для класифікації

Аналіз рангів змінних засвідчує, що всі показники мають високий рівень значущості для моделі. Найважливішою змінною для побудови моделі є додана вартість, створена будівельним сектором (млн євро), оскільки набуває найбільшого значення (найвищий ранг).

На наступному кроці здійснено навчання низки конфігурацій дерев. Вибір оптимальної кон-

фігурації дерева класифікації здійснюється за критерієм найменшої ціни навчання та найменшого співвідношення між ціною навчання і ціною крос-перевірки.

За графіком вартості помилок навчання, можна стверджувати, що найкращою конфігурацією є дерево № 1 із чотирьох можливих до побудови (рис. 2).

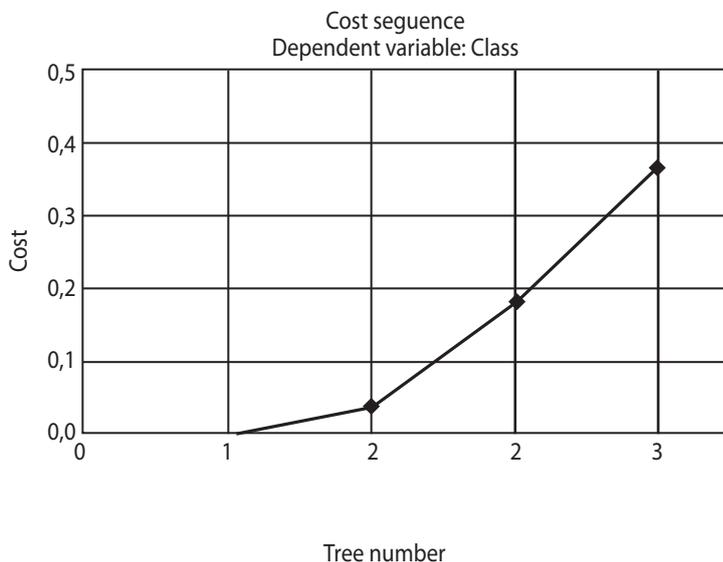


Рис. 2. Графік вартості помилок

Детальний аналіз послідовності побудованих дерев відповідно до кількості термінальних вершин, помилки навчання та складності конфігурації дерева (рис. 3) дозволив також дійти висновку, що підсумкова конфігурація дерева № 1 є найкращою, оскільки має найнижчі значення ціни навчання Resubstitution cost та складності конфігурації дерева Node complexity.

Тобто, застосовуючи метод розгалуження CART, найкращою конфігурацією дерева слід вважати структуру з 4 термінальними вершинами та двома вузловими. Сформований граф побудовано до дерева класифікації наведено на рис. 4.

Рисунок 4 свідчить, що класифікаційне дерево, яке містить три вершини розгалуження та чотири кінцевих вершини, для яких подальші поділи не виконуються, відображає розподіл спостережень

за трьома групами країн, відповідно до стану розвитку будівельного сектора. У кожній вершині зазначено прогнозний клас («1», «2» або «3»), який визначається на основі найбільшої кількості класифікованих спостережень у вузлі.

Для аналізу побудованого класифікаційного дерева скористаємося таблицею структури дерева, яку наведено на рис. 5.

На основі обчисленої константи за кожною зі змінних розгалуження (рис. 5) формуємо логічні правила для віднесення спостережень до кожного кластера країн.

Таким чином, правила розпізнання мають такий вигляд:

1. Якщо  $X_3 (Inv) > 9,00 \cap X_2 (Emp) > 1140,45$ , то країну можна віднести до 1-го класте-

	Tree sequence (2024_CART.sta)		
	Dependent variable: Class		
	Terminal node	Resubstitution cost	Node complexity
Tree 1	4	0,000000	0,000000
Tree 2	3	0,037037	0,037037
Tree 3	2	0,185185	0,148148
Tree 4	1	0,370370	0,185185

Рис. 3. Результат послідовності дерев

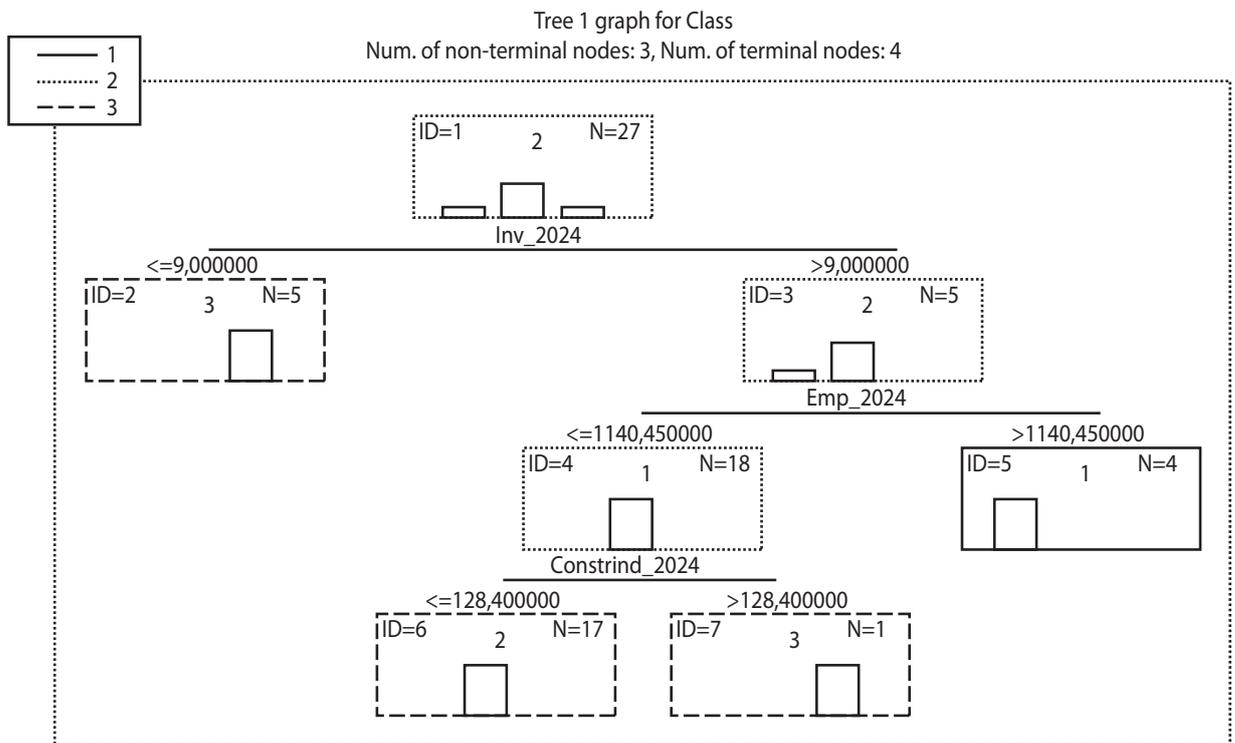


Рис. 4. Вигляд класифікаційного дерева

Tree structure 1 (2024_CART.sta)									
Dependent variable: Class									
Options: Categorical response, Tree number 1									
Node #	Left branch	Right branch	Size of node	N in class 1	N in class 2	N in class 3	Selected category	Split variable	Split constant
1	2	3	27	4	17	6	2	Inv_2024	9,0
2			5	0	0	5	3		
3	4	5	22	4	17	1	2	Emp_2024	1140,5
4	6	7	18	0	17	1	2	Constrind_2024	128,4
6			17	0	17	0	2		
7			1	0	0	1	3		
5			4	4	0	0	1		

Рис. 5. Структура класифікаційного дерева

ра (високий рівень розвитку будівельного сектора);

- Якщо  $X_3 (Inv) > 9,00 \cap X_2 (Emp) \leq 1140,45 \cap X_4 (ConstrInd) \leq 128,4$ , то країну можна віднести до 2-го кластера (достатній рівень розвитку будівельного сектора);
- Якщо  $\{X_3 (Inv) \leq 9,00\} \cap \{X_3 (Inv) > 9,00 \cap X_2 (Emp) \leq 1140,45 \cap X_4 (ConstrInd) > 128,4\}$ , то країну можна віднести до 3-го кластера (середній рівень розвитку будівельного сектора).

Оцінимо якість побудованого дерева класифікації (рис. 6–11).

Здобуті результати свідчать про те, що 27 із 27 країн було правильно класифіковано відповідно до правил дерева, що відповідає результатам попередньо отриманої кластеризації. Загалом розподіл показує високу якість розпізнання за одержаною

моделлю. Візуалізація розподілу за міжкласифікаційною матрицею наведено на рис. 8.

Результати міжкласифікаційної матриці розпізнавання класів дозволили встановити загальну статистичну адекватність моделі ідентифікації стану розвитку будівельного сектора країн ЄС та підтвердили розподілу країн на три групи із можливістю визначення прогнозного стану на основі дерев класифікацій.

### ВИСНОВКИ

Побудована модель прогнозування стану розвитку будівельного сектора країн ЄС з використанням методів дерев класифікації, зокрема алгоритму CART, на основі розробленої моделі групування країн, дозволила оцінити логіку формування груп країн з урахуванням показників, що характеризують

Predicted values 1 (2024_CART.sta)						
Dependent variable: Class						
Options: Categorical response, Tree number 1, Analysis sample						
	Observed value	Predicted value	Probability for 1	Probability for 2	Probability for 3	Terminal node
Австрія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Бельгія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Болгарія	3	3	0,000000	0,000000	1,000000	2
Греція	3	3	0,000000	0,000000	1,000000	2
Данія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Естонія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Ірландія	3	3	0,000000	0,000000	1,000000	2
Іспанія	1	1	1,000000	0,000000	0,000000	5
Італія	1	1	1,000000	0,000000	0,000000	5
Кіпр	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Латвія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Литва	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Люксембург	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Мальта	3	3	0,000000	0,000000	1,000000	2
Нідерланди	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Німеччина	1	1	1,000000	0,000000	0,000000	5
Польща	3	3	0,000000	0,000000	1,000000	2
Португалія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Румунія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Словаччина	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Словенія	3	3	0,000000	0,000000	1,000000	7
Угорщина	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Фінляндія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Франція	1	1	1,000000	0,000000	0,000000	5
Хорватія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Чехія	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6
Швеція	2	2	0,000000	1,000000	0,000000	6

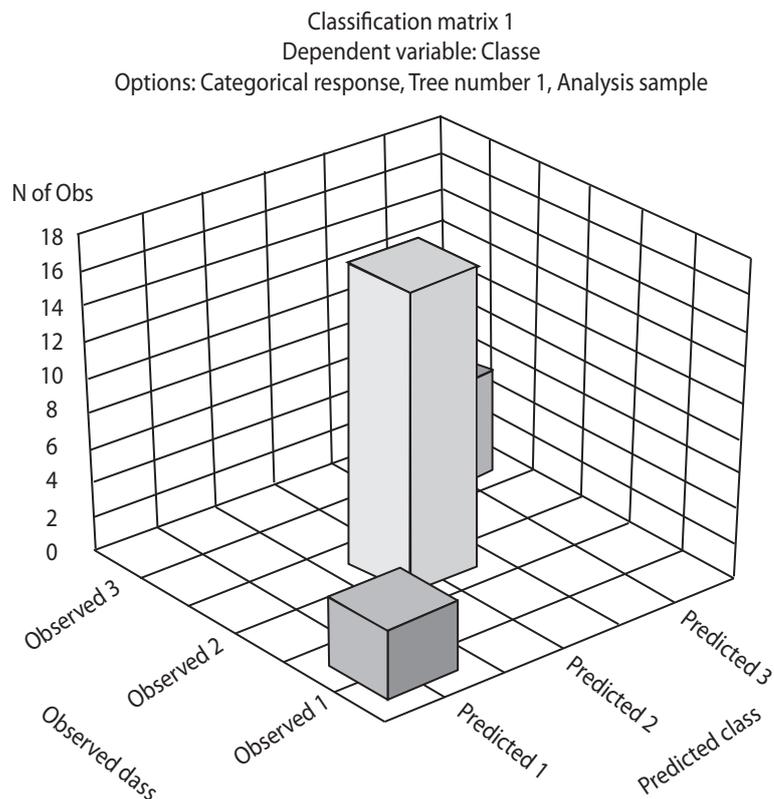
Рис. 6. Апостеріорні ймовірності та прогнозовані класи

Classification matrix 1 (2024_CART.sta)					
Dependent variable: Class					
Options: Categorical response, Analysis sample					
	Observed	Predicted 1	Predicted 2	Predicted 3	Row Total
Number	1	4			4
Column Percentage		100.00%	0.00%	0.00%	
Row Percentage		100.00%	0.00%	0.00%	
Total Percentage		14.81%	0.00%	0.00%	14.81%
Number	2		17		17
Column Percentage		0.00%	100.00%	0.00%	
Row Percentage		0.00%	100.00%	0.00%	
Total Percentage		0.00%	62.96%	0.00%	62.96%
Number	3			6	6
Column Percentage		0.00%	0.00%	100.00%	
Row Percentage		0.00%	0.00%	100.00%	
Total Percentage		0.00%	0.00%	22.22%	22.22%
Count	All Groups	4	17	6	27
Total Percent		14.81%	62.96%	22.22%	

Рис. 7. Міжкласифікаційна матриця розпізнавання об'єктів

ють будівельний сектор, та перевірити коректність проведеної класифікації. Зокрема, було виявлено, що усі країни було правильно класифіковано відповідно до правил дерева класифікацій, що повністю узгоджується з результатом попередньо отриманої моделі кластерного аналізу.

Сформовані логічні правила розпізнавання стану будівельного сектора країн ЄС з віднесенням країн до певного кластера, дають можливість здійснити прогноз стану будівельного сектора. Результати дослідження може бути використано як інструмент формування та ухвалення



**Рис. 8. Графік візуалізації розпізнання об'єктів**

управлінських рішень із удосконалення системи регулювання будівельного сектора країн ЄС. Це необхідно для впровадження нових рішень щодо підвищення рівня конкурентоспроможності та ефективності сектора, подальшого стимулювання інвестиційних процесів і державної підтримки галузевих проєктів. ■

#### БІБЛІОГРАФІЯ

- Білецький І. В. Ключові характеристики та структура ринку житлової нерухомості в поточних умовах. *Бізнес Інформ*. 2022. № 7. С. 149–154. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2022-7-149-154>
- Возняк Г. В. Сучасні механізми фінансування будівництва житла в Україні: проблеми та шляхи вирішення. *Бізнес Інформ*. 2019. № 8. С. 111–116. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2019-8-111-116>
- Данилюк М., Дмитришин М. Зелене будівництво у досягненні сталого регіонального розвитку. *Актуальні проблеми розвитку економіки регіону*. 2020. Вип. 16 (1). С. 153–162. DOI: <https://doi.org/10.15330/apred.1.16.153-162>
- Дорошенко В. Теоретико-методичні підходи до визначення поняття “Зелене будівництво”. *Актуальні проблеми розвитку економіки регіону*. 2018. № 2 (14). С. 31–38. DOI: <https://doi.org/10.15330/apred.2.14.31-38>
- Дуляба Н. І., Жишко Р. Р. Особливості розвитку конкурентного середовища в будівельній сфері. *Економіка та суспільство*. 2024. Вип. 68. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-68-106>.
- Жовтяк Г., Богданов Р. Розвиток потенціалу будівельних підприємств в умовах цифровізації. *Економіка та суспільство*. 2025. Вип. 75. DOI: [10.32782/2524-0072/2025-75-64](https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-75-64)
- Козаченко Г. В., Погорелов Ю. С. Будівництво в Україні: стартові умови розвитку. *Бізнес Інформ*. 2025. № 4. С. 265–279. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2025-4-265-279>
- Корепанов О. С. Лазебник Ю. О. Ковтун В. С. Застосування методів багатовимірного аналізу для моделювання регіонального економічного розвитку: роль будівельної галузі в умовах сучасних викликів. *Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Економічна»*. Вип. 107. 2024. С. 19–32. DOI: [10.26565/2311-2379-2024-107-02](https://doi.org/10.26565/2311-2379-2024-107-02)
- Кононова О. Є. Ефективність стратегій розвитку будівельної галузі : монографія. Херсон : Олді+, 2020. 432 с.
- Лопатка С. С. Особливості зміцнення конкурентних позицій підприємств будівельного сектора країн ЄС. *Академічні візії*, 2024. Вип. 31. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.15454095>
- Євростат. URL: <https://ec.europa.eu/eurostat>
- Скрипник Н., Захарченко Б. Формування траєкторії розвитку світової будівельної галузі у контексті

- сті реалізації політики зеленого курсу. *Галицький економічний вісник*. 2024. № 6 (91). С. 180–191.  
DOI: [https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk\\_tntu2024.06.180](https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk_tntu2024.06.180)
13. Хаустова В. Є., Крячко Є. М., Бондаренко Д. В. Моделювання впливу факторів цифровізації на економічний розвиток країн світу. *Проблеми економіки*. 2024. № 2 (60). С. 61–73.  
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-0712-2024-2-61-73>
  14. Чернишев Д. О., Київська К. І., Цюцюра С. В., Цюцюра М. І., Гоц В. В. Впровадження технології моделювання інформаційних об'єктів на етапах життєвого циклу. *Управління розвитком складних систем*. 2019. Вип. 40. С. 140–146.  
DOI: [10.6084/m9.figshare.11969076](https://doi.org/10.6084/m9.figshare.11969076)
  15. Шандрік В. І. Трансформація публічного управління будівельною галуззю на засадах цифровізації: європейський та український досвід : автореф. дис. ... д-р наук з держ. упр. : 25.00.02. Київ, 2024. 41 с. URL: <https://er.kai.edu.ua/items/84d2da13-2515-463d-b79d-6dda4ece04f0>
  16. Яковенко О. С. Особливості формування стратегічних пріоритетів розвитку будівельної галузі. *Бізнес Інформ*. 2024. № 6. С. 376–381.  
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-6-376-381>
  17. Bousfield L., Tokbolat S., Demian P. Evaluating the current state of digitalisation of the UK construction industry. *Data-Centric Structural Health Monitoring: Mechanical, Aerospace and Complex Infrastructure Systems* / ed. by Mohammad Noori, Fuh-Gwo Yuan and Ehsan Noroozinejad Farsangi, Berlin, Boston : De Gruyter, 2023. P. 237–258. URL: <https://hdl.handle.net/2134/24032136>
  18. CART (Classification And Regression Tree) in Machine Learning. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/cart-classification-and-regression-tree-in-machine-learning/>
  19. Decision Tree in Machine Learning. URL: <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/decision-tree-in-machine-learning>
  20. Saul Dobilas. CART: Classification and Regression Trees for Clean but Powerful Models. URL: <https://towardsdatascience.com/cart-classification-and-regression-trees-for-clean-but-powerful-models-cc89e60b7a85/>
  21. Nwanganga F., Chapple M. *Practical Machine Learning in R*. Indianapolis: John Wiley & Sons, Inc., 2020. 440 p.  
DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119591542>
  22. Liu Z. *Decision Trees. Artificial Intelligence for Engineers*. Springer, Cham. 2025.  
DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-031-75953-6\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-031-75953-6_4)
  23. Lantz B. *Machine Learning with R. Learn techniques for building and improving machine learning models, from data preparation to model tuning, evaluation, and working with Big Data – Fourth Ed.* Helion S.A., Packt Publishing : Birmingham, 2023. 684 p.
  24. Géron A. *Uczenie maszynowe z użyciem Scikit-Learn, Keras i TensorFlow* / Tłumaczenie Krzysztof Sawka. Wyd. III. Helion S. A.: Gliwice, 2023. 776 s.
  25. Sun J., Jiang N., Sun G., Huang W. Analysis of CART Algorithms in Data Mining. *2023 2nd International Conference on Machine Learning, Cloud Computing and Intelligent Mining (MLCCIM)*. Jiuzhaigou, China, 2023. P. 548–553.  
DOI: [10.1109/MLCCIM60412.2023.00088](https://doi.org/10.1109/MLCCIM60412.2023.00088)

## REFERENCES

- Biletskyi I. V. (2022). Kliuchovi kharakterystyky ta struktura rynku zhytlovoi nerukhomosti v potochnykh umovakh. *Biznes Inform*, 7, 149–154. <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2022-7-149-154>
- Bousfield L., Tokbolat S. & Demian P. (2023). *Evaluating the current state of digitalisation of the UK construction industry*. De Gruyter. <https://hdl.handle.net/2134/24032136>
- CART (Classification And Regression Tree) in Machine Learning. <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/cart-classification-and-regression-tree-in-machine-learning/>
- Chernyshev D. O., Kyivska K. I., Tsiutsiura S. V., Tsiutsiura M. I. & Hots V. V. (2019). Vprovadzhennia tekhnologii modeliuвання informatsiinykh ob'iektiv na etapakh zhyttievoho tsykladu. *Upravlinnia rozvytkom skladnykh system*, 40, 140–146. <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.11969076>
- Danyliuk M. & Dmytryshyn M. (2020). Zelene budivnytstvo u dosiahnenni staloho rehionalnomo rozvytku. *Aktualni problemy rozvytku ekonomiky rehionu*, 1(16), 153–162. <https://doi.org/10.15330/apred.1.16.153-162>
- Decision Tree in Machine Learning. <https://itwiki.dev/data-science/ml-reference/ml-glossary/decision-tree-in-machine-learning>
- Doroshenko V. (2018). Teoretyko-metodychni pidkhody do vyznachennia poniattia "Zelene budivnytstvo". *Aktualni problemy rozvytku ekonomiky rehionu*, 2(14), 31–38. <https://doi.org/10.15330/apred.2.14.31-38>
- Duliaba N. I. & Zhyshko R. R. (2024). Osoblyvosti rozvytku konkurentnoho seredovyscha v budivelnii sferi. *Ekonomika ta suspilstvo*, 68. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-68-106>
- Géron A. (2023). *Uczenie maszynowe z użyciem Scikit-Learn, Keras i TensorFlow*. Helion S. A.
- Khaustova V. Ye., Kriachko Ye. M. & Bondarenko D. V. (2024). Modeliuвання vplyvu faktoriv tsyfrovizatsii na ekonomichniy rozvytok krain svitu. *Problemy ekonomiky*, 2(60), 61–73. <https://doi.org/10.32983/2222-0712-2024-2-61-73>
- Kononova O. Ye. (2020). *Efektivnist stratehii rozvytku budivelnnoi haluzi: monohrafiia*. Oldi+.
- Korepanov O. S., Lazebnyk Yu. O. & Kovtun V. S. (2024). Zastosuvannia metodiv bahatovymirnoho analizu

- dlia modeliuvannya rehionalnoho ekonomichnoho rozvytku: rol budivelnoi haluzi v umovakh suchasnykh vyklykiv. *Visnyk Kharkivskoho natsionalnoho universytetu imeni V. N. Karazina. Seriia «Ekonomichna»*, 107, 19–32. <https://doi.org/10.26565/2311-2379-2024-107-02>
- Kozachenko H. V. & Pohorelov Yu. S. (2025). Budivnytstvo v Ukraini: startovi umovy rozvytku. *Biznes Inform*, 4, 265–279. <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2025-4-265-279>
- Lantz B. (2023). *Machine Learning with R. Learn techniques for building and improving machine learning models, from data preparation to model tuning, evaluation, and working with Big Data – Fourth Ed.* Helion S.A., Packt Publishing.
- Liu Z. (2025). *Decision Trees*. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-75953-6\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-031-75953-6_4)
- Lopatka S. S. (2024). Osoblyvosti zmitsnennia konkurentnykh pozytsii pidpriemstv budivelnoho sektora krain YeS. *Akademichni vizii*, 31. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15454095>
- Nwanganga F. & Chapple M. (2020). *Practical Machine Learning in R*. John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9781119591542>
- Saul Dobilas. CART: Classification and Regression Trees for Clean but Powerful Models. <https://towardsdatascience.com/cart-classification-and-regression-trees-for-clean-but-powerful-models-cc89e60b7a85/>
- Shandrik V. I. (2024). Transformatsiia publicnoho upravlinnia budivelnoiu haluzziu na zasadakh tsy-frovizatsii: yevropeyskyi ta ukrainskyi dosvid. *Kyiv*. <https://er.kai.edu.ua/items/84d2da13-2515-463d-b79d-6dda4ece04f0>
- Skrypnyk N. & Zakharchenko B. (2024). Formuvannia traiektorii rozvytku svitovoi budivelnoi haluzi u konteksti realizatsii polityky zelenoho kursu. *Halyskyi ekonomichnyi visnyk*, 6(91), 180–191. [https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk\\_tntu2024.06.180](https://doi.org/10.33108/galicianvisnyk_tntu2024.06.180)
- Sun J., Jiang N., Sun G. & Huang W. (2023). Analysis of CART Algorithms in Data Mining. *2nd International Conference on Machine Learning, Cloud Computing and Intelligent Mining (MLCCIM)*, 548–553. <https://doi.org/10.1109/MLCCIM60412.2023.00088>
- Vozniak H. V. (2019). Suchasni mekhanizmy finansuvannia budivnytstva zhytla v Ukraini: problemy ta shliakhy vyrishennia. *Biznes Inform*, 8, 111–116. <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2019-8-111-116>
- Yakovenko O. S. (2024). Osoblyvosti formuvannia stratehichnykh priorytetiv rozvytku budivelnoi haluzi. *Biznes Inform*, 6, 376–381. <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-6-376-381>
- Yevrostat. <https://ec.europa.eu/eurostat>
- Zhovtiak H. & Bohdanov R. (2025). Rozvytok potensialu budivelnykh pidpriemstv v umovakh tsy-frovizatsii. *Ekonomika ta suspilstvo*, 75. <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-75-64>

Стаття надійшла до редакції / Received: 20.12.2025 р.  
 Статтю прийнято до публікації / Accepted: 05.01.2026 р.  
 Оприлюднено / Published: 25.02.2026 р.