

МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ НА ІННОВАЦІЙНУ ДІЯЛЬНІСТЬ У ПРОМИСЛОВОМУ СЕКТОРІ УКРАЇНИ

©2023 ВОЛОСЮК М. В., ПРОКОПОВИЧ Л. Б.

УДК 330.4:519.8
JEL: C10; C45; C50; L60; M11; O30

Волосюк М. В., Прокопович Л. Б. Модель прогнозування витрат на інноваційну діяльність у промисловому секторі України

У статті розглянуто проблему підвищення достовірності оцінки величини витрат на інноваційну діяльність у промисловому секторі України. Використовуючи як первинні дані інформацію попереднього дослідження, проаналізовано залежність витрат інноваційної діяльності від групи факторів, внаслідок чого було вирішено побудувати багатofакторні регресійні моделі. Для побудови даної групи моделей було використано метод найменших квадратів. У процесі перевірки отриманих багатofакторних моделей виявилось, що кожна модель має внутрішні параметри, в яких величина p -значень перевищує граничне значення, а значить, отримані величини внутрішніх параметрів моделі не є суттєвими. Тому всі багатofакторні моделі, побудовані за допомогою методу найменших квадратів, були усунені від подальшого дослідження. На наступному етапі дослідження побудовано однофакторні регресійні моделі за допомогою методу найменших квадратів, де як фактор було використано кількість освоєного виробництва нових видів продукції (технологічних процесів). Після відсіювання несуттєвих моделей ті, що залишилися, були порівняні стосовно їх якісних характеристик. Проте в усіх однофакторних моделях виявилось, що розраховані величини середньої помилки апроксимації перевищили 10%. Тому, знову ж таки, всі моделі були усунені від подальшого дослідження. У зв'язку з неможливістю отримання моделі за допомогою методу найменших квадратів в процесі моделювання було вирішено використати методи машинного навчання з учителем. Серед методів машинного навчання вирішено звернути увагу на методи: k -ближніх сусідів, дерева регресії, нейронної мережі. Беручи до уваги те, що на ці моделі мультиколінеарність між факторами не впливає негативно, як дані для моделей були використані початкові дані без додаткових перетворень. За результатами дослідження виявилася, що серед моделей за методами машинного навчання найліпшими виявилися модель бінарного регресійного дерева рішень (при величині гіперпараметра $max_depth = 3$) та нейронної мережі. При порівнянні вказаних моделей виявилось, що модель на основі дерева рішень має меншу величину середньої помилки апроксимації, а значить, дану модель можна рекомендувати до використання при прийнятті управлінських рішень щодо прогнозування витрат на інноваційну діяльність підприємств промисловості в майбутньому.

Ключові слова: інноваційно-технологічний розвиток, інноваційна діяльність, промисловий сектор, витрати, регресійні моделі, k -ближніх сусідів, дерево рішень, нейронна мережа.

Рис.: 2. **Табл.:** 8. **Формул.:** 13. **Бібл.:** 8.

Волосюк Марина Валеріївна – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри менеджменту, Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова (просп. Героїв України, 9, Миколаїв, 54025, Україна)

E-mail: maryna.volosiuk@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0612-6988>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/M-7566-2018>

Прокопович Леонід Борисович – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри обліку і економічного аналізу, Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова (просп. Героїв України, 9, Миколаїв, 54025, Україна)

E-mail: kalka.root@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2561-8862>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/V-8944-2017>

UDC 330.4:519.8
JEL: C10; C45; C50; L60; M11; O30

Volosiuk M. V., Prokopovich L. B. A Cost Forecasting Model for Innovation Activities in the Industrial Sector of Ukraine

The article considers the problem of increasing the reliability of estimation of the cost of innovation activity in the industrial sector of Ukraine. Using as primary data the information of the previous study, the dependence of the costs of innovation activity on a group of factors is analyzed, as a result of which it was decided to build several multi-factor regression models. In order to build this group of models, the least squares method was used. In the course of checking the obtained multivariate models, it was found that each model has internal parameters in which the value of p -values exceeds the limit value, which means that the obtained values of the internal parameters of the model are not significant. Therefore, all multivariate models constructed using the least squares method were eliminated from further research. At the next stage of the research, one-factor regression models were constructed using the least squares method, where the amount of mastered production of new types of products (technological processes) was used as a factor. After sorting out the non-essential models, the remaining ones were compared with respect to their quality characteristics. However, in all univariate models, it was found that the calculated values of the average approximation error exceeded 10%. Therefore, yet again, all models have been eliminated from further research. Due to the impossibility of obtaining a model using the least squares method in the simulation process, it was decided to use machine learning methods with a teacher. Among the methods of machine learning, it was decided to pay attention to the following methods: k -near neighbors, regression trees, and neural network method. Taking into account that these models are not adversely affected by the multi-collinearity between factors, both the data for the models were used raw data without additional transformations. According to the results of the research, it was found that among the models using machine learning methods, the best models were the binary regression decision tree (with a hyperparameter value of $max_depth = 3$) and the neural network model. When comparing these models, it was found that the model based on the decision tree has a smaller value of the average approximation error, which means that this model can be recommended for use in making management decisions on forecasting the costs of innovation activity of industrial enterprises in the future.

Keywords: innovation and technological development, innovation activity, industrial sector, costs, regression models, k-near neighbors, decision tree, neural network.

Fig.: 2. **Tabl.:** 8. **Formulae:** 13. **Bibl.:** 8.

Volosiuk Maryna V. – PhD (Economics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Management, Admiral Makarov National University of Shipbuilding (9 Heroiv Ukrainy Ave., Mykolayiv, 54025, Ukraine)

E-mail: maryna.volosiuk@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0612-6988>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/M-7566-2018>

Prokopovich Leonid B. – PhD (Economics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Accounting and Economic Analysis, Admiral Makarov National University of Shipbuilding (9 Heroiv Ukrainy Ave., Mykolayiv, 54025, Ukraine)

E-mail: kalka.root@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2561-8862>

Researcher ID: <https://www.webofscience.com/wos/author/record/V-8944-2017>

Українах Європейського Союзу криза економіки, спричинена пандемією COVID-19, повномасштабною війною в Україні та енергетичною кризою, зростання соціально-економічної та територіальної нерівності, уповільнення регіонального розвитку відновили інтерес до промислової політики, оскільки є чітке усвідомлення, що «промисловість відіграє активну роль у вирішенні проблем суспільства, включно зі збереженням ресурсів, зміною клімату та соціальною стабільністю» [1]. Індустрія 5.0 доповнює існуючу парадигму Індустрії 4.0, виділяючи дослідження та інновації як рушії переходу до сталої, орієнтованої на людину та стійкої європейської промисловості.

Післявоєнна промислова політика України має ув'язуватися з інноваційною політикою. Інноваційна діяльність створить нову «цінність», ключовий стимул підвищення продуктивності та економічного зростання. Своєю чергою, трансформаційна промислова політика сприятиме ініціативам позитивного впровадження технологій. Однак, як зазначається у [2], «інноваційні стратегії України, на жаль, не є ефективними, особливо в промисловості, і війна суттєво погіршила ситуацію» [2, с. 100]. Вирішальну роль у забезпеченні реалізації інноваційних стратегій відіграють сучасні промислові підприємства. Під час війни проти України, коли припинення функціонування або релокація промислових підприємств спричинили скорочення промислового виробництва на 30% [2], «українські підприємства швидко переорієнтували свою діяльність таким чином, щоб ефективно функціонувати навіть у кризових умовах» [2, с. 16–17]. Але мова йде сьогодні, перш за все, про виживання бізнесу.

На жаль, вітчизняні виробники промислової продукції й у довоєнний період не відрізнялися високим рівнем інноваційної активності (частка інноваційно активних підприємств у загальній кількості промислових підприємств у 2018 р. складала 16,4%, у 2019 р. – 15,8%, у 2020 р. – 16,8%), а фінансування інноваційної діяльності в передвоєнні роки майже на 90% проводилося за рахунок власних коштів підприємств [3]. Наслідком цього стало зниження рівня інноваційності промислової продукції України. Про-

те в повоєнний період конкурентне функціонування вітчизняних промислових підприємств без здійснення ними інноваційної діяльності стане неможливим.

Оскільки інноваційна активність українських промислових підприємств залежить від результатів їхньої господарської діяльності, вважаємо за необхідне запропонувати якісну модель прогнозування величини витрат на інноваційну діяльність, яку можна використовувати при прийнятті управлінських рішень на промислових підприємствах.

Оцінюванню інноваційної діяльності промислових підприємств України присвячено наукові праці С. Бая, В. Єлісеєва [2, с. 16–18], С. Іщук, Л. Созанського [4], О. Вагонової, С. Госалової, Є. Терехова [5], М. Войнаренка, В. Джеджули, І. Єпіфанової [6], О. Сінілової [7] та інших.

Мета статті – дослідити вплив факторів на динаміку інноваційної діяльності у промисловості України та запропонувати модель для підвищення достовірності оцінки витрат на інноваційну діяльність у промисловому секторі України.

Початковими даними для дослідження була інформація, наведена в публікації М. В. Волосюк [8, с. 66–68] щодо освоєння виробництва нових видів продукції та динаміки обсягів фінансування інноваційної діяльності промислових підприємств України. На основі даного джерела побудуємо модель прогнозування величини витрат на інноваційну діяльність у промисловому секторі України (Y). Як фактори, що впливають на змінну величину, буде досліджено: X_1 – кількість освоєного виробництва нових видів продукції (технологічних процесів); X_2 – кількість освоєного виробництва нових видів продукції (товарів, послуг).

Первинні дані на початку дослідження були перевірені на викиди (рис. 1). Викиди у виборці були не виявлені.

З метою відбору факторів та дослідження сили впливу факторів на залежну змінну було побудовано кореляційну матрицю (табл. 1).

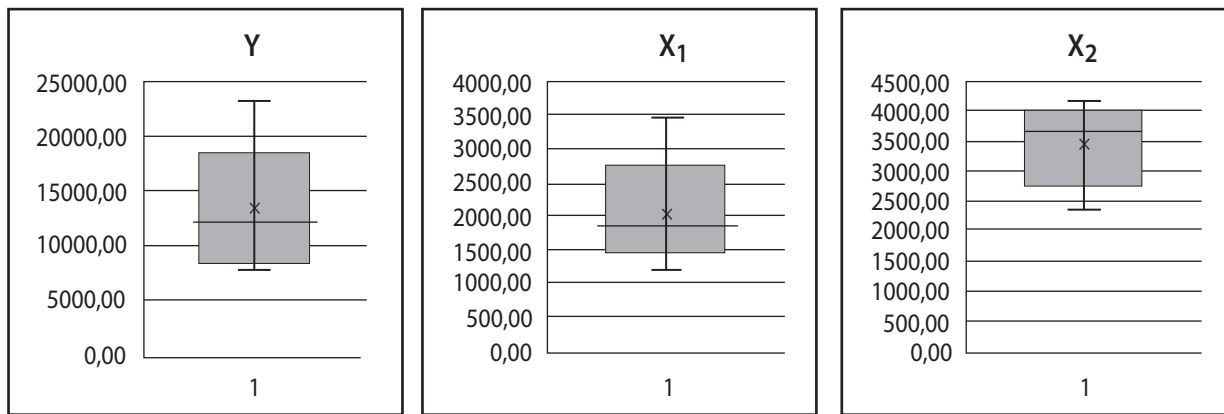


Рис. 1. Перевірка на викиди за допомогою діаграми типу «Ящик з вусами»

Таблиця 1

Кореляційна матриця

	Y	X ₁	X ₂
Y	1	0,795212	0,564294
X ₁	0,795212	1	0,596532
X ₂	0,564294	0,596532	1

За інформацією табл. 1 видно, що за шкалою Чедока фактор X₁ має високу силу взаємозв'язку із залежною змінною (величина коефіцієнта кореляції Пірсона дорівнює 0,795), а фактор X₂ – помітну силу взаємозв'язку. Тобто ці фактори з першого погляду можна використати для побудови багатofакторної регресійної моделі. Проте, між факторами X₁ та X₂ (див. табл. 1) також помітна кореляційна залежність (коефіцієнт кореляції ≈ 0,597), що може викликати мультиколінеарність. Для перевірки на мультиколінеарність була розрахована зворотна матриця для факторів X₁ та X₂ (табл. 2).

Таблиця 2

Зворотна матриця для факторів X₁ та X₂ – R⁻¹

	X ₁	X ₂
X ₁	1,552435	-0,92608
X ₂	-0,92608	1,552435

Оскільки значення на головній діагоналі (див. табл. 2) менше 4,0, можна стверджувати, що фактори мають допустимий рівень мультиколінеарності для використання методу найменших квадратів.

Було вирішено спробувати побудувати багатofакторні моделі (1) – (4) за допомогою методу найменших квадратів. Для побудови моделі за формулою (4) було виконано перетворення за допомогою десятичного логарифма:

$$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + \varepsilon, \quad (1)$$

$$\hat{y} = a_1x_1 + a_2x_2 + \varepsilon, \quad (2)$$

$$\hat{y} = a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1^2 + a_4x_2^2 + \varepsilon, \quad (3)$$

$$\hat{y} = a_0x_1^{a_1}x_2^{a_2} + \varepsilon. \quad (4)$$

Розраховані параметри отриманих регресійних моделей та величина *p*-значень параметрів наведені в табл. 3. Аналіз величин *p*-значень виявив той факт, що в кожній з побудованих моделей є несуттєві внутрішні параметри (коли *p*-значення більше 0,05). А значить, всі побудовані моделі були усунені від подальшого дослідження.

Також було зроблено спробу побудувати однофакторну регресійну модель за допомогою методу найменших квадратів, де фактором було обране X₁. Рівняння моделей, які досліджувалися, наведені у формулах (5) – (12). Так само, як і для моделі за формулою (4), для побудови моделей (11) і (12) було зроблено перетворення за допомогою десятичного логарифма:

$$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + \varepsilon, \quad (5)$$

$$\hat{y} = a_1x_1 + \varepsilon, \quad (6)$$

$$\hat{y} = a_0 + a_1 \ln x_1 + \varepsilon, \quad (7)$$

$$\hat{y} = a_1 \ln x_1 + \varepsilon, \quad (8)$$

$$\hat{y} = a_0 + a_1x_1 + a_2x_1^2 + \varepsilon, \quad (9)$$

$$\hat{y} = a_1x_1 + a_2x_1^2 + \varepsilon, \quad (10)$$

$$\hat{y} = a_0x_1^{a_1} + \varepsilon, \quad (11)$$

$$\hat{y} = x_1^{a_1} + \varepsilon. \quad (12)$$

Внутрішні параметри та їх *p*-значення для знайдених моделей наведені в табл. 4. Інформація вказаної таблиці показала, що тільки у трьох моделей (6), (8), (12) всі внутрішні параметри були значущими. Інші моделі (5), (7), (9), (10), (11) були усунені від подальшого дослідження.

Для дослідження інших характеристик моделей (6), (8), (12) була побудована порівняльна таблиця (табл. 5), де наведено інформацію про такі величини:

Таблиця 3

Величини параметрів та *p*-значень багатofакторних регресійних моделей

Номер моделі	Величина параметра:				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
1	1512,461517	5,09475362	1,235852899	-	-
2	-	5,153800353	0,773454149	-	-
3	-	19,62554572	18,06267557	0,00535944	0,002813617
4	3,758293327	0,518115458	0,51298582	-	-
Номер моделі	<i>p</i> -значення параметра:				
	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4
1	0,918841725	0,307886096	0,815211723	-	-
2	-	0,189538158	0,71365611	-	-
3	-	0,400941174	0,336311546	0,329106978	0,378097618
4	0,89247355	0,542055067	0,718937793	-	-

Таблиця 4

Величини параметрів та *p*-значень однофакторних моделей

Номер моделі	Величина параметра:		
	a_0	a_1	a_2
5	1504,961785	5,69070133	-
6	-	6,334036062	-
7	-70554,73242	11068,10083	-
8	-	1763,950447	-
9	32819,00872	-23,41741087	0,005933581
10	-	5,993805358	0,000128404
11	77,68024113	0,668550141	-
12	-	1,24253366	-
Номер моделі	<i>p</i> -значення параметра:		
	a_0	a_1	a_2
5	0,801936332	0,107765239	-
6	-	0,001154758	-
7	0,259671462	0,19797647	-
8	-	0,006188096	-
9	0,119256595	0,174072163	0,12175276
10	-	0,124552569	0,907398722
11	0,350024274	0,288979141	-
12	-	8,29586E-07	-

Таблиця 5

Порівняння однофакторних моделей

Номер моделі	Коефіцієнт детермінації, R^2	Критерій Фішера, F		Середня помилка апроксимації, A , %
		розрахунковий	табличний	
6	0,945025491	68,761	7,709	24,77
8	0,874344906	27,833		34,77
12	0,998513013	2686,002793		25,15

коефіцієнт детермінації (R^2), критерій Фішера (F) і середня помилка апроксимації (A).

За даними табл. 5 можна побачити, що модель (8) має добру ($0,8 < R^2 < 0,95$), а моделі (6) і (9) ($R^2 > 0,95$) – високу точність апроксимації. Розрахункові величини критерію Фішера для всіх моделей менше табличного значення, що говорить про статистичну значущість отриманих моделей. Проте розрахунок величини середньої помилки апроксимації виявив, що для всіх моделей він вище граничного значення (10%), а значить, і дану групу моделей необхідно відкинути для подальшого використання.

У зв'язку з неможливістю отримання моделі за допомогою методу найменших квадратів було вирішено використати в процесі моделювання методи машинного навчання з учителем. Серед методів машинного навчання було звернено увагу на методи: k -ближніх сусідів, дерева регресії, нейронної мережі. Беручи до уваги те, що на ці моделі мультиколінеарність між факторами не впливає негативно, даними для моделей були використані початкові дані без додаткових перетворень.

Під час побудови моделей за допомогою методів машинного навчання були розроблені скрипти на мові Python із використанням бібліотеки Scikit-learn. Для автоматизації процесу відбору найліпшої моделі при переборі моделей, побудованих з різними значеннями гіперпараметрів (для моделей, розроблених за одним методом), був задіяний клас GridSearchCV.

Гіперпараметром для моделі k -ближніх сусідів є кількість сусідніх елементів, значення яких буде визначати прогнозу величину залежної змінної ($n_neighbors$). Були побудовані моделі k -ближніх сусідів, де $n_neighbors$ дорівнював 2 і 3. Результати розрахунку коефіцієнта детермінації, критерію Фішера та середньої помилки апроксимації для вказаних моделей наведено в табл. 6.

Розглядаючи величини коефіцієнта детермінації для моделей k -ближніх сусідів (див. табл. 6), можна побачити, що модель при $n_neighbors = 3$ не є прийнятною, оскільки R^2 для неї менше 0,5. Для моделі

k -ближніх сусідів, де $n_neighbors = 2$ виявилось, що в неї розрахункова величини критерію Фішера менше табличного значення. А значить, вказана модель не має статистичної значущості. Неможливість використання моделей на основі методу k -ближніх сусідів для прогнозування величини витрат на інноваційну діяльність у промисловості України підтверджує розрахунок середньої помилки апроксимації знайдених моделей. Отримані значення даного показника за всіма моделями k -ближніх сусідів було вище граничного значення. Як наслідок, всі моделі, побудовані за допомогою методу k -ближніх сусідів, були виключені із подальшого розгляду.

У табл. 6 також наведено результати побудови моделей за допомогою бінарного регресійного дерева рішень. Як гіперпараметр для моделей цього класу була використана максимальна глибина дерева (max_depth). Було прийнято рішення дослідити моделі, де максимальна глибина дерева дорівнює 2 та 3.

За результатами порівняльної таблиці можна побачити, що обидві моделі на основі дерева рішень мають статистичну значущість і за величиною коефіцієнта детермінації мають високу точність апроксимації. Проте, якщо звернути увагу на розрахунок середньої помилки апроксимації, то для моделі дерева регресії, де гіперпараметр $max_depth = 2$, величина даного показника вище 10%, що говорить про необхідність усунення даної моделі від подальшого дослідження. Отже, з розглянутих у табл. 5 моделей тільки остання модель витримала всі перевірки. Графічне представлення моделі дерева регресії для $max_depth = 3$ наведено на рис. 2.

Для побудови моделей на основі нейронної мережі були використані гіперпараметри, які наведено в табл. 7.

Ми використовували повнозв'язкову нейронну мережу. Беручи до уваги кількість можливих значень гіперпараметрів, було розраховано 88 моделей ($11 \times 4 \times 2$), з яких за допомогою інструменту GridSearchCV бібліотеки Scikit-learn була обрана найкраща модель, показники (R^2 , F , A) якої наведено в табл. 8.

Таблиця 6

Порівняння моделей k -ближніх сусідів та дерева рішень

Різновид моделі	Коефіцієнт детермінації, R^2	Критерій Фішера, F		Середня помилка апроксимації, A , %
		розрахунковий	табличний	
k -ближніх сусідів ($n_neighbors = 2$)	0,628	1,687	9,552	23,844
k -ближніх сусідів ($n_neighbors = 3$)	0,288	0,404		25,987
дерево рішення ($max_depth = 2$)	0,930	13,184		10,446
дерево рішення ($max_depth = 3$)	0,993	146,426		3,406

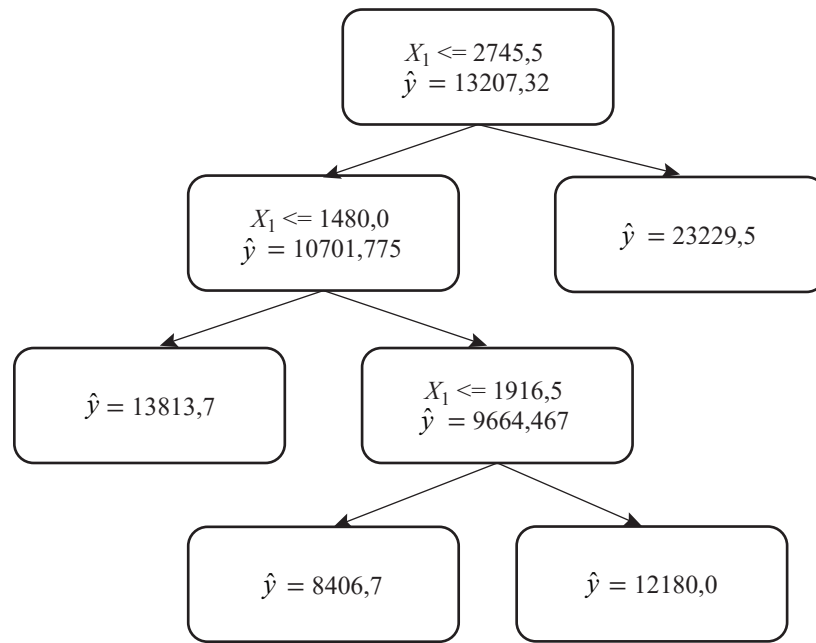


Рис. 2. Бінарне регресійне дерево рішень (max_depth = 3)

Таблиця 7

Гіперпараметри моделей на основі нейронної мережі

Найменування гіперпараметра	Значення
Максимальна кількість епох навчання	1000, 2500, 5000, 10000, 15000, 20000, 25000, 50000, 100000, 150000, 200000
Структура прихованого шару	(30, 20, 10), (30, 20), (15, 8, 4), (8, 8, 6)
Функція активації	'relu', 'identity'

Таблиця 8

Показники найліпшої моделі на основі нейронної мережі

Коефіцієнт детермінації, R ²	Критерій Фішера, F		Середня помилка апроксимації, A, %
	розрахунковий	табличний	
0,949	18,571	9,552	9,238

Досліджуючи отримані величини коефіцієнта детермінації, критерій Фішера та середню помилку апроксимації, можна зробити висновок, що модель прогнозування величини витрат на інноваційну діяльність у промисловості України на основі нейронної мережі виявилися якісною та може бути використана у практичній діяльності.

Проте, порівнюючи дану модель і модель на основі бінарного регресійного дерева рішень, можна сказати, що за всіма наведеними показниками (див. табл. 7, табл. 8) модель дерева рішень є найліпшою. У формалізованому вигляді отримана модель дерева рішень має такий вигляд:

$$\hat{y} = f(x_1, x_2, a_1, a_2, a_3, b_1, \dots, b_{11}) + \varepsilon, \quad (13)$$

де a – внутрішні параметри моделі (знайдені умови розбиття дерева в його вузлах, див. рис. 2);

b – зовнішні параметри моделі (наприклад, функція критерію якості моделі, варіант стратегії для

поділу у вузлі дерева, мінімальна кількість спостережень для поділу у вузлі дерева, мінімальна кількість спостережень, яка потрібна кінцевому листу дерева).

Модель на основі дерева регресії (13) можна використовувати при прийнятті управлінських рішень щодо прогнозування витрат на інноваційну діяльність підприємств промисловості в майбутньому.

ВИСНОВКИ

У статті розроблено моделі прогнозування величини витрат на інноваційну діяльність у промисловому секторі України. Було досліджено однофакторні та багатофакторні регресійні моделі, які знаходили за допомогою методів: найменших квадратів, k -ближніх сусідів, дерева регресії та нейронної мережі. Порівняння отриманих моделей дозволило виявити серед них найбільш якісну та достовірну – багатофакторну модель на основі дерева рішень.

Перспективи подальших розвідок полягають у можливості підвищити якість прогнозування величини витрат на інноваційну діяльність у промислово-му секторі України завдяки застосуванню інших методів машинного навчання чи більш якісного підбору архітектури моделі на основі нейронних мереж. ■

БІБЛІОГРАФІЯ

1. Industry 5.0 – Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry. Publications Office of the European Union, 2021, <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
2. Проблеми та перспективи розвитку інноваційної діяльності в Україні: виклики воєнного часу : тези доповідей XIV Міжнародного бізнес-форуму (м. Київ, 23 березня 2023 р.) Київ, 2023. 197 с.
DOI: 10.31617/k.knute.2023-03-23
3. Наука, технології та інновації // Державна служба статистики України. URL: https://ukrstat.gov.ua/operativ/menu/menu_u/ni.htm
4. Іщук С. О., Созанський Л. Й. Порівняльна статистична оцінка інноваційної діяльності промислового сектору економіки України (регіональний розріз). *Статистика України*. 2022. № 1. С. 47–58.
DOI: 10.31767/su.1(96)2022.01.05
5. Вагонова О. Г., Госалова С. В., Терехов Є. В. Сучасний стан інноваційної діяльності на промислових підприємствах України. *Економічний вісник*. 2020. № 3. С. 189–196.
DOI: <https://doi.org/10.33271/ebdut/71.189>
6. Войнаренко М. П., Дзеджула В. В., Єпіфанова І. Ю. Моделювання процесу прийняття рішення щодо джерел фінансування інноваційної діяльності. *Економічний часопис-XXI*. 2016. Т. 160. № 7–8. С. 126–130. URL: <http://ea21journal.world/wp-content/uploads/2022/02/ea-V160-25.pdf>
7. Синілова О. М. Вплив інновацій на вартість промислових підприємств України. *Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Економічна»*. 2021. Вип. 101. С. 130–140.
DOI: <https://doi.org/10.26565/2311-2379-2021-101-13>
8. Волосюк М. В. Реіндустріалізація України як передумова економічного зростання. *Бізнес Інформ*. 2020. № 4. С. 63–70.
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2020-4-63-70>

REFERENCES

- “Industry 5.0 – Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry”. Publications Office of the European Union, 2021. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
- Ishchuk, S. O., and Sozanskyi, L. I. “Porivniialna statystychna otsinka innovatsiinoi diialnosti promyslovoho sektoru ekonomiky Ukrainy (rehionalnyi rozriz)” [Comparative Statistical Assessment of Innovation Activity of the Industrial Sector of the Economy of Ukraine (Regional Context)]. *Statystyka Ukrainy*, no. 1 (2022): 47-58.
DOI: 10.31767/su.1(96)2022.01.05
- “Nauka, tekhnolohii ta innovatsii” [Science, Technology and Innovation]. *Derzhavna sluzhba statystyky Ukrainy*. https://ukrstat.gov.ua/operativ/menu/menu_u/ni.htm
- Problemy ta perspektyvy rozvytku innovatsiinoi diialnosti v Ukraini: vyklyky voiennoho chasu : tezy dopovidei XIV Mizhnarodnoho biznes-forumu* [Problems and Prospects of the Development of Innovative Activity in Ukraine: Challenges of Wartime: Theses of Reports of the XIV International Business Forum]. Kyiv, 2023.
DOI: 10.31617/k.knute.2023-03-23
- Synilova, O. M. “Vplyv innovatsii na vartist promyslovykh pidpriemstv Ukrainy” [The Impact of Innovation on the Industrial Enterprises' Cost in Ukraine]. *Visnyk Kharkivskoho natsionalnoho universytetu imeni V. N. Karazina. Seriiia «Ekonomiczna»*, no. 101 (2021): 130-140.
DOI: <https://doi.org/10.26565/2311-2379-2021-101-13>
- Vahonova, O. H., Hosalova, S. V., and Terekhov, Ye. V. “Suchasnyi stan innovatsiinoi diialnosti na promyslovykh pidpriemstvakh Ukrainy” [Current State of Innovative Activity at Industrial Enterprises of Ukraine]. *Ekonomicnyi visnyk*, no. 3 (2020): 189-196.
DOI: <https://doi.org/10.33271/ebdut/71.189>
- Voinarenko, M. P., Dzhezhdzula, V. V., and Yepifanova, I. Yu. “Modeliuvannia protsesu pryiniattia rishennia shcho do dzherel finansuvannia innovatsiinoi diialnosti” [Modelling the Process of Making Decisions on Sources of Financing of Innovation Activity]. *Ekonomicnyi chasopys-XXI*, vol. 160, no. 7-8 (2016): 126-130. <http://ea21journal.world/wp-content/uploads/2022/02/ea-V160-25.pdf>
- Volosiuks, M. V. “Reindustrializatsiia Ukrainy yak peredumova ekonomichnoho zrostannia” [The Reindustrialization of Ukraine as a Prerequisite for Economic Growth]. *Biznes Inform*, no. 4 (2020): 63-70.
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2020-4-63-70>