

РОЗДІЛ 7

КОНЦЕПТУАЛЬНІ ЗАСАДИ ІННОВАЦІЙНОГО РОЗВИТКУ ПІДПРИЄМСТВ У ГЛОБАЛЬНОМУ ЕКОНОМІЧНОМУ ПРОСТОРІ

В. В. Македон

ВИЗНАЧЕННЯ ПРІОРИТЕТІВ РОЗВИТКУ ПРОМИСЛОВИХ КОРПОРАЦІЙ НА ОСНОВІ МОДЕЛЕЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Актуальність дослідження розвитку промислових корпорацій, принципів і методів управління процесами організаційних змін визначається їх найважливішим значенням для досягнення цілей соціально-економічного розвитку, забезпечення стратегії модернізації економіки та збільшення валового внутрішнього продукту країни.

За останні декілька років практика економічного господарювання у світі зазнала істотних змін. Промислові корпоративні структури працюють в нових економічних умовах, що характеризуються ростом конкуренції і зовнішнім середовищем, яке постійно змінюється. Глобальна конкуренція та необхідність ефективного використання таких ключових чинників успіху, як інноваційність, витрати, якість продукції тощо вимагають від корпорацій підвищення організаційної гнучкості і здатності до адаптації. Останнє забезпечується, головним чином, за рахунок інструментарію штучного інтелекту організаційних змін і розвитку.

В той же час, значна частина досліджень висвітлює методи організаційних змін на базі штучного інтелекту без урахування їх комплексного впливу і взаємозв'язку із корпоративною стратегією.

Різноманіття підходів до проблеми формування та реалізації напряму стабільного розвитку в цілому та організаційних змін зокрема, представлені в роботах Б. Бьюрнса, С. Дірікана, С. Епштайна, Д. Сампсона, С. Сноу, Б. Тарана, П. Уолша, М. Уотерса, зумовили необхідність проведення досліджень з вивчення й узагальнення науково-методичного інструментарію щодо використання штучного інтелекту з метою отримання стійкої динаміки розвитку промислових корпорацій.

Метою цього дослідження є побудова методичного базису для впровадження технологій штучного інтелекту у процеси сталого розвитку промислових корпоративних структур бізнесу.

1. Застосування нейронних мереж в забезпеченні інтелектуального управління організаційним розвитком корпорації.

Кожен штучний нейрон характеризується своїм поточним станом за аналогією з нервовими клітинами головного мозку, які можуть бути збуджені або загальмовані. Нейрон містить окрім групу синапсів – однонаправлених вхідних зв'язків, які щільно сполучені з виходами інших нейронів, а також аксон – вихідний зв'язок цього нейрона, з яким сигнал (збудження або гальмування) поступає на синапси наступних нейронів (рис. 1.) [1].

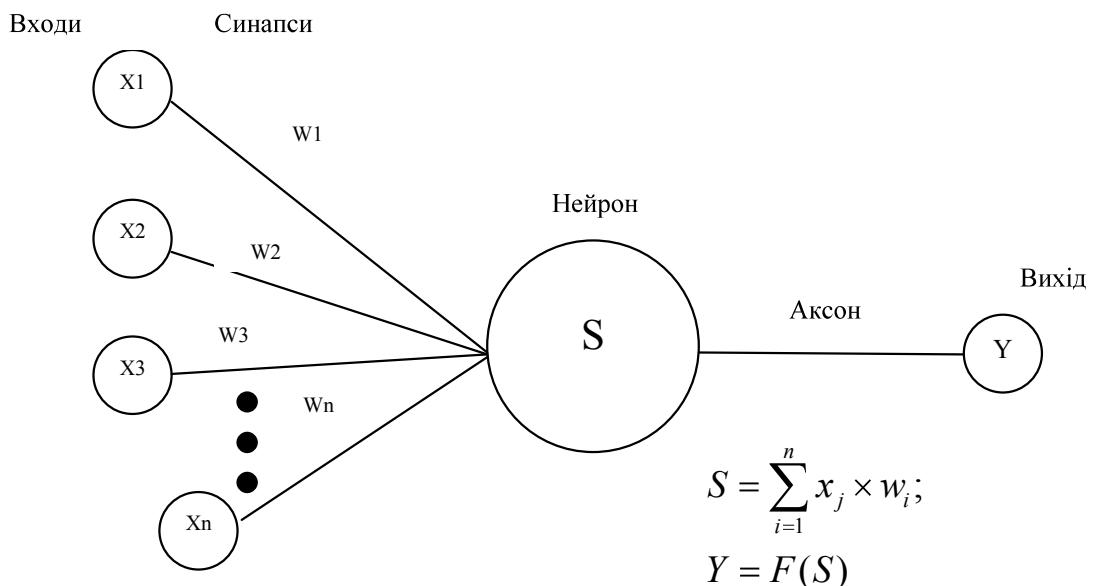


Рис. 1. Модель штучного нейрона
(побудовано автором на основі [1])

Штучний нейрон в першому наближенні імітує властивості біологічного нейрона. Тут є безліч вхідних сигналів, позначених $x_1^0, x_2^0, \dots, x_m^0$, які поступають на штучний нейрон. Ці вхідні сигнали, що у сукупності позначають вектором X , відповідають сигналам, які приходять в синапси біологічного нейрона [1]. Кожен синапс характеризується величиною синаптичного зв'язку або його вагою W_j .

Кожен сигнал множиться на відповідну вагу $w_1, w_2 \dots w_n$ і поступає на блок, який підсумовує сигнали. Кожна вага відповідає «силі» одного синаптичного зв'язку (безліч вагів у сукупності позначаються вектором W). Підсумовуючий блок відповідає тілу біологічного елементу, складає зважені входи для інформації, створюючи величину S [2, с. 253].

Таким чином, поточний стан нейрона визначається як зважена сума його входів:

$$S = \sum_{i=1}^n x_j \times w_i, \quad (1)$$

Вихід нейрона формує функцію його майбутнього стану:

$$Y = F(S) \quad (2)$$

де F – активаційна функція, що більш точно моделює нелінійну передаточну характеристику біологічного нейрона і надає нейронній мережі великих можливостей.

Хоча один нейрон і здатний виконувати прості процедури розпізнавання, сила нейронних обчислень виникає від з'єднань нейронів в мережах. Більші та складніші нейронні мережі володіють, як правило, і великими обчислювальними можливостями [3, с. 8–9].

В той же час, сформовані мережі видових конфігурацій, які можна утворити експериментальним шляхом, можуть пошарово організувати деяку кількість нейронів, які у свою чергу копіюють шарову структуру окремих ділянок мозку.

Нейронна мережа зворотного поширення «помилки» складається з декількох шарів нейронів, причому кожен нейрон попереднього шару пов'язаний з кожним нейроном наступного шару [4]. Для більшості практичних застосувань виявляється достатнім розглядання двошарової нейронної мережі, яка має вхідний (прихований) шар нейронів і вихідний шар (рис. 2).

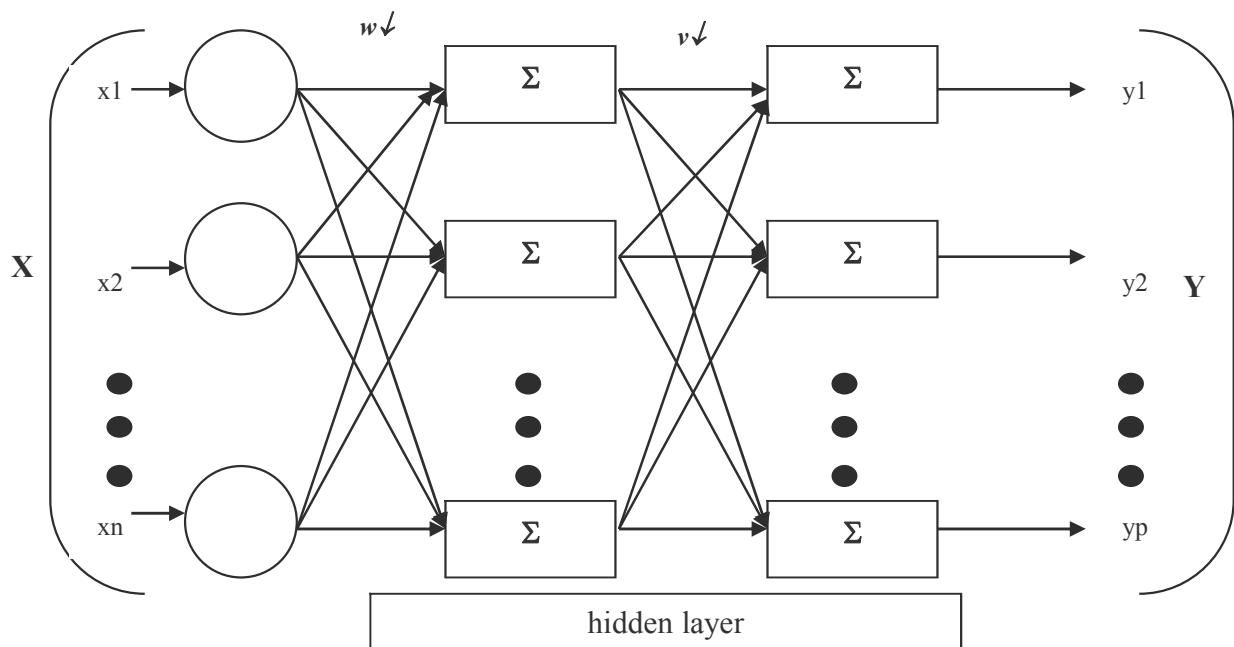


Рис. 2. Нейронна мережа зворотного поширення
(побудовано автором на основі [9])

Матрицю вагових коефіцієнтів від входів до прихованого шару позначають як W , а матрицю вагів, що сполучають прихований і вихідний шар, – V . Для індексів приймемо наступні позначення: входи пронумеруємо тільки індексом i , елементи прихованого шару – індексом j , а виходи – індексом k [4].

Число входів мережі дорівнює n , число нейронів в прихованому шарі – m , число нейронів у вихідному шарі – p . Нехай мережа навчається на вибірці $(X^t, D^t), t = \overline{1, T}$.

При навчанні нейронної мережі ставиться завдання мінімізації цільової функції помилки, яка визначається за методом найменших квадратів [5]:

$$E(W, V) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p (y_k - d_k)^2, \quad (3)$$

де y_k – отримане реальне значення k -го виходу нейромережі при поданні на неї одного з вхідних образів вибірки; d_k – необхідне (цільове) значення k -го виходу для цього образу.

Навчання нейромережі відбувається відомим оптимізаційним методом градієнтного спуску, тобто на кожній ітерації зміна ваги обчислюється за формулою:

$$\begin{aligned} w_{i,j}^{N+1} &= w_{i,j}^N - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}}, \\ v_{i,k}^{N+1} &= v_{i,k}^N - \alpha \frac{\partial E}{\partial v_{i,k}}. \end{aligned} \quad (4)$$

де α – параметр, що визначає швидкість навчання.

Оскільки системи інформаційної підтримки процесів ухвалення рішень функціонують на основі аналізу суб'ективних знань експертів, то мають бути вирішені важливі завдання підбору експертів і процедури отримання та формалізації їх знань в межах концепції організаційного розвитку.

2. Модель комбінаторного штучного інтелекту.

Відома модель ухвалення рішень за умови опису вхідних змінних у вигляді лінгвістичних змінних і встановлення відповідності між наборами нечітких змінних (з термів лінгвістичних змінних) та елементами безлічі рішень – модель комбінаторики. В цій моделі задаються класи (множини) наборів нечітких змінних, що відповідають певним рішенням.

Розглянемо суть цієї моделі й особливості її застосування в завданнях нечіткого вибору при управлінні господарською діяльністю та визначенні швидкості розвитку корпорації [6].

Вхідні змінні (чинники), що визначають початкові дані для ухвалення рішень при забезпеченні розвитку, задані у вигляді лінгвістичних змінних. Робота моделі здійснюється згідно з наступними правилами.

Вимірюються (визначаються) фізичні значення компонент точки $(x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0) \in X$ і підставляються у функцію приналежності μ_{L_i} еталонних

класів L_j . Потім обчислюються значення $\mu_{Li}(x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0), j = 1, |H|$. Серед усіх значень μ_{Li} знаходять максимальне $\mu_{LS} = \max_j(x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0)$, і приймається рішення h_s зі ступенем приналежності μ_{LS} [7].

Подальший розгляд особливостей побудови моделі стійкого розвитку на основі комбінаторної моделі штучного інтелекту здійснюватимемо на прикладі.

Нехай, наприклад, безліч параметрів напрямів стратегічного розвитку корпорації окреслені всього трьома компонентами $x1, x2$ і $x3$, визначеними на безлічі $X1, X2$ і $X3$ відповідно. Визначимо лінгвістичні змінні, що описують зміни станів на безлічі $X1, X2$ і $X3$ як α, β та γ відповідно [8].

Задаємо терм-множини зазначених лінгвістичних змінних у вигляді:

$$T(\alpha) = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}; T(\beta) = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_w\}; T(\gamma) = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_d\}. \quad (5)$$

На безлічі рішень $X4$, яка визначає вимірюваний діапазон рішення (наприклад, величина інвестицій в грошовому вимірі), що приймається, визначаємо лінгвістичну змінну δ , терм-безліч якої має наступний вигляд [9]:

$$T(\delta) = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m\}. \quad (6)$$

Експертами визначаються нечіткі множини:

$$\begin{aligned} \square C(\alpha_i) &= \left\{ \prec \mu_{c(\alpha i)} \times \frac{x_1}{x_1} \succ \right\}, x_1 \in X1, i = \overline{1, r}; \\ \square C(\beta_i) &= \left\{ \prec \mu_{c(\beta i)} \times \frac{x_2}{x_2} \succ \right\}, x_2 \in X2, i = \overline{1, w}; \\ \square C(\gamma_i) &= \left\{ \prec \mu_{c(\gamma i)} \times \frac{x_3}{x_3} \succ \right\}, x_3 \in X4, i = \overline{1, d}; \\ \square C(\delta_i) &= \left\{ \prec \mu_{c(\delta i)} \times \frac{x_4}{x_4} \succ \right\}, x_4 \in X4, i = \overline{1, m}. \end{aligned} \quad (7)$$

де $\mu_{c(\alpha i)}, \mu_{c(\beta i)}, \mu_{c(\gamma i)}, \mu_{c(\delta i)}$ – функції приналежності, що задаються методом експертного опитування.

Для моделі класифікації простір параметрів забезпечення організаційного розвитку розглядається як тривимірний, в якому задаються стани у вигляді ситуацій, що визначені наборами елементів терм-множин лінгвістичних змінних α, β, γ . Ситуації зіставляються з рішенням, що приймається, про напрям розвитку корпорації з терм-множиною $T(\delta) = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m\}$ лінгвістичної змінної δ . В результаті модель буде представлена у вигляді таблиці «ситуація – рішення» (табл. 1).

Таблиця відповідності «ситуація – рішення»

α	β	γ	δ
αl	βl	γl	δl
αl	βl	γl	δl
αl	βl	γl	δk
αl	βl	$\gamma 2$	δl
αl	βl	$\gamma 2$	$\delta 3$
αl	βl	$\gamma 2$	δp
αr	βw	$\gamma d - 1$	$\delta 3$
αr	βw	$\gamma d - 1$	$\delta 4$
αr	βw	$\gamma d - 1$	δm
αr	βw	γd	δk
αr	βw	γd	δn
αr	βw	γd	δm

Таким чином, після визначення параметрів вектору організаційного розвитку та представлення їх у вигляді точки $(x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0) \in X$, отримуємо чисельні значення ступенів приналежності $\mu_{c(\alpha i)}, \mu_{c(\beta i)}, \mu_{c(\gamma i)}, \mu_{c(\delta i)}$, які потім підставляємо у формулу [10]:

$$\mu_{Lj}(\Psi) = \bigvee_{i=1,ni} \mu_{\alpha 1}(x_1) \& \mu_{\alpha 2}(x_2) \& \dots \& \mu_{\alpha n}(x_n),$$

$$x_i \in XI, = i = \overline{1, n}mj = \overline{1, |H|} \quad (8)$$

де n_i – число наборів $\alpha_i^1, \dots, \alpha_i^n$, які належать j -му класу розбиття.

Після цього визначаємо той клас розбиття Ls , який має найбільше значення функції μ_{Ls} , і формулюємо рекомендації щодо прийняття рішення h_s про початок корпоративного розвитку [10; 11]. Модель класифікації також може бути реалізована з урахуванням заходів щодо подальшого розвитку.

При подібному підході кожний з можливих варіантів S_j поєднання параметрів організаційного розвитку та можливих рішень про розвиток зіставляється зі ступенем переваги p_j , що задається експертами. Тоді таблиця відповідності «ситуація – дія» набирає наступного вигляду (табл. 2).

Таблиця 2

Таблиця відповідності «ситуація – дія»

S	α	β	γ	δ	P
$S1$	α_l	β_l	γ_l	δ_l	P_l
$S2$	α_l	β_l	γ_l	δ_l	P_2
S_k	α_l	β_l	γ_l	δ_k	P_k
S_{k+1}	α_l	β_l	γ_2	δ_l	P_{k+1}
S_{k+2}	α_l	β_l	γ_2	δ_3	P_{k+2}
S_t	α_l	β_l	γ_2	δ_p	P_t
S_p	α_r	β_w	$\gamma d - 1$	δ_3	P_p
S_{p+1}	α_r	β_w	$\gamma d - 1$	δ_4	P_{p+1}
S_n	α_r	β_w	$\gamma d - 1$	δ_m	P_n
S_g	α_r	β_w	γd	δ_k	P_g
S_{g+1}	α_r	β_w	γd	δ_n	P_{g+1}
S_m	α_r	β_w	γd	δ_m	P_m

Вибір рішення щодо напряму організаційного розвитку відбувається таким чином. Для фактора часу t_0 визначаються параметри вектору організаційного розвитку у вигляді точки $(x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0) \in X$ і чисельні значення ступенів приналежності $\mu_{c(\alpha)}, \mu_{c(\beta)}, \mu_{c(\gamma)}, \mu_{c(\delta)}$. Значення ступенів приналежності підставляються у формулу (7) та визначається той клас розбиття L_s , для якого має найбільше значення функція μ_{L_s} . Потім клас розбиття L_s зіставляється з рішенням і ступенем переваги. В підсумку відповідно до прийнятих правил визначається рішення.

Правила можуть бути наступними:

1. Рішення приймається, виходячи з найбільшого значення ступеня переважного вибору:

$$\delta_j : j = \max_l p_l^i. \quad (9)$$

2. Рішення обирається випадковим чином з підмножини рішень, утвореної класом розбиття L_s . Підмножина визначена завданням допустимого рівня значень ступенів переважного вибору, тобто завдання виду $p_{l_dop}^i$, визначається підмножиною P_i^* , виходячи з умови:

$$p_l^i \in P_i^*, \text{ if } p_l^i \geq P_{l_dop}^i. \quad (10)$$

Потім генерується рівномірно розподілене число в інтервалі $[0;1]$ і за схемою випадкових подій з безлічі рішень, у яких ступінь переважного вибору належить підмножині P_i^* , з якої обирається необхідне значення.

Перевага моделі класифікації при побудові систем ухвалення рішень для управління господарською діяльністю полягає в можливості встановлення досягнення повної відповідності між наборами нечітких змінних, що характеризують стан системи (власне самої корпорації), і елементами безлічі H ухвалення рішень про параметри розвитку [12].

3. Метод визначення пріоритетних напрямів впровадження когнітивних технологій в корпорації.

Метод визначення пріоритетних напрямів впровадження когнітивних технологій в корпорації встановлює основні підходи до аналізу досягнутої глибини їх проникнення (на основі форм самооцінки), їх ресурсного забезпечення, і дає рекомендації щодо формування за результатами аналізу переліку когнітивних технологій для першочергового впровадження, які забезпечують отримання запланованого організаційного й економічного ефекту [8]. У табл. 3 представлено варіант підсумкової матриці рівня впровадження когнітивних технологій в корпорації.

Підсумкова матриця заповнюється на основі підсумкових узагальнених оцінок економічних та організаційних ефектів управління в корпорації (виробничий, маркетинговий, фінансовий, кадровий тощо). У відповідні поля матриці вноситься символ « V », що свідчить про отриману оцінку [13].

Розрахунок відносного нормованого рівня впровадження когнітивних технологій проводимо за формулою:

$$P = \frac{3 \times n_b + 2 \times n_c + 1 \times n_n}{3(m - n)}, \quad (11)$$

де P – відносний нормований рівень впровадження когнітивних технологій; n_b – кількість показників, які отримали високу оцінку; n_c – кількість показників, які отримали середню оцінку; n_n – кількість показників, які отримали низьку оцінку; n – кількість показників, відмічених в стовпчику «завдання не доцільне для автоматизації» (що отримали оцінку «0»); m – кількість показників у формі.

Підсумкова матриця дозволяє представити картину в цілому та відмітити «вузькі місця», під якими розуміються напрями з впровадження когнітивних технологій в корпорації, що отримали оцінку «низький рівень». Послідовність формування матриці визначення пріоритетних напрямів впровадження когнітивних технологій в корпорації представлена на рис. 3.

Таблиця 3

Базова матриця оцінки при впровадженні когнітивних технологій в корпорації

№ нейронного зв'язку	Найменування показника (форми)	Рівні оцінки			Завдання не доцільне для впровадження
		низький (вузьке місце)	серед- ній	висо- кий	
Розділ 1. Оцінка рівня впровадження когнітивних технологій в корпорації					
1	Оцінка рівня автоматизації стадій когнітивного управління з урахуванням ефективності ресурсного забезпечення	V	V	V	V
2	Оцінка рівня автоматизації передачі даних з нейронної мережі на наступну стадію управління	V	V	V	V
3	Оцінка рівня ефективності когнітивного управління в процесі розробки нових видів продукції	V	V	V	V
<i>n</i>		V	V	V	V

Відмічаємо в матриці пріоритетних напрямів ці показники символом «V». Далі знаходимо число нейронних зв'язків, тобто число осередків в кожному рядку, в яких знаходяться одночасно символи «X» і «V», і вказуємо це число в стовпчиках «Рівні оцінки». Ранжирування процесів і складових когнітивної підтримки виробництва, що мають низьку оцінку, за важливістю підвищення їх рівня для діяльності корпорації, проводиться в порядку зменшення кількості нейронних зв'язків.

До першочергових завдань відносяться завдання з вдосконалення процесів і складових цифрового виробництва, що мають найбільшу кількість нейронних зв'язків [14]. До завдань, які не вимагають оперативного рішення, відносять ті завдання, які мають мінімальну кількість нейронних зв'язків в межах моделі штучного інтелекту управління розвитком промислової корпорації.

Формування матриці пріоритетних напрямів функціонального розвитку дозволяє перейти до деталізації показників, які вимагають підвищення в числі першочергових завдань з розвитку корпорацій, та підготовки пропозицій за складом необхідних управлінських заходів.

Таким чином, було сформовано перелік заходів з організації та впровадження когнітивних технологій в корпорації на засадах моделі персептрона з метою покращення процедур ухвалення управлінських рішень в межах формування програми розвитку і технічного переозброєння корпорації.

Автором був запропонований організаційно-економічний механізм функціонування промислової корпорації, який включає нові засоби реалізації управлінських дій за рахунок використання матриці оцінки рівня впровадження когнітивних технологій.

№ нейронного зв'язку	Найменування показника (форми)	Матриця оцінки рівня впровадження технологій штучного інтелекту в корпорації		
		Низький (вузьке місце)	Середній	Високий
Розділ 1. Оцінка рівня впровадження когнітивних технологій в корпорації				
1.1	Оцінка рівня автоматизації стадій когнітивного управління з урахуванням ефективності ресурсового забезпечення	V	X	X
2.1	Когнітивізація основних виробничих процесів	V	X	X

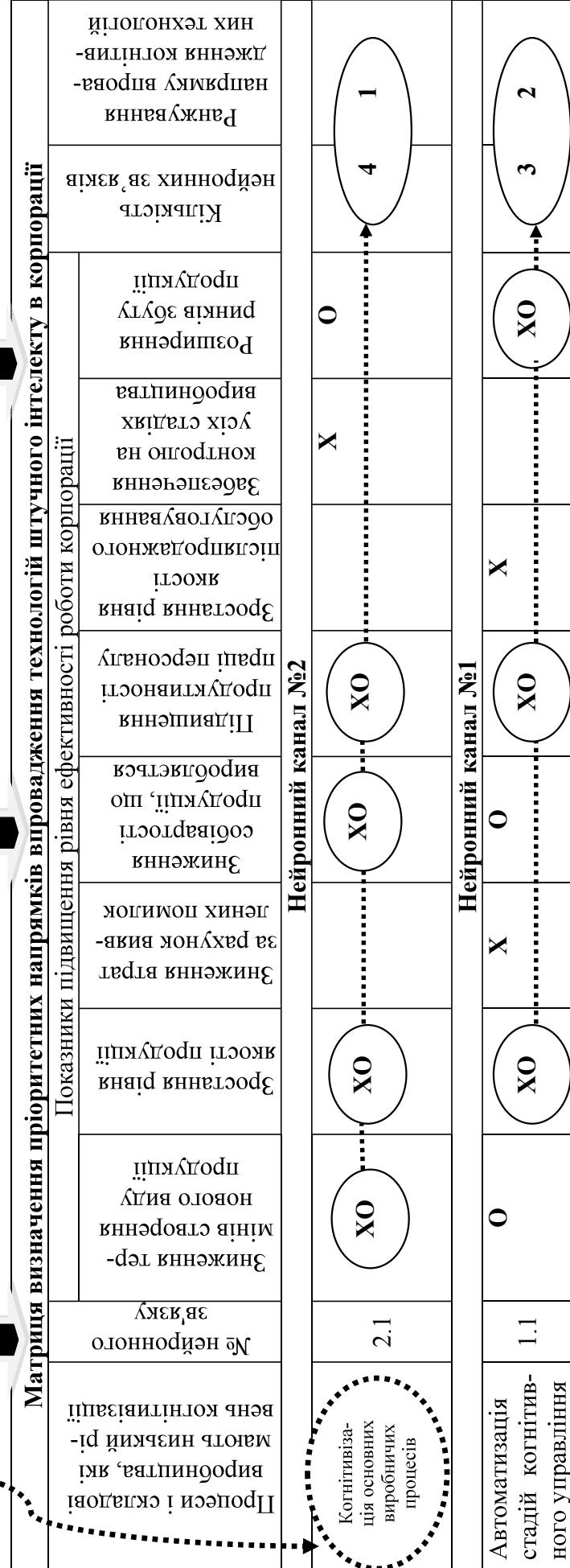


Рис. 3. Матрична форма моделі штучного інтелекту для визначення пріоритетних напрямків функціонального розвитку промислової корпорації

Також розроблений метод визначення пріоритетних напрямів впровадження когнітивних технологій в корпорації, що ґрунтується на результатах оцінки глибини проникнення когнітивних технологій та отримуваного від їх впровадження результату, який додатково враховує коефіцієнт ресурсного забезпечення впроваджуваних технологій, що визначається як відношення оцінок фактичного рівня компетенцій до потрібного для роботи з новими когнітивними технологіями. У свою чергу це дозволяє забезпечити отримання запланованого економічного й організаційного ефекту.

Список використаних джерел

1. De Lange C. Welcome to the bionic dawn / C. De Lange // New Scientist. – 2015. – № 227 (3032). – 2 pp. 4–25.
2. Wauters M. A. comparative study of Artificial Intelligence methods for project duration forecasting / M. Wauters, M. Vanhoucke // Expert systems with applications. – 2015. – № 46. – pp. 249–261.
3. Galbraith J. Organization design challenges resulting from Big Data / J. Galbraith // Journal of Organization Design. – 2014. – № 3 (1). – pp. 2–13.
4. Gurkaynak G. Stifling artificial intelligence: human perils / G. Gurkaynak, I. Yilmaz, G. Haksever // Computer Law& Security Review. – 2016. – vol. 32. – pp. 749–758.
5. Snow C.C. Designing the digital organization / C.C. Snow, Ø.D. Fjeldstad, A.M. Langer // Journal of Organization Design. – 2017. – 6 (7). – pp. 1–13.
6. Burnes B. Kurt Lewin and the planned approach to change: a reappraisal / B. Burnes // Journal of Management studies. – 2004. – № 41 (6). – pp. 977–1002.
7. Tarran B. How machines learned to think statistically / B. Tarran, Z. Ghahramani // Significance. – 2015. – 12 (1), 8–15.
8. Staub S. Artificial Neural Network and Agility / S. Staub, E. Karaman, S. Kaya, H. KarapÖnar, E. Güven // World Conference on Technology, Innovation and Entrepreneurship, Procedia-Social and Behavioral Sciences. – 2015. – № 195. – pp. 1477–1485.
9. Sampson D. Personalised Learning: Educational, Technological and Standardization Perspective / D. Sampson, C. Karagiannidis, K. Kinshuk // Interactive Educational Multimedia. – 2002. – № 4. – pp. 24–39.
10. Makedon V. Providing security for the development of high-technology organizations / V. Makedon, S. Drobyazko, H. Shevtsova, O. Maslosh, M. Kasatkina // Journal of Security and Sustainability Issues. – 2019. – 8 (4). – pp. 1313–1331.
11. Walsh P. Measuring the Choice of Environmental Sustainability Strategies in Creating a Competitive Advantage / P. Walsh, R. Dodds // Business strategy & the environment. – 2017. – 26 (5). – pp. 672–687.
12. Epstein S. Wanted: Collaborative intelligence / S. Epstein // Artificial Intelligence. – 2015. – № 221. – pp. 36–45.
13. Dirican C. The Impacts of Robotics, Artificial Intelligence On Business and Economics / C. Dirican // Procedia -Social and Behavioral Sciences. – 2015. – № 195. – pp. 564–573.
14. Siau K. Building Trust in Artificial Intelligence, Machine Learning, and Robotics / K. Siau, W. Wang // Cutter Business Technology Journal. – 2018. – 31(2). – pp. 47–53.