

О.В. Гуда, С.О. Кирилов, Л.О. Кирилова

МАТЕМАТИЧНІ СИСТЕМИ ДЛЯ РЕАЛІЗАЦІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ, ОРІЄНТОВАНИХ НА ХМАРОВІ ОБЧИСЛЕННЯ

Анотація. Стаття дає детальний огляд дослідження, що концентрується на штучних нейронних мережах (ШНМ) та їх застосуванні в хмарових обчисленнях. Методи дослідження організаційного розвитку і змін на основі технологій штучного інтелекту і систем інтелектуальної підтримки представлені в площині: інтелектуальних експертних систем; індуктивних систем; семантичних мереж, нейронних мереж, генетичних алгоритмів. Мета дослідження. Дослідження спрямоване на вивчення та аналіз сучасних математичних систем, які використовуються для реалізації штучних нейронних мереж (ШНМ). Основний фокус роботи зосереджений на тому, як кожен штучний нейрон у мережі характеризується своїм поточним станом, що аналогічно до нервових клітин головного мозку, здатних бути збудженими або загальмованими. Подано детальний опис функціонування нейронів, включно з процесами сумування вхідних сигналів і активації за допомогою активаційних функцій. Особлива увага приділяється багатoshаровим нейронним мережам та їх здатності формувати складні багатовимірні функції. Визначено методи побудови моделей ухвалення рішень, виходячи з аналізу нечітких ситуацій та еталонних станів, визначених експертами. Розглянуто процес зіставлення реальних станів ситуацій з еталонними для ухвалення оптимальних рішень. Описано важливість нечітких логічних операцій для визначення ступеню близькості різних ситуацій. Запропоновано нечіткі еталонні ситуації для хмарових обчислень та їх вплив на ухвалення рішень у різних сценаріях. Подано приклади реальних та гіпотетичних нечітких ситуацій, а також розглянуто способи визначення нечіткої відповідності між різними еталонними ситуаціями. Заключна частина анотації акцентує на можливостях та перевагах застосування подібних моделей в хмарних обчисленнях, підкреслюючи їх значення для розвитку організацій та систем.

Ключові слова: штучний інтелект, хмарові обчислення, нейронні мережі, нечіткі множини, параметри мережі, вхідні зв'язки, комбінаторна модель, еталонні ситуації.

Постановка проблеми. Актуальність проблеми, висвітленої у статті, полягає у необхідності адаптації та оптимізації штучних нейронних мереж (ШНМ) для ефективної роботи в середовищі хмарних обчислень. Сучасний розвиток технологій хмарних обчислень відкриває широкі можливості для масштабу-

вання та гнучкого управління ресурсами, що є критично важливим для комплексних систем, таких як ШНМ. Основна проблема полягає у створенні ефективних математичних та алгоритмічних рішень, які дозволяють використовувати потенціал хмарних технологій для підвищення швидкості та точності обробки даних за допомогою ШНМ. Враховуючи постійно зростаючий обсяг даних у різних сферах, від науки до бізнесу, важливість таких досліджень стає очевидною. ШНМ у хмарних обчисленнях можуть забезпечити не тільки швидку обробку великих масивів даних, але й пропонують підвищену гнучкість у розгортанні та масштабуванні нейромережових моделей [12]. Це відкриває нові можливості для розвитку штучного інтелекту та його застосування у різноманітних областях, від розпізнавання образів до передбачення трендів.

Таким чином, актуальність дослідження полягає у вирішенні ключових проблем інтеграції ШНМ і хмарних обчислень, які є фундаментальними для подальшого розвитку областей, пов'язаних зі штучним інтелектом та аналізом даних. Результати такого дослідження матимуть значний вплив на ефективність та можливості широкого спектру застосувань штучного інтелекту у майбутньому.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Один з підкласів обговорюваної групи методів складають нейронні мережі, що використовують стохастичні алгоритми для прогнозування і управління безпечним розвитком суспільних процесів шляхом самоорганізації. Ці методи не припускають ніяких обмежень на характер вхідної суспільної інформації. Це можуть бути як індикатори цього тимчасового ряду, так і відомості про поведінку інших суспільних об'єктів [2, 4].

В наукових роботах [1, 8] зазначається що істотною перевагою апроксимації нейронною мережею в порівнянні з традиційними методами апроксимації служить незалежність точності апроксимації від розмірності входів. Тим самим усувається проблема максимально допустимої розмірності і найбільшого числа незалежних змінних, що робить непридатними традиційні методи апроксимації. Це робить нейромережовий підхід універсальним і незамінним для представлення складних булевих і інших функцій від великого числа аргументів. У теперішній час розвиваються методи оцінки точності апроксимації залежно від числа нейронів і побудови нейромереж із заданою точністю апроксимації за додаткових умов і обмежень на швидкість навчання нейромережі, структуру і топологію нейромережі, вид функції активації нейронів [11].

Під еволюційним проектуванням штучної (технічної) системи розуміється цілеспрямована розробка процесів її розвитку і зміни на основі аналогій з моделями природної еволюції. Еволюційне проектування лежить на стику теорії і методології автоматизованого проектування, розробки теоретичних основ інформатики і біологічних вчень про еволюцію. Еволюційне проектування припускає використання при рішенні завдань проектування і оптимізації систем сімейства комп'ютерних моделей еволюції (зокрема, генетичні і еволюційні алгоритми) і створення гібридних еволюційних моделей [3, 6].

Мета дослідження. Дослідження спрямоване на вивчення та аналіз сучасних математичних систем, які використовуються для реалізації штучних нейронних мереж (ШНМ). Особлива увага приділяється дослідженню можливостей інтеграції штучних нейронних мереж з хмаровими обчисленнями, оскільки це може забезпечити значні переваги у швидкості обробки даних та масштабованості.

Викладення основного матеріалу дослідження. Кожен штучний нейрон характеризується своїм поточним станом по аналогії з нервовими клітинами головного мозку, які можуть бути збуджені або загальмовані. Він має групу синапсів-однонаправлених вхідних зв'язків, сполучених з виходами інших нейронів, а також має аксон – вихідний зв'язок цього нейрона, з яким сигнал (збудження або гальмування) поступає на синапси наступних нейронів. Загальний вигляд штучного нейрона представлений на рисунку 1.

Оброблювана інформація про дані суспільних процесів має чисельний характер, що дозволяє використати ШНМ, наприклад, в якості моделі систем з абсолютно невідомими характеристиками. ШНМ є сукупністю нейронів, пов'язаних між собою певним чином. Нейрон – це елементарний елемент перетворення, що має непорожню безліч входів, на які поступають сигнали x_1, x_2, \dots, x_n (рис. 1.), підсумовуючий блок, блок перетворення сигналу за допомогою активаційної функції і один вихід – Y .

Кожному входу відповідає своя «вага» w_i що відповідає «силі» синаптичного зв'язку. Функціонує нейрон в два такти. На першому такті у блоці додавання, обчислюється величина збудження, отримані нейроном:

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

яку зручно представляти у вигляді скалярного вектору вхідних сигналів на вектор вагів. На другому такті сумарне збудження пропускається через активацій-

ну (перетворюючу) функцію F внаслідок чого визначається вихідний сигнал $Y=f(S)$.

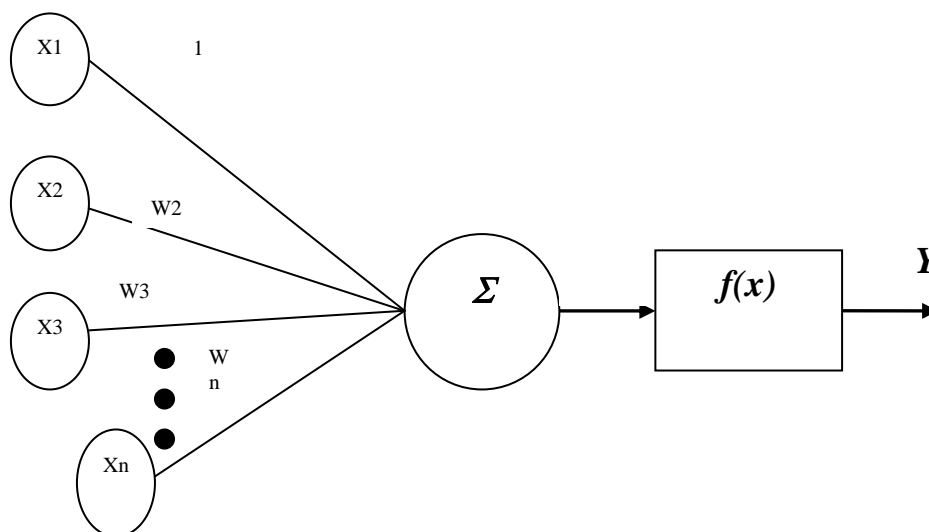


Рисунок 1 – Штучний нейрон для опису моделі орієнтованої на хмарові обчислення [9]

Багатошарова мережа може формувати на виході довільну багатовимірну функцію при відповідному виборі кількості шарів, діапазону зміни сигналів і параметрів нейронів. При цьому нейронна мережа реалізує наступне перетворення початкової функції [10]:

$$y = f(x) = F \left\{ \sum_{iN} w_{iN jN N} \dots \sum_{i2} w_{i2 j2 2} F \left\{ \sum_{i1} w_{i1 j1 1} \times x_{i1 j1 1} - \theta_{j1 1} \right\} - \theta_{j2 2} \dots \theta_{jN N} \right\} \quad (2)$$

де:

i – номер входу;

j – номер нейрона в шарі;

l – номер шару;

N – кількість шарів;

x_{ijl} – i -й вхідний сигнал j -го нейрона в шарі l ;

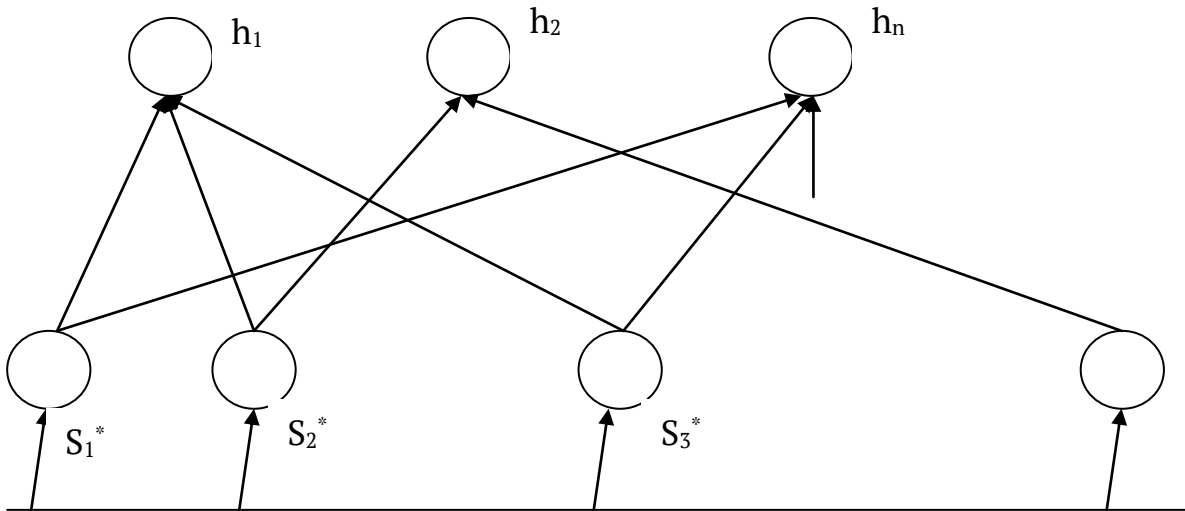
w_{ijl} – ваговий коефіцієнт i -й вхідного сигналу j -го нейрона в шарі l ;

θ_{jl} – пороговий рівень нейрона j в шарі l .

За рахунок почергового розрахунку лінійних комбінацій і нелінійних перетворень досягається апроксимація.

Кожній еталонній нечіткій ситуації експертами зіставлено комбінаторне рішення. Завдання вибору рішення про розвиток зводиться до зіставлення реального стану організації з еталонними станами. Необхідно виявити найбільш

близьку еталонну ситуацію реальної ситуації, а потім, відповідно до цієї нечіткої еталонної ситуації, здійснюється ухвалення комбінаторного рішення про параметри розвитку [13]. Суть роботи комбінаторної моделі штучного інтелекту ухвалення рішень про хмарові обчислення відображена на рисунку 2. Еталонні ситуації про можливі стани організаційного розвитку задаються у вигляді елементів великої множини $S^* = \{S_1^*, S_2^* \dots S_r^*\}$, безліч рішень і параметрах.



Реальні параметри розвитку

Рисунок 2 – Реальні параметри розвитку в моделі штучного інтелекту ухвалення рішень [14]

Розглянемо основні поняття нечіткої логіки, які в застосовані для побудови комбінаторної моделі варіацій забезпечення хмарових обчислень. Нечіткою ситуацією S називається нечітка множина другого рівня:

$$S = \left\{ \left\langle \mu_s \frac{\alpha_i}{\alpha_i} \right\rangle, \alpha_i \in A \right\} \quad (3)$$

де $\{\alpha_1, \alpha_2 \dots \alpha_r\}$ – i -а лінгвістична змінна, яка характеризує i -у компоненту нечіткого стану S . Множина A має наступний вигляд:

$$A = \{\alpha_1, \alpha_2 \dots \alpha_n\} \quad (4)$$

У вигляді прикладу можна привести наступну нечітку ситуацію, яка вказує перспективи хмарових обчислень: $\{<0,1/>$ «велика» $>, <0,8/>$ «середня» $>, <0,4/>$ «мала» $> />$ «гарантія сталого розвитку» $>, >0, 2/>$ «велика» $>, <0,6/>$ «невеликий» $>$,

<1,0/«середній»>, <0,6/«малий»> /«рівень річного доходу»>, «0, 3/»велике»>, <0,6/»середнє»>, <0,1/»мале»> /»грошове накопичення »>}.

Стан перспектив хмарових обчислень характеризується деякою реальною нечіткою ситуацією S_i . Експертами для ухвалення рішення задаються еталонні нечіткі ситуації S_j . Для визначення ступеня близькості реальних і нечітких еталонних ситуацій застосуємо з нечіткої логіки такі операції як визначення ступеня включення, визначення ступеня нечіткої рівності, визначення ступеня нечіткої еквівалентності. Ступінь включення $S_i \rightarrow S_j$, $S_i \sqsubseteq S_j^*$, визначиться за формулами:

$$\begin{aligned} v(S_i, S_j^*) &= \&_{y \in Y} v(\mu_{S_i}(y), \mu_{S_j^*}(y)), \\ v(A, B) &= \&_{x \in X} (\mu_A(x) \rightarrow (\mu_B(x))), A \rightarrow B = \max(1 - A, B). \end{aligned} \tag{5}$$

Ступінь нечіткої рівності двох нечіткої безлічі S_i та S_j^* визначиться формулою:

$$\mu(S_i, S_j^*) = \&_{y \in Y} v(\mu_{S_i}(y), \mu_{S_j^*}(y)), \mu(S_i, S_j^*) = v(S_i, S_j^*) \& v(S_i, S_j^*) \tag{6}$$

Ступінь нечіткої рівності $\mu(S_i, S_j^*)$ визначається:

$$\begin{aligned} \mu(S_i, S_j^*) &= \&_{y \in Y} v(\mu_{S_i}(y), \mu_{S_j^*}(y)), \mu(S_i, S_j^*) = v(S_i, S_j^*) \& v(S_i, S_j^*) \\ \mu(S_i, S_j^*) &= \&_{y \in Y} \mu(\mu_{S_i}(y_i), \mu_{S_j^*}(y_i^*)), \\ C(\mu_{\mu_{S_i}(y_i)}(T_k^i), \mu_{\mu_{S_j^*}(y_i)}(T_k^i)) &= (\mu_{\mu_{S_i}(y_i)}(T_k^i) \leftarrow \rightarrow (\mu_{\mu_{S_j^*}(y_i)}(T_k^i)), \\ C(\mu_{\mu_{S_1}(y_1)}(T_k^i), \mu_{\mu_{S_1^*}(y_1)}(T_k^i)) &= (\mu_{\mu_{S_1}(y_1)}(T_k^i) \leftarrow \rightarrow (\mu_{\mu_{S_1^*}(y_1)}(T_k^i)), \\ \text{then } \mu_{\mu_{S_i}(y_i)}(T_k^i) \not\subseteq (1-t, t) \text{ and } \mu_{\mu_{S_1^*}(y_1)}(T_k^i) &\not\subseteq (1-t, t), \\ C(\mu_{\mu_{S_i}(y_i)}(T_k^i), \mu_{\mu_{S_j^*}(y_i)}(T_k^i)) = 1, \text{ then } \mu_{\mu_{S_i}(y_i)}(T_k^i) &\in (1-t, t), \\ \text{or } \mu_{\mu_{S_j^*}(y_i)}(T_k^i) &\in (1-t, t). \end{aligned} \tag{7}$$

Операції нечіткої еквівалентності визначиться формулою:

$$A \rightarrow B = \min \{ [\max(1 - A, B)], [\max(1 - B, A)] \}. \tag{8}$$

Розглянемо опис нечітких ситуацій. Нехай реальні параметри об'єкту будуть задані у вигляді множини $X = [X_1, X_2 \dots X_n]$.

Для кожного параметра X_i , задана область визначення $X^{(I)} = [di_{\min}, di_{\max}]$, де di_{\min} – мінімальна межа області визначення, di_{\max} – максимальна межа області визначення нечітких змінних з терм-множини лінгвістичної змінної, заданої на базовій безлічі X_i . Нечіткі еталонні ситуації S_j відповідно до визначення (11)

задаються таким чином. Нечіткі еталонні ситуації мають в позначенні справа вгорі символ «*», а для позначення реальних нечітких ситуацій цей символ не вживається. Визначається кількість нечітких еталонних ситуацій для забезпечення хмарових обчислень $R = |S^*|$, де $S^* = \{S_1^*, S_1^* \dots S_R^*\}$ – безліч нечітких еталонних ситуацій і для кожної нечіткої ситуації S_k експертами задаються значення ступенів приналежності нечітких великих кількостей $\mu_{S_k(\alpha_i)}$, визначених для відповідних лінгвістичних змінних [7]. В результаті проведених експертних опитувань отримуємо:

а) n – число лінгвістичних змінних, що характеризують напрям організаційного розвитку;

б) безліч лінгвістичних змінних:

$$\{ \prec \alpha_i, T(\alpha_i), XI, G_i, M_i \succ \}, i = \overline{1, n} \quad (9)$$

в) задані нечіткі множини:

$$C(\alpha_j^i) = \left[\prec \mu_{\alpha_j^i} \times \frac{x_1}{x_1} \succ \right], x_i \in XI \quad (10)$$

г) задані нечіткі множини другого рівня:

$$S^* = \left\{ S_k^* = \left\{ \prec \mu_{S_k^*} \frac{\alpha_i}{\alpha_i} \succ \right\} \right\}, i = \overline{1, n}, k = \overline{1, R} \quad (11)$$

Розглянемо приклад завдання безлічі S^* нечітких еталонних ситуацій. Нехай експертами визначено, що число $R=3$, тобто $S^* = \{S_1^*, S_1^* \dots S_R^*\}$ а число лінгвістичних змінних $N=5$. Експертами визначаються величини ступенів приналежності:

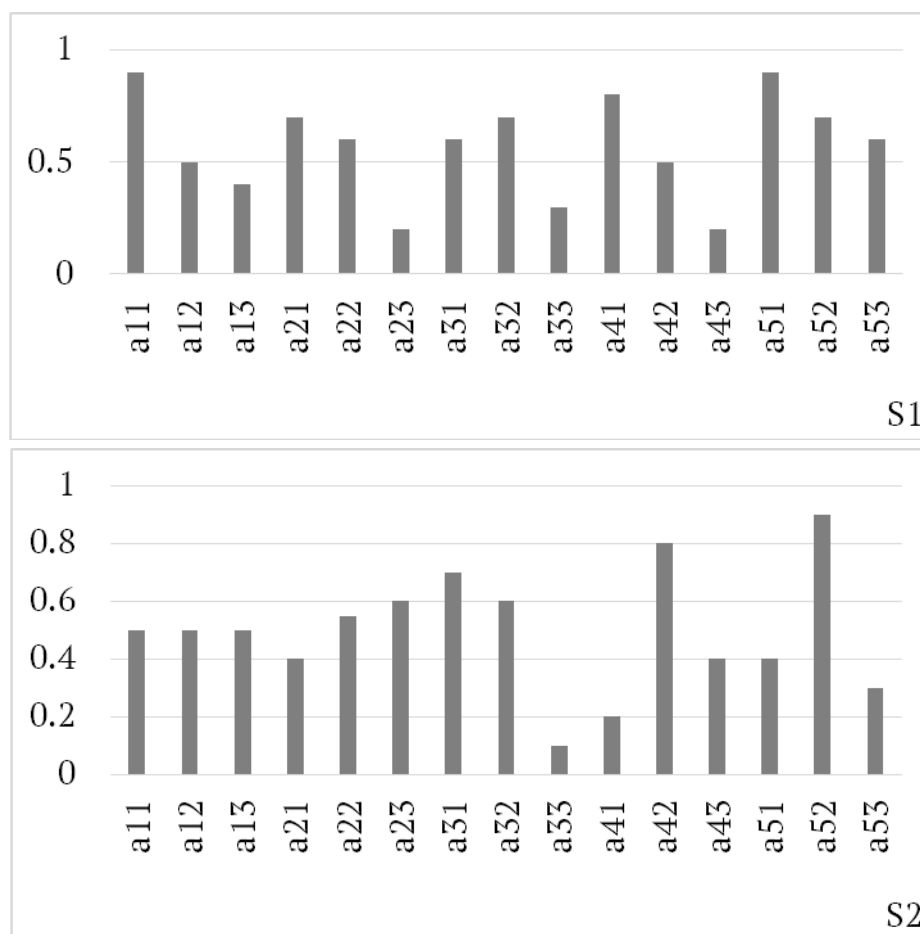
$$\mu_{S_k^*}(\alpha_i), k = \overline{1, 3}; i = \overline{1, 5} \quad (12)$$

Нехай, наприклад, безліч нечітких еталонних ситуацій забезпечення хмарових обчислень має вигляд:

$S^* \{ \{ \langle 0, 9 \rangle \text{«незадовільний»}, \langle 0, 5 \rangle \text{«задовільний»}, 0, 1 \text{«хороший»} \} \text{«перший параметр стану»}, \{ \langle 0, 7 \rangle \text{«незадовільний»}, \langle 0, 6 \rangle \text{«задовільний»}, \langle 0, 15 \rangle \text{«хороший»} \} \text{«другий параметр стану»}, \{ \langle 0, 6 \rangle \text{«незадовільний»}, \langle 0, 7 \rangle \text{«задовільний»}, \langle 0, 3 \rangle \text{«хороший»} \} \text{«третій параметр стану»}, S \{ \{ \langle 0, 4 \rangle \text{«незадовільний»}, \langle 0, 8 \rangle \text{«задовільний»}, \langle 0, 5 \rangle \text{«хороший»} \} \text{«четвертий параметр стану»}, \{ \langle 0, 2 \rangle \text{«незадовільний»}, \langle 0, 9 \rangle \text{«задовільний»} \}$

<0,6/»хороший«>/»п'ятий параметр стану«>, {»0, 5/«незадовільний»>, <0,5/«задовільний»>, <0,5/«хороший»>/«перший параметр стану»>, «0, 4/»незадовільний«>, <0,55/»задовільний»> <0,6/«хороший»>/«другий параметр стану»>, «0, 7/»незадовільний«>, <0,6/»задовільний«>, <0,05/»хороший«>/»третій параметр стану«>, »0, 2/«незадовільний»>, <0,75/«задовільний»>, <0,3/«хороший»>/«четвертий параметр стану»>, <<0,1 /«незадовільний»>, <0,9/«задовільний»>, <0,25/«хороший»>/»п'ятий параметр стану«>, {»0, 1/«незадовільний»>, <0,9/«задовільний»>, <0,5/«хороший»>/«перший параметр стану»>, «0, 2/»незадовільний«>, <0,85/»задовільний«>, <0,45/»хороший«>/»другий параметр стану»>, «0,3/»незадовільний»>, <0,8/»задовільний»>, <0,4/«хороший»>/«третій параметр стану»>, «0, 4/»незадовільний«>, <0,7/»задовільний«>, <0,35/»хороший«>/»четвертий параметр стану«>, »0, 5/«незадовільний»>, <0,6/»задовільний»>, <0,5/«хороший»>/«п'ятий параметр стану»>}}.

На рисунку 3 приведений варіант завдання деяких гіпотетичних функцій приналежності в межах визначення параметрів забезпечення хмарових обчислень.



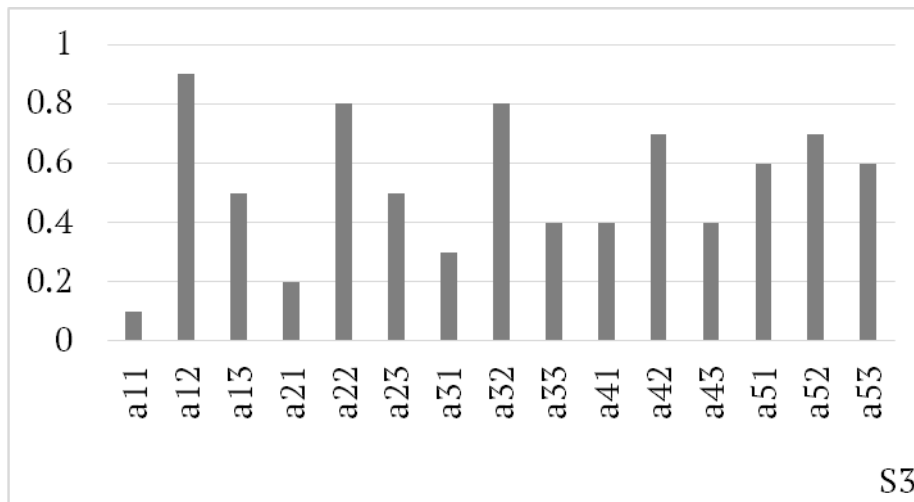


Рисунок 3 – Варіанти гіпотетичних функцій приналежності в межах визначення параметрів забезпечення хмарових обчислень

Помітимо, що в загальному випадку функції приналежності мають безперервний вигляд. На рисунку 3. функції мають дискретне розбиття у зв'язку з тим, що при розробці програми системи ухвалення рішення функції приналежності, що інформаційно-управляє, не можуть бути застосовані в аналоговому виді. Може існувати подія, в якій дана реальна нечітка ситуація S нечітко не дорівнює жодній з еталонних нечітких ситуацій S_i^* . В цьому випадку близькість реальної і нечіткої ситуації визначається із застосуванням поняття нечіткої спільності ситуацій [5].

Нечіткою $(p - q)$ -спільністю ситуацій називається така схожість ситуацій, коли нечіткі значення усіх ознак в ситуаціях нечітко рівні, окрім нечітких значень не більше, ніж q ознак (p – число лінгвістичних змінних).

Ступінь $(p-q)$ - спільності $\chi_{p-q} = (S_i, S_j)$ ситуацій S_i і S_j визначається вразом:

$$\chi_{p-q} = (S_i, S_j) = \&_{y \in Y/Y_d} \mu(\mu_{s_i}(x), \mu_{s_i^*}(x)), \left| X_q \right| \prec q, \quad (13)$$

ознака x_k належить X_q , якщо $\mu(\mu_{s_i}(x), \mu_{s_i^*}(x)) \prec t$.

Нечітка відповідність на елементах безлічі S^* нечітких еталонних ситуацій і елементах множини H ухвалення рішень задається у вигляді трійки великих кількостей, в якій F , – нечітка множина в $S^* \times H$.

Ми вважаємо, що виділення еталонних ситуацій в системі забезпечення сталого забезпечення хмарових обчислень, за яким зіставляються у вигляді нечіткої відповідності рішення, що приймаються. Це є гідністю цієї моделі, оскільки в цьому випадку немає необхідності в завданні правил вибору рішень, що спрощує процедуру наладки системи ухвалення рішень, що інформаційно-управляє, побудованої із застосуванням цієї моделі. Можливі варіанти спрощення цієї моделі, пов'язані, наприклад, із завданням чіткої відповідності між елементами безлічі еталонних ситуацій і елементами безлічі рішень, що приймаються, про параметри розвитку.

Висновки. В статті розглянуті умови використання технологій штучного інтелекту для побудови моделей ухвалення рішень про напрямки та еталонні параметри забезпечення хмарових обчислень. Визначено, що нечіткий вибір визначається нечіткими правилами вибору, в структуру яких входять нечіткі відносини, що беруть участь у виборі і підлягають опрацюванню моделлю штучного інтелекту.

Визначені варіанти моделей нечіткого логічного висновку, які можуть бути застосовані в управляючій інформаційній системі забезпечення хмарових обчислень. Розроблений методичний підхід для суб'єктивного рішення у вигляді багатовимірної моделі на основі комбінаторної моделі штучного інтелекту для ухвалення рішень про хмарові обчислення. Розроблена модель класифікації, модель обчислення ступеня істинності нечітких правил виводу, ситуаційна модель ухвалення рішень, модель нечіткого вибору варіантів ухвалення рішень. Виконано порівняння моделей та показаний прийом формалізації параметрів при управлінні організаційним розвитком.

В статті були розроблені загальні вимоги до методів моделювання і структури системи ухвалення рішень для систем управління розвитком. Модель ухвалення рішення для системи управління розвитком організацій з нечітким описом параметрів будується на основі формалізації суб'єктивних знань фахівців-експертів (керівників організації). Формально визначений метод нечіткого вибору на основі теоретико-множинного підходу, із застосуванням можливостей аналізу нечітких початкових параметрів і нечітким завданням правил ухвалення рішень. Метод нечіткого вибору багато в чому визначається нечітким правилом вибору, логічний сенс, якісні і кількісні характеристики (складові) якого визначаються експертами.

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Brynjolfsson E., McAfee A. Race Against the Machine: How the Digital Revolution is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy. Lexington, Massachusetts: Digital Frontier Press. 2012. 244 p.
2. Hamill Jasper. Artificial muscle could make robots 15 times stronger than humans. New York Post. Last modified. 2017. September 19. URL: <https://nypost.com/2017/09/19/artificial-muscle-could-make-robots-15-times-stronger-than-humans/> (дата звернення 21.12.2023).
3. Hanelt A., Bohnsack R., Marz D., Antunes Marante C. A systematic review of the literature on digital transformation: Insights and implications for strategy and organizational change. Journal of Management Studies. 2021. Vol. 58. N°5. pp. 1159-1197. URL: <https://www.iglobal.com/pdf.aspx?tid=309395&ptid=277523&ctid=4&oa=true&isxn=9781799893783>. (дата звернення 21.12.2023).
4. Jin K. H., McCann M. T., Froustey E., Unser M. Deep convolutional neural network for inverse problems in imaging. IEEE Transactions on Image Processing. 2017. 26. pp. 4509–4522.
5. Liu S., Yan J., Zhang S., Lin H. Can the digital transformation of enterprise management improve the efficiency of input and output?. Management World. 2021. 37(05). pp. 170-190. DOI: 10.19744/j.cnki.11-1235/f.2021.0072.
6. Makedon V., Dzeveluk A., Khaustova Y., Bieliakova O., Nazarenko I. Enterprise multi-level energy efficiency management system development. International Journal of Energy, Environment, and Economics. 2021. Volume 29. Issue 1. pp. 73-91.
7. Masoud R., Basahel S. The Effects of Digital Transformation on Firm Performance: The Role of Customer Experience and IT Innovation. 2023. 3. pp. 109–126. DOI: <https://doi.org/10.3390/digital3020008>.
8. McAfee A., Brynjolfsson E. Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future. New York: W.W. Norton & Company, 2017. 340 p.
9. Ran Gilad-Bachrach, Nathan Dowlin, Kim Laine, Kristin Lauter, Michael Naehrig, John Wernsing. CryptoNets: Applying neural networks to encrypted data with high throughput and accuracy”. 2016. International Conference on Machine Learning 48:201-210; URL: <http://proceedings.mlr.press/v48/>. (дата звернення 21.12.2023).
10. Ross P., Maynard K. Towards a 4th industrial revolution. Intelligent Buildings International. 2021. 13(3). pp. 159-161. DOI: 10.1080/17508975.2021.1873625.

11. Selsam D., Lamm M., Bunz B., Liang P., de Moura L., and Dill D. L. Learning a sat solver from singlebit supervision. International Conference on Learning Representations, 2019. 278 p.
12. Shelukhin M., Kupriichuk V., Kyrylko N., Makedon V., Chupryna N. Entrepreneurship Education with the Use of a Cloud-Oriented Educational Environment. International Journal of Entrepreneurship. 2021. Volume 25. Issue 6. URL: <https://www.abacademies.org/articles/entrepreneurship-education-with-the-use-of-a-cloudoriented-educational-environment-11980.html>.
13. Wauters M. Vanhoucke M. A comparative study of Artificial Intelligence methods for project duration forecasting. Expert Systems With Applications. 2015. 46. pp. 249-261.
14. Zhang M. and Chen Y. Link prediction based on graph neural networks. Advances in Neural Information Processing Systems. 32nd Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2018). Montréal, Canada, 2018.

Received 08.12.2023.

Accepted 13.12.2023.

***Mathematical systems for implementation of artificial neural networks
oriented on cloud computing***

The article provides a detailed overview of research focusing on artificial neural networks (ANNs) and their applications in cloud computing. Research methods of organizational development and changes based on artificial intelligence technologies and intellectual support systems are presented in the plane of: intellectual expert systems; inductive systems; semantic networks, neural networks, genetic algorithms. The aim of the study. The research is aimed at the study and analysis of modern mathematical systems used to implement artificial neural networks (ANNs). The main focus of the work is on how each artificial neuron in the network is characterized by its current state, which is similar to nerve cells in the brain that can be excited or inhibited. A detailed description of the functioning of neurons is provided, including the processes of summation of input signals and activation using activation functions. Special attention is paid to multilayer neural networks and their ability to form complex multidimensional functions. The methods of building decision-making models based on the analysis of unclear situations and reference states determined by experts are defined. The process of comparing the real states of organizations with reference ones for making optimal decisions is considered. The importance of fuzzy logical operations for determining the degree of closeness of various situations is described. Fuzzy reference situations for cloud computing and their impact on decision-making in various scenarios are proposed. Examples of real and hypothetical fuzzy situations are given, and methods of determining

the fuzzy correspondence between different reference situations are also considered. The final part of the abstract emphasizes the possibilities and advantages of using such models in cloud computing, emphasizing their importance for the development of organizations and systems.

Keywords: artificial intelligence, cloud computing, neural networks, fuzzy sets, network parameters, input connections, combinatorial model, reference situations.

Гуда Оксана Вікторівна - к.т.н., доцент, доцент кафедри вищої математики Луцького національного технічного університету.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3602-7892>.

Кирилов Сергій Олександрович - кандидат фізико-математичних наук, доцент, доцент кафедри математики, фізики та астрономії Одеського національного морського університету. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6328-9361>.

Кирилова Людмила Олександрівна - кандидат фізико-математичних наук, доцент, старший викладач кафедри статистики та математичних методів в економіці Одеського національного економічного університету.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-4577-242X>.

Huda Oksana - Ph.D. in Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of Higher Mathematics Lutsk National Technical University.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3602-7892>.

Kyrylov Serhii - Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Docent, Associate Professor of the Mathematics, Physics and Astronomy department Odessa National Maritime University.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6328-9361>.

Kyrylova Liudmyla - Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Senior Lecturer of the Department of Statistics and Mathematical Methods in Economics Odesa National Economic University.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-4577-242X>.