

Таким чином, експозиція «Шевченкова творчість у ХХІ столітті: актуальність і нове прочитання» сприяє не лише збереженню культурної спадщини, а й активному включенню цієї спадщини у діалог із сучасністю, сприяючи формуванню більш проникливого розуміння та відчуття національної ідентичності.

### Список використаних джерел

1. Антонович Д. В. Шевченко-малюк. Київ : Україна, 2004. 272 с.
2. Генералюк Л. Універсалізм Шевченка: взаємодія літератури і мистецтва. Київ : Наукова думка, 2008. 544 с.
3. Клочек Г. Д. Поезія Тараса Шевченка: сучасна інтерпретація : навч.-метод. посіб. Київ : Освіта, 1998. 237 с.
4. Лепкий Б. Про «Наймичку», поему Тараса Шевченка. Львів : Друкарня В. А. Шийковського, 1907. 64 с.
5. Лепкий Б. Про життя і твори Тараса Шевченка. Київ : Україна, 1994. 176 с.
6. Лепкий Б. Шевченко про мистецтво. Шлях (Зальцведель, Німеччина). 1919. Ч. 77. С. 2–3.; Ч. 78. С. 2–3; Ч. 79. С. 2–3; Ч. 80. С. 2–3
7. Овсійчук В. Мистецька спадщина Тараса Шевченка у контексті європейської художньої культури. Львів : Ін-т народознавства НАН України, 2008.
8. Тарас Шевченко. Кобзар. Київ : Вид-во художньої літератури «Дніпро», 1985. 624 с.

*Олександр Галавай*

## ЗАСТОСУВАННЯ НЕМОНОТОННИХ ЛОГІК У НЕЙРОННИХ МЕРЕЖАХ

Впродовж останніх десятиліть інтенсивний розвиток сучасних технологій у сфері комп'ютерних наук породив нові завдання та виклики, які вимагають глибокого розуміння та вдосконалення наявного інструментарію. В цьому контексті важливим напрямком є розвиток немонотонних логік, які стають ефективним інструментом для моделювання неоднозначних ситуацій. Вже зараз існують значні досягнення у впровадженні їх в інтелектуальних системах. Така оцінка відображає потребу в подальших дослідженнях та інноваціях для повноцінного використання потенціалу цих логік.

Стрімкий розвиток таких галузей, як штучного інтелекту, ставить перед собою неабиякі виклики у вдосконаленні інструментів для моделювання ситуацій невизначеностей та адаптацій до змінних сценаріїв. Останніми десятиліттями попри свою відносну новизну немонотонні логіки набувають популярності саме у створенні гнучких систем. Потреба

в розвитку нових методів та алгоритмів, ґрунтованих на принципах немонотонних логік, зумовлена потребою ефективного розв'язання задач, пов'язаних із невизначеністю в даних, прийняттям рішень та розробкою інтелектуальних систем, що враховують динаміку змін у середовищі.

Таким чином в наш час гостро постало питання якісного застосування апарату немонотонних логік для вирішення прикладних задач штучного інтелекту.

В межах цієї роботи були з'ясовані теоретичні основи немонотонних логік, їх різновиди та характерні особливості, а також використання їх при семантичному аналізі програм та при розробці баз знань [1; 2]. Після цього було проаналізовано можливості використання апарату немонотонних логік у штучному інтелекті.

В контексті цього були розглянуті штучні нейронні мережі, введено для них поняття схем та немонотонного наслідку. Крім того було сформовано визначення немонотонної штучної нейронної мережі. Практичним результатом даного дослідження є моделювання роботи штучної нейронної мережі Гопфілда, на якій було показано немонотонну взаємодію нейронів з пріоритизацією передачі інформації.

Варто окремо наголосити, що дана робота є частиною майбутньої магістерської кваліфікаційної роботи про немонотонні логіки та їх використання у комп'ютерних науках. Тому великий обсяг теоретичних відомостей описано саме у ній.

Спочатку скажемо про головну ідею немонотонних штучних нейронних мереж. Фундаментальним поняттям є немонотонний наслідок  $\uparrow$  між схемами (в цій роботі поняття «схема» використовується в контексті праці [3]), яке визначається наступним чином: якщо  $[\alpha]^a \geq \beta$ , то  $\alpha \uparrow \beta$  [4, с. 815–826].

Нехай ми маємо просту штучну нейронну мережу типу Гопфілда (рис. 1) [5] із заданими власноруч величинами конфігурацій. Необхідно показати немонотонну взаємодію виділених схем у даній нейронній мережі.

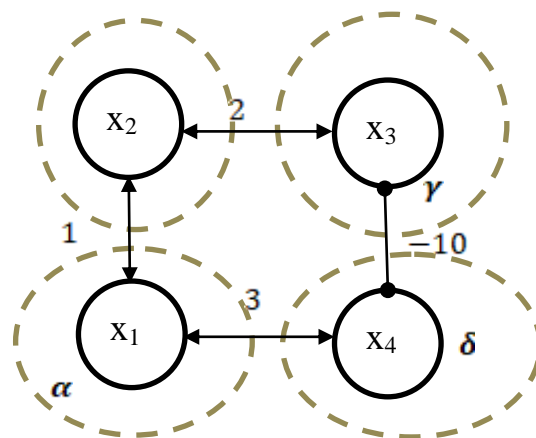


Рис. 1. Приклад штучної нейронної мережі Гопфілда

Спочатку розглянемо її без формального дослідження. Між схемами  $\alpha$  та  $\beta$  існує подразнюючий зв'язок, тобто маємо  $\alpha \uparrow \beta$  та  $\beta \uparrow \alpha$ . Припустимо, що вхідні дані подаються лише в схему  $\alpha$ , то  $\bar{x} = (1, 0, 0, 0)$ , тоді  $\alpha \uparrow \delta$ . Бачимо, що інгібіторський зв'язок між  $\delta$  і  $\gamma$  значно більший, ніж подразнюючий між  $\alpha$  і  $\delta$ , то схема  $\gamma$  може не бути активною, тоді при  $\alpha \uparrow \delta$   $\alpha \uparrow \gamma$  (властивість транзитивності немонотонного наслідку).

Змоделюємо роботу такої нейронної мережі у числовому вигляді шляхом початкової активації обраних нейронів. Для мережі Гопфілда згідно з [5] взаємодія нейронів у мережі представляється наступним рівнянням:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \delta * d(x_i(t)) * \left( (1 - x_i(t)) \sum_{j=1}^n c_{ij}^+ + x_i(t) \sum_{j=1}^n c_{ij}^- \right),$$

де  $0 < \delta < 1$ ,  $c_{ij}^+$  та  $c_{ij}^-$  елементи матриць  $C^+$  та  $C^-$  відповідно, в яких  $\forall i, j = \overline{1, n} \ c_{ij}^+ = c_{ji}^+ \geq 0$  та  $c_{ij}^- = c_{ji}^- \leq 0$ , функція  $d(x) \geq 0$  та  $d'(x) > 0$ .

Промодельюємо роботу даної штучної нейронної мережі при всіх можливих початково активних нейронах (таких 16 випадків) та запишемо результати роботи у табл. 1. Нижче представимо вхідні дані необхідні для моделювання:

$$C = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 3 \\ 1 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & -10 \\ 3 & 0 & -10 & 0 \end{pmatrix}$$

$$d(x) = \frac{(\max((x + 0.1), 0.5))^2}{((\max((x + 0.1), 0.5))^2 + 0.2)}, \delta = 0.05$$

Таблиця 1

**Результати моделювання роботи нейронної мережі Гопфілда**

№	Вектор вхідних значень				Результуючий вектор активностей			
	x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>3</sub>	x <sub>4</sub>	x <sub>1</sub> *	x <sub>2</sub> *	x <sub>3</sub> *	x <sub>4</sub> *
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	1	1	0.23	0.17	1
3	0	0	1	0	1	0.12	1	0
4	0	0	1	1	1	0.12	1	1
5	0	1	0	0	1	1	0.07	1
6	0	1	0	1	1	1	0.07	1
7	0	1	1	0	1	1	1	1
8	0	1	1	1	1	1	1	1
9	1	0	0	0	1	0.23	0.17	1
10	1	0	0	1	1	0.23	0.17	1

11	1	0	1	0	<b>1</b>	0.12	<b>1</b>	1
12	1	0	1	1	<b>1</b>	0.12	<b>1</b>	<b>1</b>
13	1	1	0	0	<b>1</b>	<b>1</b>	0.07	1
14	1	1	0	1	<b>1</b>	<b>1</b>	0.07	<b>1</b>
15	1	1	1	0	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	1
16	1	1	1	1	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>

З результатів моделювання, представлених у таблиці 1, видно, як при кожному можливому вхідному векторі активностей змінюється вектор активностей нейронів під час стабілізації. Наприклад, у другому випадку подається вхідне значення лише на нейрон  $x_4$ , однак у ході її роботи повну інформацію отримує нейрон  $x_1$ , при цьому нейрони  $x_2$  та  $x_3$  містять у собі неповну інформацію, лише її певну частину. Тоді для цього випадку можна визначити з таблиці, що  $\delta + \alpha$ . А в тринадцятому варіанті при вхідному векторі (1,1,0,0) маємо немонотонний наслідок:  $\alpha \cdot \beta + \delta$ , що і є немонотонним міркуванням у контексті штучних нейронних мереж.

Немонотонні логіки, безумовно, відкривають широкі можливості для прикладного застосування у задачах штучного інтелекту, пропонуючи нові підходи для передачі інформації у класичних нейронних мережах. Показавши на прикладі моделювання роботи штучної нейронної мережі Гопфільда із застосуванням немонотонної логіки, можна зробити висновок, що здавалося б суто теоретична наука, математична логіка, може дійсно мати застосування не лише на теоретичному, а й на практичному рівнях. Це лише зайвий раз свідчить про неабияку актуальність використання апарату немонотонних логік у різноманітних галузях комп'ютерних наук, зокрема в штучному інтелекті.

### Список використаних джерел

1. M. Cramer, S. Hölldobler, M. Ragnl. Modeling human reasoning about conditionals. In: Proceedings of the 19th International Workshop on Non-Monotonic Reasoning (NMR-21), 2021. С. 223.
2. Gelfond M. Logic programming and knowledge representation – The A-Prolog perspective / M. Gelfond, N. Leone. – «Elsevier», 2002. – 36 с.
3. J. Piaget, B. Inhelder. Memory and Intelligence. – К.: London: Routledge & Kegan Paul, 1973.
4. M. A. Cohen, S. Grossberg. Absolutestability of global pattern formation and parallelmemory storage by competitive neural networks. – К.: «IEEE Transactions on Systems», 1983
5. Hopfield J. J. Neurons with graded responsehave collective computational properties like those of two-state neurons. – К.: Proceedings of the National Academy, 1984.