

- тенденції та перспективи в Україні та за кордоном. *UNESCO Chair Journal Lifelong Professional Education in the XXI Century*. 2. 152-161. Вилучено з: 10.35387/ucj.2(10).2024.0012. (дата звернення: 08.05.2025).
2. Chatgpt. Вилучено з: <https://chatgpt.com/> (дата звернення: 08.05.2025).

References

1. Hrytsenchuk, O. O. (2024). The Use of Artificial Intelligence in Education: Trends and Prospects in Ukraine and Abroad. *UNESCO Chair Journal Lifelong Professional Education in the XXI Century*. 2. 152-161. Retrieved from: 10.35387/ucj.2(10).2024.0012. (Accessed: 08.05.2025).
2. Chatgpt. Retrieved from: <https://chatgpt.com/> (Accessed: 08.05.2025).

КЛАСТЕРИЗАЦІЯ НЕЧІТКИХ ОБРАЗІВ У НЕПЕРЕРВНИХ ПРОСТОРАХ ОЗНАК КОНКУРЕНТНИМИ НЕЙРОННИМИ МЕРЕЖАМИ КОХОНЕНА

Максим БАНАЦЬКИЙ-ШУМАНСЬКИЙ,

здобувач першого (бакалаврського) рівня вищої освіти

Рівненський державний гуманітарний університет

Володимир СЯСЬКИЙ,

*кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри інформаційних
технологій та моделювання*

Рівненський державний гуманітарний університет

Анотація. Проведено модифікацію алгоритму конкурентного навчання нейронних мереж Кохонена для кластеризації нечітких образів, визначених густиною ймовірності в неперервних просторах ознак. Для визначення положення центрів мас кластерів застосовано алгоритм тріангуляції Делоне.

Ключові слова: кластеризація образів, нечіткі дані, густина ймовірності, нейронна мережа Кохонена, нейрон-переможець, центр мас кластера, тріангуляція Делоне.

Maksym BANATSKYI-SHUMANSKYI, Volodymyr SIASKYI. Clustering of Fuzzy Images in Continuous Feature Spaces by Competitive Kohonen Neural Networks

Abstract. A modification of the Kohonen competitive learning algorithm for neural networks is carried out for clustering fuzzy images defined by the probability density in continuous feature spaces. The Delaunay triangulation algorithm is used to determine the position of the cluster centers of mass.

Key words: clustering of images, fuzzy data, probability density, Kohonen neural network, winning neuron, center of mass of the cluster, Delaunay triangulation.

При розробці систем штучного інтелекту знання про конкретну предметну область рідко бувають повними й абсолютно достовірними. При обробці даних і знань на основі строгих (чітких) механізмів формальної логіки виникає протиріччя між нечіткими даними і знаннями та чіткими методами логічного виведення.

Усунення такого протиріччя можливе або шляхом усунення нечіткості знань, або завдяки використанню спеціальних методів подання й обробки нечітких даних і нечітких знань. Нечіткі знання є ключовим компонентом роботи з інформацією, що є неповною або неоднозначною. Ця концепція, пов'язана з теорією нечітких множин та нечіткої логіки, дозволяє моделювати та обробляти дані, які не можуть бути чітко визначені або класифіковані. Нечіткі множини є базовою в теорії нечіткої логіки. Вони дозволяють моделювати явища, що мають невизначені або розмиті межі. На відміну від традиційних множин, де елемент або належить множині, або ні, нечіткі множини дозволяють елементу належати множині з певним ступенем приналежності, який варіюється від 0 до 1.

Вирішення завдань інтелектуального аналізу даних часто вимагає проведення класифікації та кластеризації образів. Кластеризація або кластерний аналіз – це статистична процедура, задача якої полягає в розбитті вибірки

об'єктів на підмножини, що не перетинаються і називаються кластерами. Кластеризація відноситься до класу задач машинного навчання без вчителя (Марченко, & Россада, 2017), які реалізуються штучними нейронними мережами. Хороші результати демонструють мережі конкурентного навчання, зокрема мережі Кохонена (Kohonen, 2001).

У випадку чітких даних класичний алгоритм навчання шару Кохонена передбачає локалізацію векторів ваг його нейронів серед сукупностей векторів образів, що утворюють спільні кластери. Якщо ж дані, що є компонентами образів деякої предметної області, визначені нечітко, то вектор вагових коефіцієнтів нейронів Кохонена стане багатозначним із різним ступенем приналежності в межах від 0 до 1.

У випадку кластеризації в неперервних просторах ознак кожен нечіткий образ X^t розуміється як область S^t (однозв'язна або багатозв'язна, замкнута або відкрита), в якій відома густина ймовірності $\rho^t(x_1, x_2, \dots, x_N)$ перебування цього образу у відповідній точці простору $X = (x_1, x_2, \dots, x_N) \in S^t$. При цьому інтегральна сума густини ймовірності по відповідній області для кожного образу має давати одиницю.

Алгоритм кластеризації нейронними мережами Кохонена, адаптований для випадку нечітких дискретних образів (Банацький-Шуманський, & Сяський, 2024), слід модифікувати з врахуванням неперервності розподілу густини ймовірності для кожного образу:

- 1) початково в межах області розподілу образів випадковим чином генеруються нейрони Кохонена;
- 2) проводиться розділення області розподілу образів прямими (площинами), які є серединними перпендикулярами між кожною парою найближчих нейронів – діаграма Вороного (Aurenhammer, Klein, & Lee, 2013). У результаті формуються багатокутні (багатогранні) області активації відповідного нейрона Кохонена. В одну область активації можуть

потрапити фрагменти різних образів. Вони утворюватимуть спільний кластер (Рис. 1);

- 3) встановлюються координати центрів мас кожного кластера з врахуванням розподілів густин ймовірностей образів, що туди потрапили;
- 4) вектори вагових коефіцієнтів нейронів Кохонена корегуються в напрямку центрів мас відповідних кластерів;
- 5) кроки 2), 3), 4) повторюється зі зменшенням коефіцієнту швидкості навчання на кожній епосі до тих пір, поки положення нейронів Кохонена практично перестане змінюватися.

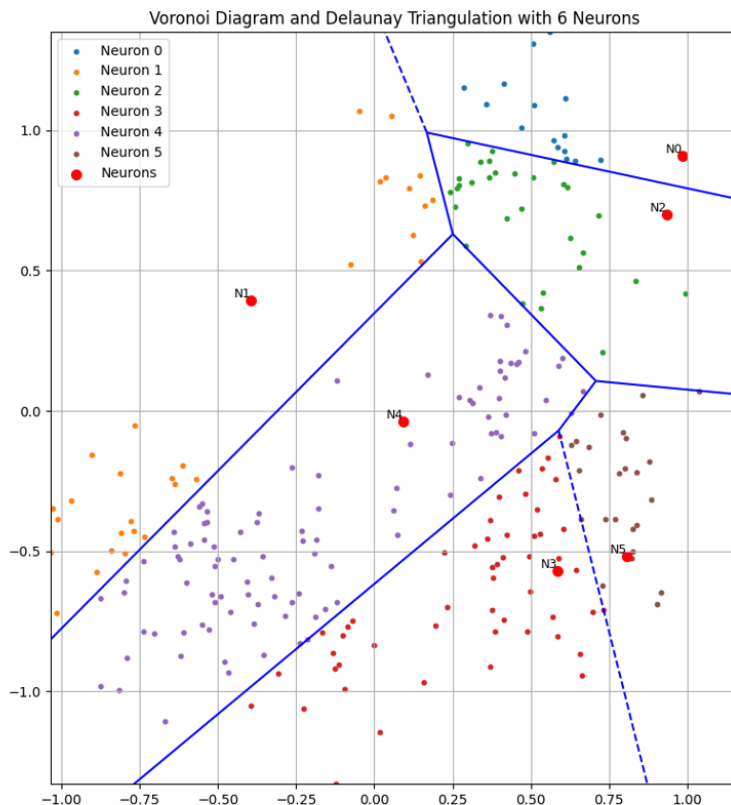


Рис. 1. Початкове розділення області розподілу образів (6 нейронів Кохонена)

Визначення координат центрів мас кожного кластера, що є багатозв'язною областю з кусково-неперервною функцією густини ймовірності є проблемою обчислювального характеру. Тому для інтегрування використовуються квадратурні формули по особливій системі вузлів, які початково в межах області розподілу образів генеруються випадковим чином. Після цього будується

триангуляція Делоне для сформованої системи вузлів та знаходяться точки перетину ребер триангуляції з ребрами діаграми Вороного. Точки перетину – це фактично новозгенеровані точки, в яких густини обчислюються за формулою

$$\rho = \frac{l_1 \cdot \rho_2 + l_2 \cdot \rho_1}{l_1 + l_2},$$

де l_1 та l_2 – це відстані від точки перетину до відповідних вершин ребра триангуляції, а ρ_1 та ρ_2 – це густини ймовірностей у вершинах ребра триангуляції.

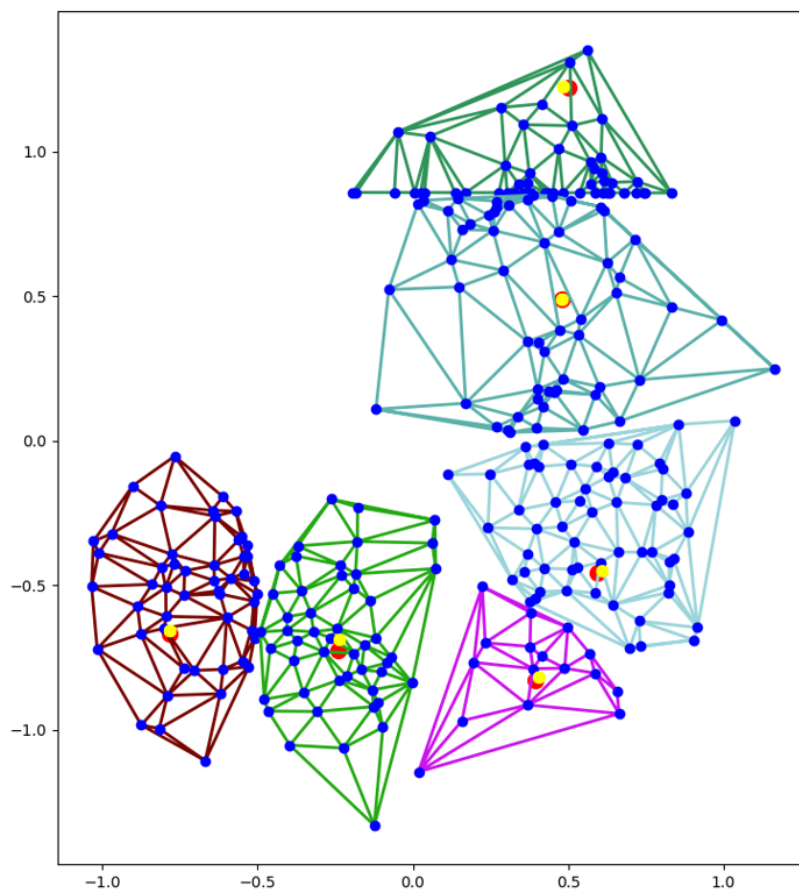


Рис. 2. Триангуляція Делоне для областей активації

Розглянутим вище методом досліджено залежність результату кластеризації від початкової локалізації та від розподілу густини ймовірностей перебування образу у відповідній точці. Не зменшуючи загальності, розглянуто випадок двовимірного простору ознак. На рис. 3 наведено результат кластеризації після виконання 25 епох навчання нейронної мережі.

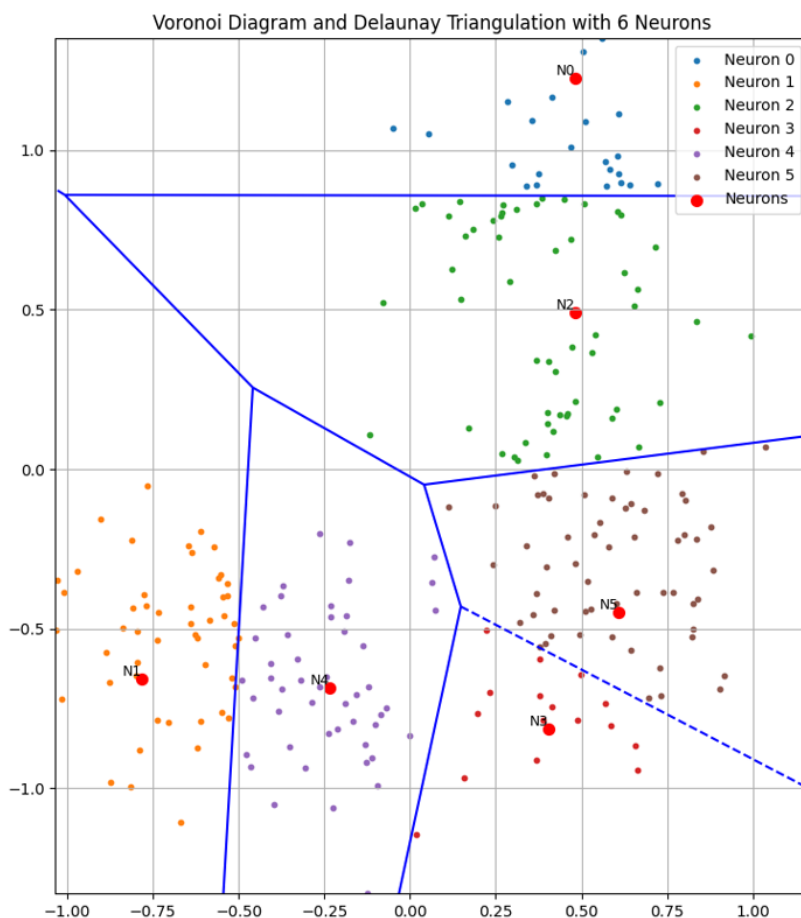


Рис. 3. Результат кластеризації (25 epoch)

Список використаних джерел

1. Марченко, О. О., & Россда, Т. В. (2017). Актуальні проблеми Data Mining: Навч. посіб. для студентів факультету комп'ютерних наук та кібернетики. Київ : КНУ ім. Т. Шевченка.
2. Kohonen, T. (2001). Self-Organizing Maps. 3rd ed. Berlin; Heidelberg; New York; Barcelona; Hong Kong; London; Milan; Paris; Singapore; Tokyo : Springer.
3. Банацький-Шуманський, М., & Сяський, В. А. (2024). Адаптація нейронних мереж Кохонена для кластеризації нечітко визначених образів. *Інформаційні технології в професійній діяльності* : матеріали XVII Всеукраїнської науково-практичної конференції (Рівне, 5 листопада 2024 р.). Рівне : РВВ РДГУ. 125–129.

4. Aurenhammer, F., Klein, R., & Lee, D.-T. (2013). *Voronoi Diagrams and Delaunay Triangulations*. World Scientific Publishing Company.

References

1. Marchenko, O. O., & Rossada, T. V. (2017). Current Issues of Data Mining: Navch. posib. dlia studentiv fakultetu kompiuternykh nauk ta kibernetiky. Kyiv : KNU im. T. Shevchenka.
2. Kohonen, T. (2001). Self-Organizing Maps. 3rd ed. Berlin; Heidelberg; New York; Barcelona; Hong Kong; London; Milan; Paris; Singapore; Tokyo : Springer.
3. Banatskyi-Shumanskyi, M., & Siaskyi, V. A. (2024). Adaptation of Kohonen Neural Networks for Clustering of Ill-Defined Images. *Informatsiini tekhnolohii v profesiinii diialnosti : materialy XVII Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi konferentsii* (Rivne, 5 lystopada 2024 r.). Rivne : RVV RDHU. 125–129.
4. Aurenhammer, F., Klein, R., & Lee, D.-T. (2013). *Voronoi Diagrams and Delaunay Triangulations*. World Scientific Publishing Company.

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ ЯК КАТАЛІЗАТОР ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ

Олександр БЄЛЯЄВ,

аспірант

Державний біотехнологічний університет

Анотація. В даній роботі розглянуто сценарії використання штучного інтелекту на різних рівнях процесу прийняття рішень. Наведено приклади і результати впровадження штучного інтелекту у процес прийняття рішень великими підприємствами із США. Виділено переваги та ризики впровадження штучного інтелекту в процес прийняття рішень.

Ключові слова: прийняття рішень, штучний інтелект, підтримка прийняття рішень, системи підтримки прийняття рішень.