

МЕТОД ТРИВИМІРНОЇ ВІЗУАЛІЗАЦІЇ НА ОСНОВІ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ КОХОНЕНА

© Хаймуді Е.-К., Цимбал Ю., 2004

Розглядається проблема розв'язання задачі розпізнавання образів на основі карт із самоорганізацією Кохонена з візуалізованим представленням результатів. Пропонується застосувати додатковий параметр, що обчислюється за допомогою процедури ортогоналізації Грама–Шмідта як третю координату КІС. Подано результати проведених експериментів на тестових задачах для двовимірних та тривимірних КІС.

The problems of pattern recognition on a basis of Kohonen self-organizing maps with visual representation of results have been considered in the paper. An additional parameter, which calculated with Gram-Schmidt orthogonalization has been offered for using as a third coordinate. The results of the carried out experiments on the test tasks for 2D and 3D self-organizing maps have been shown in the paper.

Вступ

Серед сучасних засобів розпізнавання образів значного поширення набули штучні нейронні мережі (НМ). Однією з найбільш перспективних моделей НМ є мережі на основі карт із самоорганізацією (КІС), запропоновані фінським ученим Т. Кохоненом [1]. Унаслідок навчання мережі Кохонена здійснюється віднесення кожного з вхідних векторів (які утворюють множину реалізацій) до відповідного нейрона на карті залежно від подібності вхідних векторів між собою (парадигма навчання "без учителя"). Вектори, які є близькими у початковому m -вимірному просторі (за евклідовою відстанню чи скалярним добутком), будуть близькими і в просторі меншої вимірності (на карті). Застосовуючи одно-, дво- або тривимірні КІС, можна здійснити візуалізацію образів, що описуються множиною реалізацій у вигляді, зручному для сприйняття людиною.

Процес навчання КІС розпочинається з нормалізації вхідних векторів (зведення до одиничної довжини), яка є необхідною для коректного визначення міри близькості за методом скалярного добутку, а також для усунення впливу вибору одиниць вимірювання при застосуванні методу евклідової відстані. Мережа визначає для кожного вхідного вектора навчальної множини нейрон-переможець із найбільш близькими значеннями вектора вагових коефіцієнтів. Надалі вагові коефіцієнти для нейрона-переможця та його сусідів змінюються за формулою:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + h(t) \cdot \alpha(t) \cdot [x_i - w_{ij}(t)] \quad (1)$$

де t – номер ітерації; w_{ij} – ваговий коефіцієнт, що зв'язує i -й компонент вхідного вектора x і j -й нейрон; $h(t)$ – функція сусідства; $\alpha(t)$ – функція швидкості навчання, що спадає з часом.

Надалі обчислення згідно з (1) повторюються для всіх вхідних векторів, доки не буде виконана кластеризація вхідних векторів відповідно до їхньої подібності. Умовою зупинки може бути виконання заданої кількості ітерацій або досягнення достатньо малої середньої відстані між кожним вхідним вектором та вектором вагових коефіцієнтів відповідного нейрона-переможця. Таким чином процедура навчання мережі Кохонена є ітераційною і точність розпізнавання образів за допомогою КІС значною мірою залежить від розмірності карти. Оскільки навчання здійснюється внаслідок ітераційної процедури, досягнення вищої точності вимагатиме більше часу на навчання мережі, що зменшує ефективність її практичного застосування.

Також, відомо, що при нормалізації вхідних векторів зберігається лише інформація про співвідношення між значеннями різних компонент одного вхідного вектора. Інформація про їхню початкову довжину й співвідношення між абсолютними значеннями однакових компонентів різних вхідних векторів буде втрачена, що не завжди є прийнятним у практичних задачах [2]. Для усунення цього недоліку одним з авторів було запропоновано варіант КІС із двома додатковими компонентами реалізацій, обчисленими за процедурою ортогоналізації Грама–Шмідта, та розглянуті результати його застосування у тестових задачах [3]. У цьому варіанті вказані недоліки усуваються за рахунок попередньої обробки множини реалізацій (збільшення її розмірності), що дещо ускладнює мережу та збільшує час навчання.

Метою цієї роботи є встановлення можливості застосування додаткових параметрів, обчислених за процедурою ортогоналізації Грама–Шмідта для здійснення розпізнавання образів на основі нейронних мереж Кохонена без модифікації множини реалізацій.

1. Введення додаткового параметра та побудова тривимірної КІС

Пропонується для кожного вхідного вектора, що утворюють множину реалізацій для процедури навчання КІС, обчислювати значення додаткового параметра, за формулою (2), введеною на основі процедури ортогоналізації Грама–Шмідта [4]:

$$K_l = \frac{\sum_{p=1}^m (M_{l,p} \cdot M_{S,p})}{\sum_{p=1}^m (M_{S,p})^2}, \quad (2)$$

де $M_{l,p}$ – елементи матриці реалізацій, що складається з n рядків та m стовпців, зведені до діапазону $[-1, 1]$ (по кожному зі стовпців матриці); l – номер реалізації (рядка матриці); p – номер компоненти (стовпця матриці); S – номер рядка матриці реалізацій, сума квадратів елементів якого є максимальною.

Значення параметра K_l відповідає відносній відстані від кожної точки (вхідного вектора) до площини, що проходить через початок координат перпендикулярно до базового (нормального) вектора S у просторі реалізацій.

Надалі здійснюємо навчання мережі за стандартним методом на початковій множині реалізацій із застосуванням нормалізації вхідних векторів та побудовою двовимірної КІС. Утворюється проекція множини реалізацій на площину (x, y) , до якої як третя координата (z) додаються розраховані згідно з (2) значення додаткових параметрів. Таким чином здійснюється побудова тривимірної карти (рис. 1).

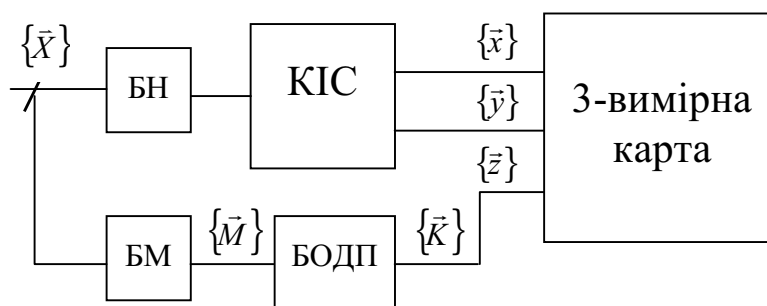


Рис. 1. Інформаційна модель побудови тривимірної карти
(БН – блок нормалізації, БМ – блок масштабування, БОДП – блок обчислення додаткового параметра, КІС – карта із самоорганізацією)

2. Мета та база досліджень

Метою досліджень є встановлення переваг та недоліків запропонованого методу тривимірної візуалізації порівняно з двовимірною КІС. Базою для досліджень є розроблена авторами програмна модель НМ Кохонена, яка реалізує побудову як дво-, так і тривимірних карт. Програма 3D_KohMap створена в системі програмування Delphi і здатна відображати результати навчання НМ у дво- або тривимірному просторі, використовуючи метод розфарбування породжених компонентів, що відповідають певним вхідним образам. Результат навчання визначається за розподілом на карті нейронів-переможців, що відповідають кожному з вхідних образів та визначають їхню належність до певного кластера.

3. Виконані експерименти та їхні результати

На рис. 2–4 показано результати виконаних експериментів для класичного методу візуалізації на основі двовимірної КІС (а) та для запропонованого методу тривимірної візуалізації (б). Використовувались тестові задачі розпізнавання образів, викладені в [3].

Приклад 1 (задача "сума по модулю 2" (XOR)). Мережа Кохонена розділила вхідні вектори на чотири класи, що відображено як на двовимірній карті (рис. 2, а), так і на тривимірній (рис. 2, б).

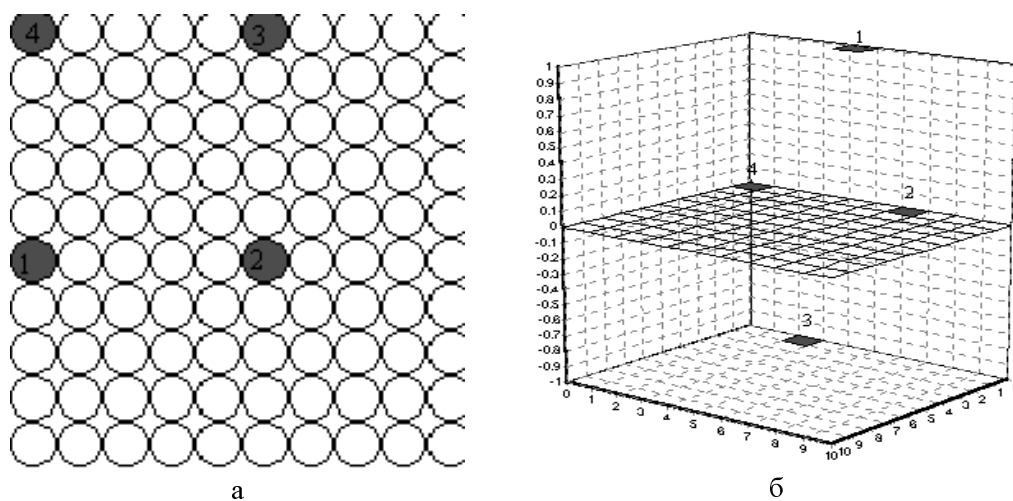


Рис. 2. Карти із самоорганізацією ("сума по модулю 2"):

а – двовимірна візуалізація, б – тривимірна візуалізація

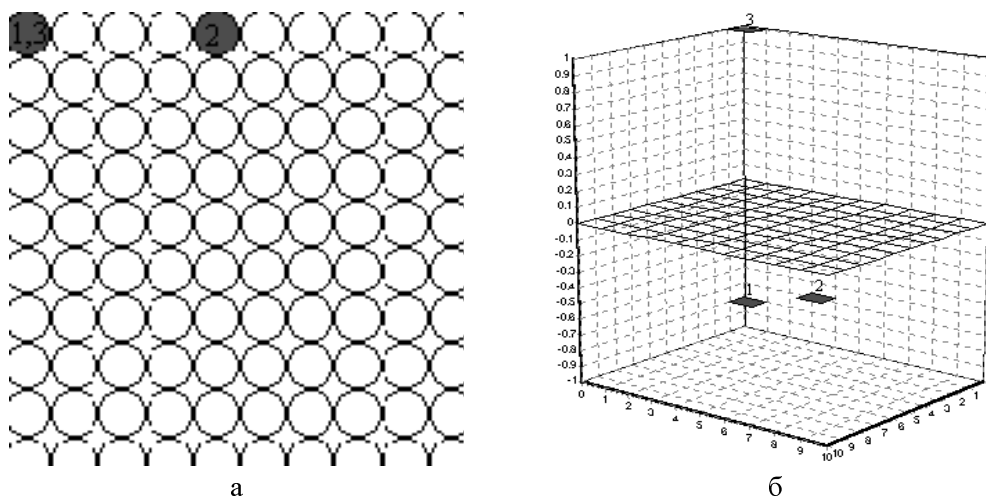


Рис. 3. Карти із самоорганізацією (два образи – лінійно залежні):

а – двовимірна візуалізація, б – тривимірна візуалізація

Приклад 2 містить три вхідні образи, із них два образи – лінійно залежні. НМ Кохонена не розділила вхідні вектори на три класи, тому при двовимірній візуалізації двом лінійно залежним вхідним векторам відповідає один нейрон переможець (рис. 3, а). При тривимірній візуалізації, внаслідок використання додаткового параметра як третьої координати, чітко видно, що множина реалізацій складається з трьох різних образів.

Приклад 3. Розглядається задача розпізнавання п'яти символів латинської абетки (A, B, H, X, I) [2, 5]. Кожен символ подається у вигляді сітки пікселів розміром 5х7. Заповнені пікселі кодуються одиничним значенням, а незаповнені – нульовим. Для використання в програмі 3DKohMap сітка значень 5х7 була перетворена у вектор, що складається з 35 компонентів. З рис. 4 видно, що мережа Кохонена розділяє вхідні образи, що відображено як на двовимірній (рис. 4, а), так і на тривимірній карті (рис. 4, б).

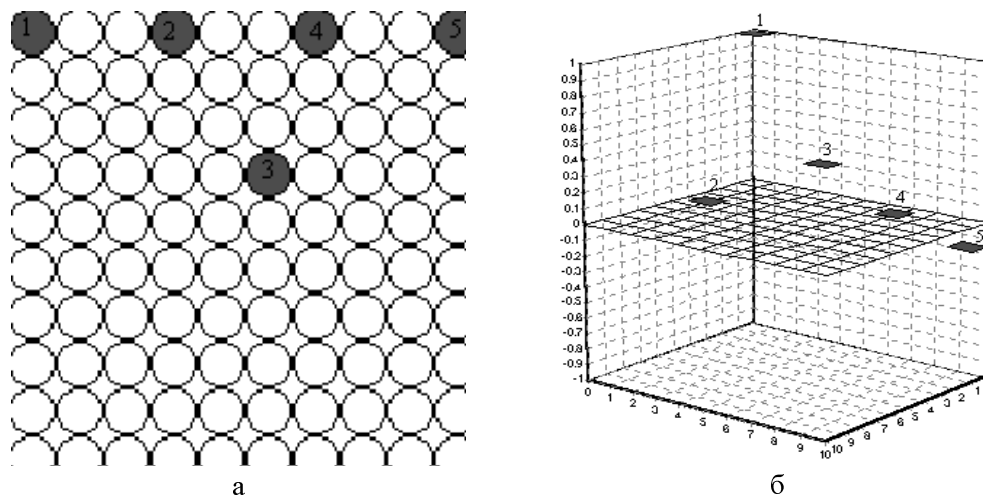


Рис. 4. Карти із самоорганізацією (образи – символи латинської абетки):
а – двовимірна візуалізація, б – тривимірна візуалізація

Висновки

При аналізі результатів застосування методу тривимірної візуалізації на основі нейронних мереж Кохонена у тестових задачах розпізнавання образів установлено, що запропонований метод із введенням додаткового параметра як третьої координати дозволяє розділити образи з лінійно залежними компонентами і відобразити поряд із співвідношенням компонентів різницю у їхніх абсолютних значеннях для різних векторів. Метою подальших досліджень буде використання цього методу для розв'язання практичних задач розпізнавання образів та встановлення особливостей його застосування для нейронних мереж із зустрічним поширенням (counter-propagation) при застосуванні парадигми навчання "з учителем".

1. Kohonen T. *Self-Organizing Maps* (2nd edition). – Springer Verlag, 1997. – 448 p. 2. El-Khatir Haimoudi. *Variant of the Kohonen Network with Two Additional Components in Vectors of Realization Set* // *Proceedings of the VIIth International Conference CADSM 200*. – Lviv, 2003. – P. 253–255. 3. Rao V.B., Rao H.V. *C++ Neural Networks and Fuzzy Logic* (2nd edition) – New York, MIS Press, 1995. 4. Сузорский В.П. *Математический аппарат инженера*. – К.: Техника, 1975. – 768 с. 5. Ткаченко Р., Хаймуді Ель-Кхатір. *Особливості застосування мереж Кохонена в задачах розпізнавання образів* // *Технічні вісті*. – 2002. – № 1(14), 2(15). – С. 110–113.