

М.: Наука, 1974. – 504 с.

12. Митропольский Ю. А. Метод усреднения в нелинейной механике. – К.: Наук. думка, 1971. – 440 с.

13. Сопрунюк П.М., Юзевич В.М., Огірко О.І., Луговий П.В. Автоматизація математичних обчислень для оцінки параметрів поверхневих шарів/Відбір і обробка інформації. – К.: Наук. думка, 2000. – Вип. 14 (90).

Ель-Кхатір Хаймуді, Ю. Цимбал

Національний університет "Львівська політехніка"

УДК 681.142.37

ДВОВИМІРНА КАРТА КОХОНЕНА З ДВОМА ДОДАТКОВИМИ КОМПОНЕНТАМИ РЕАЛІЗАЦІЙ

© Ель-Кхатір Хаймуді, Цимбал Ю., 2003

Розглядаються способи побудови двовимірної карти Кохонена та особливості її застосування в задачах розпізнавання образів. Обговорено проблему лінійно залежних вхідних векторів, розроблено варіант карти з попередньою обробкою множини реалізацій для усунення даної проблеми та введенням двох додаткових компонентів. Проведено експерименти на тестових задачах для стандартного та модифікованого варіантів карти, побудовані двовимірні топографічні карти для візуалізації отриманих результатів.

The ways of construction of a two-dimensional Kohonen map along with the features of using in the tasks of pattern recognition have been considered in this paper. The problem of linearly dependent input vectors has been discussed. The variant of a map with preprocessing of set of input vectors and introduction of two additional components for elimination of the given problem has been developed. The experiments on the test tasks for standard and modified variants of the map have been performed, the two-dimensional topographical maps for visualization of the obtained results have been constructed.

Вступ

Технології на основі штучних нейронних мереж зарекомендували себе як ефективний засіб розпізнавання образів. Зокрема, однією з найбільш розповсюджених є модель нейронної мережі на основі карт із самоорганізацією (КІС), запропонована фінським ученим Т.Кохоненом [1]. Вектори навчальної множини упорядковуються на одно- або двовимірній карті, утвореній нейронами вихідного шару так, що вектори, близькі у вихідному просторі, будуть відображатися нейронами вихідного шару, що також близькі між собою. Мірою близькості може служити максимум скалярного

добутку векторів чи мінімум евклідової відстані. Отже, можна вирішувати задачі кластеризації вхідних векторів і надалі – задачі класифікації. При цьому результат представляється в зручному для дослідника вигляді.

Особливістю навчання мереж Кохонена є те, що в процесі навчання модифікуються не тільки вагові коефіцієнти нейрона-переможця, але і його сусідів, тільки з меншою швидкістю. При цьому використовується так звана функція сусідства нейронів

$f(d, t) = \begin{cases} \text{const}, d \leq \beta(t) \\ 0, d > \beta(t) \end{cases}$ або функція Гаусса $f(d, t) = e^{-\frac{d^2}{2\beta^2(t)}}$. При цьому радіус навчання

$\beta(t)$ є лінійно спадною функцією від часу. Величина d вказує на відстані між нейроном-переможцем і іншими нейронами на карті (різниця меж індексами нейронів).

Нейрони розташовуються у вузлах карти Кохонена і являють собою n -вимірні вектори вагових коефіцієнтів $w = [w_1, \dots, w_n]$, де n визначається розмірністю початкового простору (розмірністю вхідних векторів), саме ці останні і коректуються в процесі навчання.

За правилом Кохонена навчання починається з вибору нейрона-переможця за методом скалярного добутку чи евклідової відстані, після цього відбувається модифікація вагових коефіцієнтів обраного нейрона і його сусідів відповідно до формули (1) [2]:

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

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 з часом зменшується.

Остання процедура виконується для усіх вхідних образів, що подаються на вхід карти послідовно, і процес навчання продовжується, доки не відбувається класифікація вхідних даних відповідно до їх подібності.

Незважаючи на вагомні переваги КІС, проведені експерименти показали, що останні мають деякі недоліки [3]. Як відомо, при навчанні мереж Кохонена вхідні вектори нормалізуються до одиничної довжини, при цьому значення початкової довжини векторів втрачаються, і мережа, зокрема, не зможе розділити лінійно залежні вектори. Для усунення цього недоліку пропонується попередня обробка множини реалізацій шляхом додавання додаткових компонентів, що зможуть нести певну інформацію про кожен вхідний вектор.

Попередня обробка множини реалізацій

Ідея пропонованого методу полягає у введенні до вхідних векторів двох додаткових компонентів, що будуть зберігати інформацію про їхній стан до нормалізації, зокрема, довжину. В основі обчислення цих компонентів лежить процедура ортогоналізації Грама-Шмідта [4, 5]. Для ілюстрації запропонованого методу візьмемо матрицю $M^{(1)}$, яка складається з елементів навчальної матриці, зведених до діапазону $[-1, 1]$ (за кожним з компонентів – стовпцем матриці):

$$M^{(1)} = \begin{vmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{k1} & x_{k2} & x_{k3} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{m1} & x_{m2} & x_{m3} \end{vmatrix}$$

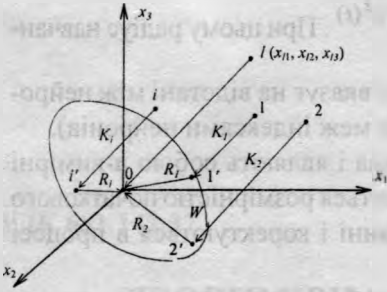


Рис. 1. Простір реалізацій

Кожному рядку матриці $M^{(1)}$ ставиться у відповідність точка у n -вимірному просторі реалізацій (рис. 1 – для $n = 3$).

Процедура розрахунку додаткових компонентів починається з вибору найбільш віддаленої точки від початку координат, тобто вибору рядка S навчальної матриці, сума квадратів елементів якого є максимальною. Проведемо вектор від даної точки I до початку координат і проведемо площину перпендикулярно до нього через початок координат. Відносна відстань (зведена до відстані від базової точки до початку координат) кожної точки до відповідної площини, що проходить через початок координат перпендикулярно до базового (нормального) вектора в заданому просторі реалізацій, дорівнює величині коефіцієнта K_p , що обчислюється згідно з (2) [5, 6]:

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

Отже, першим додатковим компонентом кожного вектора навчальної множини буде коефіцієнт K_p . Використовуючи формулу для одного кроку процедури ортогоналізації Грама-Шмідта, можна розрахувати координати точок матриці $M_{ij}^{(1)}$, спроектованих на побудовану площину:

$$M_{l,i}^{(2)} = M_{l,i}^{(1)} - K_l^{(1)} M_{S,i}^{(1)} \quad (3)$$

Другий додатковий компонент – це відстані на площині між спроектованими на неї точками (елементами матриці) і початком координат – обчислюється за формулою (4) [6]:

$$R_l = \sqrt{\sum_{i=1}^m M_{l,i}^{(2)2}} \quad (4)$$

де $l = 1, \dots, N$ – номер відповідного рядка навчальної множини; $M_{ij}^{(2)}$ – елементи, що складають рядки навчальної множини, m – їхня кількість.

Отримані компоненти K_r, R_l додаються до відповідного рядка початкової матриці $M^{(1)}$, формуючи матрицю реалізацій $M^{(1)*}$ із додатковими компонентами:

$$M^{(1)*} = \left\| \begin{array}{cccc|cc} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} & K_1 & R_1 \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} & K_2 & R_2 \\ \hline x_{l1} & x_{l2} & \dots & x_{lm} & K_l & R_l \\ \hline x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{Nm} & K_N & R_N \end{array} \right\|$$

Модифікована множина реалізацій подається на вхід КІС для здійснення процедури навчання.

Мета та база досліджень

У [6] показані результати застосування запропонованого методу для одновимірних карт Кохонена. Метою подальших досліджень було встановлення переваг і недоліків модифікованого варіанта (з уведенням додаткових компонентів) порівняно зі стандартним варіантом для двовимірних карт. Базою для досліджень є розроблена нами програмна модель карти Кохонена, що реалізує як стандартний, так і модифікований варіанти. Програма KohMap створена у системі програмування Delphi і здатна відображати результати у двовимірному представленні, використовуючи метод розфарбування породжених компонентів, що відповідають певним вхідним образам. Для роботи використовуються два файли: вхідних даних і результатів, що зберігаються в поточному робочому каталозі.

До характеристик процесу навчання належать загальна кількість ітерацій, середня відстань між векторами вхідних образів і векторами вагових коефіцієнтів за весь період навчання, відстань між ними на останній ітерації (сумарна і на один образ). Результат навчання визначається розподілом на топографічній карті нейронів-переможців, що відповідають кожному з вхідних образів і визначають їхню належність до певного кластера.

Виконані експерименти та їхні результати

Результати проведених експериментів для стандартного (С) і модифікованого (М) варіантів карти Кохонена в ряді тестових задач показані в таблиці. Також для обох варіантів наведені отримані двовірні топографічні карти (рис. 2 – 7). На карті (а) наведено нейрони-переможці, карті (б) – кластери, карті (в) – значення компонентів. Нумерація нейронів на карті починається з лівого верхнього кута (нульовий номер).

Приклад 1 (задача "сума за модулем 2" (XOR)). Для обох варіантів карта Кохонена могла розділити вхідні образи на чотири класи при однакових значеннях параметрів (крім значення періоду навчання) і з однаковими результатами.

Приклад 2 містить три вхідні образи, із них два образи – лінійно залежні. Карта Кохонена в стандартному варіанті не могла розділити вхідні вектори на три класи, а в модифікованому варіанті розділення досягається.

Вхідні дані та отримані результати

	Приклад 1		Приклад 2		Приклад 3	
	C1	M1	C2	M2	C3	M3
Вхідні дані	1 0 0 1 -1 0 0 -1	1 0 0 1 -1 0 0 -1	0.3 0.4 0.4 0.3 0.6 0.8	0.3 0.4 0.4 0.3 0.6 0.8	Літери А, Х, Н, В, І	Літери А, Х, Н, В, І
Усього циклів	3	3	2	6	5	8
Швидкість навчання	1	1	1	1	1	1
Розмір сусідства	4	4	3	4	2	2
Період навчання	3	3	2	6	6	9
Початкові значення вагових коефіцієнтів	0.00001	0.00001	0.00001	0.00001	0.00001	0.00001
Середня відстань	1.9633	1.963	0.1418	2.176	1.1013	1.2295
Відстань на останній ітерації	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001
Відстань на останній ітерації на один образ	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001	<0.0001
Нейрони-переможці	50,55,5,0	50,55,5,0	0,4,0	0,50,5	0,3,35,6,9	0,36,3,32,6

Приклад 3. Розглядається задача розпізнавання алфавітних символів [2, 6]. Кожен символ подається у вигляді сітки пікселів розміром 5×7 . Заповнені пікселі кодуються одиничним значенням, а незаповнені – нульовими. Для використання в програмі KohMap сітка значень 5×7 була перетворена у вектор, що складається з 35 компонентів

(для стандартного варіанта мережі). Отримані результати показують, що карта розділяє вхідні образи як у стандартному, так і в модифікованому варіанті, але кількість ітерацій є меншою при стандартному варіанті.

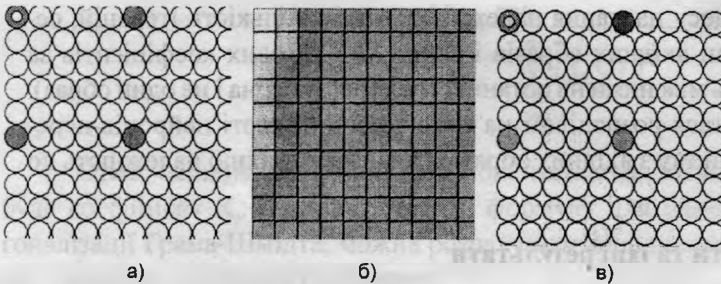


Рис. 2. Топографічні карти для стандартного варіанта КІС (приклад 1)

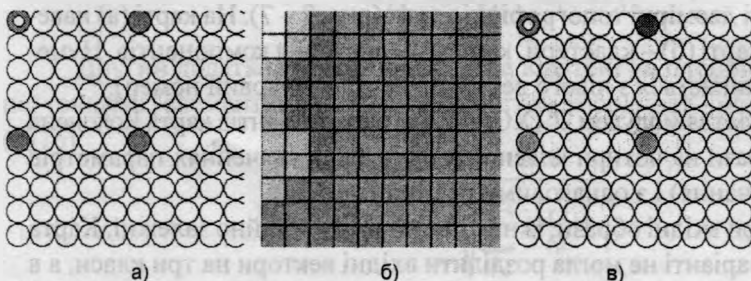


Рис. 3. Топографічні карти для модифікованого варіанта КІС (приклад 1)

Висновки

При аналізі результатів застосування двовимірної карти Кохонена в тестових задачах розпізнавання образів було встановлено, що використання модифікованого варіанта з

двома додатковими компонентами дозволяє виконувати розпізнавання образів із лінійно залежними компонентами. Результати навчання значною мірою залежать від значень параметрів мережі (швидкості навчання, початкових значень вагових коефіцієнтів, періоду навчання та розміру сусідства). Метою подальших досліджень буде розгляд

можливості застосування запропонованих додаткових компонентів реалізацій в інших системах розпізнавання образів та вирішення практичних задач.

1. Kohonen T. Self-Organizing Maps (2nd edition). – Springer Verlag, 1997. – 448 p.

2. Rao V.B., Rao H.V. C++ Neural Networks and Fuzzy Logic (2nd edition) - New York, MIS Press, 1995.

3. Ткаченко Р., Хаймуді Ель-Хатір. Особливості застосування мереж Кохонена в задачах розпізнавання образів // Технічні вісті. – 2002. – № 1(14), 2(15). – С. 110 – 113.

4. Сигорский В.П. Математический аппарат инженера. – К.: Техника, 1975. – 768 с.

5. Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., Цимбал Ю.В. Неітераційне навчання нейронних мереж прямого поширення // Вісник ДУ "Львівська політехніка". – 1999. – № 380. – С. 109 – 115.

6. El-Khatir Haimoudi. Variant of the Kohonen Network with Two Additional Components in Vectors of Realization Set // Proceedings of the VIIth International Conference CADSM 2003, Lviv, 2003, p. 253-255.

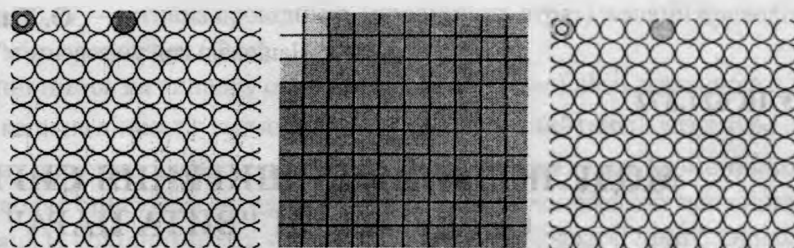


Рис. 4. Топографічні карти для стандартного варіанта КІС (приклад 2)

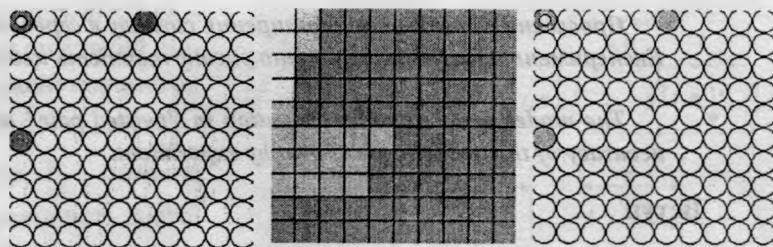


Рис. 5. Топографічні карти для модифікованого варіанта КІС (приклад 2)

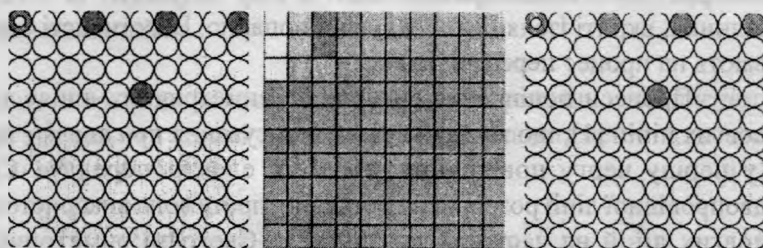


Рис. 6. Топографічні карти для стандартного варіанта КІС (приклад 3)

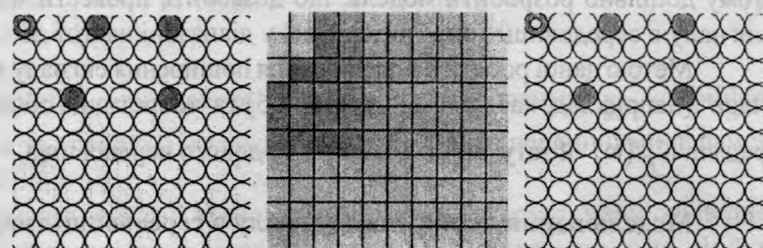


Рис. 7. Топографічні карти для модифікованого варіанта КІС (приклад 3)