УДК 681.142.37

Ель-Кхатір Хаймуді
Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра АСУ

ВАРІАНТ МЕРЕЖІ КОХОНЕНА З ДВОМА ДОДАТКОВИМИ КОМПОНЕНТАМИ ВЕКТОРІВ МНОЖИНИ РЕАЛІЗАЦІЙ

Розглянуто недоліки мереж Кохонена для задач розпізнавання образів. Розроблено новий варіант мережі із застосуванням додаткових компонентів векторів множини реалізацій. Наводяться результати розв’язання тестових задач для стандартного та модифікованого варіантів мережі Кохонена.

The problems of using of Kohonen networks in the tasks of pattern recognition have been considered. A new variant of network with additional components in the input patterns has been developed. The results of solution of test tasks for standard and modified variants of Kohonen network have been shown.

Мережа Кохонена

Нейронна мережа Кохонена [1] складається з двох шарів — вхідного та вихідного і використовує метод неконтрольованого конкуренційного навчання, тобто мережа навчається тільки на основі вхідних образів через наближення векторів їх компонентів та векторів вагових коефіцієнтів.

У процесі навчання мережі Кохонена, як правило, відбувається нормалізація вхідних векторів і векторів вагових коефіцієнтів під час ініціалізації, що дозволяє скоротити час навчання:

$$x_i = x_i \Big/ \sqrt{\sum_{j=0}^{n-1} x_j^2}\ ,$$

де x_i – *i-а* компонента вхідного образу або вектора вагових коефіцієнтів, n – його розмірність.

У результаті проведених експериментів на тестових задачах [2] встановлено, що мережа не завжди може розділити вхідні образи, а результати навчання значною мірою залежать від початкових значень параметрів мережі, таких як розмір сусідства, кількість нейронів у вихідному шарі, коефіцієнт швидкості навчання, період навчання, а також початкових значень вагових коефіцієнтів. Внаслідок нормалізації вхідних векторів втрачається певна інформація про значення довжин векторів і окремих їх елементів. При цьому мережа Кохонена не зможе розділити близькі та лінійно залежні вектори.

Пропонується усувати цей недолік шляхом уведення додаткових компонентів до векторів вхідних образів. Ці компоненти будуть нести додаткову інформацію про кожний вхідний образ, що дозволить мережі розділити вектори, що не розділялися у стандартному варіанті мережі.

Спосіб обчислення додаткових компонентів для мережі Кохонена

Нехай вектори навчальної множини мережі Кохонена, що відповідають вхідним образам, утворюють матрицю М:

$$M = \left\| \begin{matrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \hdashline x_{l1} & x_{l2} & \dots & x_{lm} \\ \hdashline x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{Nm} \end{matrix} \right\|. \tag{1}$$

Кожному рядку матриці (1) (реалізації) ставиться у відповідність точка m-вимірного простору реалізацій (рис. 1 — для m=3). Точки 1, 2, m у просторі реалізацій відповідають 1-му,2-му, m-му рядкам матриці.

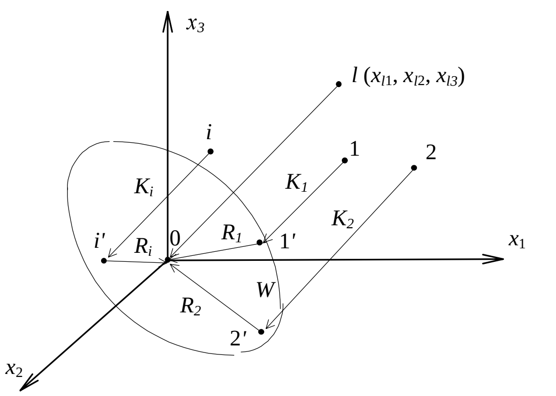

Рис.1. Простір реалізацій

Процедура обчислення додаткових компонентів починається з вибору рядка S навчальної матриці, сума квадратів елементів якого є максимальною. Тобто визначається точка l, найбільш віддалена від початку координат. Проведемо вектор від точки l до початку координат і перпендикулярно до нього через початок координат проведемо площину, рівняння якої буде наступним:

$$x_{l,1} * x_1 + x_{l,2} * x_2 + \dots + x_{l,n} * x_n = 0\,. \tag{2}$$

Відстань від довільної точки $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ у просторі реалізацій до площини (2) дорівнює абсолютній величині d

$$d = \frac{x_{l,1} * x_1 + x_{l,2} * x_2 + \dots + x_{l,n} * x_n}{\sqrt{x_{l,1}^2 + x_{l,2}^2 + \dots + x_{l,n}^2}} \tag{3}$$

Значення d відповідає значенню коефіцієнта K_l, що обчислюється згідно з (4) [3]:

$$K_l^{(j)} = \frac{\sum_{p=1}^{m} \left(M_{l,p}^{(j)} \cdot M_{S,p}^{(j)} \right)}{\sum_{p=1}^{m} \left(M_{S,p}^{(j)} \right)^2} \tag{4}$$

Оскільки d — це відстань від базової точки l до початку координат, можна стверджувати, що коефіцієнт домірності K_l, на який збільшуються елементи базового рядка перед виконанням процедури (5) [3] — це відносна відстань (приведена до відстані від базової точки до початку координат) кожної точки до відповідної площині, що проходить через початок координат перпендикулярно до базового (нормального) вектора:

$$M_{l,i}^{(2)} = M_{l,i}^{(1)} - K_l^{(1)} \cdot M_{S,i}^{(1)} \qquad (5)$$

Після обчислення коефіцієнта K_l і виконання процедури (5) отримані рядки матриці $M_{l,i}^{(2)}$ утворять проекцію точки матриці $M_{l,i}^{(1)}$ на побудовану площину згідно з процедурою ортогоналізації Грама-Шмідта.

Відстані на площині між проекціями точок та початком координат визначаються як:

$$R_l = \sqrt{\sum_{i=1}^{m} M_{l,i}^{(2)2}} \qquad (6)$$

де l=1…N – номер відповідного рядка навчальної множини; $M_{l,i}^{(2)}$ – елементи, що складають рядки навчальної матриці, i=1…m.

Отримані значення компонентів K_l, R_l додаються до відповідних векторів множини реалізацій, утворюючи два додаткові стовпці. Модифікована множина реалізацій подається на вхід мережі Кохонена для здійснення процедури навчання.

Мета і база досліджень

Метою досліджень було встановлення переваг і недоліків нового варіанта мережі Кохонена порівняно зі стандартним варіантом для ряду тестових задач. 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 за переліком нейронів-переможців, що відповідають кожному із вхідних образів і визначають їх належність до певного кластера.

Для проведення експериментів розроблена програмна модель мережі Кохонена, яка реалізує як стандартний, так і запропонований варіанти. Програма Kohnet створена в системі програмування Delphi. Вона використовує два файли: вхідних даних і результатів роботи. Файли зберігаються у поточному робочому каталозі.

Виконані експерименти та їх результати

У табл. 1 наведено результати проведених експериментів для стандартного (С) і модифікованого (М) варіантів мережі Кохонена.

Таблиця 1

Вхідні дані та отримані результати

	Приклад 1		Приклад 2		Приклад 3	
	С1	М1	С2	М2	С3	М3
1	***2***	***3***	***4***	***5***	***6***	***7***
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	Див. рис.3	Див. рис.3
Разом циклів	3	3	-	3	3	16
Швидкість навчання	1	1	-	1	1	1

Продовження табл. 1

1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Розмір сусідства	0	0	-	1	1	5
Період навчання	3	1	-	3	3	8
Початкові значення вагових коефіцієнтів	0.000	0.000	-	-1.000	0.000	0.000
Середня відстань	1.963	1.963	-	2.176	1.856	1.166
Відстані на останній ітерації	<0.001	<0.001	-	<0.0001	<0.001	0.003
Відстані на останній ітерації на один образ	<0.001	<0.001	-	<0.0001	<0.001	0.0007
Нейрони-переможці	2,3,1,0	2,3,1,0	Розділення немає	3,2,0	0,8,1,3,5	12,3,0,1,5

Приклад 1. (задача “сума за модулем 2” (XOR)). Для обох варіантів мережа Кохонена могла розділити вхідні образи на чотири класи при однакових значеннях параметрів (окрім значення періоду навчання) та з однаковими результатами.

Приклад 2. містить три вхідні образи, з них два образи — лінійно залежні. Мережа Кохонена у стандартному варіанті не могла розділити вхідні образи на три класи, а у модифікованому варіанті розділення досягається.

Приклад 3. Розглядається задача розпізнавання алфавітних символів [4]. Кожен символ наводиться у вигляді сітки пікселів розміром 5x7. Заповнений піксел кодується одиничним значенням, а незаповнений — нульовим. Приклад такого наведення показаний на рис. 2.

0 0 1 0 0
0 1 0 1 0
1 0 0 0 1
1 0 0 0 1
1 1 1 1 1
1 0 0 0 1
1 0 0 0 1

Рис. 2. Наведення символу A у вигляді сітки значень 5x7

Для використання у програмі Kohnet сітка значень 5x7 була перетворена у вектор, що складається з 35 компонент (для стандартного варіанту мережі). Відповідні вектори для символів A, X, H, B та I наведені на рис. 3.

A: 0 0 1 0 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1

X: 1 0 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 1

H: 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1

B: 1 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 1

I: 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0

Рис. 3. Наведення символів A, X, H, B та I у вигляді векторів з 35 компонент

Отримані результати показують, що мережа розділяє вхідні образи як у стандартному, так і у модифікованому варіанті, але кількість ітерацій є меншою при стандартному варіанті.

Висновки. При аналізі результатів застосування мережі Кохонена у тестових задачах розпізнавання образів було встановлено, що використання модифікованого варіанта з двома додатковими компонентами навчальної множини дозволяє розпізнавати образи із лінійно залежними компонентами. Результати навчання значною мірою залежать від значень параметрів мережі (швидкості навчання, початкових значень вагових коефіцієнтів, періоду навчання і розміру сусідства).

1. Kohonen T. Self-Organizing Maps (2nd edition). — Springer Verlag, 1997. — 448 p. 2.Ткаченко Р., Хаймуді Ель-Кхатір. Особливості застосування мереж Кохонена у задачах розпізнавання образів // Технічні вісті —2002. — №№ 1(14), 2(15). — С. 110-113. 3. Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., Цимбал Ю.В. Неітераційне навчання нейронних мереж прямого поширення // Вісн. ДУ "Львівська політехніка". – 1999. — № 380. — С. 109-115. 4.Rao V.B., Rao H.V. C++ Neural Networks and Fuzzy Logic (2nd edition) — New York, MIS Press, 1995.

УДК 657.471.012

Л.К. Гліненко, І.В. Атаманова, Т.А. Смердова
Національний університет "Львівська політехніка",
кафедра ЕЗІКТ

ВДОСКОНАЛЕННЯ ПРОЦЕДУРИ ФВА ДЛЯ СКЛАДНИХ СИСТЕМ

Проаналізована існуюча технологія побудови функціонально-вартісної діаграми ФВА. Запропоновані шляхи удосконалення для складних систем.

Actual FCA technique for value-cost diagram creation is analyzed and proposed to be improved by function grouping and their values reduction.

Функціонально-вартісний аналіз виходить з того, що довільна технічна система (ТС) є лишень засобом реалізації певної функції для задоволення деякої потреби [1]. ТС моделюється у вигляді дерева функцій, причому для вартості кожної функції, що складається з вартості її носія та експлуатаційних витрат, існує межа «функціональної доцільності». Ця межа задається співвідношенням функціональної значущості (вагомості) внутрішніх функцій: чим більший внесок даної функції в реалізацію головної функції системи, тим більша частка витрат може припадати на дану функцію, і, таким чином, на її носія. За значущістю функції рангуються відповідно до ступеня безпосередньої участі в перетворенні об'єкта головної функції. Після розташування функцій у порядку монотонного спадання і присвоєння їм відповідних рангів границя функціональної значущості описується формулою:

$$W_i = \frac{2n}{i\sum_{i=1}^{n} i}, \qquad (1)$$

де i — ранг функції, n — кількість функцій за умови, що ранги функцій індивідуальні.