

13. Сікора Л.С. Робасні та інформаційні концепції в процедурах синтезу систем управління. - Львів: Центр стратегічних досліджень еко-біотехнічних систем. – Серія ТСС. – Т. 6. – 2001. – 577с.
14. Сікора Л.С. Лазерні інформаційно-вимірювальні системи для управління технологічними процесами. – Ч. 2. Системологія прийняття рішень на управління в складних технологічних структурах. Т. 3. – Львів: Каменяр, 1998. – 453 с.
15. Сікора Л.С., Драган Я.П., Медиковський М.О. Системологія і логіка формування процедур прийняття рішень //1-й Міжнародний радіоелектронний форум "Прикладна радіоелектроніка. Состояние и перспективы развития": Сб. науч. трудов. – Харків: Нац. ун-т радіоелектроніки, 2002. – С.44–46.
16. Омельченко В.О., Безрук В.М., Драган Я.П., Колесников О.О., Омельченко А.В. Імовірнісні моделі випадкових сигналів та полів у прикладах і задачах: Навч. посібник / За ред. В.О.Омельченка. – К.: ІСДО, 1996. – 272с.

Е. Хаймуді, Ю.Цимбал

Національний університет "Львівська політехніка"

УДК 681.142.37

ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДУ ПОПЕРЕДНЬОЇ ОБРОБКИ РЕАЛІЗАЦІЙ ДЛЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ У ЗАДАЧАХ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

© Хаймуді Е., Цимбал Ю., 2003

Розглянуто моделі штучних нейронних мереж із попередньою обробкою реалізацій на основі геометричного підходу для застосування у задачах розпізнавання образів. Проведено експерименти на практичних задачах, які підтвердили доцільність застосування запропонованих методів попередньої обробки у картах із самоорганізацією та мережах зустрічного поширення. Побудовані дво- та тривимірні топографічні карти для візуалізації отриманих результатів розпізнавання.

The artificial neural network models with preprocessing of input vectors are considered on the basis of the geometrical approach for application in the tasks of pattern recognition. The experiments on the practical tasks have been carried out. The expediency of application of the offered methods of preprocessing in self-organizing maps and counter propagation networks of has been confirmed. 2D and 3D topographical maps for visualization of the obtained results of recognition have been constructed.

Вступ

Останнім часом при розв'язанні інтелектуальних задач (розпізнавання образів, адаптивного керування, прогнозування, діагностики) значного поширення набули сис-

теми на основі штучних нейронних мереж (ШНМ). Суттєвою перевагою ШНМ є функціональна подібність до біологічних нейронних мереж та універсальність при розв'язанні широкого кола задач. Існують різні за архітектурою та методами навчання моделі ШНМ, проте сьогодні у задачах розпізнавання образів застосовують переважно моделі, що використовують методи конкурентного навчання, зокрема, карти із самоорганізацією Кохонена (КІС) [1] та мережі зустрічного поширення Хехт-Нільссена (МЗП) [2].

КІС складається з двох шарів нейронів: вхідного та вихідного, навчається "без учителя" і функціонує за правилом "переможець забирає все". Для кожного вхідного вектора (реалізації з навчальної множини) за методами скалярного добутку або евклідової відстані визначається нейрон-"переможець". Важливою та зручною особливістю КІС є можливість візуалізації результатів в одно- або двомірному просторі.

МЗП поєднує в одній архітектурі дві різні типи нейромережів структури. Мережа складається з трьох шарів: вхідного, Кохонена та Гроссберга. На відміну від КІС МЗП навчається "з учителем" і функціонує так, що в процесі навчання вхідні вектори асоціюються з відповідними вихідними векторами.

Для одержання коректних результатів КІС та МЗП вимагають нормалізації вхідних векторів до одиничної довжини. Однак тоді втрачається інформація про початкову довжину різних вхідних векторів і співвідношення між абсолютними значеннями їхніх відповідних компонентів, зокрема, не розділяються лінійно залежні та близькі до них вхідні вектори [3].

У [4] запропоновано метод попередньої обробки реалізацій для усунення цього обмеження КІС та МЗП. У [5] подано результати застосування цього методу для КІС у низці тестових задач. Метою цієї роботи є аналіз результатів практичного застосування запропонованого методу для КІС та МЗП у задачах розпізнавання образів.

Метод попередньої обробки реалізації на основі геометричного підходу

Ідея методу полягає у введенні до вхідних векторів двох додаткових компонентів, що зберігатимуть інформацію про їхній стан до нормалізації. Додаткові компоненти обчислюють на основі процедури ортогоналізації Грама-Шмідта [6].

Нехай сукупність вхідних векторів навчальної множини утворює матрицю M , що складається з N рядків та m стовпців. Елементи матриці всередині кожного стовпця масштабують до діапазону $[-1; +1]$. Тоді перший додатковий компонент K_1 буде відстанню від точки, що відповідає l -му вхідному вектору (рядку матриці M) у m -вимірному просторі до площини, що проходить через початок координат. Ця площина є перпендикулярною до базового вектора, який відповідає найбільш віддаленій від початку координат точці навчальної множини [7]. Другий додатковий компонент R_1 є відстанню між l -ю точкою, проєктованою на цю площину, та початком координат [4]. Отримані значення компонентів приєднують до відповідного рядка матриці M . Множини значень компонентів K_1 та R_1 утворюють два додаткові стовпці матриці M . При цьому збільшується на 2 розмірність вхідних векторів (із m до $m+2$). Отже, на основі геометричного підходу здійснюють попередню обробку реалізацій з навчальної множини. Для КІС розраховані значення додаткових компонент використовують у двох варіантах мережі.

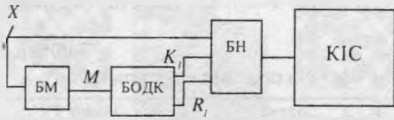


Рис. 1. Інформаційна модель ШМ на основі КІС із попередньою обробкою реалізації: БМ – блок масштабування; М – блок нормалізації; БОДК – блок обчислення додаткових компонент

координата (z), яку додають до двовірної КІС для побудови карти особливостей у тривимірному просторі (рис. 2).

Для МЗП, як і у першому варіанті – КІС – розраховані додаткові компоненти подають на вхід мережі. Надалі мережа навчається за стандартним алгоритмом для перетворення поданих вхідних векторів у бажані виходи [8].

Мета та база досліджень

Встановимо переваги та недоліки методу попередньої обробки реалізацій на основі геометричного підходу у практичних задачах розпізнавання образів за допомогою розроблених авторами у системі програмування *Delphi* програмних моделей КІС та МЗП. Моделі реалізують побудову як дво- так і тривимірних карт, а також збереження результатів розпізнавання образів за допомогою МЗП у текстових файлах. Результат навчання для КІС визначається за розподілом на карті нейронів-"переможців", які відповідають кожному з вхідних образів і визначають їхню належність до певного кластера. Для МЗП результат визначається за значенням середньої похибки на останній ітерації. Похибку обчислюють як для кожного образу окремо, так і для навчальної множини загалом.

Виконані експерименти та одержані результати

Для дослідження запропонованого методу попередньої обробки реалізацій для карт із самоорганізацією розглядалися дві практичні задачі розпізнавання образів. Кожна із задач розв'язувалась за допомогою стандартного варіанта КІС (С) та двох модифікованих варіантів (М1, М2).

Задача 1. Розпізнавання країн африканського континенту [9]. Навчальна множина складається з 52 векторів, які відповідають кожній з країн, що характеризуються 28 компонентами (географічне розташування, мова, площа території, релігія, кольори та елементи прапорів та ін.). Результати експериментів, наведені у табл. 1, показують, що у варіантах С та М₁ здатність КІС до розпізнавання (визначаємо як відношення кількості нейронів-"переможців" до загальної кількості векторів навчальної множини) становить приблизно 87%.

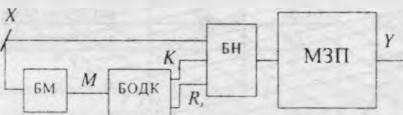


Рис. 3. Інформаційна модель ШМ на основі МЗП із попередньою обробкою

У першому варіанті (рис. 1) вони подаються разом із векторами навчальної множини на вхід КІС. Результати навчання візуалізуються у вигляді ланцюжка або двовірної сітки нейронів [5].

Другий варіант передбачає навчання КІС без модифікації навчальної множини з побудовою двовірної карти (x, y) у просторі нейронів. Тоді перший з додаткових компонентів (K_1) застосовується як третя

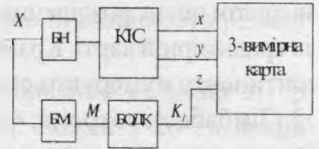


Рис. 2. Інформаційна модель ШМ на основі КІС із побудовою тривимірної карти особливостей

Для обох варіантів отримані двомірні топографічні карти (рис. 4–5). На картах (а) наведено нейрони-"переможці", (б) – кластери; (в) – значення одного з компонентів (28-го – колір прапора у нижній лівій частині). Нумерація нейронів на картах починається від верхнього лівого кута, що має нульовий номер.

Аналіз результатів застосування варіанта М2 (рис.6) свідчить про здатність виконати повне розділення вхідних векторів на тривимірній карті. Країни африканського континенту нумеруються від 1 (Алжир) до 52 (Зімбabwe), зокрема, 43 – острів Святої Олени.

Задача 2. Розпізнавання звуків української мови [10]. Навчальна множина складається з 46 векторів, що відповідають окремим ділянкам слова "чарувала", виділеним у процесі сегментації мовного сигналу. Кожна ділянка (сегмент) характеризується трьома ознаками: значенням першого коефіцієнта фільтра моделі авторегресії A_1 , поточним значенням функції короточасної енергії E та відношенням енергії в діапазоні низьких частот (250–600 Гц) до енергії у діапазоні високих частот (650–3000 Гц) E_H/E_B . Вважається, що ділянки належать до одного з чотирьох класів: вокалізовані голосні (ділянки 8–11, 14–17, 21–32, 38–44), вокалізовані приголосні (ділянки 12, 18–19, 34–36), невокалізовані приголосні (ділянки 4–6) та паузи (ділянки 1–3, 20, 45–46). Окремо виділяють нерозпізнані ділянки (7, 13, 33, 37). Отримані результати (табл. 1) показують, що для обох варіантів (C та M_1) здатність КІС до розпізна-

Таблиця 1

Вхідні дані та отримані результати

	Задача 1		Задача 2	
	C1	M1	C1	M1
Вхідні дані	див. [8]	див. [8]	див. [9]	див. [9]
Усього циклів	100	100	42	100
Швидкість навчання	1	1	1	1
Розмір сусідства	2	2	1	1
Період навчання	40	40	40	40
Початкові значення вагових коефіцієнтів	0.00001	0.00001	Random	Random
Середня відстань	2.4961	2.5457	0.3469	0.3160
Відстань на останній ітерації	0.3813	0.6384	0.0454	0.0550
Відстань на останній ітерації на один образ	0.0073	0.0123	0.0010	0.0012

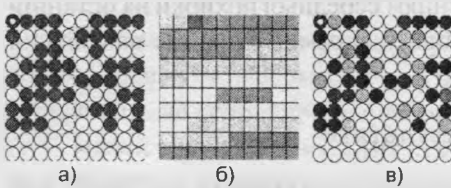


Рис. 4. Двомірні топографічні карти для стандартного варіанта КІС (задача 1)

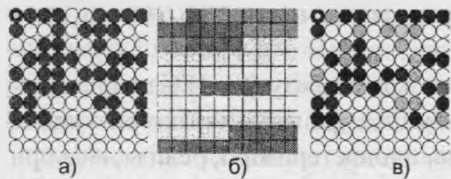


Рис. 5. Двомірні топографічні карти для модифікованого варіанта (M1) КІС (задача 1)

вання становить приблизно 95% без суттєвої відмінності у результатах. На рис. 7–8 зображено відповідні двомірні

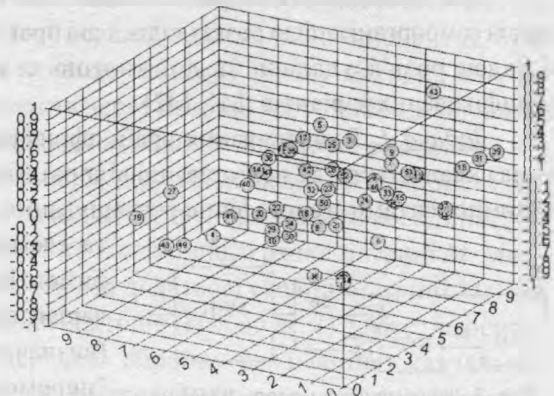


Рис. 6. Тривимірна топографічна карта для модифікованого варіанта (M2) КІС (задача 1)

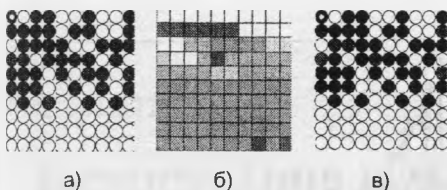


Рис. 7. Двомірні топографічні карти для стандартного варіанта КІС (задача 2)

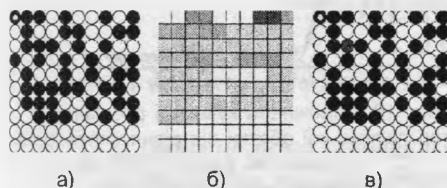


Рис. 8. Двомірні топографічні карти для модифікованого варіанта КІС (задача 2)

одиничним значенням, а незаповнені – нульовим. Сітка значень 5×7 перетворюється у вхідний вектор з 35 компонентів. Для кожного вхідного вектора існує бажаний вихідний вектор, який є 8-розрядним двійковим кодом *ASCII* для відповідної літери. Для розв'язання задачі застосовується МЗП у стандартному (С) та модифікованому (М) варіантах. Мережа навчається на значеннях вхідних векторів, що подаються без спотворень. Надалі мережа використовується для відновлення спотворених символів, при різних рівнях спотворень (від 1 – змінений один із компонентів у кожному вхідному векторі до 35 – змінені всі компоненти в усіх вхідних векторах). Спотворення додаються з використанням генератора псевдовипадкових цілих чисел, що відповідають номерам спотворюваних

Таблиця 2

Вхідні дані та отримані результати

	Задача 3	
	С	М
Вхідні дані	див. [10]	див. [10]
Усього циклів	80	80
Швидкість навчання	1	1
Розмір сусідства	2	2
Період навчання	40	40
Початкові значення вагових коефіцієнтів	-1	-1
Середня квадратична похибка	0.00001	0.00001

компонентів.

Отримані результати (табл. 2) показують, що під час навчання МЗП здатність до розпізнавання в обох варіантах досягає 100% при однакових значеннях параметрів навчання. Однак результати експериментів у режимі використання (рис. 10) при рівні спотворень від 0 до 35 свідчать, що застосування модифікованого варіанта МЗП дозволяє досягнути більшої точності розпізнавання при рівні спотворень, що не перевищує 12. При більших рівнях спотворень МЗП утрачає здатність до розпізнавання.

топографічні карти. На картах (а) наведено нейрони-"переможці"; (б) – кластери; (в) – значення одного з компонентів (1-го – A_1). На рис. 9 зображено тривимірну карту, побудовану за варіантом M_2 . Різні кольори комірок відповідають різним класам звукових ділянок. Аналіз рис. 7–9 свідчить про можливість застосування як варіанта M_1 , так і варіанта M_2 для розпізнавання, проте можна зауважити часткове перекриття областей карт, що відповідають різним класам.

Задача 3. Розпізнавання великих літер латинської абетки [11]. Кожен з 26 символів подано у вигляді двомірної сітки розміром 5×7 пікселів, де заповнені символи кодуються

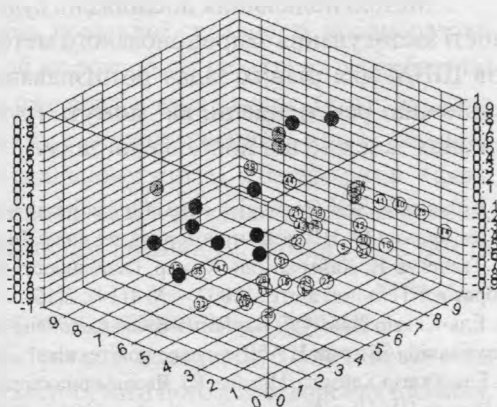


Рис. 9. Тривимірна топографічна карта для модифікованого варіанта (M_2) КІС (задача 2)

Висновки

На основі геометричного підходу до попередньої обробки реалізацій навчальної множини розроблено інформаційні моделі двох модифікованих варіантів карт із самоорганізацією Кохонена з відображенням результатів на дво- та тривимірних топографічних картах та інформаційна модель модифікованого варіанта мережі зустрічного поширення.

Виконані дослідження застосування запропонованих методів попередньої обробки реалізацій та розроблених варіантів ШНМ у практичних задачах розпізнавання образів показали можливість застосування тривимірних карт як засобу візуалізованого розпізнавання у випадках, коли двовимірна КІС не забезпечує повного розділення вхідних векторів. Використання МЗП з двома додатковими компонентами реалізацій дозволило значно покращити розпізнавання образів при малих та середніх рівнях спотворень.

Метою подальших досліджень буде створення методики для визначення доцільності застосування запропонованого методу попередньої обробки реалізацій та варіантів ШНМ для різних задач розпізнавання образів. Така методика повинна містити відповідні рекомендації, які можуть ґрунтуватися на певних аналітичних співвідношеннях залежно від поставленої задачі.

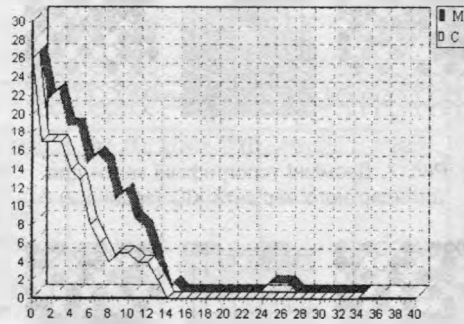


Рис. 10. Залежність кількості розпізнаних літер латинської абетки від рівня спотворень (С - стандартний варіант МЗП, М - модифікований варіант МЗП)

1. Kohonen T. Self-Organizing Maps (2nd edition). – Springer Verlag, 1997. – 448 p.
2. Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. – М.: Мир, 1992. – 240 с.
3. Ткаченко Р., Хаймуді Ель-Кхатір. Особливості застосування мереж Кохонена в задачах розпізнавання образів // Технічні вісті. – 2002. – № 1(14); 2(15). – С. 110–113.
4. Ель-Кхатір Хаймуді. Варіант мережі Кохонена з двома додатковими компонентами векторів множини реалізацій // Вісник НУ "Львівська політехніка". – 2003. – № 470. – С. 26–30.
5. Ель-Кхатір Хаймуді, Цимбал Ю. Двовимірна карта Кохонена з двома додатковими компонентами реалізацій // Вісник НУ "Львівська політехніка". – 2003. – № 481. – С. 66–71.
6. Сигорский В.П. Математический аппарат инженера. – К.: Техника, 1975. – 768 с.
7. Ткаченко Р.О., Юрчак І.Ю., Цимбал Ю.В. Неітеративне навчання нейронних мереж прямого поширення // Вісник ДУ "Львівська політехніка". – 1999. – № 380. – С. 109–115.
8. Ель-Кхатір Хаймуді. Метод попередньої обробки множини реалізацій для нейронних мереж зустрічного поширення // Праці відкритої наук.-техн. конф. молодих науковців і спеціалістів "Проблеми корозійно-механічного інженерія поверхні. Діагностичні системи". – Львів: ФМІ ім. Г.В. Карпенка НАН України, 2003. – С. 201–205.
9. Collins Gem Guide to Flags. – Collins Publishers, 1986, 256 p.
10. Рашкевич Ю.М. Перетворення часового масштабу мовних сигналів. – Львів: ТзОВ НВТ Академічний Експрес, 1997. – 143 с.
11. Rao V.B., Rao H.V. C++ Neural Networks and Fuzzy Logic (2nd edition) – New York: MIS Press, 1995, 551 p.