

Ч.Болинъ, викл.*Уханьський радіолокаційний інститут, Китай***І.В. Пулеко, к.т.н., доц.***Житомирський військовий інститут ім. С.П. Корольова**Національного авіаційного університету*

КЛАСИФІКАЦІЯ РАДІОЛОКАЦІЙНИХ СИГНАЛІВ З ВИКОРИСТАННЯМ МОДИФІКОВАНОГО МЕТОДУ КАРТ, ЩО САМООРГАНІЗУЮТЬСЯ

У статті модифіковано метод класифікації радіолокаційних сигналів на основі нейронних мереж самоорганізуючихся карт за рахунок самонастроювання обсягу вихідного шару, що адаптується під невідому кількість джерел випромінювання. Проведено дослідження працездатності модифікованого методу порівняно зі звичайними методами.

Вступ. Однією із складних науково-технічних задач сьогодення є задача класифікації радіолокаційних джерел випромінювання за параметрами сигналів, що випромінюються. Традиційним методам класифікації джерел випромінювання, які засновані на послідовному виявленні ознак, притаманні два основних недоліки: повільна швидкість сортування й можливість помилкового або неправильного ухвалення рішення, що виникає через неідеальність радіолокаційних сигналів [1]. Тому широкого розповсюдження набувають системи паралельної обробки інформації. Одним із інструментів синтезу паралельних систем обробки служать штучні нейронні мережі (ШНМ). Принципова відмінність нейромережових технологій полягає у заміні строго алгоритмізованого, покрокового аналізу даних на паралельну обробку всього масиву інформації та заміні програмування на навчання.

На сьогоднішній день вже існують розробки для розв'язання задач класифікації джерел радіолокаційного випромінювання, де застосовуються штучні нейронні мережі на основі самоорганізуючихся карт (НМ СОК), або як їх ще називають – карт Кохонена [5], однак і вони мають ряд істотних недоліків. Проаналізуємо ці недоліки та визначимо завдання на дослідження.

Постановка завдання. При застосуванні стандартних НМ СОК у задачі класифікації радіолокаційних сигналів виникають три основні проблеми [2–6]:

1. Труднощі визначення обсягу мережі, тобто кількості вхідних нейронів. Перед застосуванням цього типу мережі потрібно мати апріорну інформацію про необхідну кількість нейронів у мережі. Результат сортування також змінюється відповідно з різною кількістю нейронів.

2. Один нейрон може відповідати інформації із двох або більше напрямків на джерело випромінювання, тобто кілька напрямків може відобразитися у вигляді однакового нейрона (задача класифікації виконана не повністю).

3. У конкуруючому шарі іноді є декілька вакантних нейронів, які не пов'язані з жодним із вхідних напрямків на джерело. У той же час дослідження показали, що якщо задано обсяг мережі, тобто, кількість нейронів на вхідному шарі відповідає кількості класів реальних вхідних даних, тоді ймовірність правильної класифікації для радіолокаційних сигналів перевищує 95 % [5]. А коли обсяг мережі відхиляється від кількості класів, то результат селекції сигналу помітно погіршується.

Зважаючи на вказані недоліки, доцільно було б модифікувати стандартний метод НМ СОК таким чином, щоб він міг ефективно діяти в умовах апріорної невизначеності щодо кількості джерел випромінювання.

Аналіз останніх публікацій і досліджень. Штучні нейронні мережі вже широко використовуються в областях аналізу, кластеризації, класифікації, розпізнавання образів тощо, через їх чисельні переваги, наприклад, розподілене запам'ятовування, паралельна обробка, легка реалізація, можливості самоорганізації й самонавчання, гарна здатність самокоректувати помилки [1–10].

Для таких типів нейронних мереж, як: багатошарова мережа з алгоритмами зворотного поширення помилки (BP-back propagation) [3] і мережі на основі радіально-базисних функцій (RBF) [3], необхідно спочатку проводити численні експерименти та багатоітераційне навчання. Також важко здійснювати обробку в реальному масштабі часу, у випадку, коли кількість сигналів джерел випромінювання не відомо. На застосування ШНМ BP і RBF у селекції й розпізнаванні сигналів від випромінювачів також великий вплив має залежність від структури мережі. У той же час, порівняно гарними моделями мережі, які досить ефективні при класифікації, є нейронні мережі самоорганізуючихся карт, у яких здійснюється технологія самоорганізації й навчання без учителя (технологія неконтрольованого навчання). Однак дослідження показують [5], що при використанні традиційних НМ СОК (в англійській термінології: Self Organizing Maps – SOM) важко визначити обсяг мережі, і можуть виникнути кілька вакантних вихідних нейронів, при цьому здатність класифікації й результати будуть погіршуватися.

Формулювання цілей статті. Метою дослідження є модифікація методу НМ СОК на основі самонастроювання обсягу вихідного шару, що адаптується під невідому кількість джерел випромінювання, та оцінка ефективності використання його для селекції радіолокаційних сигналів.

Виклад основного матеріалу. Структуру традиційної НМ СОК показано на рис. 1. Як правило, НМ СОК складається із вхідного і вихідного шарів, які іноді називаються шарами Кохонена (Kohonen). Кількість елементів вхідного шару, яку позначимо за вектор \mathbf{X} , дорівнює n , що відповідає кількісній мірі векторів вхідних параметрів. Кількість елементів вихідного шару включає $M = m^2$ нейронів, які утворюють структуру сітки (матрицю) на двомірній площині (рис. 1, а). Також, між вхідним і вихідним шарами є різні зв'язки, іноді між елементами вихідного шару теж мають місце бічні зв'язки (рис. 1, б). Ціль функціонування – мережі виконати топологічне упорядкування вхідних сигналів, тобто щоб «сусіднім» вхідним зразкам відповідали сусідні нейронні елементи вихідного шару.

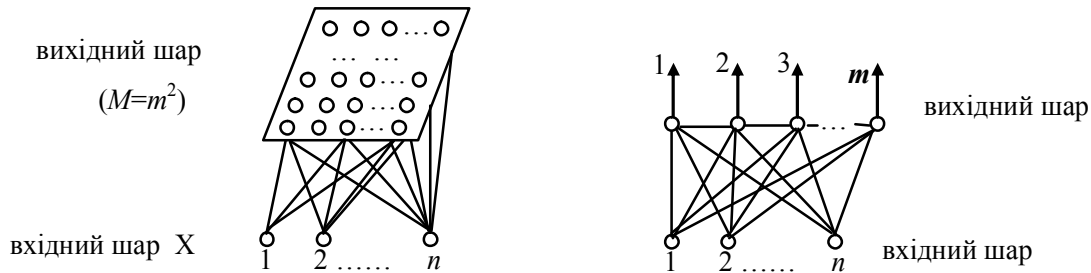


Рис. 1. Структура НМ СОК

Для рішення цього завдання вводять область притягання нейрона-переможця таким чином, що всі нейрони, які попадають у цю область змінюють свої вагові коефіцієнти і ніби «притягаються» до нейрона-переможця. Область притягання можна задати за допомогою функції притягання $h(t, k, p)$, де t – час, k – номер нейрона переможця й p – номер поточного нейрона. На практиці, як функція h зазвичай використовують функцію виду:

$$h(t, k, p) = e^{-\frac{|u_k - u_p|^2}{2\sigma^2(t)}} = e^{-\frac{-(i_k - i_p)^2 + (j_k - j_p)^2}{2\sigma^2(t)}}, \tag{1}$$

де u_k – нейрон-переможець із номером k і координатами (i_k, j_k) в матриці вихідного шару мережі;

u_p – поточний нейрон з номером p і координатами (i_p, j_p) в матриці вихідного шару мережі;

$u_k - u_p$ – відстань між нейроном-переможцем k і поточним нейроном p ;

$\sigma(t)$ – характеризує радіус області притягання і є убуваючою функцією часу, тобто радіус області притягання з часом зменшується.

Таким чином, у якийсь момент часу, область притягання «стиснеться» до одного нейрона-переможця й вагові коефіцієнти будуть змінювати тільки у нього.

Введемо функцію віддалення d , що позначить ступінь узгодження між вектором \mathbf{X} вхідних зразків і вагою $\mathbf{W}_j, j = 1, 2, \dots, M$, та виражається Евклідовою відстанню

$$d(\mathbf{X}, \mathbf{W}_j) = \|\mathbf{X} - \mathbf{W}_j\|. \tag{2}$$

Після подання деякого вектора вхідних даних у мережу, нейрони конкуруючих шарів починають конкурувати. У процесі конкуренції на кожній ітерації для нейронів, які наближаються до введених екземплярів, настраюються величини їхньої ваги, потім виділяється вихідний нейрон, який виграв, що має мінімальне Евклідове віддалення.

Для пояснення суті модернізації НМ СОК розглянемо стандартний алгоритм навчання. Нехай n – розмірність вхідних зразків і ми хочемо розділити всі L вхідних зразків на M класів. Для цього випадку карта Кохонена буде мати n вхідних нейронів і M нейронів у вихідному (конкуруючому) шарі. Представимо ці M нейронів у вигляді матриці розмірністю $m_1 \times m_2$. Тоді кожний нейрон конкуруючого шару матиме координати (i, j) , де $i = 1, \dots, m_1, j = 1, \dots, m_2$, а вектор вагових коефіцієнтів нейрона з координатами (i, j) запишеться у вигляді: $W_{ij} = (w_{1ij} \ w_{2ij} \ \dots \ w_{nij})$. Для такої НМ СОК процедура навчання буде виглядати в такий спосіб [9, 10]:

Крок 1. Випадковим чином ініціюються вагові коефіцієнти – W .

Крок 2. Номер ітерації (час) установлюється $t = 1$, задають функцію $\sigma(t)$ й визначають початкове значення радіуса притягання – $\sigma(1)$.

Крок 3. Для всіх $l = 1, \dots, L$ вхідних образів виконуються наступні операції:

- обчислюється норма вектора

$$D_{ij} = (X^l - W_{ij}), \quad (3)$$

де $i = 1, \dots, m_1, j = 1, \dots, m_2$;

- визначається номер і координати нейрона-переможця:

$$D_{k_1 k_2} = \min_{i,j} D_{ij}, \quad (4)$$

де нейрон переможець має номер k і координати (k_1, k_2) ;

- для кожного нейрона за формулою (1) обчислюється функція притягання;

- виконується модифікація вагових коефіцієнтів за наступним правилом:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \gamma h(t, k, p)(X^l - W_{ij}(t)), \quad (5)$$

де γ – характеризує швидкість навчання й може бути або постійною, або зменшуватися із часом, наприклад за законом $\gamma = 1/t$.

Крок 4. Збільшується номер ітерації – $t = t+1$ і обчислюється нове значення радіуса притягання – функції $\sigma(t)$;

Крок 5. Процедура навчання повторюється із кроку 3 доти, поки не буде отриманий необхідний ступінь класифікації, або не перестануть змінюватися вагові коефіцієнти.

Методологію застосування карт Кохонена можна представити в такий спосіб:

1. Тренують мережу на навчальній вибірці. Оскільки розмірність вхідних образів n , то досить часто в один клас попадають образи, які «з першого погляду» мало схожі.

2. На «навчену» мережу подають новий зразок, визначають нейрон-переможець і виявляють клас, що відповідає цьому нейрону. Таким чином, роблять висновок, що новий зразок має властивості, притаманні всім зразкам, що потрапили в даний клас.

Як бачимо, неодмінною умовою коректної дії НМ СОК є необхідність апріорного знання кількості вхідних зразків (кількості класів), що у реальній обстановці виконується далеко не завжди. Крім цього, після класифікації можуть залишитися вакантні нейрони не пов'язані з жодним вхідним зразком.

З метою усунення цих недоліків модернізуємо алгоритм класифікації НМ СОК. Для цього введемо числа ε та E , які будуть характеризувати відповідно похибку і допустиму межу похибки Евклідової відстані. Введемо також позначення міри зростання розміру вихідного шару $m_{зр}$ і міри використання вільних нейронів – m_3 .

Застосуємо алгоритм класифікації у такий спосіб:

Крок 1. Задається одне найменше число для ε і E (може навіть дорівнювати 0), та формується НМ СОК маленького (початкового) обсягу (наприклад, установлюється $m = 2$). Для початкових даних, як і при використанні алгоритму навчання традиційного НМ СОК, досягається впорядковане зображення конкуруючого шару.

Крок 2. На основі врахування всіх зразків для кожного нейрона, за формулою (2) визначаємо Евклідову відстань між сусідніми утвореннями класів m , і обчислимо $D = |d - \varepsilon|$ та порівняємо з E . Якщо D завжди менше ніж E , то цикл закінчився, інакше переходимо на **Крок 3**.

Крок 3. Якщо з'явилася $m_{зр}$ раз умова $D \geq E$ між загальними образами для нейрона m -го класу, то $m = m + m_{зр}$.

Крок 4. Якщо з'явилися m_3 разів умова, що нейрон m -го класу не відповідає з будь-яким образом, то $m = m - m_3$.

Крок 5. За алгоритмом навчання традиційного НМ СОК навчаємо мережу.

Крок 6. Переходимо на **Крок 2**.

Таким чином, науковою новизною дослідження є модернізація методу НМ СОК шляхом адаптації процесу навчання до апріорно невідомої кількості вхідних сигналів при рішенні завдання (класифікації) селекції радіолокаційних сигналів. Під впливом вхідних зразків на кроках 2–4 алгоритму автоматично змінюється розмірність вихідного шару та враховується кількість вільних нейронів.

Значення ε та E встановлюються експериментально для певних видів сигналів.

Проведемо експериментальні дослідження модифікованого методу.

Моделювання й результати аналізу.

Для селекції радіолокаційних сигналів головними параметрами є:

кут приходу сигналу (DOA) – α_d ;

час приходу імпульсу (TOA) – t ;

тривалість імпульсу (PW) – τ_p ;

період повторення (PR) – T ;

несуча частота сигналу (RF) – f_0 тощо.

Серед них DOA – єдиний параметр, що не залежить від власних параметрів радіолокаційних сигналів, а RF і PW є головним параметром для сортування сигналу. Тому вибираємо DOA, RF і PW як параметри селекції.

Параметри 5-ти класів радіолокаційних сигналів представлені в табл. 1. Це окремий випадок даних, які отримані із сигналів випромінюваних джерел, що перебувають на літаках E-2T, F-16 і EF-2000. Для моделювання змін параметрів радіолокаційних сигналів DOA і RF використовуємо розподіл Гауса, для якого середнє значення (математичне сподівання) дорівнює 0 і дисперсія відповідно дорівнює $\sigma_{DOA} = 3^0$, $\sigma_f = 3$ MHz. У роботі будемо використовувати НМ СОК з одновірною лінійною вихідною структурою, кількість n вхідного нейрона якого дорівнює 4. Кількість m вихідних нейронів традиційного НМ СОК дорівнює 5, початкове число m кількості нейронів модифікованого НМ СОК дорівнює 2.

Таблиця 1

Параметри опорних сигналів випромінюваних джерел

Клас сигналу	Кут приходу (DOA)/°	Несуча частота (RF)/ MHz	Тривалість імпульсу (PW)/ μs
1	135,90	9811,00	0,40
2	131,00	447,23	14,32
3	170,30	9845,00	0,40
4	175,40	9846,00	0,90
5	73,40	10126,00	0,50

Для перевірки ефективності та оцінки здатності автоматичної регуляції структури при селекції радіолокаційних сигналів з використанням модифікованого методу, у порівнянні із традиційним НМ СОК, було проведено імітаційне моделювання з використанням ПЕОМ.

Оцінка здатності автоматичної регуляції структури модифікованого методу НМ СОК.

На основі опорних сигналів, наведених у табл. 1, випадково створювалися варіанти зразків для навчання, кількість яких по черзі дорівнює 500, 2000 і 5000. Сигнали кожного класу містять у собі по черзі 100, 400 і 1000 екземплярів. Порядок регуляції структури модифікованого НМ СОК при навчанні представлено в табл. 2. Видно, що після декількох тестів відбувається збільшення або зменшення кількості вихідних нейронів, потім обсяг мережі поступово стабілізується, відповідно до класів реальних радіолокаційних сигналів. При збільшенні кількості або ступеня перекриття екземпляра навчання відповідно змінюється кількість циклів регуляції структури, але остання стабільна НМ виявляє результати класифікації сигналу.

Таблиця 2

Здатність регуляції структури модифікованого НМ СОК

Варіанти навчання	Порядок регуляції структури
500 (кожного 100 екз.)	2 →(8→5)→(7→5)→(5→5)→(5→5)
2000 (кожного 400 екз.)	2→(47→5)→(32→5)→(17→5)→(17→5)
5000 (кожного 1000 екз.)	2 →(81→5)→(45→5)→(29→5)→(29→5)

Оцінка ефективності класифікації радіолокаційних сигналів модернізованим НМ СОК.

На основі опорних параметрів, наведених у таблиці 1, випадково створювалися 2000 екземплярів сигналу для навчання (кожного класу по 400 екземплярів), далі на базі цих екземплярів випадково утворювалися 200000 екземплярів. Оскільки складність умов і ступінь перекриття сигналів збільшуються, то таку модель можна використовувати для перевірки складних реальних сигналів.

Після навчання мережі центр класу та відношення правильної класифікації сигналів подані в табл. 3. Під відношенням правильної класифікації тут розуміється виражене у % відношення правильно класифікованих зразків до загальної кількості зразків. Також у таблиці 3 поданий рівень схожості між центром класу й реальною величиною шляхом виміру Евклідової відстані. Маленьке віддалення означає високий рівень схожості та те, що отримані параметри більш точні.

Таблиця 3

Результати навчання модернізованої НМ СОК

Клас	Центр кластера	Рівень схожості	Відношення правильної
------	----------------	-----------------	-----------------------

сигналу	DOA/°	RF/MHz	PW/μs		селекції, %
1	136,552	9817,579	0,404	6,611	92,25
2	132,917	445,677	14,359	2,468	94,00
3	172,039	9844,638	0,617	1,790	96,50
4	173,641	9845,892	0,707	1,773	99,00
5	73,791	10126,385	0,497	0,548	100,00

Результати оцінки здатності класифікації складних сигналів різними методами наведені в таблиці 4. У цій таблиці: **А** означає застосування методу на основі мінімального віддалення; **Б** – на основі методу традиційного НМ СОК; **В** – на основі модифікованого методу.

З таблиць 3 і 4 видно, що результати класифікації різними методами досить високі, і правильне відношення селекції перевищує загальноприйняті 85 %. Для модифікованого методу це відношення і є дещо менше в порівнянні з результатами використання першого й другого методу. Однак цей недолік компенсується можливістю застосування модифікованого НМ СОК, у випадках коли застосування інших методів є некоректним. У випадках коли кількість класів сигналів повітряних джерел випромінювання невідома, у модифікованого методу більш гарна перспектива застосування.

Висновки по даному дослідженню й перспективи подальших досліджень у цій області.

У статті модифіковано метод НМ СОК для класифікації невідомої кількості сигналів радіолокаційних джерел випромінювання.

Результати моделювання показали, що при використанні модифікованого методу шляхом збільшення чи зменшення кількості нейронів, автоматично підстроюється об'єм НМ СОК відповідно до кількості класів реальних вхідних зразків. Тобто реалізується здатність НМ СОК до самоорганізації.

Таблиця 4

Результати класифікації сигналів при використанні різних методів

Методи	Відношення правильної класифікації, %					середнє
	1-й клас	2-й клас	3-й клас	4-й клас	5-й клас	
А	100,00	97,56	99,86	100,00	100,00	99,49
Б	91,63	89,74	93,21	98,39	99,81	95,16
В	92,68	87,49	93,32	97,86	99,72	94,21

Отримані результати свідчать про досить високе відношення правильної класифікації (94,21 %) у задачах класифікації радіолокаційних сигналів.

Як впливає наявність двох і більше однорідних сигналів на ефективність класифікації модернізованою НМ СОК? На скільки збільшується час обчислень через збільшення циклів самонастроювання модернізованої НМ СОК? Ці та деякі інші питання потребують подальших досліджень і будуть розглядатися нами у наступних публікаціях.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Горелик А.Л. Селекция и распознавание на основе локационной информации. – М.: Наука, 2001. – 264 с.
2. Xu Xin, Zhou Yi-yu, Lu Qi-Zhong. Research on Real-Time Deinterleaving Technology for Radar Intercept System[J] // Systems Engineering and Electronics. – 2001. – 23 (3). – P. 12–15.
3. Song Xiao-Quan, Huang Fu-kan, Zhou Liang-zhu. Radar signal Classification Based on a self-organized probabilistic Neural Network // Journal of National University of Defense Technology. – 1995. – 17 (4). – P. 36–42.
4. Huang Wen-Long, Zhan Dian-Zhi, Zhang Yong-Qiang. Threat Evaluation of Radiation Resource with RBF Neural Networks[J] // Modern Radar. – 2003. – 25 (7). – P. 7–11.
5. Lin Zhi-Yuan, Liu Gang, Dai Guo-Xian. Application of Kohonen Neural Network to Sorting Radar Multi-target[J] // Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition). – 2003. – 4 (5). – P. 56–59.
6. Zhou De-Quan, Zhang Fu-Liang, Liu Guo-Sui. Target Recognition of the High Resolution Radar Based on the ASOFM Neural Network[J] // Modern Radar. – 1999. – 21 (3). – P. 34–38.

7. *Wu Ying, Yan Ping-fan.* A Study on Structural Adapting SelfOrganizing Neural Network[J] // Chinese Journal of Electronics. – 1999. – 27 (7). – P. 55–58.
8. *Cheng Bo-Lin.* Research on Sorting and Analysis of Target characteristic for Passive Radar[D] // Radar Academy. – 2006. – 3.
9. *Назаров А.В., Лоскутков А.М.* Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – М.: Наука, 2003. – 384 с.
10. *Melanie Mitchell.* An Introduction to Genetic Algorithms. – Massachusetts Institute of Technology, 1998. – 280 с.

БОЛИНЬ Чен – викладач Уханьського радіолокаційного інституту, м. Ухань, Китай.

Наукові інтереси:

- радіолокаційні системи;
- обробка радіолокаційної інформації.

ПУЛЕКО Ігор Васильович – кандидат технічних наук, доцент Житомирського військового інституту ім. С.П. Корольова Національного авіаційного університету.

Наукові інтереси:

- радіолокаційні системи з синтезованою апертурою;
- обробка радіолокаційної інформації та радіолокаційних зображень.

Подано 11.09.2009

Болинь Ч., Пулеко І.В. Класифікація радіолокаційних сигналів з використанням модифікованого методу карт, що самоорганізуються

Болинь Ч., Пулеко І.В. Классификация радиолокационных сигналов с использованием модифицированного метода самоорганизующихся карт

Bo-Lin C., Puleko I.V. Radiolocation signals classification with use of modified self-organizing maps method

УДК 621.396.96

Классификация радиолокационных сигналов с использованием модифицированного метода самоорганизующихся карт / Ч. Болинь, И.В. Пулеко

В статье модифицировано метод классификации радиолокационных сигналов на основе нейронных сетей самоорганизующихся карт за счет самонастраивания объема выходного шара, который адаптируется под неизвестное количество источников излучения. Произведено исследование работоспособности модифицированного метода в сравнении с обычными методами.

УДК 621.396.96

Radiolocation signals classification with use of modified self-organizing maps method / Bo-Lin C., I.V. Puleko

In the article it is modified a classification method of radar signals on the basis of neural networks of self-organizing maps by means of self-organizing volume of an exit layer which adapts under unknown quantity of radiation sources. Research of working capacity of the modified method in comparison with usual methods is made.