

УДК 004.832

Бренич Я.В.

Східноєвропейський національний університет імені Лесі Українки

**WTA нейронні мережі для розв'язання задачі класифікації**

*Описано алгоритм та проілюстровано блок-схему класифікатора, який функціонує на основі апарату штучних нейронних мереж. Перераховано методи визначення та підсилення сигналу з максимальним значенням. Проаналізовано WTA нейронну мережу як метод розв'язання задачі класифікації. Описано процес самонавчання мережі. Проаналізовано суттєві переваги та недоліки підходу на базі WTA до розв'язання задачі класифікації.*

*Ключові слова: задача класифікації, нейромережевий класифікатор, WTA нейронна мережа, WTA нейрони.*

**Постановка проблеми.** Класифікація - це система розподілення процесів або явищ в однорідні групи відповідно до визначених ознак. Вона тісно пов'язана з такими поняттями, як типологія, систематизація, кластеризація, категоризація тощо. У цілому, цей термін позначає як і сам процес класифікації, так і її кінцевий результат [3].

Відомо, що класифікація - це формалізована задача. Її математична постановка має наступний вигляд: нехай задано  $a: X \rightarrow Y$ , що є множиною описів об'єктів, а  $Y$  - це множина номерів (найменувань) класів й існує деяке відображення  $y^* = X \rightarrow Y$ , значення якого відоме тільки на об'єктах кінцевої навчальної вибірки  $X^m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$ , необхідно побудувати алгоритм  $a: X \rightarrow Y$ , що класифікує довільний об'єкт  $M$  [1].

Ця задача має надзвичайну практичну цінність. Серед її численних застосувань, можна виділити такі напрямки:

- класифікація даних;
- класифікація зображень;
- розпізнавання рукописного тексту;
- розпізнавання мови;
- медичне діагностування;
- прогнозування банкрутства;
- виявлення несправностей.

Існує досить велика кількість підходів щодо розв'язання задачі класифікації, зокрема:

1. Байесовий класифікатор.
2. Класифікація з використанням дерева рішень.
3. Класифікація за допомогою нейронних мереж.
4. Статистичні класифікатори.
5. Класифікація за допомогою генетичного алгоритму.
6. Класифікація з використанням методу опорних векторів.
7. Класифікація методом найближчого сусіда.
8. Інші.

Кожен з вказаних підходів має свої як переваги, так і обмеження. Приміром, у традиційній статистичній процедурі класифікації, що ґрунтується на теорії прийняття рішень Байєса, головним обмеженням є залежність методу від великої кількості умов та станів, згідно з якими дана модель функціонує. Щодо методу дерева прийняття рішень, особливо з великою кількістю гілок, то він характеризується складністю для реалізації та розуміння, часовою затратністю в тренувальній фазі. Класифікація методом найближчого сусіда досить часто є неточною за умови надлишковості або невідповідності характеристичних ознак, а також потребує великого числа ітерацій і великих часових затрат для досягнення збіжності. Генетичний алгоритм неефективний для знаходження оптимального значення, розрахований на відшукування загального результату, а тренувальна фаза відбувається повільно.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Серед вищенаведених методів особливо виділяється нейромережевий підхід. Численні дослідження доводять його практичну цінність. Важливий вклад у розвиток методу зробив Річард Ліппман [8], який вперше аналізує та впорядковує основні поняття нейронних мереж, наводить систематизацію нейромережевих

методів класифікації, а також методів їх навчання, та вводить таке важливе поняття для отримання оптимального розв'язання задачі класифікації, як Winner-Take-All (WTA, англ. "Переможець отримує все"). Цей принцип лягає також в основу практичних досліджень Тейво Кохонена в його Саморганізаційних картах (Self-organizing maps - SOM) [2]. В сучасних дослідженнях WTA нейронні мережі набули широкого застосування для розв'язання задачі класифікації. Одним з найяскравіших прикладів є WTA класифікатор для теорії графів [11]. Існують також інші численні дослідження, присвячені даному питанню [9], [10], у тому числі українські - [4].

Було створено багато нейромережових архітектур класифікаторів, які у даний час широко застосовуються для розв'язання задач медичного діагностування [5], класифікації зображень [10], класифікації даних [6], прогнозування банкрутства [7] тощо. Ці технології стають незамінними у сфері бізнесу, промисловості та науки.

**Метою роботи** є огляд WTA нейронної мережі класифікації та аналіз її переваг і недоліків, що є **проблемним питанням** дослідження.

#### Методи визначення максимального значення в нейромережових класифікаторах

Узагальнену блок-схему нейромережового класифікатора, що визначає, до якого з  $M$  класів однозначно відноситься деякий статичний сигнал, який належить до множини  $N$  вхідних сигналів, подано на рис.1 [8]. Даний класифікатор характеризується паралельністю подання вхідних і виведення вихідних сигналів, а також сигналів, отриманих в результаті внутрішніх обчислень [8]. Класифікатор функціонує наступним чином. На вхід подається  $N$  сигналів  $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$ , що надходять до наступних шарів, у нейронах яких відбуваються проміжні обчислення. Отримані вихідні сигнали подаються через  $M$  ланок  $z_0, z_1, \dots, z_{M-1}$  (де  $M$  – кількість класів) до наступної стадії класифікації, на якій визначається та підсилюється сигнал з максимальним значенням. Вихідний шар містить  $M$  виходів  $y_0, y_1, \dots, y_{M-1}$ , кожен з яких відповідає певному класу. Після визначення максимального сигналу активується лише один відповідний вихід. Це свідчить про належність сигналу до коректного класу. Тоді інформація про нього та інші виходи може бути надіслана до першої стадії класифікатора з метою адаптації синаптичних ваг [8]. Цей процес і є тренуванням або навчанням мережі, яке дозволяє підвищувати точність класифікації вхідних даних.

Кожному з  $M$  класів відповідає один певний вихід для однозначного розрізнення вхідних даних по класах, що можна побачити на схемі, поданій на рис.1. В найпростіших класифікаторах ці виходи вже є результатом роботи системи. В складніших випадках ці дані використовуються для наступних стадій роботи системи.

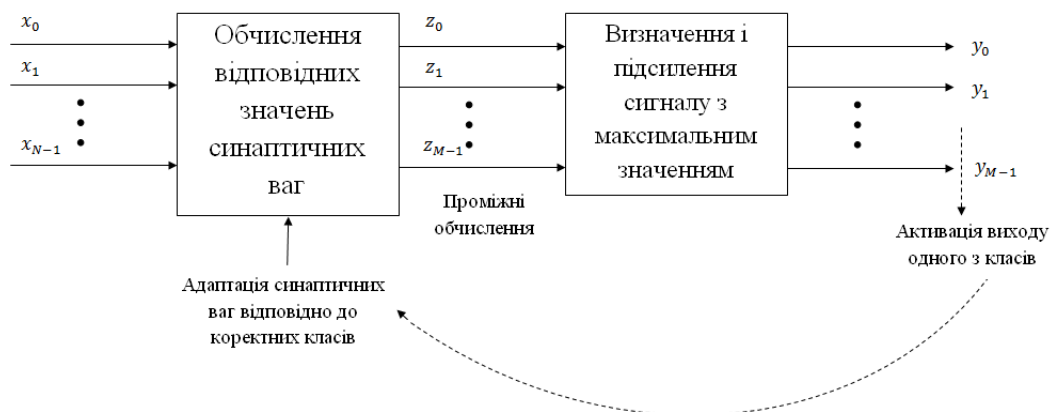


Рис. 1. Блок-схема нейромережового класифікатора

Як було зазначено вище, другий блок представленої схеми визначає максимальний сигнал. З цією метою можуть використовуватись різні нейромережові методи. Зокрема, одна з найбільш відомих нейронних мереж є так звана MAXNET, що генерується на основі  $M$  логічних вузлів. Вихідні сигнали попереднього шару мережі, серед яких необхідно визначити максимальний, подаються на її входи. У мережі MAXNET вихідні сигнали стабілізуються після певного періоду

збіжності та сигнал, що має ненульове позитивне значення  $i$  є максимальним [4], [8]. Серед інших методів визначення максимальних сигналів виділяється підхід, який ґрунтується на основі аналогового компаратора - нейронна мережа без зворотних зв'язків "binary tree" [8]. Вона складається з  $N-1$  субмереж, що розміщуються приблизно в  $\log_2 N$  шарів для визначення максимального з  $N$  вхідних сигналів. Проте така система має низку недоліків, серед яких можна виділити обмежену точність обробки неточно заданих сигналів і низька швидкість збіжності [4].

#### WTA нейронні мережі

Як відомо, нейронні мережі, що визначають максимальний сигнал серед  $n$  невідомих сигналів, називаються "Winner-take-all" (WTA). Узагальнення такого типу мережі, що ідентифікує  $k$  серед  $n$  невідомих вхідних сигналів, де  $1 \leq k \leq n$ , є  $k$  WTA нейронна мережа [4].

Нейрони, з яких складається WTA мережа, мають вхідний модуль у вигляді стандартного суматора. Він розраховує суму вхідних сигналів у відповідності з синаптичними вагами  $w_{ij}$ . Вихідний сигнал  $i$ -го нейрона визначається наступною формулою:

$$u_i = \sum_{j=0}^N w_{ij} x_j \quad (1)$$

Один і той же вхідний сигнал  $x_j$  подається на групу нейронів, що конкурують між собою (Рис.2) [3]. Суматор кожного з них обчислює відповідне значення  $u_i$ , яке, в залежності від фактичних значень коефіцієнтів синаптичних ваг може відрізнитись. Переможцем в цій групі нейронів стає той, у якого значення  $u_i$  є найбільшим. Цей нейрон генерує вихідний сигнал 1, всі інші - 0 [3].

Для навчання нейрони типу WTA не потребують учителя. Цей процес здійснюється з використанням нормалізованих вхідних векторів  $x$ . На початковому етапі випадковим чином вибираються коефіцієнти синаптичних ваг кожного нейрону, які є нормалізованими відповідно до 1. Після подачі першого вхідного вектора  $x$ , визначається переможець етапу. Цей нейрон переходить в стан 1. Його синаптичні ваги будуть відкориговані. Нейрони, що зазнали поразки, на виході формують стан 0. Відповідні їм коефіцієнти  $w_{ij}$  залишаються без змін [3].

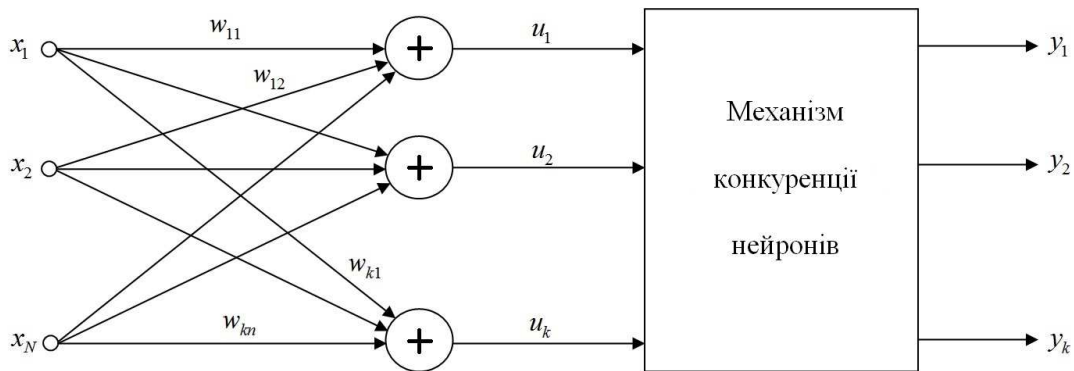


Рис. 2. схема з'єднання WTA нейронів

Корегування синаптичних ваг нейрона-переможця відбудеться за правилом Гроссберга:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta[x_j - w_{ij}] \quad (2)$$

де  $\eta$  - коефіцієнт навчання, значення якого, як правило, обирається з інтервалу (0,1);  $w_{ij}$  - синаптичні ваги;  $x_j$  - вхідний сигнал.

Нормалізація вхідних сигналів та синаптичних ваг - це чинники, які значною мірою впливають на функціонування WTA нейронів. Вихідний сигнал  $u_i$   $i$ -го нейрона може бути представлений у векторному вигляді:

$$u_i = w^T x = \|w\| \|x\| \cos \varphi_i \quad (3)$$

де  $\|w\| = \|x\| = 1$ . Значення  $u_i$  визначається кутом між векторами  $x$  і  $w$ ,  $u_i = \cos \varphi_i$ . Тому переможцем завжди стає той нейрон, коефіцієнти синаптичних ваг якого є найбільш близькими до відповідного вектора навчання  $x$ . Скориговані синаптичні ваги максимально наближаються до значення  $x$ . Якщо ж вхідні сигнали завжди будуть мати наближені між собою значення, то перемагатиме один той самий нейрон. В такому випадку, його синаптичні ваги коригуватимуться щоразу при отриманні перемоги [3].

Наслідком такої конкуренції нейронів є самоорганізація процесу навчання. Вони корегують свої синаптичні ваги таким чином, що при представленні на вході схожих векторів вхідних сигналів, перемагає один і той самий нейрон [3]. При функціонування мережі саме він, завдяки конкуренції, розпізнає свою категорію вхідних даних. Тому такі системи є незамінними при розв'язанні задачі класифікації [4].

**Висновки.** Отже, у статті зроблено стислий опис загальної будови нейромережевого класифікатора. Проаналізовано етап визначення та підсилення сигналу з максимальним значенням та методи, які для цього використовуються. Механізм одного з них - WTA мережі - представлено детальніше. В результаті проведеного аналізу виявлено такі переваги цього методу для розв'язання задачі класифікації:

1. Здатність класифікувати сигнали, які були відсутні у процесі тренування, що робить можливим застосування мережі для динамічних додатків.
2. Високий рівень нечутливості до зашумлених вхідних сигналів [8].
3. Стійкість до збоїв функціонування мережі завдяки паралельній архітектурі. Якщо один або декілька елементів мережі виходять з ладу, вона продовжує здійснювати пошук розв'язків [10].
4. Незалежність від апріорної оцінки розподілу сигналів [8].

Разом з тим, можна вказати такі обмеження WTA нейронних мереж, призначених для розв'язання задач класифікації:

1. Наявність «мертвих» нейронів в ході навчання, тобто таких, які жодного разу не отримали перемогу і залишились в початковому стані. Це зменшує точність отриманого результату [3].
2. Час збіжності мережі збільшується і швидкість обробки зменшується при великій роздільній здатності мережі [4].
3. Громіздкість вибору оптимальної кількості нейронів для моделі класифікатора.

WTA нейронна мережа зарекомендувала себе як надійний та ефективний інструмент у сферах обробки даних та розпізнавання зображень. Тому розширення обмежень є актуальною задачею, розв'язання якої дозволить підвищити ефективність класифікації.

1. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерности. / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: "Финансы и статистика", 1989. – 607 с.
2. Кохонен Т. Самоорганизующиеся карты. / Пер. с англ. В.Н. Агеева. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2008. – 659 с.
3. Осовський С. Нейронные сети для обработки информации. / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: "Финансы и статистика", 2002. – 345 с.
4. Тимошук П. В. Штучні нейронні мережі. / П.В. Тимошук. – Львів: Львівська політехніка, 2011. – 441 с.
5. Benchaib Y. Specialized Learning for Neural Classification of Cardiac Arrhythmias / Y. Benchaib, M.A. Chikh // Journal of Theoretical and Applied Information Technology.– 2009.– vol 6, No 1.–P. 92–100.
6. Han J. Data Mining: Concepts and Techniques / J.Han, M. Kamber. – Edition 2, San Francisco: Elsevier Inc., 2006. — 743 p.
7. Kadhim Al-Shayea Q. Neural Networks in Bank Insolvency Prediction / Q. Kadhim Al-Shayea, G.A. El-Refae, S.F. El-Itter // International Journal of Computer Science and Network Security.– 2010.– vol10, No 5.–P. 240—245.
8. Lippman R.P. An Introduction to Computing with Neural Nets / R.P. Lippman // IEEE ASSP Magazine.– 1987.–vol. 3. No 4.– P. 4–22.
9. Narendra K.S. Identification and control of dynamic systems using neural networks / K.S. Narendra, K. Pathasarthi // IEEE Trans. Neural Networks.– 1990.– vol. 1, No 1.– P. 1–27.
10. Seetha M. Artificial Neural Network and Other Methods of Image Classification / M. Seetha, I.V. Muralikrishna, B.L. Deekshatulu // Journal of Theoretical and Applied Information Technology.– 2008.– vol 4, No 11.– P.1039—1053.
11. Wysotzki F. A k-Winner-Takes-All for Structured Data / F. Wysotzki, B.J. Brijnesh // LNAI 2821. – Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2003. – P.342-354.