

## СЕКЦІЯ «ПРОГРАМНІ ЗАСОБИ»

УДК 004.93

Субботін С.О.<sup>1</sup>, Гофман Є.О.<sup>2</sup>, Корнієнко О.В.<sup>3</sup>

<sup>1</sup> зав. каф. НУ «Запорізька політехніка»

<sup>2</sup> с.н.с. НДЧ НУ «Запорізька політехніка»

<sup>3</sup> асп. НУ «Запорізька політехніка»

### ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖІ LVQ НА ОСНОВІ ДЕРЕВА РІШЕНЬ

Нейронна мережа (НМ) LVQ [1] складається з двох шарів: перший шар відображає вхідний вектор у кластери, які виділяються мережею під час навчання, а другий шар об'єднує групи кластерів першого рівня в класи, задані користувачем. Традиційний підхід до навчання НС LVQ [1] передбачає встановлення кількості кластерів випадковим чином або користувачем, а ініціалізацію ваг – випадковим чином, що призводить на практиці до значних витрат часу на побудову моделі.

Метою даної роботи було створення методу, який дозволить прискорити процес побудови нейромоделей на основі мереж LVQ.

Формально запропонований метод може бути поданий таким чином.

1. Ініціалізація: задати навчальну вибірку  $\langle x, y \rangle$  і побудувати по ній дерево рішень  $t$  на основі методів [2].

2. Виділення кластерів. Для заданого дерева  $t$  визначимо у кожному з листових вузлів усереднені екземпляри вузлів – центри відповідних кластерів. При цьому доцільно використовувати тільки ті ознаки, які використовуються у дереві рішень. Після виділення набору інформативних ознак на основі дерева рішень необхідно видалити з вихідного набору неінформативні ознаки, Перенумерувати їх і скорегувавши значення кількості ознак  $N$ . Кожному з центрів кластерів співставимо найбільш частий номер класу  $Y^{t,q}$  серед екземплярів даного  $q$ -го кластера дерева  $t$ .

3. Структурний синтез НМ LVQ: на першому шарі розмістимо стільки нейронів, скільки виділено кластерів  $Q$ , а на другому шарі – стільки нейронів, скільки задано класів –  $K$ . Нейрони першого шару використовують вагову функцію відстані та активаційну функцію використовують функцію "переможець отримує все". Нейрони другого шару використовують вагову функцію зважену суму та активаційну функцію – лінійну.

4. Параметричний синтез НМ: занесемо у ваги нейронів першого шару мережі координати центрів відповідних нейронам кластерів-лістів дерева рішень, далі встановимо ваги нейронів другого шару  $w_j^{(2,i)} = \{1 | Y^{t,j} = i\}$ , де  $i = 1, 2, \dots, K$ ,  $w_j^{(2,i)}$  – вага  $j$ -го входу  $i$ -го нейрона другого шару.

Після чого підлаштуємо значення вагових коефіцієнтів НМ на основі навчальної вибірки, використовуючи один з методів навчання мереж LVQ [1].

У порівнянні з традиційним підходом до побудови моделей на основі мереж LVQ, де кількість кластерів задається користувачем і може виявитися надлишковою або недостатньою для отримання моделі, у запропонованому методі кількість кластерів визначається на основі попередньо отриманого дерева рішень. При цьому, на відміну від методів кластер-аналізу, що визначають кількість кластерів тільки за близькістю екземплярів у просторі ознак без урахування їх фактичної належності до класів, дерево рішень здійснює класифікацію, групує екземпляри у кластери за ступенем близькості, але з урахуванням приналежності до класів. Таким чином, запропонований метод забезпечує оптимальний вибір кількості кластерів у порівнянні з традиційним підходом.

На відміну від традиційного підходу [1], де при навчанні мереж LVQ початкові значення ваг мережі задаються випадковим чином, у запропонованому методі початкові значення ваг нейронів встановлюються на основі параметрів центрів сформованих кластерів, що забезпечує краще початкове наближення до оптимального набору значень ваг, і, отже, скорочує витрати часу навчання.

Можливість виділення набору інформативних ознак з заданого вихідного набору на основі побудованого дерева рішень, дозволяє у запропонованому методі істотно скоротити кількість входів нейронів першого шару мережі, а, отже, зменшити число ваг нейронів першого шару, що робить модель більш простою, скорочує час навчання, а також підвищує узагальнювальні властивості моделі та її інтерпретабельність.

Недоліком запропонованого методу є використання однакової метрики (способу визначення відстані) для усіх кластерів. Перспективи подальших досліджень полягають у тому, щоб розробити методи побудови мереж LVQ, що використовують адаптивні метрики, які визначаються в результаті побудови дерева рішень.

## **СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ**

1. Kohonen, T. Self-Organizing Maps / T. Kohonen. – Berlin: Springer-Verlag, 2001. – 502 p.
2. Субботин С.А. Построение деревьев решений для случая малоинформативных признаков // Радиоелектроніка, інформатика, управління. – 2019. – № 1. – С. 122-131.