

УДК 004.032.26

DOI: 10.31673/2412-9070.2020.050311

І. С. СИРОТЕНКО,

І. С. ЩЕРБИНА, канд. техн. наук, доцент;

К. П. СТОРЧАК, доктор техн. наук, доцент;

А. М. ТУШИЧ, ст. викладач;

В. І. ФОКІН,

Державний університет телекомунікацій, Київ

АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА ПРИКЛАДІ БАГАТОШАРОВОГО ПЕРСЕПТРОНА ТА МЕРЕЖІ КОХОНЕНА

Розглянуто штучну нейронну мережу — багатошаровий персептрон, а також мережу Кохонена як методи розпізнавання візуальних зображень. Роботу присвячено аналізу основних функціональних завдань, які можуть розв'язувати вибрані нами нейронні мережі з максимальною ефективністю та доцільністю. Також досліджено дані нейронні мережі як інструменти первинного аналізу візуальних зображень для подальшого їх використання як в наукових цілях, так і для предметного впровадження в сферах бізнесу, де нейронні мережі найбільш застосовні та будуть давати максимальний ефект для звичайних користувачів.

Ключові слова: нейронна мережа; нейрон; навчання; вхідний шар; згортка; зображення.

ВСТУП

Постановка проблеми полягає в оцінюванні ефективності розпізнавання візуальних зображень за допомогою нейронних мереж. Сьогодні практично всі компанії будь-якої сфери діяльності, де так чи інакше використовуються технології штучного інтелекту, стикаються з необхідністю оброблення великої кількості даних, зокрема графічних. Від якості і швидкості їх аналізу залежить ефективність прийняття рішень і рівень відповідності до сучасних тенденцій розвитку. Тому за основу було взято аналіз основних функціональних завдань, які можуть розв'язати вибрані нами нейронні мережі

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Дану тематику дуже предметно подано в працях таких авторів, як Хайкін С. [1], Уоссерман Ф. [2], а також Осовський С. [3] та Галушкін А. [4].

Мета статті — виокремити основні завдання, які здатні розв'язати вибрані нами багатошаровий персептрон та мережу Кохонена.

ОСНОВНА ЧАСТИНА

Багатошаровий персептрон

Багатошаровим персептроном називають штучну нейронну мережу, яка складається з кількох вхідних вузлів, що утворюють вхідний шар, з одного або кількох обчислювальних шарів нейронів і одного вихідного шару (рис. 1). У таких мережах сигнал, що надходить на вхідний шар, передається послідовно в прямому напрямі від шару до шару.

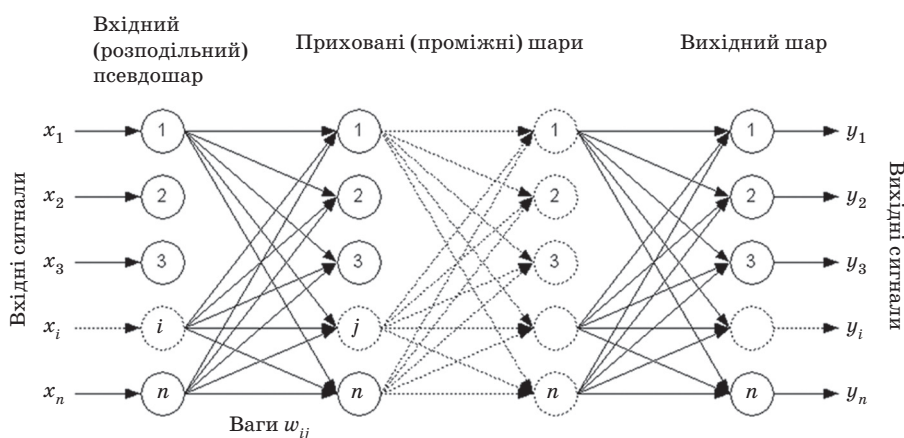


Рис. 1. Багатошаровий персептрон

Нейронна мережа зворотного поширення помилки складається з кількох шарів нейронів, причому кожен нейрон попереднього шару пов'язаний із кожним нейроном наступного шару. У таких мережах, після визначення кількості шарів і кількості елементів кожного шару, потрібно обчислити значення ваг і порогів мережі в такий спосіб, аби мінімізувати помилку прогнозу. Таке завдання розв'язується

за допомогою різноманітних алгоритмів навчання. Суть цих алгоритмів полягає в налаштуванні мережі до навчальних даних. Помилка реалізованої мережі буде визначатися прогоном усіх вхідних даних і порівнянням реально здобутих значень на виході мережі з цільовими значеннями. Потім полічені різниці підсумовуються в загальну, так звану функцію помилок, яка характеризує загальну помилку мережі. Але зазвичай за функцію помилок береться сума квадратів помилок [1].

Одним із найпоширеніших алгоритмів навчання багат шарових нейронних мереж є алгоритм зворотного поширення помилки. У цьому алгоритмі обчислюється вектор градієнта поверхні помилок. Потім просуваємося на деяку величину в напрямі вектора (він буде вказувати нам напрям найшвидшого спуску), де значення помилки буде вже меншим. Таке послідовне переміщення поступово приведе до мінімізації помилки. Тут виникають труднощі з визначенням величини, на яку слід просуватися. Якщо розмір кроку буде відносно великим, це призведе до найшвидшого спуску, проте є ймовірність «перестрибнути» шукану точку або піти хибним напрямом, якщо поверхня має досить складну форму. Наприклад, у разі, коли поверхня являє собою вузький яр зі стрімкими схилами, алгоритм буде дуже повільно просуватися, стрибаючи з одного схилу на інший. Якщо ж розмір кроку буде маленьким, це зумовить відшукування найбільш оптимального напрямку, однак може значно збільшити кількість ітерацій. Для досягнення найбільш оптимального результату розмір кроку береться пропорційним до крутості схилу з деякою константою — швидкістю навчання. Вибір цієї константи здійснюється експериментально і залежить від умов конкретного завдання (рис. 2).

Уведемо такі позначення. Матрицю вагових коефіцієнтів від входів до прихованого шару позначимо W , а матрицю ваг, що з'єднують прихований і вихідний шари — V . Для індексів візьмемо такі позначення: входи будемо нумерувати тільки індексом z , елементи прихованого шару — індексом y , а виходи — індексом k . Кількість входів мережі одне n , кількість нейронів у прихованому шарі — m , кількість нейронів у вихідному шарі — p . Нехай мережа навчається на вибірці (X^t, D^t) , $t = 1T$. Тоді алгоритм навчання багат шарового перцептрона набере такого вигляду [3]:

Крок 1. Ініціалізація мережі.

Ваговим коефіцієнтам присвоюються малі випадкові значення, наприклад із діапазону $(-0,3, 0,3)$; задаються: ϵ — параметр точності навчання; α — параметр швидкості навчання (як правило, $\approx 0,1$ і може ще зменшуватися в процесі навчання); N_{\max} — максимально допустима кількість ітерацій.

Крок 2. Обчислення поточного вихідного сигналу.

На вхід мережі подається один з образів навчальної вибірки, і визначаються значення виходів усіх нейронів нейромережі.

Крок 3. Налаштування синаптичних ваг.

Розраховується зміна ваг для вихідного шару нейронної мережі за формулою

$$V_{jk}^{N+1} = V_{jk}^N - \alpha \frac{\partial E}{\partial V_{jk}}, \quad (1)$$

$$\text{де } \frac{\partial E}{\partial V_{jk}} = \delta_k y_j^c, \quad \delta_k = (y_k - d_k) y_k (1 - y_k).$$

Обчислюється зміна ваг для вихідного шару нейронної мережі за формулою

$$W_{ij}^{N+1} = W_{ij}^N - \alpha \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}, \quad (2)$$

$$\text{де } \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = \left(\sum_{k=1}^3 \delta_k V_{jk}^{N+1} \right) y_j^c (1 - y_j^c) X_i.$$

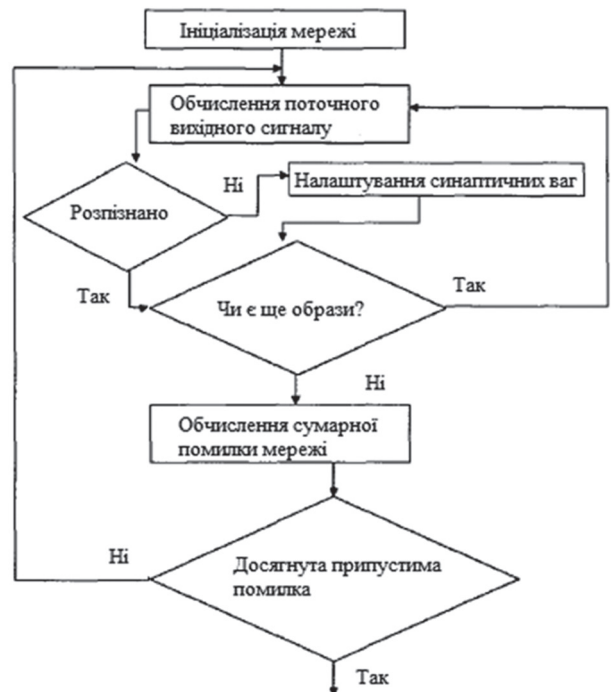


Рис. 2. Схема навчання мережі зворотного поширення

Крок 4. Кроки 2-3 повторюються для всіх навчальних векторів. Навчання завершується після досягнення для кожного з навчальних образів значення функції помилки, які не перевершують E , або після максимально допустимої кількості ітерацій.

На кроці 2 вектори з навчальної послідовності краще подавати на вхід у випадковому порядку.

Кількість входів і виходів мережі, як правило, впливає з умов задачі, а розмір прихованого шару визначають експериментально. Зазвичай кількість нейронів у ньому становить 30-50% від кількості входів. Занадто велика кількість нейронів прихованого шару призводить до того, що мережа втрачає здатність до узагальнення (вона просто досконально запам'ятовує елементи навчальної вибірки і не реагує на подібні зразки, що є неприйнятним для завдань розпізнавання). Якщо кількість нейронів у прихованому шарі занадто мала, мережа просто не в змозі навчитися [4].

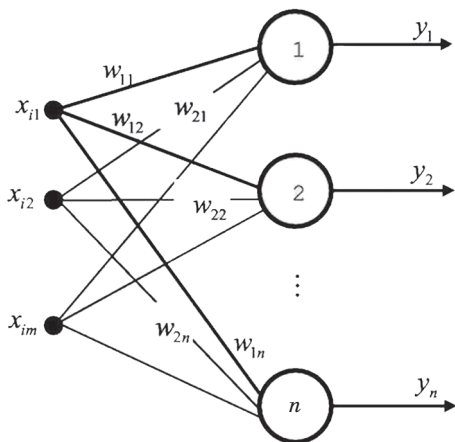


Рис. 3. Структура мережі Кохонена

них завдань мережа відносить вхідний образ до одного з сформованих раніше класів. Розглянемо структуру мережі Кохонена більш детально.

Отже, мережа Кохонена складається з m нейронів, кількість яких збігається з необхідною кількістю класів. У процесі виконання завдання кількість нейронів може змінюватися, тобто кількість класів може бути визначено динамічно. Кожний нейрон має по n входів. Кількість входів у нейроні визначає розмірність вектора параметрів об'єкта. Процес навчання починається з ініціалізації вагової матриці W , стовпці якої є параметрами нейронів-класифікаторів. Потім навчання зводиться до налаштування

ваг з поданням на вхід векторів з навчальною вибіркою. Для кожного j -го нейрона ($1 \leq j \leq m$) визначається відстань від нього до вхідного вектора X :

$$d_j = \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2. \quad (4)$$

Далі відшукуємо k -й нейрон, до якого мінімальна відстань, тобто мережа віднесла вхідний вектор до класу k . Таким чином, на N -й ітерації будуть змінюватися тільки ваги з околу нейрона до

$$W_{ij}^{N+1} = W_{ij}^N + \alpha_N (x_i - w_{ij}^N). \quad (5)$$

Спочатку в околі кожного нейрона перебуває вся нейронна мережа, однак із процесом навчання цей окіл звужується і зрештою на останніх кроках навчання підлаштовуються тільки ваги k -го нейрона. Швидкість навчання α_N є величиною динамічною і, як правило, на початковому етапі навчання вона дорівнює 0,9, а з кожним наступним кроком її значення зменшується на 0,001.

Розглянемо алгоритм навчання мережі Кохонена (рис. 4).

Крок 1. Ініціалізація мережі.



Рис. 4. Схема навчання мережі Кохонена

Ваговим коефіцієнтам мережі $W_{ij}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}$ присвоюються малі випадкові значення. Задаються значення: α_0 — початковий темп навчання і D_0 — максимальна відстань між ваговими векторами (стовпцями матриці W).

Крок 2. Надання мережі нового вхідного сигналу X .

Крок 3. Обчислення відстані від входу X до всіх нейронів мережі:

$$d_j = \sum_{i=1}^n (X_i - W_{ij}^N)^2, j = \overline{1, m}. \quad (6)$$

Крок 4. Вибір нейрона $k, 1 \leq k \leq m$ з найменшою відстанню d_k .

Крок 5. Налаштування ваг нейрона k і всіх нейронів, які перебувають від нього на відстані, що не перевищує D_N :

$$W_{ij}^{N+1} = W_{ij}^N + \alpha_N (X_i - W_{ij}^N). \quad (7)$$

Крок 6. Зменшення значень α_N, D_N .

Крок 7. Кроки 2-6 повторюються доти, поки ваги не припинять змінюватися (або доки сумарна зміна всіх ваг стане дуже малою). Після навчання класифікація виконується за допомогою подавання на вхід мережі випробуваного вектора, обчислення відстані від нього до кожного нейрона з подальшим вибором нейрона з найменшою відстанню як індикатора правильної класифікації [2].

Зауваження: якщо попередньо виконати поодинокі нормування всіх вхідних векторів, тобто подавати на вхід мережі образи X' , компоненти якого пов'язані з компонентами вектора X за формулою

$$X'_i = \frac{x_i}{\sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}}, \quad (8)$$

а також якщо після кожної ітерації процесу навчання здійснювати нормування ваг кожного нейрона (стовпців матриці W), то як міру близькості вхідних векторів і вагових векторів нейронів мережі можна розглядати скалярний твір між ними. Дійсно, у цьому разі

$$d_j = \sum_{i=1}^n (X_i - W_{ij}^N)^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n X_i W_{ij}^N + \sum_{i=1}^n W_{ij}^2 = 2 - 2 \sum_{i=1}^n X_i W_{ij}^N. \quad (9)$$

Отже, найменшою буде відстань до того нейрона, скалярний твір з вагами якого у вхідного вектора максимальний. У цьому разі можна вважати, що кожний нейрон Кохонена реалізує тотожну активаційну функцію $f(s) = s$, де $s = \sum_{i=1}^n W_{ij} \cdot X_i$. Нейрон із максимальним значенням активаційної функції оголошується «переможцем», і його ваги (а також ваги нейронів із його околу) перераховуються.

Висновки

Проаналізувавши ефективність використання нейронних мереж, дійшли висновку, що багатошаровий перцептрон можна успішно застосовувати для розв'язання різноманітних завдань, зокрема він максимально ефективний для задачі розпізнавання образів. Мережу Кохонена здебільшого можна використовувати у процесі вирішення задач класифікації, які складаються за потреби розділення об'єктів на класи.

Список використаної літератури

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. / пер. с англ. Москва: Изд. дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
2. Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника. Теория и практика. Москва: 2010. 184 с.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польского И. Д. Рудинского. Москва: Финансы и статистика, 2012. 344 с.
4. Галушкин А. И. Нейронные сети: основы теории. Москва: Горячая линия - Телеком, 2010. 496 с.

И. С. Сиротенко, И. С. Щербина, К. П. Сторчак, А. Н. Тушич, В. И. Фокин АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ НА ПРИМЕРЕ МНОГОСЛОЙНОГО ПЕРСЕРПТРОНА И СЕТИ КОХОНЕНА

Рассмотрены искусственная нейронная сеть — многослойный перцептрон, а также сеть Кохонена как методы распознавания визуальных изображений. Работа посвящена анализу основных функциональных задач, которые могут решать выбранные нами нейронные сети с максимальной эффективностью и целесообразностью. Также исследованы данные нейронные сети как инструменты первичного анализа визуальных изображений для дальнейшего их использования как в научных целях, так и для предметного внедрения в сферах бизнеса, где нейронные сети наиболее применимы и будут приносить максимальный эффект для обычных пользователей.

Ключевые слова: нейронная сеть; нейрон; обучение; входной слой; свертка; изображение.

I. S. Sirotenko, I. S. Shcherbyna, K. P. Storchak, A. M. Tushych, V. I. Fokin

ANALYSIS OF THE EFFICIENCY OF USING NEURAL NETWORKS ON THE EXAMPLE OF A MULTILAYER PERCEPTRON AND A KOHONEN NETWORK

The article considers an artificial neural network — a multilayer perceptron, as well as the Kohonen network, as tools for visual image recognition. The work is devoted to the analysis of the main functional tasks that can be solved by our chosen neural networks, with maximum efficiency and expediency. We will also consider these neural networks as tools for primary analysis of visual images for further use both for scientific purposes and for their substantive implementation in business areas where neural networks are most applicable and will bring maximum effect to ordinary users.

One of the most common algorithms for learning multilayer neural networks is the error backpropagation algorithm. This algorithm calculates the gradient surface gradient vector. Then we move by some value in the direction of the vector (it will show us the direction of the fastest descent), where the error value will be less. This consistent progress will gradually minimize the error. Here there are difficulties with definition of size on which it is necessary to advance. If the size of the step is relatively large, it will lead to the fastest descent, but there is a chance to "jump" the desired point or go in the wrong direction, if the surface has a fairly complex shape. For example, if the surface is a narrow ravine with steep slopes, the algorithm will move very slowly, jumping from one slope to another. If the step size is small, it will lead to finding the most optimal direction, but can significantly increase the number of iterations. To achieve the most optimal result, the step size is taken in proportion to the steepness of the slope with some constant - the speed of learning. The choice of this constant is made experimentally and depends on the conditions of a particular problem.

Having conducted the work, it should be noted that the multilayer perceptron is successfully used to solve various problems, in particular as effectively as possible for the problem of pattern recognition.

Keywords: neural network; neuron; learning; input layer; convolution; image.



Шановні колеги!

Передплата на науковий журнал
завжди триває!

її ви можете оформити за «Каталогом видань України» та «Каталогом видань зарубіжних країн»:

- ❖ у відділеннях поштового зв'язку
- ❖ в операційних залах поштамтів
- ❖ у пунктах приймання передплати
- ❖ на сайті ДП «Преса» www.presa.ua
- ❖ на сайті УДППЗ «Укрпошта» www.ukrposhta.ua

ПЕРЕДПЛАТНИЙ ІНДЕКС
74224



Підтримуйте фахове галузеве видання — завжди надійне джерело достовірної інформації!