

1. Directive 2009/72/EC of the European Parliament and of the Council concerning common rules for the internal market in electricity and repealing Directive 2003/54/EC. Article 9 “Unbundling of transmission systems and transmission system operators”. Available at: <http://extwprlegs1.fao.org/docs/pdf/eur124471.pdf>.
2. Закон України від 13.04.2017 № 2019-VIII “Про ринок електричної енергії”: <http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/2019-19>.
3. *Блінов І.В., Попович В.І.* Гармонізована рольова модель європейського ринку електроенергії, Проблеми загальної енергетики. – 2011. – № 3(26). – С.5-11.
4. *Блінов І.В.* Теоретичні та практичні засади функціонування конкурентного ринку електроенергії. Наукова думка. – 2015. К. – С.250.
5. *Блінов І.В.* Методи та моделі забезпечення функціонування конкурентного ринку електричної енергії в Україні// Вісник НАН України. – 2013. - № 6. – С.81-87.
6. *Блінов І.В., Іванов Г.А.* Способи формування ключових вхідних даних для імітаційного моделювання цін та тарифів в новій моделі ринку електричної енергії // Промелектро. – 2017. – № 3. – С.54-57.
7. *Блінов І.В., Парус Є.В., Іванов Г.А.* Імітаційне моделювання функціонування балансуючого ринку електроенергії з урахування системних обмежень на параметри ОЕС України. Технічна електродинаміка. – 2017. - № 6. – С.72-79.
8. *Євдокімов В.А.* Система державного регулювання електроенергетичного сектору в Україні: особливості формування та функціонування / В. А. Євдокімов // Наукові праці: науково-методичн. журнал. Вип. 252. Т. 263. Державне управління. – Миколаїв: Вид-во ЧДУ ім. Петра Могили, 2015. – С.64-69.

Поступила 18.09.2017р.

УДК 009.4

Б.М. Гавриш¹, к.т.н., ст. викл, УАД, О.В. Тимченко^{1, 2}, д.т.н., професор,
О.О. Тимченко¹, аспірант

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ НЕЧІТКОГО ОПРАЦЮВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ В СИСТЕМАХ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ

Анотація. Розглядається методи нейронечіткого опрацювання зображень для завдань виділення границь і розпізнавання.

Ключові слова: нечітке опрацювання зображень, нейронні мережі.

Abstract. The methods of neurofuzzy image processing for boundary allocation and recognition tasks are considered.

Keywords: fuzzy image processing, neural networks.

¹, Українська академія друкарства

² Uniwersytet Warmińsko-Mazurski w Olsztynie

Вступ

Завдання класифікації, аналізу та розпізнавання образів [1], прийняття рішень для систем технічного зору можуть бути вирішені різними методами [2-4]. Проте реалізація пристроїв які працюють в реальному часі доцільна з використанням нечітких методів та нейронних мереж. Основним елементом таких мереж є перцептрон [5]. Багатошаровим перцептроном називають штучну нейронну мережу, що складається з декількох вхідних вузлів, що утворюють вхідний шар, одного або декількох обчислювальних шарів нейронів і одного вихідного шару. У таких мережах сигнал, подається на вхідний шар, передається послідовно в прямому напрямку від шару до шару. Даний тип ШНС успішно застосовується для вирішення різноманітних завдань, зокрема для задачі розпізнавання [6] в системах технічного зору.

Основна частина

Перед використанням такої системи необхідно провести навчання перцептрона. Розглянемо алгоритм навчання перцептрона на модельній задачі. Перцептрон навчають, подаючи сукупність (множину) зображень по одному на його вхід і змінюють ваги доти, доки для всіх зображень не буде досягнуто необхідний вихід. Вважаємо, що вхідне зображення є сукупністю блоків пікселів. Від кожного пікселя на перцептрон подається вхідний сигнал. Якщо в піксель чорний, то від нього подається одиниця, у протилежному випадку – нуль. Сукупність пікселів на зображенні задає сукупність нулів і одиниць, котрі подаються на входи перцептрона. Припустимо, що вектор X є зображенням блоку, який піддається розпізнаванню. Кожну компоненту x_i (блок зображення) вектора X перемножують на відповідну компоненту w_i вектора ваг w . Ці добутки сумують. Якщо сума перевищує поріг q , то вихід нейрона y дорівнює одиниці, у протилежному випадку – нуль. Ця операція у векторній формі: $y = XW$. Для навчання мережі зображення X подають на вхід і обчислюють вихід y . Якщо вихід правильний, то нічого не змінюється. Однак якщо вихід неправильний, то ваги, приєднані до входів, що підсилюють помилковий результат, модифікуються, щоб зменшити помилку.

Значимо, що це навчання глобальне, тобто мережа навчається на всій можливій множині вхідних сигналів.

Причина популярності перцептронів в тому, що для свого кола задач вони є універсальними пристроями та ефективні з погляду обчислювальної складності.

Більш складна нейронна мережа зворотного поширення помилки складається з декількох шарів нейронів, причому кожен нейрон попереднього шару пов'язаний з кожним нейроном наступного шару. У таких мережах, після визначення кількості шарів і кількості елементів кожного шару, потрібно обчислити значення ваг і порогів мережі таким чином, щоб мінімізувати помилку прогнозу. Дане завдання вирішується за допомогою різноманітних алгоритмів навчання. Суть цих алгоритмів полягає в підгонці мережі до навчальних даних. Помилка реалізованої мережі буде визначатися шляхом прогону всіх вхідних даних і порівнянням реально отриманих

значень на виході мережі з цільовими значеннями. Потім отримана різниця підсумовується в загальну – функцію помилок, яка характеризує загальну помилку мережі. Найчастіше, в якості функції помилок, береться сума квадратів помилок.

Одним з найбільш поширених 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 напрямку вектора (він буде вказувати нам напрямком найшвидшого спуску), де значення помилки буде вже менше. Таке послідовне просування поступово призведе до мінімізації помилки. Тут виникають труднощі з визначенням величини, на яку слід просуватися. Якщо величина кроку буде відносно великою, це приведе до найшвидшого спуску, проте є ймовірність «перестрибнути» шукану точку або піти в неправильному напрямку, якщо поверхня має досить складну форму. Наприклад, в разі, якщо поверхня являє собою вузький яр з крутими схилами, алгоритм буде дуже повільно просуватися, стрибаючи з одного схилу на інший. Якщо ж величина кроку буде маленькою, це приведе до знаходження найбільш оптимального напрямку, однак може значно збільшити число ітерацій. Для досягнення найбільш оптимального результату величина кроку береться пропорційно крутизні схилу з деякою константою – швидкістю навчання. Вибір цієї константи здійснюється експериментальним шляхом і залежить від умов конкретного завдання.

Введемо наступні позначення. Матрицю вагових коефіцієнтів від входів до прихованого шару позначимо W , а матрицю ваг, що з'єднують прихований і вихідний шар – V . Для індексів приймемо такі позначення: входи будемо нумерувати тільки індексом i , елементи прихованого шару – індексом j , а входи – індексом k . Число входів мережі – n , число нейронів у прихованому шарі – m , число нейронів у вихідному шарі – p . Нехай мережа навчається на вибірці (X, D^t) , $t = \overline{1, T}$. Тоді алгоритм навчання багат шарового перцептрона буде виглядати наступним чином [5].

Крок 1. Ініціалізація мережі. Ваговим коефіцієнтам привласнюються малі випадкові значення, наприклад, з діапазону $(-0.3, 0.3)$; задаються ϵ – параметр точності навчання, α – параметр швидкості навчання (як правило, ≈ 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 синоптичних ваг. Розрахувати зміну ваг для вихідного шару нейронної мережі за формулами:

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

Розрахувати зміну ваг для прихованого шару за формулами:

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

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

Крок 4. Кроки 2-3 повторюються для всіх навчальних векторів. навчання завершується після досягнення для кожного з навчальних образів значення функції помилки, яке не перевищує ε або після максимально допустимого числа ітерацій.

На кроці 2 вектори з навчальної послідовності краще пред'являти на вхід в випадковому порядку.

Висновки

Побудований алгоритм нечіткого опрацювання для виділення границь в зображенні. Кількість входів і виходів мережі, як правило, задається умовами задачі, а розмір прихованого шару знаходять експериментально. Зазвичай число нейронів в ньому становить 30-50% від числа 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 задач розпізнавання). Якщо число нейронів в прихованому шарі занадто мале, мережа виявляється просто не в змозі навчитися.

- 1 *Гавриш Б.М., Тимченко О.В.* Особливості застосування процесорів растрових перетворень в додрукарській підготовці // Моделювання та інформаційні технології. Зб. наук. пр. ПІМЕ НАН України. – Вип.72. – К.: 2014. – С.139-149.
- 2 Практичні завдання до курсу Computer Vision // <http://ki.tneu.edu.ua>
- 3 *Гонсалес Р.* Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
- 4 *Штовба С.Д.* Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику. <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/book1/index.php>
- 5 <https://neuralnet.info/chapter/персептрон>
- 6 *Семин М.С.* Обзор решения прикладных задач с помощью систем технического зрения// <http://www.videoscan.ru/page/718#13>.

Поступила 25.09.2017р.