

В.В. Грицик, С.О.Кривцов

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя,
кафедра "Комп'ютерних систем та мереж" stcu_1702@yahoo.com

ДОСЛІДЖЕННЯ КОГНІТИВНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

У роботі досліджено характеристики штучних нейронних мереж на прикладі задачі розпізнавання і класифікації. Зокрема досліджено особливості функціонування різних архітектур в межах методу зворотного поширення похибки.

This article shows the results of the research performance of artificial neural networks on the example of the problem the problem of recognition and classification of visual objects.

In particular, the paper discusses the features of the various architectures within the error back-propagation method.

1. Вступ

В сфері інформаційних технологій, яка все більше місця займає в житті сучасної людини, дедалі ширшого застосування набувають системи комп'ютерного зору [3,4,9]. Це зумовлено і складністю автоматизації обробки візуальних зображень на складному полі уваги [13-15], і складністю опису об'єкту розпізнавання, його виділення з фону на дискретному полі уваги, а головне тим, що близько 90 відсотків інформації людина сприймає очима [12]. Відповідно, еволюція зорієнтувала людський мозок на відповідну пропорцію ресурсів для опрацювання інформації з метою вироблення життєво важливих реакцій.

Основними сферами застосування систем комп'ютерного зору є: інформаційні технології, які можуть покращувати якість зображень, виявляти на них важливі моменти чи події або візуалізувати інформацію, (отриману із зображень), системи технічного контролю (визначення, за зображенням об'єктів, відповідності їхній специфікації), системи підтримки прийняття рішень (оптичне розпізнавання образів/об'єктів або аналіз динаміки ситуацій) [1-11].

Прогрес в області комп'ютерного зору визначається двома факторами: розвиток алгоритмічних методів і розвиток апаратного забезпечення.

2. Постановка задачі

Об'єктами дослідження є три наступні різновиди штучних нейронних мереж (ШНМ):

- одношарова нейронна мережа з кількістю нейронів рівною 10 (відповідно до кількості класів). Надалі даний різновид ШНМ буде позначатися НМ №1;

- фреймова нейронна мережа з кількістю фреймів рівною 10 (відповідно до кількості класів), кожен фрейм представляє собою двохшарову ШНМ з кількістю нейронів на вхідному шарі рівною 50, на вихідному – 1 (НМ №2);
- фреймова нейронна мережа з кількістю фреймів рівною 10 (відповідно до кількості цифр-класів), кожен фрейм представляє собою двохшарову нейронну мережу з кількістю нейронів на вхідному шарі рівною 100, на вихідному – 1 (НМ №3).

Вхідними даними для проведення дослідження будуть 5 наборів цифр різного шрифту, а саме:

- вхідний набір (ВН) №1 – шрифт Calibri;
- ВН №2 – шрифт Times New Roman;
- ВН №3 – шрифт Courier New;
- ВН №4 – шрифт Andalus;
- ВН №5 – шрифт Arial, курсив;

Суть даного дослідження полягатиме в наступному:

- на першому етапі буде проводитися навчання (паралельно для трьох різновидів) нейронних мереж з використанням одного набору вхідних значень (даний набір будемо називати навчальним). Метою є визначення кількості епох навчання (процес навчання мережі десятиєм цифрам одного шрифту), після якої окрема нейронна мережа здійснюватиме коректне розпізнавання всіх елементів навчального набору, що дасть нам можливість здійснити порівняння швидкості навчання досліджуваних різновидів нейронних мереж, а також визначення мережі, яка краще справилася з завданням класифікації навчального набору;
- на другому етапі буде здійснюватися перевірка коректності класифікації елементів вхідних наборів з якими навчання не проводилося. Перевірка виконуватиметься після кількості епох навчання (для всіх ШНМ однакова кількість епох) рівній найбільшому значенню серед кількості епох необхідних для вивчення навчального набору окремим різновидом ШНМ. Метою даного етапу буде визначення якості класифікації елементів, яким мережа не навчалася, після рівної кількості епох навчання для кожної з трьох досліджуваних різновидів мереж;
- на третьому етапі проводитиметься подальше навчання нейронних мереж, для визначення максимально можливого результату по класифікації елементів вхідних наборів, з якими не проводилося навчання, і визначити кількість епох для кожної з трьох різновидів мережі, при яких було досягнуто цей результат.

3. Розв’язок задачі

3.1 Етап досліджень з навчальним набором

Для проведення навчання було вибрано ВН №1. В процесі виконання першого етапу дослідження було визначено, що НМ №1 почала коректно

класифікувати всі елементи навчального набору після 3-ох раундів навчання, НМ №2 – після 6-ти раундів навчання, НМ №3 – після 8-ми раундів навчання. В таблиці 3.1 наведені результати дослідження після 3-ох раундів навчання, в таблиці 3.2 – після 6-ти раундів навчання, в таблиці 3.3 – після 8-ми раундів навчання. Перелік позначень, що будуть використовуватися:

- E_{max} – елемент з максимальним вихідним значенням;
- E_{n_max} – елемент з наступним по величині, після максимального, вихідним значенням;
- OUT – вихідне значення відповідного елемента;
- Сірим фоном відмічені вхідні елементи, які класифікувалися коректно.

Для порівняння якості класифікації певного набору різними нейронними мережами будуть використовуватися наступні поняття:

- першою і самою вагомою ознакою якості класифікації певного набору вхідних даних – це кількість коректно класифікованих елементів цього набору (ознаки описані нижче будуть застосовуватися лише у випадку коректної класифікації одних і тих же елементів вхідного набору двома (або трьома) різновидами ШНМ).
- наступною за значущістю ознакою є середнє арифметичне максимальних вихідних значень всіх, коректно класифікованих, елементів вхідного набору (3.1). Таким чином буде визначатися з яким активаційним рівнем був класифікований набір, і чим вищий цей рівень тим якіснішою є класифікація;
- останньою за значущістю ознакою є середнє арифметичне різниць між максимальним вихідним значенням і значенням наступним по величині, після максимального, всіх, коректно класифікованих, елементів вхідного набору (3.2). Це уможливить визначити наскільки нижчий рівень активації вихідних значень елементів, які не є вірними для відповідних елементів вхідного набору, від рівня активації вихідних значень вірних елементів. Чим більша різниця тим якіснішою є класифікація.

$$Activ = \overline{OUT}_{max} = \frac{\sum_{i=1}^N OUT_{max,i}}{N}, \quad (3.1)$$

де:

N – кількість коректно класифікованих елементів;

OUT_{max} – максимальне вихідне значення.

$$Dif = \overline{OUT}_{max} - \overline{OUT}_{n_max} = \frac{\sum_{i=1}^N (OUT_{max,i} - OUT_{n_max,i})}{N}, \quad (3.2)$$

де:

OUT_{n_max} – наступне по величині після максимального вихідне значення.

Після трьох раундів навчання НМ №1 коректно класифікує всі елементи навчального набору, НМ №2 – сім з десяти елементів навчального набору, НМ №3 – чотири з десяти елементів навчального набору.

Таблиця 3.1

Результати навчання набором після 3-ох епох

Елементи навчального набору		Різновиди НМ									
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
НМ №1	$F_{\text{max}}(\text{суп})$	0(0,98)	1(0,99)	2(0,98)	3(0,99)	4(0,99)	5(0,97)	6(0,99)	7(0,91)	8(0,99)	9(0,97)
	$F_{\text{min}}(\text{суп})$	6(0,55)	3(0,30)	9(0,09)	5(0,09)	7(0,60)	6(0,30)	8(0,67)	4(0,15)	1(0,08)	5(0,17)
НМ №2	$F_{\text{max}}(\text{суп})$	9(0,69)	1(0,85)	2(0,74)	9(0,72)	4(0,89)	9(0,72)	6(0,75)	7(0,88)	8(0,86)	9(0,90)
	$F_{\text{min}}(\text{суп})$	6(0,64)	7(0,65)	7(0,73)	8(0,69)	7(0,70)	8(0,66)	8(0,72)	9(0,59)	9(0,79)	7(0,60)
НМ №3	$F_{\text{max}}(\text{суп})$	9(0,75)	1(0,78)	7(0,76)	9(0,78)	4(0,78)	9(0,77)	9(0,76)	7(0,84)	9(0,86)	9(0,90)
	$F_{\text{min}}(\text{суп})$	8(0,62)	9(0,72)	9(0,75)	8(0,63)	9(0,70)	8(0,61)	8(0,67)	9(0,62)	8(0,74)	8(0,59)

Визначимо параметри якості класифікації для НМ №1:

$$\begin{aligned}
 \text{Activ}_{\text{нм1р6}} &= \\
 & \frac{0,98 + 0,99 + 0,98 + 0,99 + 0,99 + 0,97 + 0,99 + 0,91 + 0,99 + 0,97}{10} \\
 & = 0,976 \\
 \text{Dif}_{\text{нм1р6}} &= 0,976 - \\
 & \frac{0,55 + 0,3 + 0,09 + 0,09 + 0,6 + 0,3 + 0,67 + 0,15 + 0,08 + 0,17}{10} \\
 & = 0,676
 \end{aligned}$$

Після шести раундів навчання НМ №1 та НМ №2 коректно класифікують всі елементи навчального набору, НМ №3 – вісім з десяти елементів навчального набору. Визначимо параметри якості класифікації для НМ №1, НМ №2:

$$\begin{aligned}
 \text{Activ}_{\text{нм1р6}} &= 0,979 \\
 \text{Dif}_{\text{нм1р6}} &= 0,979 - 0,273 = 0,706 \\
 \text{Activ}_{\text{нм2р6}} &= 0,857 \\
 \text{Dif}_{\text{нм2р6}} &= 0,857 - 0,649 = 0,208
 \end{aligned}$$

3.2 Етап досліджень з вхідними наборами, яким НМ не навчались

Після проходження 8-ми раундів навчання з одним навчальним набором (ВН №1), було виконано перевірку на коректність класифікації нейронними мережами наборів, яким мережі не навчались.

ВН №2 був коректно класифікований тільки НМ №2, НМ №3 коректно класифікувала 9-ть елементів ВН №2, НМ №1 – 8-м елементів ВН №2.

Дев'ять елементів з ВН № 3 було коректно класифіковано НМ №2 і

НМ №3. Для визначення яка з двох мереж здійснила якіснішу класифікацію, обрахуємо параметри *Activ* і *Dif*:

$$Activ_{\text{вн2нм2р8}} = 0,65$$

$$Activ_{\text{вн3нм2р8}} = 0,643$$

$$Dif_{\text{вн3нм2р8}} = 0,65 - 0,543 = 0,107$$

$$Dif_{\text{вн2нм3р8}} = 0,643 - 0,55 = 0,093$$

Отже, оскільки $Activ_{\text{вн3нм2р8}} > Activ_{\text{вн2нм2р8}}$ і $Dif_{\text{вн3нм2р8}} > Dif_{\text{вн2нм3р8}}$, то НМ №2 класифікувала ВН №3 якісніше, ніж НМ №3.

НМ №1 коректно класифікувала 8-м елементів ВН №3, що є найнижчим результатом для даного набору.

Дев'ять елементів з ВН № 4 було коректно класифіковано НМ №2 і НМ №3. Для визначення яка з двох мереж здійснила якіснішу класифікацію, обрахуємо параметри *Activ* і *Dif*:

$$Activ_{\text{вн4нм2р8}} = 0,734$$

$$Activ_{\text{вн4нм3р8}} = 0,723$$

$$Dif_{\text{вн4нм2р8}} = 0,734 - 0,591 = 0,143$$

$$Dif_{\text{вн4нм3р8}} = 0,723 - 0,597 = 0,126$$

Отже, оскільки $Activ_{\text{вн4нм2р8}} > Activ_{\text{вн4нм3р8}}$ і $Dif_{\text{вн4нм2р8}} > Dif_{\text{вн4нм3р8}}$ то НМ №2 класифікувала ВН №4 якісніше, ніж НМ №3, хоча з дуже не великою різницею.

НМ №1 коректно класифікувала 7-м елементів ВН №4, що є найнижчим результатом для даного набору.

НМ №2 коректно класифікувала 7-м елементів ВН №5, що є найвищим результатом для даного набору.

НМ №1 і НМ №3 коректно класифікували по 6 елементів з ВН №5. Для визначення яка з двох мереж здійснила якіснішу класифікацію, обрахуємо параметри *Activ* і *Dif*:

$$Activ_{\text{вн5нм1р8}} = 0,747$$

$$Activ_{\text{вн5нм3р8}} = 0,795$$

$$Dif_{\text{вн5нм1р8}} = 0,747 - 0,265 = 0,482$$

$$Dif_{\text{вн5нм3р8}} = 0,795 - 0,65 = 0,145$$

Отже, оскільки $Activ_{\text{вн5нм3р8}} > Activ_{\text{вн5нм1р8}}$, то НМ №3 класифікувала ВН №5 якісніше, ніж НМ №1, хоча і $Dif_{\text{вн5нм1р8}} > Dif_{\text{вн5нм3р8}}$ (параметр *Dif* є менш значущим ніж параметр *Activ*).

В результаті другого етапу дослідження можна зазначити, що найкраще з завданням класифікації наборів, яким мережі не навчалися, справилася НМ №2, наступною йде НМ №3 і останньою – НМ №1.

3.3 Подальше навчання НМ

В даному етапі виконувалося подальше навчання нейронних мереж тим

же вхідним набором, та здійснювалося фіксування коректної класифікації елементів, які до цього часу були класифіковані не коректно. Результати даного етапу дослідження наведено в табл. 3.2.

Таблиця 3.2

Результати третього етапу дослідження

Номер вхідного набору		ВН №2	ВН №3	ВН №4	ВН №5
Різновиди НМ					
9 раунд					
НМ №2	Номер нового коректно класифікованого елементу	—	3	—	3
10 раунд					
НМ №3	Номер нового коректно класифікованого елементу	3	—	—	0
11 раунд					
НМ №2	Номер нового коректно класифікованого елементу	—	—	—	5
НМ №3	Номер нового коректно класифікованого елементу	—	3	—	—
12 раунд					
НМ №3	Номер нового коректно класифікованого елементу	—	—	—	3, 5
16 раунд					
НМ №1	Номер нового коректно класифікованого елементу	—	—	5	0, 5
20 раунд					
НМ №1	Номер нового коректно класифікованого елементу	—	—	—	—
НМ №2	Номер нового коректно класифікованого елементу	—	—	—	—
НМ №3	Номер нового коректно класифікованого елементу	—	—	—	—

В результаті виконання навчань в 20-ть раундів було визначено наступне:

- НМ №2 після 11 раундів навчання коректно класифікувала всі елементи вхідних наборів окрім двох, а саме окрім сімки з ВН №5 і трійки з ВН №4;
- НМ №3 після 12 раундів навчання коректно класифікувала всі елементи вхідних наборів окрім двох, а саме окрім сімки з ВН №5 і трійки з ВН №4;
- НМ №1 після 16 раундів навчання коректно класифікувала всі окрім восьми елементів вхідних наборів.

Отже, на третьому етапі досліджень ще раз доведено перевагу НМ №2 над двома іншими різновидами.

Висновок

У роботі запропоновано використовувати для класифікації образів метод організації ШНМ у вигляді фреймів. Показано результати порівняння його роботи з різними архітектурами при тому самому методі навчання (метод зворотного поширення похибки).

У результаті дослідження трьох різновидів штучних нейронних мереж можна стверджувати:

- одношарова нейронна мережа (НМ №1) є оптимальним варіантом у випадку, якщо передбачається робота нейронної мережі з елементами, яким вона навчалася, тому що у такому випадку вона забезпечує швидше навчання і високий рівень класифікації об'єктів;
- в загальному випадку найкраще себе проявила фреймова нейронна мережа з кількістю нейронів на входному шарі кожного фрейму рівною 50 (НМ №2). Вона забезпечила найкращу якість класифікації наборів елементів, яким мережа не навчалася, причому швидкість навчання в порівнянні з НМ №3 є також вищою. Максимально можливий результат класифікації входних даних, при навчанні одним набором елементів, з використанням НМ №2 був рівний з результатом при використанні НМ №3, але результат НМ №2 був досягнутий за меншу кількість епох навчання.

1. *Уосермен Ф.* Нейрокомп'ютерна техніка: Теорія і практика / Ф. Уосермен ; [пер. з англ. Ю. А. Зуєв, В. А. Точенов]. – М. :ИПРЖ, 1992. – 240 с.
2. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский ; [пер. с польского И. Д. Рулинский]. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
3. *Грицик В. В.* Технічні та програмні засоби розпізнавання та аналізу зображень складних біологічних об'єктів / В. Грицик М. Влах. – Львів. : Інформаційні технології і системи, 2005.– Том. 8. – № 1. – С. 17-28.
4. *Форсайд Д.* Комп'ютерное зрение; Современный подход / Д. Форсайд, Ж. Понс. – М., СПб., К.: Вильямс, 2004. – 926 с.
5. Нейронная сеть – обучение ИНС с помощью алгоритма обратного распространения [Электронный ресурс] Режим доступа: URL: <http://robocraft.ru/blog/algorithm/560.html> – Назва з екрану.
6. Применение нейронных сетей для поиска ошибок классификации символов в OCR-системах. Построение обучающей выборки : материалы конф. Scientific researches and their practical application. Modern state and ways of development / И.А. Яковлев. – М. : Московский государственный университет приборостроения и информатики, 2012. – 167 с.
7. *Грицик В. В.* Новаторські ідеї штучного інтелекту. Інформаційно-аналітичні системи / В.В Грицик. – Львів: ДНДШ, 2006. – 65 с.
8. Представление исследование знаний / Под ред. Х.Уэно, М.Исидзука; Пер. с япон. – М.: Мир 1989. – 220с.
9. *Джордж Ф.* Люгер «Искусственный интеллект. Стратегии и методы решения сложных проблем» // Москва: Издательский дом «Вильямс», 2003. – 864с.
10. *Поспелов Д.А.* Ситуационное управление: теория и практика // Д.А. Поспелов. – М.: Наука, 1986. – 288с.

11. Л.А. Бакаев, А.А. Гриценко Экспертные системы и логическое программирование // К.: Наукова думка, 1992. – 220с.
12. Взаємодія аналізаторів при прийомі інформації людиною. – <http://slada.in.ua/2008/49>.
13. В.В. Грицик, М.А. Влах. «Технічні та програмні засоби розпізнавання та аналізу зображень складних біологічних об'єктів». – Львів.: ІПІС. 2005. Т.8, №1. С.17-28.
14. Девід Форсайд, Жан Понс. Компьютерное зрение; Современный подход. Изд. «Вильямс», Москва, Санкт-Петербург, Киев, 2004, 926 с.
15. Грицик В.В. "Задача класифікації біологічних об'єктів". – Збірник наукових праць №34. – І-т проблем моделювання в енергетиці ім. Г.Е. Пухова. – Київ. – 2006. – 153-160с.

Поступила 24.02.2014р.

УДК 004.072.2 + 655.532

О. Хамула, УАД, м.Львів

ВИКОРИСТАННЯ ЗОЛОТОГО ПЕРЕТИНУ В ПОБУДОВІ ЛІТЕР

В статті розглядається сучасні тенденції використання шрифтів їх характерні особливості при верстанні певних типів видань, а також вплив золотого перетину при побудові літер комп'ютерних шрифтів.

The article looks at the current trends in the use of font characteristics in layout certain types of publications and the impact of the construction of the golden section letters of computer fonts.

Широкє впровадження комп'ютерного набору у видавничу справу, крім позитивних моментів, при непрофесійному його використанні привнесло багато негативного. В першу чергу це відноситься до оптимального або хоча б більш-менш правильного вибору шрифту для набору того чи іншого видання. На практиці, переважно, шрифт, призначений для газетного набору використовується для набору книг; дитяча література набирається шрифтами зарубіжних фірм, а сучасна перекладна література оформлюється кириличними класичними шрифтами.

Крім некоректного використання шрифтів ще одним негативним моментом комп'ютерного набору є можливість вільної трансформації шрифту (іноді з економічних міркувань видавця) як засобу підвищення ємності смуги. Найчастіше це відбувається просто від незнання вимог, що пред'являються до шрифту, і невміння професійно ним користуватися.

В середині 80-х років, коли в друкарні видавництва «Правда» впроваджувалася автоматизована система переробки тексту в цифровому представленні (АСПТ), були проведені дослідження та визначено оптимально