

Вісник Національного університету "Львівська політехніка": Комп'ютерні науки та інформаційні технології. N 843. (2016). С. 275-282.

8. *Pushpender Sarao, T. Raghavendra Gupta, S.Suresh*, "Optimal Route Selection Strategy in Wireless Mesh Networks", International Journal of Computer Sciences and Engineering, Vol. 6 (1), Jan 2018, pp. 238-243.

9. *Kaur L., Malhotra J.*, Comparison of Wise Route and Flooding Network Type of Convergecast Routing in Wireless Sensor Network. International Journal of Sensor and Its Applications for Control Systems. — Vol.3, No.2 (2015), pp.1-10 [Електронний ресурс].— Режим доступу: <http://dx.doi.org/10.14257/ijcsacs.2015.3.2.01>

Поступила 24.01.2018р.

УДК 004.9

Б.М. Гавриш¹, к.т.н., ст. викл, О.В. Тимченко^{1, 2}, д.т.н., професор,
Р.О.Кульчицький¹, аспірант

ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ АНАЛІЗУ І ОПРАЦЮВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ТЕКСТІВ

Abstract. In this paper we consider the use of neural networks for typical operations of processing text images and basic algorithms for detecting the contour of a digital image obtained with the help of a camera.

Keywords. Neural network, digitization, analysis.

Анотація. В даній роботі розглянуто застосування нейронних мереж для типових операцій опрацювання зображень текстів та основні алгоритми виявлення контуру цифрового зображення, одержаного за допомогою камери.

Ключові слова. Нейромережа, відновлення, оцифровування, аналіз.

Вступ. На сьогодні існує багато методів коректного оцифровування зображення за допомогою сканерів та фотокамер, проте задача аналізу одержаного оцифрованого зображення все ще знаходиться на початкових стадіях розробки. Навіть найновіші програмні комплекси через наявність шумів у досліджуваних зображеннях та інших непередбачуваних спотворень вимагають наявності людського втручання для коректування своєї роботи. Тема аналізу та розпізнавання оцифрованого зображення (англ. Document Image Analysis and Recognition - DIAR) не нова та налічує багато різних підходів, зокрема [1-3]. Тому застосування методів нейромережевого аналізу в DIAR набуває популярності в останні роки.

¹, Українська академія друкарства

² Uniwersytet Warmińsko-Mazurski w Olsztynie

Метою роботи є вибір адекватної архітектури нейронної мережі та її навчання для відокремлення даних, що підлягають обробці.

Основна частина

Більшість програм для DIAR покладаються на традиційні схеми на основі багат шарових перцептронів (багат шарова перцептронна мережа - MLP, наприклад, [4]), застосовуючи їх лише на початкових стадіях обробки для відокремлення шумів.

Експерименти, проведені в останні кілька років, свідчать про те, що, незважаючи на дуже цікаві та багатообіцяючі результати, критичними є проблеми навчання та аналізу які виникають в реальних умовах. У багатьох типових завданнях для вхідних зображень які потрібно попередньо обробляти враховується тільки плоска репрезентація на основі вектора характеристик [5]. Наприклад, для зонування (грунтуючись на функціях групування в кожній області сітки, накладеної на символ), яке часто використовується в системах розпізнавання символів (англ. optical character recognition - OCR) для навчання нейронної мережі.

Класифікуючи нейронні мережі в залежності від топології можна виділити три основні групи (рис.1):

- a) повнозв'язні мережі;
- b) багат шарові мережі;
- c) мережі зі слабким зв'язком.

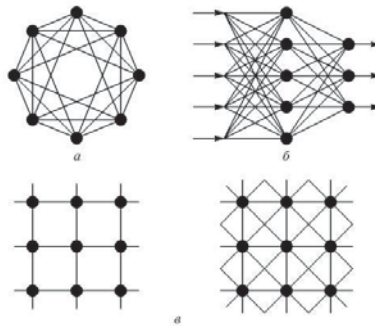


Рис.1. Класифікація нейронних мереж за топологією

Попереднє опрацювання зображення. Типові операції попередньої обробки в DIAR включають в себе бінарізацію, зменшення шуму, виявлення кута нахилу зображення та потоншення символу. Найбільш суттєві результати щодо використання ШНМ (штучної нейронної мережі) при попередній обробці підсумовані в табл. 1. Нейронні мережі часто використовуються для попередньої обробки зображення шляхом вивчення відповідних фільтрів мережею з прикладів. MLP можна використовувати для вікна фіксованого розміру з досліджуваного зображення. Для операцій скелетизації

(потоншення символу) використовують так звані карти Кохонена з самоорганізацією (англ. Self-organizing map — SOM).

Таблиця 1

Типові операції опрацювання зображення

Завдання	Нейронна архітектура	Вхід нейронної мережі	Вихід нейронної мережі
Бінаризація	MLP	Досліджувана область 5x5	Пікселі фону і переднього плану досліджуваного зображення
Корекція зображення	MLP	Пікселі в досліджуваній області	Відновлене значення пікселів вихідного зображення
Видалення дотичних ліній	MLP з рецептивними полями	Побудова гістограми довжин хорд	Відокремлення пікселів
Вирівнювання сторінки	MLP	Розпізнавання сторінки	Кут нахилу
Вирівнювання зображення символу	MLP	Розпізнавання символу	Кут нахилу
"Потоншення" символу	SOM	Корекція бітового образу символу	"Потоншений" символ

Повнозв'язні мережі являють собою ШНМ, кожен нейрон якої передає свій вихідний сигнал іншим нейронам, в тому числі і самому собі (рис. 1-а). Всі вхідні сигнали подаються всім нейронам. Вихідними сигналами мережі можуть бути всі або деякі вихідні сигнали нейронів після кількох тактів функціонування мережі.

У багатозв'язних (або багат шарових) мережах нейрони об'єднуються в шари. Шар містить сукупність нейронів з єдиними вхідними сигналами.

Число нейронів в кожному шарі може бути будь-яким і ніяк не пов'язане з кількістю нейронів в інших шарах. У загальному випадку мережа складається з Q шарів, пронумерованих зліва направо. Зовнішні вхідні сигнали подаються на входи нейронів першого шару (вхідний шар часто нумерують як нульовий), а виходами мережі є вихідні сигнали останнього шару. Вхід нейронної мережі можна розглядати як вихід «нульового шару» вироджених нейронів, які служать лише в якості розподільних точок, підсумовування і перетворення сигналів тут не проводиться. Крім вхідного і вихідного шарів в багатоваршівній нейронній мережі є один або кілька проміжних (прихованих) шарів. Зв'язки від виходів нейронів деякого шару q до входів нейронів наступного шару ($q + 1$) називаються послідовними.

У мережах без зворотних зв'язків нейрони вхідного шару отримують вхідні сигнали, перетворюють їх і передають нейронам 1-го прихованого шару, далі спрацьовує 2-й прихований шар і т.д. до Q -го, який видає вихідні сигнали для інтерпретатора і користувача (рис. 1-б). Якщо не визначено інше, то кожен вихідний сигнал i -го шару подається на вхід всіх нейронів $(q + 1)$ -го шару; проте можливий варіант сполучки q -го шару з довільним $(q + p)$ -м шаром.

Мережі зі зворотними зв'язками, це мережі, у яких інформація з наступних шарів передається на попередні.

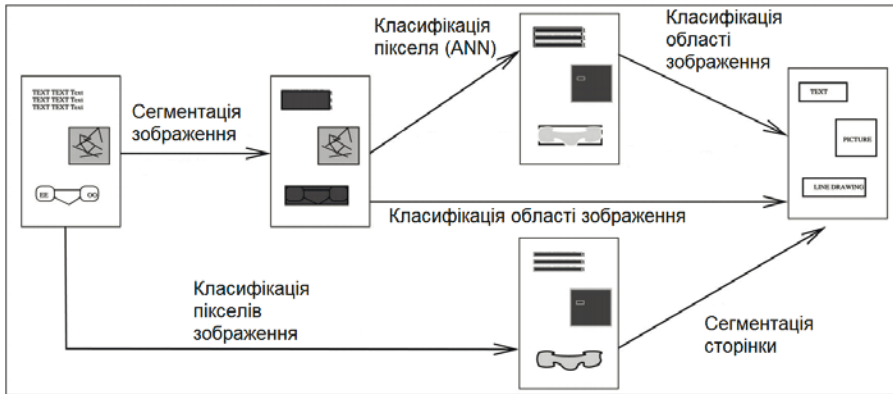


Рис.2. Кроки обробки зображення

Основна перевага ШНМ, яка корисна для попередньої обробки додатків - це їх здатність навчатись на прикладах. Це робить можливим швидку адаптацію до різних видів шуму, без необхідності обробки окремих випадків, що виникають у реальних ситуаціях. У порівнянні з іншими алгоритмами, перевагою ШНМ є те, що вони демонструють відповідну ступінь імунітету до помилкових моделей, які можуть бути ненавмисно вироблені при створенні моделей навчання.

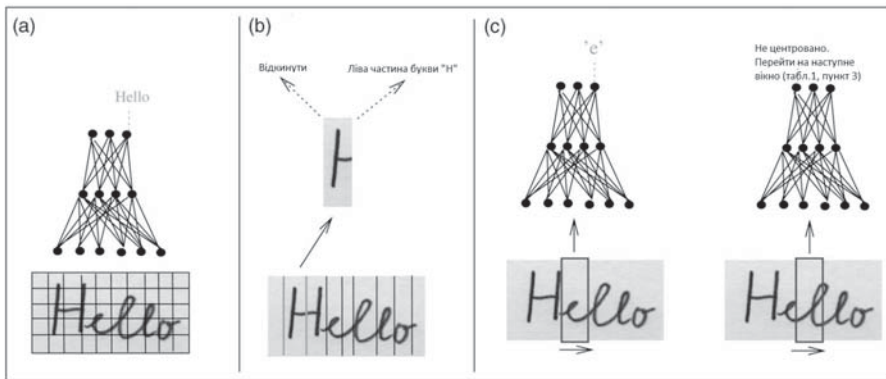


Рис.3. Етапи розпізнавання слова: а) побудова мережі для повного слова
 б), с) пошук і розпізнавання слова по буквах

У додатках для попередньої обробки, ШНМ використовуються в основному для регресії, що досить часто зустрічається при фільтрації (рис.2). Іноді класифікаційні підходи також розглядаються для бінаризації та для призначення пікселю переднього плану. Як і в інших підходах до фільтрації, вибір відповідного розміру поданого на вхід вікна є складною проблемою[5].

Висновки. Штучні нейронні мережі широко використовуються для більшості завдань аналізу і розпізнавання образів документів. Більшість підходів покладаються на використання простих MLP, а співпраця між різними типами мереж для різних завдань розглядаються лише частково. Існують також два альтернативних підходи до кінцевої обробки зображення (табл.1) – мережі радіальних базових функцій (RBF - Radial Basis Network) та автоасоціативний метод (autoassociator-based) які ґрунтуються на передових дослідженнях в області графів.

1. L. O’Gorman and R. Kasturi, Document Image Analysis. Los Alamitos, Calif.: IEEE Press, 1995.
2. G. Nagy, “Twenty Years of Document Image Analysis in PAMI,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, no. 1, pp. 38-62, Jan. 2000.
3. R.G. Casey and E. Lecolinet, “A Survey of Methods and Strategies in Character Segmentation,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 7, pp. 690-706, July 1996.
4. Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition,” Proc. IEEE, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, 1998.
5. Кульчицький Р.О., Тимченко О.В., Лях І.М. Порівняння алгоритмів виявлення контуру цифрового зображення // Моделювання та інформаційні технології. Зб. наук. пр. ПІМЕ НАН України. – Вип.79. – К.: 2017. – С.165-172.

Поступила 31.01.2018р.