

В.Ф. Євдокимов, Київ
О.О. Огір, Київ
В.В. Душеба, Київ
О.С. Огір, Київ

ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ПРИ ОБРОБЦІ ДІАГНОСТИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ МЕДИЧНОГО ПРИЗНАЧЕННЯ

Abstract. This paper describes the simulation of the process of creation, learning and functioning of a counter-propagation neural network with variable parameters such as: the number of neurons in the Kohonen layer; the size of the floating window; number of stages of training, which made it possible to quantify the accuracy of segmentation

Вступ. Сучасні діагностичні зображення, що формуються в процесі обробки даних сканування, являють собою в більшості випадків результат реалізації тих чи інших алгоритмів цифрової реконструкції. Ці зображення досить специфічні і вимагають адекватної інтерпретації. Задача сегментації діагностичних зображень, тобто виділення на цих зображеннях зон цікавості, відповідних біотканинам з однаковими характеристиками, залишається одним з найактуальніших для розвитку сучасних діагностичних методів.

Говорячи про різні методи підвищення інформативності медичних зображень [1, 3], слід розрізняти два різних підходи до даної проблеми. Перший підхід ставить собі за мету покращення зорових характеристик зображення (підвищення глобального і локального контрасту, різкості і т.д.) без істотних втрат вмістимої інформації. При такому підході зведені до мінімуму спотворення, які викликані неточністю апаратури. Другий підхід заснований на методах обробки зображень з метою виділення на них деяких необхідних зон деталей або неоднорідностей, при цьому несуттєва інформація пригнічується. В результаті виходить зображення зручне для візуального аналізу або інтерпретації. Але в даному процесі отримання зображень також є різні спотворюючі чинники, які впливають на їх якість. Джерелом цих спотворень може бути як сам алгоритм отримання зображення [2, 3, 4] (якщо зображення є результатом реалізації тих чи інших алгоритмів цифрової реконструкції), так і недосконалість пристроїв введення-виведення, що мають часто нелінійні характеристики передачі рівня сигналу. Методи підвищення інформативності зображень усувають негативні спотворення, такі як недостатня контрастність, спотворені характеристики яскравості і висока зашумленість.

Спосіб ідентифікації характеристик гістограм, отриманих при скануванні краєутворюючої дуги на зображенні, заснований на застосуванні спеціалізованих нейронних мереж. Зокрема, розглянуто такі області

застосування цього підходу в обробці цифрових зображень, як використання багатошарових перцептронів для вирішення завдань інтерпретації даних і конструювання спеціалізованих нейронних мереж.

Зміст даної нейронно-мережевої концепції стосовно до задачі візуалізації визначається загальними принципами функціонування багатошарових перцептронів і включає в себе три етапи [5, 8]:

- а) збір і підготовку даних;
- б) навчання;
- в) розпізнавання.

Слід зазначити, що на відміну від стандартних математичних процедур реконструкції важливим етапом нейронно-мережових обчислень є перший етап – етап представлення та аналізу даних вимірювань. Саме від того, в якій формі дані представлені, як зроблено їх попередній відбір і фільтрація, визначальною мірою залежить швидкодія сучасних алгоритмів навчання, а в кінцевому рахунку і здатність нейронної мережі до запам'ятовування (виділення характерних закономірностей в навчальних даних) і узагальнення (адекватній обробці вхідних сигналів, які не використовувалися для навчання).

Реалізація даної концепції представлена в роботі на прикладі задачі ідентифікації та інтерпретації неоднорідностей на томографічних зображеннях. Параметрами ідентифікованої неоднорідності обрані геометричні параметри, що визначають конфігурацію і характеристики розподілу яскравості «зони інтересу».

Застосування багатошарового перцептрону дозволяє розглядати завдання ідентифікації неоднорідності, характеристики якої найбільш точним чином відповідають вихідному набору даних вимірювань. У стандартній постановці завдання вирішується мінімізацією квадратичного функціоналу Φ різниці обчисленого $h_{k,d}(P_i)$ і $h(P_i)$ – гістограми-зразка і гістограми-реалізації відповідно.

Безпосередньо для оцінки стану даної сцени запропонований квадратичний критерій близькості гістограм, який має вигляд:

$$\arg \min \Phi_k(h_p) = \sum_{i=1}^{N(Q)-1} (h(P_i) - h_{k,d}(P_i))^2, \quad (1)$$

де $h(P_i)$ – гістограма реалізації аналізованого сигналу; $N(Q)$ – число рівнів квантування аналізованого сигналу.

Нейронно-мережевий синтез здійснюється на безлічі пар відповідних векторів $\{\vec{u}_k, \vec{U}_k\}$, $k = 1, K$, де вектор \vec{u}_k – відповідає за вирішення завдання ідентифікації за даними замірами, \vec{U}_k – до k -го набору параметрів з навчальної множини.

Результатом нейронно-мережевого синтезу є знаходження параметрів оптимального відображення $\{\overline{u}_k \rightarrow \overline{U}_k\}$, а не визначення компонент вектору \overline{U}_k , оптимально відповідного даним одиничного вимірювання \overline{u}_k .

Таким чином, завдання, яке вирішується на основі навчання багатосарового перцептронну, зводиться до знаходження архітектури нейронної мережі та відповідного цій архітектурі набору вагових коефіцієнтів синоптичних зв'язків і величин зміщень, при яких відображення «характеристики розподілу – параметри неоднорідності» виконується в межах допустимої помилки для кожної пари, використовуваної в процесі навчання.

Схема нейронно-мережевої ідентифікації, сформульованої вище, представлена на рис. 1.



Рис. 1. Схема нейронно-мережевої ідентифікації

У даній роботі моделювання навмисно проводиться для випадку низько контрастних характеристик. Така постановка супроводжується характерною нелінійністю і виключається будь-яка можливість отримання задовільних оцінок з використанням ліанеризації підходів. Завдання інтерпретації діагностичних зображень вирішується в рамках обраної математичної моделі для кожного набору параметрів з навчальної множини.

Отже, якщо ідентифікуючим параметром є положення центру розподілу інтенсивності яскравості, для якого відомі його геометричні розміри і гістограми, то підготовка вхідних даних для нейронної мережі зводиться до багаторазового обчислення амплітуд градієнтів інтенсивності яскравості для різних значень x – координати центру неоднорідності.

Якщо геометричні параметри неоднорідності і контрасти є фіксованими, то для рішення задачі необхідно визначити форми гістограмного розподілу яскравості. На рис. 2 представлені ексцесивна і багатoverшинна гістограми.

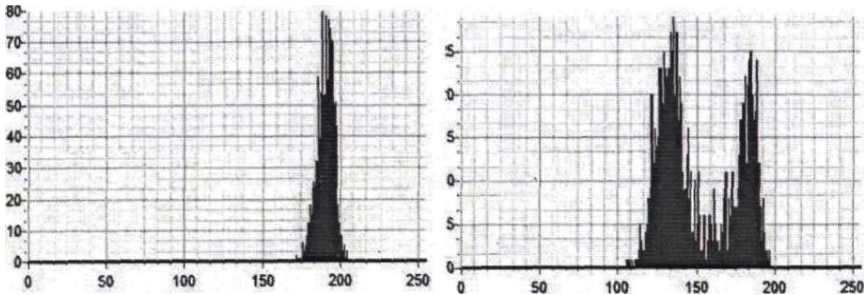


Рис. 2. Форми гістограмного розподілу яскравості

Ексцесивна гістограма має унімодальний характер з максимальним значенням інтенсивності яскравості і характеризується вузькою підставою і загостреною вершиною, що говорить про відсутність неоднорідностей в виділеній зоні. Багатoverшинна гістограма, в межах якої відбувається перерозподіл значень яскравості, а також зміна значень їх максимумів, характерна для рентгеновських зображень краютворюючої дуги серцево-судинної системи і свідчить про наявність множинних артефактів.

Таким чином, інтерпретуються всі досліджувані гістограми, спостерігається висока швидкість навчання нейронної мережі [7]. Результати тестування нейронної мережі, що відповідають оптимальній структурі перцептрону, на даних гістограм розподілу інтенсивності яскравості, не використаних в навчальному процесі, представлені на рис. 3 а). На рис. 3 б) наведено результат тестування нейронної мережі на зашумленість вхідних даних. Проведене тестування демонструє хорошу відповідність результатів нейронно-мережевої ідентифікації вхідним даним, в тому числі і для випадку зашумлених вхідних даних.

Нейронна мережа архітектури була налаштована на ідентифікацію розподілу гістограм і поданням на її вхід 60 пар зображень «Характеристики розподілу – параметри неоднорідності». При виборі архітектури мережі досліджено кілька конфігурацій з різною кількістю елементів. При цьому основним показником був обсяг навчальної множини і узагальнююча здатність мережі.

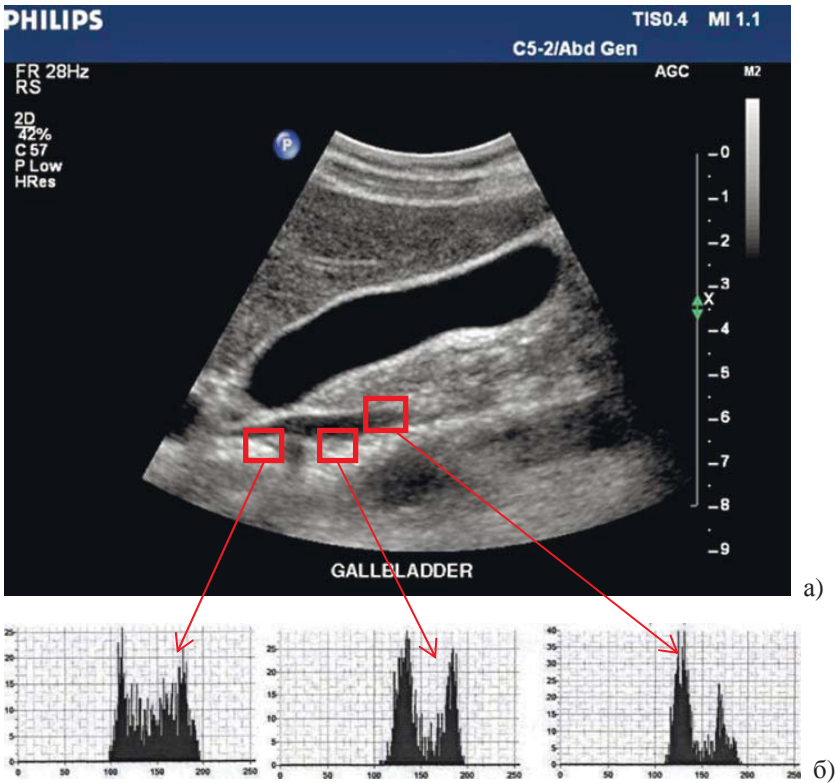


Рис. 3. Результати тестування нейронної мережі

Для вирішення задачі ідентифікації і класифікації застосований багат шаровий перцептрон, а в якості нейронної мережі була обрана мережа зустрічного поширення. У зустрічному поширенні об'єднані моделі: самоорганізована карта Кохонена і зірка Гросберга. На рис. 4 показана спрощена версія прямої дії мережі зустрічного поширення [6, 8].

Нейрони шару (0) служать точками розгалуження і не виконують обчислень. Кожен нейрон шару (0) з'єднаний з кожним нейроном шару (1) – шаром Кохонена, окремою вагою w_{mn} . Ці ваги в цілому розглядаються як матриця вагою W . Аналогічно, кожен нейрон в шарі Кохонена з'єднаний з кожним нейроном в шарі Гросберга (шарі 2) вагою v_{np} . Ці ваги утворюють матрицю вагою V .

Зустрічне розповсюдження функціонує в двох режимах: в нормальному режимі, при якому приймається вхідний вектор X і видається вихідний вектор Y ; в режимі навчання, при якому подається вхідний вектор і ваги коректуються, щоб дати необхідний вихідний вектор. Для даного вхідного

вектора один нейрон Кохонена видає на виході логічну одиницю, всі інші видають нуль. Вихід U кожного нейрона Кохонена є сумою зважених входів:

$$u_j = w_{1j} \cdot x_1 + w_{2j} \cdot x_2 + \dots + w_{mj} \cdot x_m = \sum_{i=1}^m w_{ij} \cdot x_i, \quad (2)$$

де u_j – це вихід U нейрона Кохонена j .

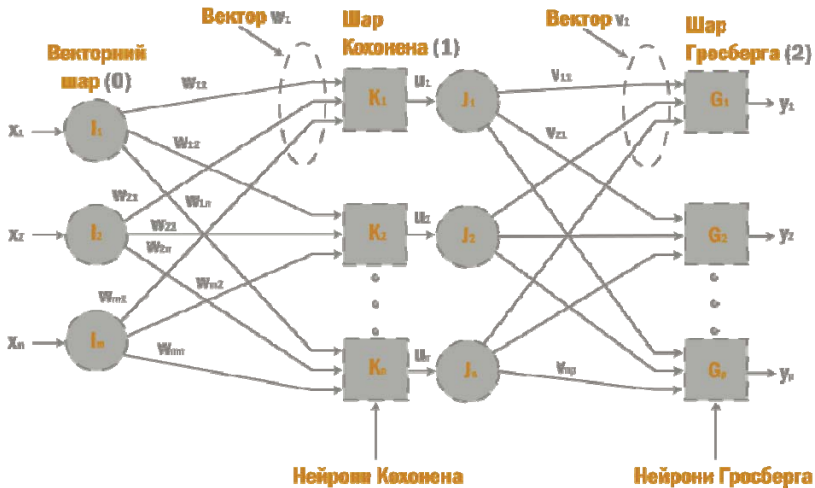


Рис. 4. Спрощена версія прямої дії мережі зустрічного поширення

Нейрон Кохонена [5] з максимальним значенням U є «переможцем». Його вихід дорівнює одиниці, в інших він дорівнює нулю.

Шар Гроссберга функціонує аналогічно. Його вихід Y є зваженою сумою виходів u_1, u_2, \dots, u_n шару Кохонена, що утворюють вектор U . Вектор з'єднає ваги, позначений через V , складатиметься з ваг $v_{11}, v_{21}, \dots, v_{np}$. Тоді вихід Y кожного нейрона Гроссберга:

$$y_i = \sum_j^n u_j \cdot v_{gi}, \quad (3)$$

де y_i – вихід i -го нейрона Гроссберга.

Внаслідок повороту текстурних ділянок щодо країв зображення, зміни яскравості ділянок зображення, а також шумових складових, одна і та ж текстура по-різному може бути захоплена вікном, яке використовується для аналізу. Тому необхідно враховувати даний факт в процесі навчання мережі, надаючи їй можливість розпізнавати варіації однієї й тієї ж текстури. Це можна зробити, розбивши текстуру на підкласи (при цьому за кожен підклас відповідає один з нейронів шару Кохонена), які в свою чергу будуть, в

наступному етапі об'єднані шаром Гросберга в кінцевий клас, відповідний цій текстурі.

Нейронна мережа зустрічного поширення вимагає участь експерта, який формує навчальну вибірку [5, 7]. Саме експерт задає набір пар вхід/мета, згідно з яким в подальшому відбувається класифікація елементів зображення. Експерт сканує вікном клітинки сітки в області зони інтересу і набирає вхідні вектори X . Цим вхідним векторам буде відповідати цільовий вектор Y , що містить інформацію про те, до якого кінцевого класу вони відносяться. Цей процес повторюється для кожної з біотканин, присутніх на зображенні. Після того, як всі пари векторів вхід/мета сформовані, відбувається навчання нейронної мережі. Навчена нейронна мережа надалі працює в режимі класифікації, в якому для кожного з пікселів вихідного зображення формується відповідний вхідний вектор і після обробки цього вектора нейронною мережею робиться висновок про належність пікселя до того чи іншого класу.

$$\begin{array}{l}
 X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{256} \end{pmatrix} \qquad Y = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \\
 X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{256} \end{pmatrix} \qquad Y = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \\
 X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{256} \end{pmatrix} \qquad Y = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}
 \end{array}$$

Початкові значення вагових коефіцієнтів вибираються випадковим чином, їх вплив на кінцевий стан нейронної мережі тим менше, чим більше розмір навчальної вибірки й кількість циклів навчання. Параметри нейронної мережі, такі як кількість нейронів шару Кохонена, ступінь зменшення розмірів найближчого оточення нейрона-«переможця», правило підстроювання вагових коефіцієнтів є основними параметрами, які впливають на кінцевий результат. Алгоритм дозволяє проводити як текстурну, так і яркісну сегментацію. Під текстурною сегментацією розуміємо сегментацію ділянок зображення, що характеризуються різними текстурами, причому середня яскравість цих текстур може бути однаковою.

Результати сегментації зображення представлені в табл. 1. Точність сегментації оцінювалася як процентне відношення правильно класифікованих пікселів (у порівнянні з тестовим зображенням) до загальної кількості пікселів на зображенні.

Таблиця 1

Залежність точності текстурної сегментації від розміру ковзного вікна

Розмір ковзного вікна	Мінімальна точність сегментації, %	Максимальна точність сегментації, %
3x3	85	94,3
5x5	71	94,1

Під яскравою сегментацією приймаємо сегментацію ділянок зображення, що характеризуються різною яскравістю схожої текстури. Результати сегментації зображення з різним рівнем шумової складової представлені в табл. 2. Значення дисперсії шумової складової наведені з урахуванням того, що значення яскравості елементів зображення наведені в діапазоні [0; 1].

Таблиця 2

Залежність точності яскравої сегментації від шумової дисперсії

Розмір ковзного вікна	Мінімальна точність сегментації, %	Максимальна точність сегментації, %
3x10-5	84,3	92,3
1x10-4	81,5	91,4
3x10-4	73	81,9

Складність сегментації реальних діагностичних зображень полягає в тому, що через нерівномірність структури самих тканин і присутності значної шумової складової використання лише яскравого і текстурного параметрів, недостатньо. У зв'язку з цим запропонований ряд текстурних параметрів, таких як контрастність, однорідність, середня абсолютна різниця, облік яких дозволить використовувати нейронні мережі.

Висновки. У роботі змодельований процес створення, навчання і функціонування нейронної мережі зустрічного поширення, зі змінними параметрами нейронної мережі, такими як: кількість нейронів шару Кохонена; розмір ковзаючого вікна; кількість етапів навчання, що дозволяють оцінювати точність сегментації кількісно.

Створена нейронна мережа містить 4 входи (кількість ознак) для 10 нейронів (варіанти текстур). Робота автоматизованої діагностичної системи включає 2 фази: навчання і розпізнавання. Для алгоритму навчання зібраний статистичний матеріал, який містить 580 діагностичних зображень різного типу. Проведено навчання мережі даних на 450 томограмах. Результати були апробовані в Державному Центрі Ендокринології м. Києва і показали ефективність розпізнавання текстури діагностуємої залози.

1. Зеликман М.И., Кручинин С.А. Сравнительный анализ различных методов оценки эффективных доз при использовании рентгеновских - компьютерных томографов. – Мед. техника. – 2009, № 5. – С. 7-12.
2. Євдокимов В.Ф., Огір О.С., Огір О.О. Дослідження характеристик якості УЗ зображень та алгоритмів їх обробки // Моделювання та інформаційні технології: зб. наук. пр. – К.: ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАНУ, 2017. – Вип. 80.
3. Огір А.С., Душеба В.В., Огір Е.А. Обработка и вывод изображений дефектов объектов и сред с помощью графических адаптеров // Моделювання та інформаційні технології: зб. наук. пр. – К.: ІПМЕ ім. Г.Є. Пухова НАНУ, 2017. – Вип. 81.
4. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 стр.
5. Стариков А. Применение нейронных сетей для задач классификации и кластеризации. - <http://www.basegroup.ru/>.
6. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика, пер. с англ. под ред. Ю.А. Зуев. – М.: Мир, 1992. – 184 с.
7. Братко И. Алгоритмы искусственного интеллекта на языке PROLOG. – М.: Вильямс, 2004. – 640 с.
8. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

Поступила 19.02.2018р.

УДК 004.056.52

А.М. Давиденко, Київ
О.А. Суліма, Київ

СТРУКТУРНІ ПІДХОДИ ДО МЕТОДІВ ОЦІНКИ РІВНЯ БЕЗПЕКИ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Abstract. The analysis below illustrates the necessity of developing methods of assignment of access rights that would provide the necessary level of security of the information system. Structural methods based on the use of tree-like graphs representing a sequence of events that may occur in the system as a result of the action on the system of external negative factors are widely used to assess the security level. Beside this in the article is being analyzed tree faults, which reflect the processes of emergence and development of malfunctions that conditioned by the action on the system of negative factors.

Актуальність

Рівень безпеки інформаційної системі типу *IS* є важливим параметром, який повинен використовуватися не тільки у певні моменти часу функціонування *IS*, а у довільні моменти часу, що визначається функціональною необхідністю отримати значення оцінки поточного стану