

АВТОМАТИЗОВАНІ СИСТЕМИ ВИСОКОПРОДУКТИВНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОБ'ЄКТІВ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА ГЕОМЕТРИЧНИМИ ОЗНАКАМИ

Київський національний університет будівництва і архітектури¹

Вінницький національний технічний університет²

Новий Університет Лісабону³

У статті обґрунтовується доцільність та практична цінність використання специфічної методології імітаційного моделювання, що передбачає цифрову обробку та математичну сутність технології нейронних мереж. Виділення параметрів та локалізація необхідних областей медичних зображень – складний процес, який потребує інтелектуальних алгоритмів, хорошої якості зображень, а також втручання кваліфікованого оператора при дослідженні великих масивів даних. Пухлина головного мозку – серйозне захворювання, і кількість людей, які помирають через пухлини головного мозку, незважаючи на значний прогрес у лікуванні залишається вражаючою. В даному дослідженні детально представлено розроблений алгоритм для високопродуктивної ідентифікації об'єктів (ранньому виявленні та ідентифікації пухлин) на МРТ-знімках за геометричними ознаками. Даний алгоритм на основі попередньої обробки зображення аналізує масив даних за допомогою згорткової нейронної мережі (ЗНМ) та розпізнає патології на зображеннях. Отриманий алгоритм є кроком до створення автономних автоматичних систем ідентифікації та прийняття рішень, щодо діагностики злоякісних пухлин та інших новоутворень у головному мозку за геометричними ознаками.

Ключові слова: автоматизовані системи; медичні зображення; пухлини; МРТ-зображення; ідентифікація об'єктів; машинне навчання; нейронна мережа

Постановка проблеми. При вивченні систем різної природи постає питання їх відображення, а також використання в пізнавальній та практичній діяльності. Відображення будь-яких об'єктів називають моделями, процес їх створення - моделюванням, а використання, відповідно, в науці називають модельним дослідженням та модельною практикою в практичній діяльності.

Способи побудови моделей отримали назву методів моделювання. Вони досить різноманітні. Системно дослідивши структуру та зміст процесів моделювання було обґрунтовано та доведено використання специфічної методології імітаційного моделювання, що передбачає цифрову обробку та математичну сутність технології нейронних мереж. Системні ознаки яких характеризуються:

▲ між моделлю та оригіналом є схожості, форма яких є явно вираженою і точно зафіксованою (умови відображення та уточнення аналогії);

▲ модель в процесі наукового пізнання є замісником (імітатором) об'єкту, що вивчається (умова репрезентації);

▲ вивчення моделі дозволяє отримати інформацію про оригінал (умова екстраполяції).

Автоматизовані системи діагностики захворювань і прогнозування результатів лікування – це діагностичні програми та інтелектуальні інформаційні системи призначені для вирішення проблем в медичній сфері, таких як:

- діагностики обладнання (процеси виявлення несправності в системі, відхилення від норми, несправність устаткування, і т.д.);
- прогнозування (спрямована на виявлення, вивчення та передбачення можливого стану/перебігу захворювання у пацієнта в майбутньому);
- моніторингу (безперервна інтерпретація даних в реальному масштабі часу і сигналізація про вихід тих або інших параметрів за допустимі межі);
- підтримки прийняття рішень (сукупність методів та засобів, що забезпечує особу, яка приймає рішення, потрібною інформацією та рекомендаціями для сформування альтернативи серед множини виборів);
- інтерпретації даних (процес аналізу даних, результати якого повинні бути узгодженими і коректними).

В даній роботі основна увага приділена автоматизації систем діагностики захворювання та підтримки прийняття рішень для пацієнтів з раком головного мозку за допомогою згорткової нейронної мережі за їх геометричними ознаками.

Хірургічне лікування даного захворювання є складною задачею через неможливість чіткого визначення меж новоутворення та складності ранньої діагностики при використанні магнітно-резонансної томографії (МРТ). В результаті фрагменти пухлини часто залишаються в мозку після хірургічного втручання, викликаючи рецидив захворювання. Використання контрастних речовин і різних режимів сканування надають лікарю можливість виявити пухлину. Пухлина визначається за наявністю в тканинах слідів некрозу, крововиливів. Незважаючи на високу ефективність МРТ, визначити характер пухлини вдається не завжди. Зазвичай МРТ-знімки пухлин мають розмиті краї та нечіткі межі розповсюдження з

інфільтративним характером росту при яких діагностика є досить ускладненим завданням. Також пухлини мають різну форму та розміри розповсюдження всередину черепа, що змінюються з часом, що ускладнює діагностику захворювання. Іноді пухлини великих розмірів дають мізерну симптоматику, а малі – супроводжуються яскравими симптомами. Поки симптоми виражені слабо, хворі рідко потрапляють до лікарів, адже людина звертається за допомогою до фахівця лише коли самопочуття починає стрімко погіршуватися. Кінцевий діагноз про характер новоутворення залежить від правильності проведення процедури сканування на МРТ і кваліфікації лікаря, що завжди є не простим завданням. Часто, для людського ока структура пухлини на знімках виглядає однорідною, тому використання машинного аналізу, який здатний розпізнавати та порівнювати навіть незначні відмінності в розмірах та локалізації є надзвичайно актуальною задачею.

Отже, підбір архітектури автоматизованих систем, вхідних і вихідних потоків даних для задач підтримки створення автоматичних систем виявлення, аналізу та прогнозування ракових пухлин головного мозку – є актуальним та важливим завданням сьогодення.

Об'єкт дослідження. Головний мозок людини – це головний орган центральної нервової системи (ЦНС), що складається з маси взаємозалежних нервових клітин. Головний мозок людини займає всю порожнину черепа, кістки якого захищають масу мозку від зовнішніх механічних ушкоджень. В процесі росту й розвитку головний мозок набуває форми черепа. На рис.1. представлено будову головного мозку людини:

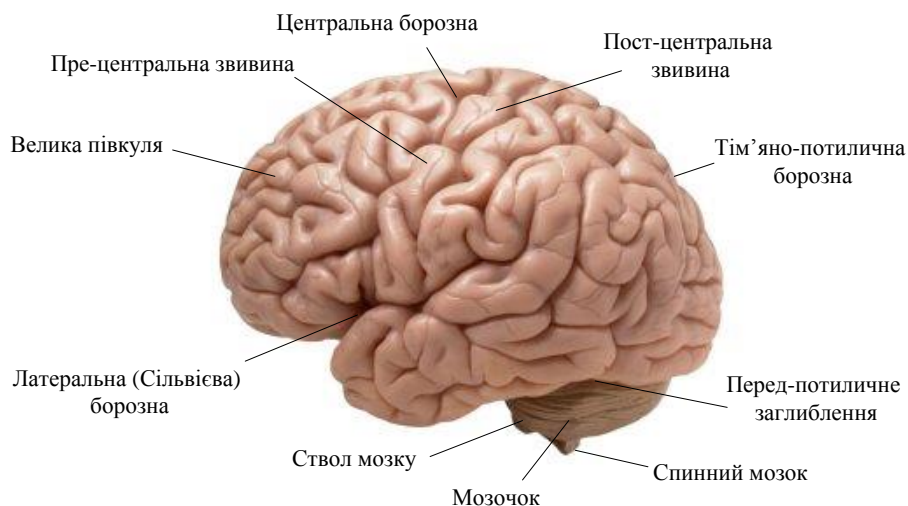


Рис.1. Будова головного мозку людини

Мультиформна гліобластома – це злоякісна пухлина, яка розвивається з клітин нервової системи, специфічної оболонки нервових волокон, і локалізується в тканинах головного мозку, яка становить до 52% первинних пухлин мозку і до 20% всіх внутрішньочерепних пухлин.

Розрізняють декілька підтипів новоутворення – невринома, астроцитома, олігодендрінома і кілька інших, рідкісних видів. Всі вони характеризуються агресивним перебігом, швидким зростанням і високим ступенем злоякісності.

Існують різні методи діагностики пухлин головного мозку, які допомагають з'ясувати тип новоутворення, а також визначити ступінь поширення пухлини на інші органи і виявити метастази. Точна діагностика допомагає вибрати найбільш ефективний спосіб лікування. Найбільш ефективними і точними методами діагностики пухлин головного мозку є магнітно-резонансна томографія (МРТ) і комп'ютерна томографія (КТ). Позитронно-емісійну томографію (ПЕТ) в більшій мірі використовують в процесі або після лікування, щоб контролювати зростання пухлини і/або виявити знову чи з'явилися ракові клітини. Візуальні методи допомагають виявити пухлину і уточнити її локалізацію, щоб потім за допомогою біопсії або хірургічного втручання видалити її або взяти кілька зразків новоствореної тканини на гістологію, щоб з'ясувати характер пухлини.

Магнітно-резонансна томографія (МРТ) заснована на використанні магнітних полів і дозволяє отримати детальну картину стану органів. За допомогою МРТ можна отримати зображення для визначення розмірів пухлини. Для отримання чіткого зображення пацієнтові перед дослідженням вводять контрастну речовину. З його допомогою можна детально оцінити стан внутрішніх органів, суглобів та м'яких тканин. Приклад МРТ-знімків головного мозку [1,2] здорової людини та пацієнтів з гліобластою представлено на рис.2:

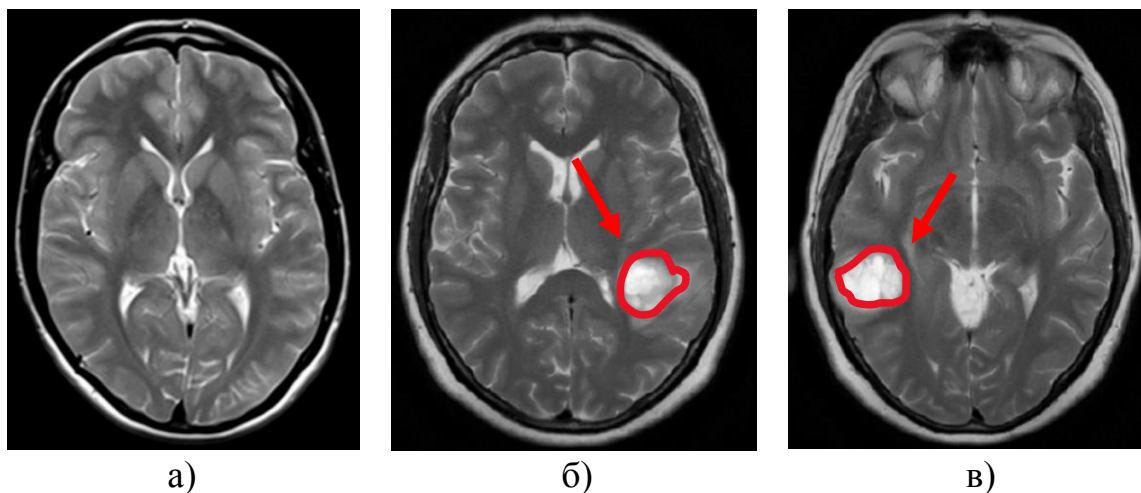


Рис.2. Контрасте МРТ сканування пацієнтів: а) здоровий, б) з правосторонньою та в) з лівосторонньою гліобластою у головному мозку

На МРТ-знімках чітко видно уражені ділянки (червоні зони на рис.2 б,в) у двох пацієнтів у правій та лівій частині у порівнянні із здоровим МРТ-знімком головного мозку. Ще один приклад МРТ-знімків [1,2] з різних ракурсів представлено на рис.3.:

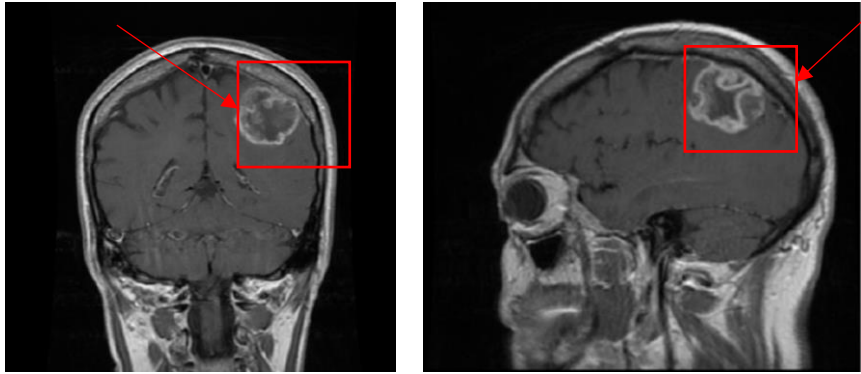


Рис. 3. Контрастне МРТ-сканування пацієнтів з гліобластомою головного мозку у різних ракурсах

Як на рис.2 б,в, а також на рис. 3 чітко видно зони ураження злоякісною пухлиною зону головного мозку, але це не завжди так, адже пухлини мають різну форму та розміри, розмиті краї та нечіткі межі розповсюдження. Тому в даній роботі представлено метод автоматичного виявлення патологій на МРТ-зображеннях за допомогою згорткової нейронної мережі.

Методологія дослідження. Ідентифікація хвороби та чітко виділення контурів пухлини є складним процесом для інформаційних систем. Це спричинено різноманітністю різновидів хвороби для яких важко підібрати набір геометричних ознак для класифікації.

Незважаючи на існуючі методики прогнозування розвитку хвороби, аналітичний інструментарій і різноманітні програмні продукти, мало які з них здатні надати досліднику адекватне рішення проблеми. До того ж, накопичення нового масиву інформації, в процесі розвитку пухлинної хвороби вимагає прискореного створення автоматизованої системи аналізу та синтезу сучасних знань.

Суттєві переваги сьогоднішній день серед існуючих методик мають нейронні мережі. Штучні нейронні мережі – це математичні моделі, а також їх програмні або апаратні реалізації, побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму [3,4].

Нейронна мережа являє собою сукупність великого числа простих елементів – нейронів (рис.4.), топологія з'єднань яких залежить від типу мережі. Щоб створити нейронну мережу для вирішення якої-небудь конкретного завдання, необхідно вибрати, яким чином слід з'єднувати нейрони один з одним, і відповідним чином підібрати значення вагових параметрів на цих зв'язках. Чи може впливати один елемент на інший, залежить від встановлених з'єднань. Вага з'єднання визначає силу впливу.

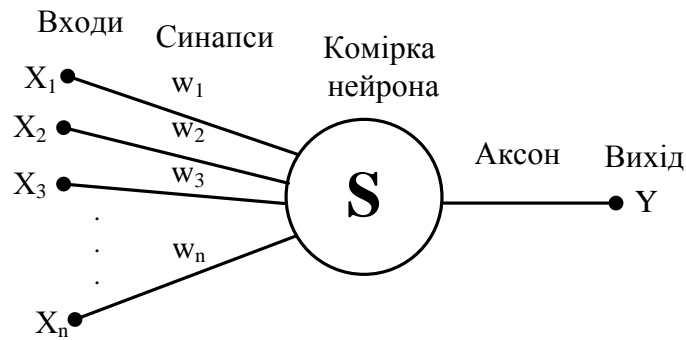


Рис. 4. Штучний нейрон

Моделювання функцій синапсів відбувається шляхом масштабування вхідних сигналів $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ за допомогою вагових коефіцієнтів $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ та подаються на вхід суматора, який виконує їх обробку за формулою:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i; \quad Y = F(S) \quad (1)$$

де, x_n – множна вхідних сигналів, w_n – вага сигналу, s – аргумент порогової активаційної функції.

Таке моделювання базується лише на даних не потребуючи певного алгоритмічного апарату. Тому якість даних їх розмір та структура мають таке ж значення як і архітектура самої мережі. Вага w_i відповідає «силі» одного біологічного синаптичного зв'язку (множина ваг – вектор W). Суматор складає зважені входи алгебраїчно, створюючи вихід $Y = F(S)$. Активаційна функція, що вперше була запропонована в [4,5], має вигляд:

$$Y = \begin{cases} 1 \text{ якщо } S \leq 0, \\ 0 \text{ якщо } S \geq 0. \end{cases} \quad (2)$$

Здатність нейронної мережі до ідентифікації напряму впливає з її здатності до узагальнення і виділення схованих залежностей між вхідними та вихідними даними.

Для роботи з наборами зображень даного типу оптимальним рішенням буде використання багатошарової згорткової нейронної мережі з зворотнім поширенням помилки [5].

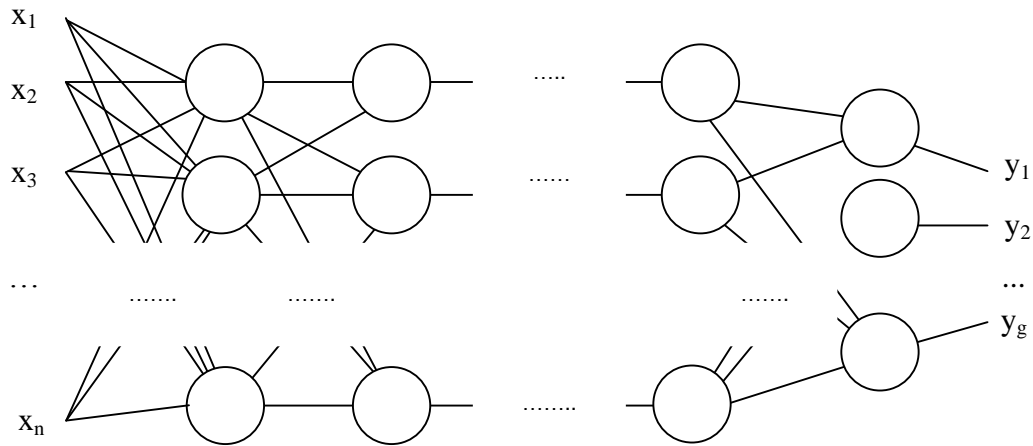


Рис. 5. Архітектура багатошарового перцептрону

Згорткова нейронна мережа (ЗНМ) – це багатошарова нейронна мережа, яка свою назву «згорткова мережа» отримала за назвою операції – згортка, що часто використовується для обробки зображень і може бути описана наступною формулою [6]:

$$(f \times g)[m, n] = \sum_{k, l} f[m - k, n - l] \cdot g[k, l] \quad (3)$$

де m, n – навчальна вибірка, f – вихідна матриця зображення; g – ядро згортки.

Згорткові нейрони мережі застосовуються для оптичного розпізнавання образів [7], класифікації масивів даних [8], класифікації зображень [9], локалізації предметів [10], семантичної сегментації [11] та інших завдань [12,13].

Архітектура ЗНМ реалізує операції, які забезпечують інваріантність мережі до невеликих зрушень, змін масштабу і спотворень. Кожен нейрон отримує вхідний сигнал від локального рецептивного поля у попередньому шарі, що забезпечує локальну двовимірну зв'язність нейронів. В свою чергу кожен прихований шар мережі складається з безлічі карт ознак, на яких всі нейрони мають загальні ваги, що забезпечує інваріантність до зміщення і скорочення загальної кількості вагових коефіцієнтів мережі. За кожним шаром згортки слідує обчислювальний шар, який здійснює локальне усереднення та підвибірку, що забезпечує зменшення розширення для карт ознак. Узагальнена архітектура ЗНМ приведена на рис. 6. [14]:

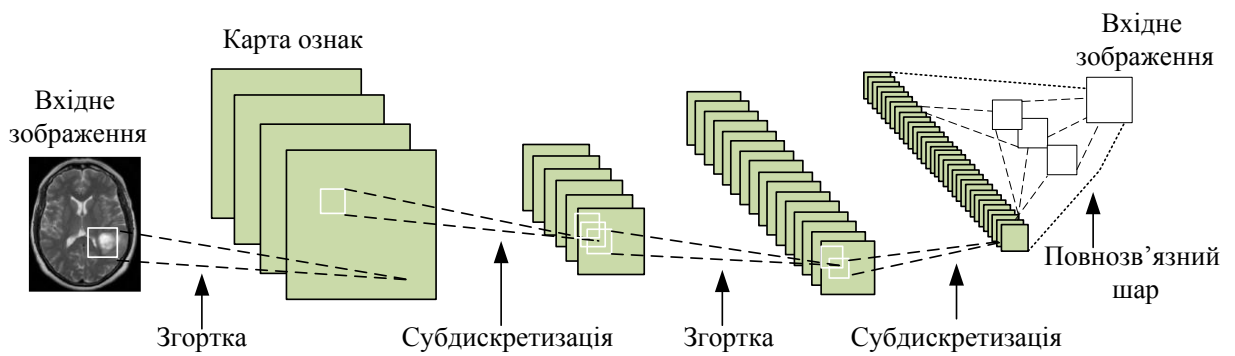


Рис.6. Структура ЗНМ для МРТ-знімків головного мозку

У ЗНМ шари згортки і субдискретизації складаються з декількох «рівнів» нейронів, які називаються картами ознак (feature maps), або каналами (channels). Кожен нейрон такого шару з'єднаний з невеликою ділянкою попереднього шару, званим рецептивним полем. У разі зображення, карта ознак є двовимірним масивом нейронів, або просто матрицею. В шарі згортки кожній карті ознак відповідає одне ядро згортки, також має назву фільтр. Кожен нейрон в якості свого вихідного значення здійснює операцію згортки або взаємної кореляції зі своїм рецептивним шаром.

Варто зауважити, що ці дві операції в контексті навчання ЗНМ взаємозамінні, внаслідок чого в багатьох програмних реалізаціях операція "згортки" насправді є операцією взаємної кореляції. Так як ядро згортки для кожної карти ознак одне, це дозволяє нейронній мережі навчитися виділяти ознаки незалежно від їх розташування у вхідному зображенні і також призводить до значного зменшення числа параметрів.

Шар субдискретизації здійснює ущільнення карт ознак попереднього шару і не змінює кількість карт. Кожна карта ознак шару з'єднана з відповідною картою ознак попереднього шару, кожен нейрон виконує «стиснення» свого рецептивного поля за допомогою будь-якої функції.

Найбільш популярними видами цього шару є Max Pooling (з рецептивного шару вибирається максимальне значення), Average Pooling (вибирається середнє значення) і L2 Pooling (вибирається норма L2) [11]. За допомогою шару субдискретизації досягається стійкість до невеликих зрушень вхідного зображення, а також зменшується розмірність наступних шарів [12].

Повнозв'язний шар – звичайний прихований шар багатозарового перцептрона, з'єднаний з усіма нейронами попереднього шару. Таким чином, на вхід ЗНМ подається зображення, а на виході виходить клас, до якого належить зображення.

Даний метод дозволяє ідентифікувати та класифікувати ураження головного мозку, а також виділяти області ураження за геометричними

ознаками. Особливо якісні результати мають місце при навчанні автоматизованої системи великими вибірками даних.

Висновки та перспективи дослідження. У статті розглянуто особливості роботи автоматизованих систем ідентифікації та класифікації уражень головного мозку, а також виділення контурів пухлини. Складність розробки даних систем спричинена різноманітністю різновидів хвороби для яких важко підібрати набір геометричних ознак для класифікації. Сучасні експертні системи вже навчилися ідентифікувати за певними ознаками тенденції в абсолютно різних сферах діяльності людини, тим самим певною мірою сприяти у вирішенні прикладних завдань. Все більше систем на основі ШІ впроваджуються в системи управління, ідентифікації та прийняття рішень, і в майбутньому прийняття рішення на основі нейронних систем стане нормою. Тому, актуальним завданням сьогодення є підбір архітектури автоматизованих систем для задач підтримки прийняття рішень в різних сферах людської діяльності.

В даному дослідженні запропоновано архітектуру автоматизованої системи для задач ідентифікації та класифікації уражень головного мозку, а також виділення контурів пухлин. Великий масив наявних даних, який зростає з кожним днем дає можливість навчання автоматизованим системам та підвищує ефективність алгоритму прогнозування.

Література

1. National Cancer Institute Clinical Proteomic Tumor Analysis Consortium (CPTAC). (2018). Radiology Data from the Clinical Proteomic Tumor Analysis Consortium Glioblastoma Multiforme [CPTAC-GBM] collection [Data set]. The Cancer Imaging Archive. <https://doi.org/10.7937/k9/tcia.2018.3rje41q1>
2. Clark K, Vendt B, Smith K, Freymann J, Kirby J, Koppel P, Moore S, Phillips S, Maffitt D, Pringle M, Tarbox L, Prior F. The Cancer Imaging Archive (TCIA): Maintaining and Operating a Public Information Repository, *Journal of Digital Imaging*, Volume 26, Number 6, December, 2013, pp 1045-1057. DOI: [10.1007/s10278-013-9622-7](https://doi.org/10.1007/s10278-013-9622-7)
3. Fein, Melanie L., Robo-Advisors: A Closer Look (June 30, 2015). Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=2658701>.
4. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943.–№ 5.–P.115-133.
5. McCulloch W.S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 1943.–№ 5.–P.115-133.
6. J. Horn, N. Nafpliotis, and D. E. Goldberg, “A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization,” In *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, Piscataway, vol. 1, pp. 82-87, 1994.
7. Yann LeCun, Leon Bottou, Yoshua Bengio, Patrick Haffner. 1998. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of IEEE*, 86(11), pp. 2278-2324.

8. Olga Russakovsky, Jia Deng, Hao Su, et al. 2015. Imagenet large scale visual recognition challenge. International Journal of Computer Vision, 115(3),pp. 211-252.
9. Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, Jitendra Malik. 2014. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 580-587.
10. Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell. 2015. Fully convolutional networks for semantic segmentation. The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 3431-3440.
11. Jiuxiang Gu, Zhenhua Wang, Jason Kuen, Lianyang Ma, Amir Shahroudy, Bing Shuai, Ting Liu, Xingxing Wang, Gang Wang. 2017. Recent Advances in Convolutional Neural Networks.
12. Fei-Fei Li, Andrej Karpathy, Justin Johnson. 2016. CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition. URL:<https://cs231n.github.io/convolutional-networks>.
13. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, Aaron Courville. 2016. Deep Learning. MIT Press, Massachusetts, US.
14. Zhang, Wei (1990). "Parallel distributed processing model with local space-invariant interconnections and its optical architecture". Applied Optics. 29 (32): 4790–7. Bibcode: 1990 ApOpt. 29.4790Z. doi:10.1364/AO.29.004790. PMID 20577468.

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЕ СИСТЕМЫ ВЫСОКОПРОИЗВОДИТЕЛЬНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПО ГЕОМЕТРИЧЕСКИМ ПРИЗНАКАМ

А.А. Поплавский, А.А. Бондарь, С.В. Павлов, А.А. Поплавская

В статье обосновывается целесообразность и практическая ценность использования специфической методологии имитационного моделирования, предусматривает цифровую обработку и математическую сущность технологии нейронных сетей. Выделение параметров и локализация необходимых областей медицинских изображений – это сложный процесс, требующий интеллектуальных алгоритмов, хорошего качества изображений, а также вмешательства квалифицированного оператора при исследовании больших массивов данных.

Опухоль головного мозга – серьезное заболевание, и количество людей, которые умирают из-за опухоли головного мозга, несмотря на значительный прогресс в лечении остается впечатляющей. В данном исследовании подробно представлен разработанный алгоритм для высокопроизводительной идентификации объектов (раннем выявлении и идентификации опухолей) на МРТ-снимках по геометрическим признакам. Данный алгоритм на основе предварительной обработки изображения анализирует массив данных с помощью сверточной нейронной сети (СНС)

и распознает патологии на изображениях. Полученный алгоритм является шагом к созданию автономных автоматических систем идентификации и принятия решений, по диагностике злокачественных опухолей и других новообразований в головном мозге по геометрическим признакам.

Ключевые слова: автоматизированные системы; медицинские изображения; опухоли; МРТ-изображения; идентификация объектов; машинное обучение; нейронная сеть.

AUTOMATED SYSTEMS OF HIGH-PRODUCTIVE IDENTIFICATION OF IMAGE OBJECTS BY GEOMETRIC FEATURES

O.A Poplavskyi, O.A Bondar, S.V. Pavlov, A.A. Poplavska

The article substantiates the feasibility and practical value of using a specific simulation modeling methodology, which provides for digital processing and the mathematical essence of neural network technology. A brain tumor is a serious disease, and the number of people who die due to a brain tumor, despite significant progress in treatment remains impressive.

In this research presents in detail the developed algorithm for high-performance identification of objects (early detection and identification of tumors) on MRI images by geometric features. This algorithm, based on image pre-processing, analyzes the data array using a convolutional neural network (CNN) and recognizes pathologies in the images. The obtained algorithm is a step towards the creation of autonomous automatic identification and decision-making systems for the diagnosis of malignant tumors and other neoplasms in the brain by geometric features.

Keywords: automated systems; medical imaging; tumors; MRI images; object identification; machine learning; neural network