

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

**НОВОСЕЛЬЦЕВ ІГОР ВАЛЕРІЙОВИЧ**

УДК 004.93'1: 004.032.26

**МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗМІН ВЛАСТИВОСТЕЙ  
ОБ'ЄКТА ЗА ЗОБРАЖЕННЯМ НА ОСНОВІ ШТУЧНИХ  
НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту

Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня  
кандидата технічних наук

Харків – 2019

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана у Харківському національному університеті радіоелектроніки Міністерства освіти і науки України.

**Науковий керівник** кандидат технічних наук, доцент  
**Аксак Наталія Георгіївна,**  
Харківський національний університет  
радіоелектроніки, професор кафедри  
електронних обчислювальних машин.

**Офіційні опоненти:** доктор технічних наук, професор  
**Березький Олег Миколайович,**  
Тернопільський національний економічний  
університет, завідувач кафедри комп'ютерної  
інженерії

кандидат технічних наук, доцент  
**Олійник Андрій Олександрович,**  
Запорізький національний технічний  
університет, доцент кафедри програмних  
засобів

Захист відбудеться « 04 » \_\_\_\_\_ липня \_\_\_\_\_ 2019 р. о 15.00 годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 64.052.01 у Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, просп. Науки, 14.

З дисертацією можна ознайомитися в бібліотеці Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, м. Харків, просп. Науки, 14.

Автореферат розісланий « 01 » \_\_\_\_\_ червня \_\_\_\_\_ 2019 р.

Вчений секретар  
спеціалізованої вченої ради

Є.І. Литвинова

## ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

**Актуальність теми.** На сьогоднішній день одним з наукових і технологічних напрямків, які найбільш інтенсивно розвиваються, є обробка і аналіз зображень. За останні роки було представлено ряд методів та алгоритмів, застосовуваних для вирішення цих завдань, серед яких одними з найбільш ефективних є штучні нейронні мережі (ШНМ). Використання перцептрона, радіально-базисних мереж, автоенкодера, неокогнітрона, імовірнісних мереж (PNN) виявилось досить ефективним при вирішенні широкого кола завдань. Однак новий поштовх до інтересу досліджень в даній області дала поява в 1998 р. нового типу мереж – згорткових нейронних мереж (CNN).

При синтезі або використанні ШНМ виникають завдання структурної та параметричної оптимізації, відповідні вибору оптимальної топології мережі і її навчання (налаштування параметрів). Слід також зазначити, що на сьогоднішній день існує велика кількість стандартних архітектур побудови нейронних мереж, що істотно полегшує завдання побудови нейронної мережі з нуля і зводить його до підбору підходящої для конкретного завдання структури мережі. Якщо завдання визначення структури є дискретною оптимізаційною (комбінаторною), то пошук оптимальних параметрів здійснюється в безперервному просторі за допомогою класичних методів оптимізації.

Для навчання (оцінювання параметрів) мережі застосовуються, як правило, методи, що вимагають обчислення градієнта обраного функціоналу (алгоритм зворотного поширення помилки, метод сполучених градієнтів, алгоритм Гауса-Ньютона, Левенберга-Марквардта тощо). Одним з найбільш важливих критеріїв оцінки роботи нейронної мережі є якість розпізнавання зображень. Варто зазначити, що для кількісної оцінки якості розпізнавання зображення за допомогою функціонування нейронної мережі найчастіше застосовується алгоритм мінімізації середньоквадратичної помилки.

Відомим обмеженням розвитку нейромережових технологій слід визнати високі обчислювальні витрати на реалізацію таких методів. До традиційних способів вирішення даної проблеми відносять організацію паралельних і розподілених обчислень на спеціалізованому апаратному забезпеченні, такому як нейронні чіпи, систолічні нейропроцесори, програмовані логічні пристрої (PLD), розподілені кластерні системи. Апаратно-програмний комплекс CUDA дозволяє використовувати процесори відеокарт (GPU) як прискорювачі наукових і інженерних розрахунків і проводити обчислення, яких за паливною ефективністю можна порівняти з сучасними кластерними системами.

Однак існуючі програмні реалізації нейронних мереж не розраховані на використання переваг багатопроцесорних систем. Тому, для ефективного використання обчислювальних можливостей високопродуктивних систем потрібна розробка методик розпаралелювання, на основі яких може здійснюватися реалізація нейронних мереж. Застосування даних методик дозволить значно підвищити продуктивність при вирішенні багатьох практичних завдань.

У зв'язку з цим підвищення точності і швидкості обробки зображень, що дозволяють виявляти зміну їх характеристик, є актуальною науковою задачею.

**Зв'язок роботи з науковими програмами.** Дисертаційна робота виконана відповідно до плану науково-дослідних робіт Харківського національного університету радіоелектроніки в рамках таких держбюджетних тем: НДР «Синтез методів обробки інформації в умовах невизначеності на основі самонавчання і м'яких обчислень»; розділ «Гібридні моделі, що самонавчаються, в задачах обробки нечіткої інформації» (№ ДР 0107U003028); НДР «Еволюційні гібридні системи обчислювального інтелекту зі змінною структурою для інтелектуального аналізу даних», розділ «Еволюційні гібридні методи і моделі інтелектуальної обробки інформації зі змінною структурою в умовах невизначеності» (№ ДР 0110U000458); НДР «Нейро-фаззі системи для поточної кластеризації і класифікації послідовностей даних за умов їх викривленості відсутніми та аномальними спостереженнями», розділ «Адаптивні методи та моделі класифікації даних і прогнозування часових рядів за умов їх викривленості відсутніми та аномальними спостереженнями на основі штучних імунних систем» (№ ДР 0113U000361)., затвердженими Міністерством освіти і науки України. Автор був одним з виконавців робіт за даними темами.

#### **Мета та задачі дослідження.**

Метою дисертаційної роботи є розробка нейромережових методів і засобів обробки та оцінювання змін властивостей об'єкта за зображенням для підвищення точності контролю зміни розмірів і неоднорідності забарвлення спостережуваних об'єктів та ефективності їх класифікації.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- проаналізувати стан проблеми і особливості завдань класифікації, кластеризації та розпізнавання зображень;
- розглянути методи визначення зміни характеристик зображення і розробити метод контролю зміни розмірів об'єкта на основі шаблону;
- розвинути нейромережовий метод визначення неоднорідності забарвлення досліджуваного об'єкта;
- розробити робастний метод прискореного навчання нейронних мереж прямого поширення;
- удосконалити метод адаптації ШНМ прямого поширення під високопродуктивні обчислювальні системи із загальною та розподіленою пам'яттю;
- розвинути нейромережовий метод класифікації, кластеризації та розпізнавання зображень на основі згортальних нейронних мереж;
- розвинути нейромережовий метод розпізнавання зміни параметрів зображень на прикладі меланом з використанням мереж PNN і CNN;
- програмно реалізувати інтелектуальну систему діагностики первинної меланом шкіри, що складається з ансамблю мереж PNN и CNN, яка на підставі опитування пацієнта та обробки ділянок шкірних новоутворень дозволить лікареві полегшити постановку діагнозу.

**Об'єкт дослідження** – процеси розпізнавання змін властивостей об'єктів за зображенням.

**Предмет дослідження** – методи та моделі розпізнавання змін властивостей об'єкта за зображенням на основі штучних нейронних мереж.

**Методи дослідження:** ґрунтуються на теорії обчислювального інтелекту, а

саме, на методах теорії штучних нейронних мереж, яка дозволила синтезувати нейромережеві моделі та отримати процедури їх навчання; методи теорії оптимальності, за допомогою якої були синтезовані швидкодіючі процедури навчання; методи теорії розпізнавання образів, на основі яких були синтезовані моделі аналізованих об'єктів, що настроюються; методи імітаційного моделювання, що дозволили підтвердити ефективність отриманих результатів та розробити рекомендації щодо їх практичного використання. Експериментальні дослідження проводилися в лабораторних умовах і на реальних об'єктах.

**Наукова новизна результатів дисертаційної роботи:**

– *вперше* запропоновано метод контролю зміни розмірів об'єкта за допомогою шаблону, який *характеризується* використанням властивостей перетворення подібності об'єктів, що дозволяє підвищити точність вимірювань;

– *вперше* запропоновано процедуру навчання багат шарового перцептрона, що являє собою матричний варіант процедури Качмажа (Уїдроу-Хоффа), яка *характеризується* використанням зони нечутливості, налаштування якої забезпечує отримання робастних оцінок шуканих параметрів мережі;

– *удосконалено* нейромережевий метод розпізнавання зміни параметрів зображень, який *відрізняється* використанням мереж PNN і CNN, що дозволяє підвищити точність контролю зміни розмірів спостережуваних об'єктів і ефективність їх класифікації;

– *отримав подальший розвиток* нейромережевий метод класифікації зображень на основі згорткових нейронних мереж *шляхом* використання в різних шарах різних функцій активації і робастного навчання параметрів мережі, що дозволяє підвищити точність класифікації.

**Практичне значення одержаних результатів.** Запропоновані методи та засоби розпізнавання змін властивостей об'єкта за зображенням доведені до рівня практичної реалізації і дозволяють:

– контролювати розміри об'єкта за допомогою шаблону, який може бути використаний для дистанційного визначення зміни розмірів об'єкта, що спостерігається (патент на винахід № 84380 А по МПК (2006) G01C 11/00 від 10.10.2008. Бюл. №19.);

– виявляти важке захворювання шкіри на ранній стадії завдяки контролю зміни розмірів шкірного новоутворення, на підставі чого можна призначити й провести своєчасне лікування;

– накопичувати досвід для більш точної діагностики хворих за рахунок використання штучних нейронних мереж, що є актуальним для даної предметної області;

– використати розроблені методи в телемедицині, що дозволить своєчасно контролювати зміни дефектів шкіри.

На основі розроблених методів та алгоритмів програмно реалізовано інтелектуальну систему діагностування первинної меланоми шкіри по неоднорідності забарвлення з використанням ансамблю мереж PNN і CNN.

Результати дисертаційної роботи впроваджені: в інституті дерматології та венерології АМН України (акт про впровадження від 05.11.2007); у практичну діяльність товариства з обмеженою відповідальністю «Сана-мед» (акт про

впровадження від 01.07.2009); у практичну діяльність товариства з обмеженою відповідальністю «Іпра-софт» (акт про впровадження від 17.05.2018).

**Особистий внесок здобувача.** Всі основні результати, що виносяться на захист, отримано автором самостійно. Внесок автора в публікаціях, написаних у співавторстві такий: в [1] запропоновано алгоритм розпізнавання розміру та кольору об'єкта за зображенням з використанням загорткової нейронної мережі; в [2] запропоновано систему медичної діагностики меланоми для діагностики злоякісних шкірних новоутворень; в [3] запропоновано модель реалізації багат шарового перцептрона на багато процесорній системі для розпізнавання об'єкта за зображенням; в [4] запропонована гібридна модель на базі імовірнісної нейронної мережі з підсумовуванням результатів експертів для діагностики раку шкіри; в [5] запропоновано використання бінарних нейронів для обробки напівтонових зображень; в [6] запропоновано використання архітектури cloud-fog-dew для надання медичних послуг; в [7] запропоновано систему віддаленого нейромережевого розпізнавання меланоми; в [8] запропоновано модель адаптації медичного Інтернет-ресурсу; в [9] розроблено моделі продуктивності синтезу нейроалгоритмів на високопродуктивних архітектурах; в [10] запропоновано метод адаптації моделей нейронної мережі перцептронного типу для розпізнавання меланоми на багатоядерні обчислювальні системи на основі стандарту OpenMP; в [11] розроблено гібридні нейронні моделі для розпізнавання зображень; в [12] запропоновано узагальнену модель розпізнавання антропоморфних об'єктів; в [13] запропоновано Cloud-Fog-Dew архітектуру для сервіс-орієнтованих систем; в [14] запропоновано метод контролю зміни розмірів шкірного новоутворення за допомогою шаблону; в [15] запропоновано систему інтелектуального аналізу медичних даних; в [16] запропоновано агентно-орієнтований медичний Інтернет-ресурс; в [17] проведено аналіз способів прискорення нейроалгоритмів для розпізнавання кожних захворювань на основі технологій паралельного програмування; в [18] розроблено моделі продуктивності нейроалгоритмів на високопродуктивних архітектурах; в [19] реалізовано розпізнавання зображень об'єктів на основі багат шарового перцептрона за допомогою стандарту MPI; в [20] розроблено моделі обробки великих даних для медичних закладів; в [21] запропоновано нейромережеву медичну експертну систему підтримки прийняття рішень; в [22] реалізовано багат шаровий перцептрон на багато процесорних системах на основі стандарту OpenMP; в [23] проведено аналіз застосування нейронних мереж для створення медичних систем розпізнавання шкірних новоутворень; в [24] запропоновано використання нейронних мереж для фільтрації СПАМ повідомлень при організації віддаленого моніторингу пацієнтів; в [25] запропоновано систему віддаленого діагностування меланоми з використанням імовірнісної PNN та згорткової CNN нейронних мереж.

#### **Апробація результатів дисертації.**

Основні положення дисертаційної роботи апробовані на таких міжнародних конференціях і форумах: на 9th IEEE Міжнародній конференції «International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies» (DESSERT'2018, Kyiv, Ukraine); на 2-й Міжнародній науково-технічній конференції «Комп'ютерні та інформаційні системи і технології», (Харків, 2018); на Міжнародній науково-

технічній конференції «Інформаційні системи та технології в медицині» (Харків: ISM-2018); на 2-й Міжнародній науково-практичній конференції «Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи)» (Черкаси, 2013); на 10-й Міжнародній науково-технічній конференції «Системний аналіз та інформаційні технології» (Київ, 2008); на 7-й і 8-й Міжнародних конференціях «Высокопроизводительные параллельные вычисления на кластерных системах» (Росія, м. Санкт-Петербург, 2007, м. Казань, 2008); на 22-у Міжнародному молодіжному форумі «Радіоелектроніка і молодь у XXI сторіччі» (Харків, 2018); на 8-й Міжнародній науково-технічній конференції «Сучасні напрямки розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління» (Полтава–Баку–Харків–Жиліна, 2018); на 8-й Міжнародній науково-практичній конференції «Сучасні інформаційні та електронні технології» (Одеса, 2007); на 9-й і 10-й Міжнародних науково-технічних конференціях «Теорія і техніка передачі, прийому та обробки інформації» (Харків, 2003, 2004).

### **Публікації.**

За матеріалами дисертації опубліковано 25 друкованих праць, з них – 12 у фахових періодичних виданнях України з технічних наук; 7 статей включено у міжнародні наукометричні бази, 13 тез доповідей у матеріалах міжнародних наукових конференцій, одну з яких включено у базу Scopus.

**Структура та обсяг роботи.** Дисертація складається зі вступу, 4 розділів, висновків, списку використаних джерел, додатків. Загальний обсяг роботи складає 177 сторінок тексту, що містять 148 сторінок основного тексту, анотації на 16 сторінках, 32 рисунки, 7 таблиць, список використаних джерел з 141 найменування на 14 сторінках, 5 додатків на 15 сторінках.

## **ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ**

У **вступі** обґрунтовано актуальність дисертаційної роботи, сформульовано проблему, мету і основні завдання досліджень, наведено відомості щодо зв'язку дисертації з планами організації, де виконана робота. Дано стислу анотацію отриманих у дисертації результатів, відзначено їх наукову новизну та практичну цінність, наведено дані щодо використання результатів проведених досліджень.

У **першому розділі** проаналізовано стан проблем розпізнавання, класифікації і кластеризації та особливості використання для їх рішення штучних нейронних мереж. Проведений аналіз показав, що за останні роки був представлений ряд методів та алгоритмів, застосовуваних для вирішення цих завдань, серед яких одними з найбільш ефективних є штучні нейронні мережі. Серед існуючої в теперішній час великої кількості мережевих структур для задач класифікації і розпізнавання зазвичай використовують статичні ШНМ прямого поширення: багат шаровий перцептрон (БШП), радіально-базисну мережу (РБМ), мережу Кохонена, автоенкодер, неокогнітрон, стохастичні та згорткові мережі. Новий поштовх до інтересу досліджень в даній області дала поява в 1998 р. нового типу мереж – згорткових нейронних мереж (CNN).

Здійснена математична постановка задачі розпізнавання образів (зорових, мовних і т.д.). Проаналізовано особливості задач розпізнавання, класифікації та

кластеризації. Проаналізовано властивості ШНМ, які використовують для рішення цих задач. На жаль, в застосуванні нейронних мереж в практичних завданнях виникає ряд проблем. По-перше, заздалегідь не відомо, якої складності (розміру) може знадобитися мережа для досить точної реалізації відображення. Ця складність може виявитися надмірною, що потребує складної архітектури мереж.

Однією з основних завдань при обробці зображень (особливо в нестационарних умовах) є оцінка зміни розмірів досліджуваного об'єкта. Слід зазначити, що дана проблема особливо важлива при постановці медичного діагнозу. У зв'язку з цим в даному розділі запропонований метод контролю розмірів об'єкта за допомогою шаблона, який використовує властивості перетворення подібності об'єктів і може бути використаний для дистанційного визначення зміни розмірів об'єктів, що спостерігається, наприклад, в медицині для контролю дерматологічних захворювань.

Вельми важливим і складним завданням є розпізнавання неоднорідності забарвлення досліджуваного об'єкта, яка містить інформацію про його стан і може свідчити про негативні тенденції в зміні цього стану (особливо це характерно для задач медичної діагностики). Однак визначити неоднорідність алгоритмічним шляхом досить складно. Тому представляється доцільним застосування для вирішення цього завдання ШНМ.

У **другому розділі** запропоновано процедуру навчання БШП, що являє собою матричний варіант процедури Качмажа (Уїдрой-Гоффа), яка використовує зону нечутливості, налаштування якої забезпечує отримання робастних оцінок шуканих параметрів мережі, а також досліджується ефективність використання БШП в задачах розпізнавання образів і класифікації.

БШП використовує наступну апроксимацію нелінійного оператора:

$$\hat{y}(k) = \hat{f}(k) = f^q \left[ \left( W^q \right)^T f^{q-1} \left[ \left( W^{q-1} \right)^T f^{q-2} \left[ \dots f^1 \left[ \left( W^1 x(k) + b_1 \right)^T \right] \dots \right] \right] \right] + b_q, \quad (1)$$

де  $W^i$  - вектор вагових параметрів нейронів  $i$ -го шару мережі;  $f^i[\bullet]$  - активаційна функція (АФ)  $i$ -го шару;  $b_i$  - зміщення  $i$ -го нейрона.

Навчання БШП – ітеративний процес, що полягає в корекції його параметрів з метою зменшення помилки між фактичним мережевим виходом  $(y_{i,p}^L)(i=1, \dots, N^L)$  і цільовим виходом  $d_{i,p}$  для даного зразка  $p$  (тут  $N^L$  – кількість нейронів у вихідному ( $L$ -му) шарі).

Припускається, що вихідний сигнал вимірюється з деякою завадою  $\xi$ . При цьому задача навчання БШП полягає у визначенні вектора його параметрів (ваг, параметрів активаційних функцій, зсувів тощо), що забезпечує мінімум функціоналу

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^{N^L} \rho(e_{i,p}) \quad (2)$$

де  $\rho(e_{i,p})$  – деяка функція втрат, що залежить від виду закону розподілу завади  $\xi$ ;

$e_{i,p} = d_{i,p} - y_{i,p}^L$  – помилка реакції мережі на  $i$ -му виході при поданні зразка.

Незважаючи на широкомасштабне застосування в якості функції, яка



мінімізується, квадратичної, вона має низку недоліків. Тому останнім часом все частіше використовуються альтернативні функції помилки, що дозволяють поліпшити процес навчання мережі і забезпечити вихід з локального мінімуму, зокрема, функції помилки з взаємної ентропією

$$E = - \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^{N^L} \ln \left[ \left( y_{i,p}^L \right)^{d_{i,p}} \left( 1 - y_{i,p}^L \right)^{1-d_{i,p}} \right] \quad (3)$$

Досліджено питання вибору функції активації нейронів  $f^i[\bullet]$ . Проаналізовано властивості традиційних функцій (сигмоїдальної і гіперболічного тангенса), а також функцій, які одержали останнім часом широке поширення, – функції ReLU

( $f(z) = \max(0, z)$ ) та SoftMax ( $f_j^L = e^{x_j^L} \left( \sum_{i=1}^{N^L} e^{x_i^L} \right)^{-1}$ ). На відміну від традиційних дані

функції не вимагають виконання ресурсномістких операцій. Крім того, функція ReLU може бути реалізована за допомогою простого порогового перетворення матриці активацій в нулі і не схильна до насичення. Функцію активації SoftMax зручно застосовувати для задач класифікації, тому що вона дозволяє трактувати вихідні значення нейронів як ймовірність приналежності даному класу, а також забезпечує близькість до нуля тільки одного вихідного значення. Для обчислення градієнтів цієї функції, які використовуються при навчанні, можна використовувати спеціальні бібліотеки, такі як Theano і TensorFlow.

Проведено аналіз алгоритмів навчання БШП, заснованих на обчисленні градієнта функціоналу, що мінімізується. Показана ефективність використання методів другого порядку завдяки їх високій швидкості збіжності. Розроблено процедуру навчання БШП, що представляє собою матричні варіанти процедури Качмажа (Уідроу-Гоффа), запропонована її модифікація, яка містить зону нечутливості, і розглянуті процедури налаштування цієї зони.

Розглянуто навчання БШП з  $M$  входами і  $S$  виходами,  $L$  шарами, числом нейронів вихідного шару  $P$ , прихованого –  $N$ , всі нейрони якого мають активаційну функцію виду  $f(x) = (1 + e^{-\alpha x})^{-1}$ .

Градієнтні процедури навчання матриць ваг вихідного ( $L$ -го) та  $i$ -го прихованого шару БШП, які мінімізують квадратичний функціонал і представляють собою процедуру зворотного поширення помилки і можуть бути записані таким чином:

$$W^L(k) = W^L(k-1) + \gamma_{w^L}(k) \frac{F^L(x, w^L(k-1)) e^T(k)}{\|F^L(x, w^L(k-1))\|^2}; \quad (4)$$

$$W^i(k) = W^i(k-1) + \gamma_{w^i}(k) \frac{\nabla f(x(k), w^i(k-1)) e^T(k) x^T(k)}{\|\nabla f(x(k), W^i(k-1)) x(k)\|^2}, i \neq L, \quad (5)$$

є матричними варіантами процедури Качмажа (Уідроу-Гоффа).

Тут  $\gamma_{w^L}(k)$  і  $\gamma_{w^i}(k)$ ,  $i \neq L$  - коефіцієнти навчання;

$$F^L(x, w^L) = \left( f_1^L(w_1^{TL}(k)x(k)) \quad f_2^L(w_2^{TL}(k)x(k)) \quad \dots \quad f_L^L(w_L^{TL}(k)x(k)) \right)^T$$

– вектор активаційних функцій нейронів вихідного шару  $L \times 1$ ;

$$\nabla f(x, w) = \text{diag} \left[ \nabla f(w_1^T(k), x(k)) \quad \nabla f(w_2^T(k), x(k)) \quad \dots \quad \nabla f(w_L^T(k), x(k)) \right],$$

$$\nabla f(w_i^T(k), x(k)) \text{ – перша похідна активаційної функції } i\text{-го нейрона;}$$

$$e(k) = d(k) - y(k) + \xi_1(k) + \xi_2(k);$$

$\xi_1(k)$ ,  $\xi_2(k)$  – вектори похибок вихідного сигналу та нейромережевої апроксимації відповідно.

Для підвищення обчислювальної стійкості (4), (5) вони можуть бути модифіковані, тобто регуляризовані:

$$W^L(k) = W^L(k-1) + \gamma_{w^L}(k) \frac{F^L(x, w^L(k-1))e^T(k)}{\beta_{w^L}(k) + \|F^L(x, w^L(k-1))\|^2}; \quad (6)$$

$$W^i(k) = W^i(k-1) + \gamma_{w^i}(k) \frac{\nabla f(x(k), w^i(k-1))e(k)x^T(k)}{\beta_{w^i}(k) + \|\nabla f(x, W^i(k-1))x(k)\|^2}, i \neq L, \quad (7)$$

де  $\beta_{w^L}(k) \geq 0$ ,  $\beta_{w^i}(k) \geq 0, i \neq L$  – параметри регуляризації.

Слід, однак, відзначити, якщо статистичні властивості завад  $\xi_1(k)$ ,  $\xi_2(k)$  не відомі, а відомо, що вони обмежені за амплітудою, тобто

$$|\xi(k)| < \delta, \quad (8)$$

то дані процедури слід модифікувати шляхом використання в них зон нечутливості, наприклад, наступним чином:

$$W^L(k) = W^L(k-1) + \gamma_{w^L}(k) \frac{\alpha_{w^L}(k)F^L(x, w^L(k-1))e^T(k)}{\beta_{w^L}(k) + \|F^L(x, w^L(k-1))\|^2}; \quad (9)$$

де

$$\alpha_{w^s}(k) = \begin{cases} g(e(k), \Delta_{w^s}(k)), & \text{если } \|e(k)\| > \Delta_{w^s}(k); \\ 0, & \text{если } \|e(k)\| \leq \Delta_{w^s}(k). \end{cases} \quad (10)$$

У зв'язку з тим, що при обчисленні оцінок матриці  $W$  використовується похідна функції активації, параметр зони нечутливості повинен містити коефіцієнт, який визначає нахил сигмоїди

$$W^i(k) = W^i(k-1) + \gamma_{w^i}(k) \frac{\alpha_{w^i}(k)\nabla f(x(k), W^i(k-1))e(k)x^T(k)}{\beta_{w^i}(k) + \|\nabla f(x, W^i(k-1))x(k)\|^2}, i \neq L \quad (11)$$

$$\text{де } \alpha_{w^i}(k) = \begin{cases} g(e(k), \Delta_{w^i}(k)), & \text{если } \frac{\nabla f_{\min}}{\alpha} \|e(k)\| > \Delta_{w^i}(k); \\ 0, & \text{если } \frac{\nabla f_{\min}}{\alpha} \|e(k)\| \leq \Delta_{w^i}(k), \end{cases} \quad (12)$$

де  $\nabla f_{\min} = \min[\nabla f_1(k), \nabla f_2(k), \dots, \nabla f_L(k)] > 0$ .

Налаштування зон нечутливості для процедур (9) і (10) запропоновано

здійснювати за допомогою наступних процедур:

$$\Delta_{w^L}(k) = \Delta_{w^L}(k-1) + \frac{\alpha_{w^L}(k) \|e(k-1)\|}{\beta_{w^L}(k-1) + \|F(x, W^L(k-1))\|^2}; \quad (13)$$

$$\Delta_{w^i}(k) = \Delta_{w^i}(k-1) + \frac{\alpha_{w^i}(k) \|e(k-1)\|}{\beta_{w^i}(k-1) + \|\nabla f(x, W^i(k-1))x(k)\|^2}, i \neq L. \quad (14)$$

Методи навчання ШНМ, засновані на мінімізації квадратичних функціоналів, не є стійкими, якщо в вимірах присутні викиди або завади, які мають розподіли, відмінні від гаусівських. В якості альтернативи, для забезпечення робастності цільову функцію (2) модифікують таким чином, щоб обмежити вплив найбільших вимірів. Розглянуто найбільш поширені комбіновані функціонали Хьюбера і Хемпела, які складаються з квадратичного, що забезпечує оптимальність оцінок для гаусівського розподілу, і модульного, що дозволяє отримати більш робастну до розподілів з важкими «хвостами» (викидами) оцінку.

Відзначимо, що для забезпечення робастних властивостей одержуваних оцінок параметрів мережі досить ефективним є застосування комбінованого функціоналу навчання

$$F[e(k)] = \lambda e^2(k) + (1 - \lambda)|e(k)|, \quad (15)$$

градієнтний алгоритм мінімізації якого має вигляд

$$\theta(k) = \theta(k-1) + \gamma(k) [\lambda 2e(k) + (1 - \lambda) \text{sign } e(k)] x(k). \quad (16)$$

де  $\lambda \in [0, 1]$ .

Вивчено питання збіжності даної процедури, що поєднує властивості методу найменших квадратів і методу найменших модулів, і визначені умови її збіжності в середньому і середньоквадратичному.

Розглянуто питання адаптації БШП на багатопроцесорні системи та проведено аналіз продуктивності та результатів тестування розробленої системи. В експерименті порівнювався час, витрачений на виконання операції активації одного нейрона прихованого шару без використання розпаралелювання (послідовні обчислення), а також з використанням багатоядерних CPU і GPU (технології OpenMP і Cuda). Для експериментальної оцінки обраних середовищ паралельного програмування використані дві гетерогенні одноузлові системи:

– IntelXeonE5-26502 v4 і IntelXeonPhi 7120P - 244 ядра з частотою 1.2 GHz.

– IntelXeonE5-26502 v4 і GeForceGTX 1070 GPU – 24 потокових мультипроцесора (Streaming Multiprocessors - SM), 1920CUDA ядер з частотою 1.5GHz.

Результати свідчать про те, що незважаючи на те, що розпаралелювання з використанням CPU (OpenMP) дає значний приріст в продуктивності, максимальне прискорення все ж досягається з використанням GPU (Cuda). Аналіз результатів дозволяє отримати оцінку потенційно можливого виграшу в продуктивності в залежності від використовуваних ресурсів, а також розмірності досліджуваного зображення.

Як видно з проведених експериментальних досліджень, при роботі з зображеннями низької розмірності переваги паралельної обробки нівелюються

накладними витратами, а використання OpenMP і Cuda стає раціональним при вирішенні задач з параметрами зображення 100 \* 100 і більше.

На основі отриманих даних було виконано розрахунок прискорення, досягнутого в результаті розпаралелювання, результати якого наведені в табл. 1.

Таблиця 1

## Прискорення, отримане за рахунок розпаралелювання

Параметри зображення	Прискорення, отримане за рахунок розпаралелювання у порівнянні з послідовним виконанням	
	Прискорення для Cuda	Прискорення для OpenMP
32*32*3	0.7748	0.3653
50*50*3	0.7453	0.3428
100*100*3	4.6841	1.5289
150*150*	11.6659	2.00185
200*200*3	22.1113	2.0503
250*250*3	36.7053	2.3531
300*300*3	47.0793	2.6590
350*350*3	67.2240	2.2721
400*400*3	103.9566	2.1720
450*450*3	125.6840	2.0842
500*500*3	151.8955	2.0514
550*550*3	203.7810	1.9532

У **третьому розділі** досліджується нейромережевий метод класифікації зображень на основі згорткових нейронних мереж CNN, який використовує в різних шарах різні функції активації і робастне навчання параметрів мережі, а також використання імовірнісних нейронних мереж PNN для розпізнавання зміни параметрів зображень, що дозволяє підвищити точність контролю зміни розмірів спостережуваних об'єктів і ефективність їх класифікації.

Згорткові нейронні мережі забезпечують часткову стійкість до змін масштабу, зсувів, поворотів, зміни ракурсу і інших спотворень зображення. Це досягається за рахунок об'єднання в них трьох архітектурних ідей:

– локальні рецепторні поля (забезпечують локальну двовимірну зв'язність нейронів);

– загальні вагові коефіцієнти синапсів (забезпечують детектування деяких рис в будь-якому місці зображення і зменшують загальне число вагових коефіцієнтів);

– ієрархічна організація з просторовими підвибірками.

Розглянуто особливості обробки зображень на основі CNN, які дозволяють отримати на сьогоднішній день кращі результати в розпізнаванні зображень і представляють собою ключову технологію Deep Learning. Для організації CNN застосовується три основні шари: згортки, пулінга (підвибірки або субдискретизації) і повнозв'язаний шар. Визначення топології мережі орієнтується на задачу, яка

повинна рішатися, дані з наукових статей і власний експериментальний досвід. Описана загальна архітектура CNN і особливості побудови її шарів.

Наявність в CNN шарів різного типу призводить до того, що для навчання нейронів цих шарів можуть використовуватися різні функції активації. Розглянуто вимоги, що пред'являються до функції активації при вирішенні задачі класифікації. При синтезі CNN можливе застосування всіх функцій активації, розглянутих у другому розділі, однак внаслідок істотних позитивних властивостей для прихованих шарів використовується ReLu, а для повнозв'язного шару – функція SoftMax (при вирішенні задач класифікації, тому що вона дозволяє трактувати вихідні значення нейронів як ймовірність приналежності даного класу, а також забезпечує, щоб тільки одне вихідне значення було близьке до одиниці за рахунок застосування експоненти). Єдиною складністю при використанні цієї функції є обчислення її похідних, необхідних для реалізації алгоритму навчання. Однак ці труднощі не є принциповими, оскільки для обчислення градієнтів можна використовувати спеціальні бібліотеки, такі як Theano і TensorFlow.

При синтезі CNN в якості функції втрат (2) використовують зазвичай квадратичну функцію або перехресну ентропію. Перша використовується в шарах згортки і пулінга (підвибірки або субдискретізації), друга – в вихідному шарі, якщо в якості функції активації в цьому шарі використовується функція SoftMax.

Розглянуто питання навчання всіх шарів CNN на основі алгоритму зворотного поширення помилки

$$\Delta\theta(k) = -\eta\nabla_{\theta}J(\theta(k)); \quad (17)$$

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \eta\nabla_{\theta}J(\theta(k)), \quad (18)$$

де  $\theta$  – параметри мережі (елементи вагових матриць, зсувів, кутів нахилу активаційних функцій тощо);  $J(\theta(k))$  – цільова функція (функція втрат);  $\eta$  – параметр швидкості навчання.

Якщо в якості функції втрат (2) мережі обрана квадратична функція  $E$ , а в якості активаційної функції нейронів – сигмоїдальна  $f(x) = (1 + e^{-\alpha x})^{-1}$ , то для налаштування матриці ваг вихідного ( $L$ -го) шару використовується

$$\nabla_{w_{ki}^L} J(w_{ki}^L) = \frac{\partial E}{\partial w_{ki}^L} = \frac{\partial E}{\partial y_i^L} \frac{\partial y_i^L}{\partial x_i^L} \frac{\partial x_i^L}{\partial w_{ki}^L} = \delta_i^L \cdot \frac{\partial x_i^L}{\partial w_{ki}^L} = \delta_i^L \cdot y_k^{L-1}, \quad (19)$$

$$\forall i \in (0, \dots, N^L), \forall k \in (0, \dots, N^{L-1}),$$

де

$$\delta_i^L = \frac{\partial E}{\partial y_i^L} \frac{\partial y_i^L}{\partial x_i^L}; \quad \frac{\partial E}{\partial y_i^L} = y_i^L - d_i; \quad \frac{\partial y_i^L}{\partial x_i^L} = y_i^L(1 - y_i^L). \quad (20)$$

Якщо ж в якості активаційної функції нейронів обрана SoftMax, то в (20) слід взяти  $\frac{\partial E}{\partial x_i^L} = \sum_{j=1}^{N^L} \frac{\partial E}{\partial y_j^L} \frac{\partial y_j^L}{\partial x_i^L}, i = (1, \dots, N^L)$ .

Аналогічно можна отримати процедуру налаштування зсувів для нейронів повнозв'язного ( $L$ -го) шару

$$\frac{\partial E}{\partial b_i^L} = \frac{\partial E}{\partial y_i^L} \frac{\partial y_i^L}{\partial x_i^L} \frac{\partial x_i^L}{\partial b_i^L}. \quad (21)$$

При виборі в якості функції втрат функції перехресної ентропії:

$$C = -\sum_{j=1}^n d_j \log y_j, \quad (22)$$

процедура навчання вихідного (повнозв'язаного) шару CNN прийме вигляд

$$\Delta \theta(k) = -\eta \nabla_{\theta} C(\theta(k)); \quad (23)$$

$$\theta(k+1) = \theta(k) - \eta \nabla_{\theta} C(\theta(k)), \quad (24)$$

де  $\theta(k) = (w, b)$ ,

$$\nabla_{\theta} C(\theta(k)) = \left( \frac{\partial C}{\partial w_{ik}^L}, \frac{\partial C}{\partial b_i^L}, \frac{\partial C}{\partial f_j^L} \right)^T.$$

В роботі отримані вирази для всіх частинних похідних, що використовуються у процедурах навчання всіх шарів CNN, які через їхню громіздкість тут не наводяться). Розглянуто особливості навчання CNN на основі стохастичного градієнта. Недоліки цього методу (застрягання в локальних мінімумах, повільна збіжність внаслідок складного ландшафту цільової функції, можливість перенавчання тощо), а також обчислювальна складність методів другого порядку привели до розробки методів, заснованих на методі стохастичного градієнта і які володіють в порівнянні з ним цілим рядом переваг і використовують ідею накопичення руху (NAG, Adagrad, RMSProp, Adadelta, Adam, Adamax, Nadam). Відмічено особливості реалізації даних методів.

Як і в разі навчання БШП, для навчання шарів CNN при наявності негаусівських завад на виході мережі пропонується застосовувати робастний підхід, заснований на використанні комбінованих функціоналів Хьюбера і Хемпела.

При виборі даних функціоналів в якості функцій втрат для градієнтного (узагальненого) дельта правила навчання використовується похідна

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^L} = \frac{\partial \rho}{\partial y_i^{L-1}} \frac{\partial y_i^{L-1}}{\partial x_i^L} \frac{\partial x_i^L}{\partial w_{ij}^L}, \quad (25)$$

де для функціонала Хьюбера

$$\frac{\partial \rho}{\partial y_i^{L-1}} = \begin{cases} d_i - y_i, & |d_i - y_i| \leq c; \\ c \operatorname{sign}(d_i - y_i), & c > |d_i - y_i| \end{cases} \quad (26)$$

а для функціонала Хемпела

$$\frac{\partial \rho}{\partial y_i^{L-1}} = \begin{cases} d_i - y_i, & |d_i - y_i| \leq b; \\ b \operatorname{sign}(d_i - y_i), & b \leq |d_i - y_i| < c; \\ \frac{b(|d_i - y_i| - d)}{c - d} \operatorname{sign}(d_i - y_i), & c \leq |d_i - y_i| < d; \\ 0, & d \leq |d_i - y_i|. \end{cases} \quad (27)$$

Тут  $a$ ,  $b$ ,  $c$  і  $d$  – константи, що визначають ступінь завадостійкості.

Отримане в роботі узагальнене дельта-правило навчання ваг і зсуву нейронів повнозв'язаного шару має вигляд

$$\begin{aligned}\Delta w_{ij}^L &= \gamma \delta_i^L y_j^{L-1}; \\ \Delta b_i^L &= \gamma \delta_i^L,\end{aligned}\quad (28)$$

$$\text{де } \delta_i^L = -\frac{\partial \rho}{\partial x_i^L} = -f'(x_i^L) \frac{\partial \rho}{\partial y_i^L}.$$

За аналогією з навчанням традиційного БШП, забезпечення робастних властивостей одержуваних оцінок параметрів мереж можливо шляхом використання комбінованого функціоналу навчання

$$E = \lambda \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^{N^L} (d_{p,j} - y_{p,j})^2 + (1 - \lambda) \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^{N^L} |d_{p,j} - y_{p,j}|, \quad (29)$$

де  $\lambda \in [0,1]$ , що приводить до градієнтного алгоритму виду (16).

В цьому випадку для навчання мережі використовується похідна

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}^L} = \frac{\partial E}{\partial y_i^{L-1}} \frac{\partial y_i^{L-1}}{\partial x_i^L} \frac{\partial x_i^L}{\partial w_{ij}^L}. \quad (30)$$

Отримані вирази для всіх, використовуваних при навчанні, похідних, зокрема,

$$\frac{\partial E}{\partial y_i^{L-1}} = 2\lambda(d_i^{L-1} - y_i^{L-1}) + (1 - \lambda)\text{sign}(d_i^{L-1} - y_i^{L-1}). \quad (31)$$

Остаточне узагальнене дельта-правило навчання ваг і зсуву для даного функціоналу набуде вигляду

$$\begin{aligned}\Delta w_{ij}^L &= \gamma \delta_i^L y_j^{L-1}; \\ \Delta b_i^L &= \gamma \delta_i^L,\end{aligned}\quad (32)$$

$$\text{де } \delta_i^L = -\frac{\partial E}{\partial x_i^L} = -f'(x_i^L) \frac{\partial E}{\partial y_i^L}.$$

Для стандартного алгоритму зворотного поширення, коли помилка поширюється від виходу до входу мережі і ваги попереднього шару обчислюються через уже відомі ваги наступного шару, величина  $\delta_i^L$  визначається наступним чином:

$$\delta_i^L = f'(x_i^L) \sum_{k=1}^{N^{L+1}} \delta_k^{L+1} w_{ki}^{L+1}. \quad (33)$$

Слід також зазначити, що розглянуті робастні процедури навчання можуть бути модифіковані шляхом використання в них ідеї накопичення імпульсу, як це зроблено в модифікаціях алгоритму стохастичного градієнта.

**Четвертий розділ** присвячений імітаційному моделюванню та вирішенню практичних задач медичного діагностування. Здійснено імітаційне моделювання нейромережевих методів розпізнавання зміни параметрів зображень на прикладі меланоми з використанням мереж PNN і CNN, на основі результатів яких визначені вимоги до параметрів мереж. Показано, що мережа CNN є досить ефективною при класифікації об'єктів, що належать двом класам, а CNN успішно вирішує завдання

класифікації при наявності більшої кількості класів.

Досліджено ефективність мережі PNN для рішення задачі визначення неоднорідності забарвлення. Вивчено особливості вибору розміру мережі в залежності від розмірності вхідного вектора, а також питання вибору використовуваного параметра згладжування  $\sigma$ . Досліджено залежність точності класифікації від параметра згладжування  $\sigma$  і запропоновані наближені методи визначення цього параметра.

Відзначається, що однією з основних переваг PNN мереж є той факт, що мережа навчається дуже швидко. Так для навчання мережі, яка займає 1gb пам'яті, потрібно менше 1.5 секунди. На підставі результатів моделювання робиться висновок, що мережа PNN відмінно підходить для задач, в яких потрібен високоточний класифікатор з дуже швидким часом навчання і де не настільки принциповою є повільна швидкість самої класифікації. При цьому потрібно враховувати розмірність вектора вхідних параметрів і кількість прикладів, що використовуються для навчання, від яких безпосередньо залежить час відгуку на етапі класифікації, а також місце, що виділяється для ШНМ.

При моделюванні процесу розпізнавання і класифікації CNN вирішувалася задача розпізнавання захворювання шкіри – меланоми згортковою нейронною мережею MaskRCNN. В якості навчальної вибірки використовувався набір фотографій з конкурсу «ISIC 2016: Skin Lesion Analysis Towards Melanoma Detection». Навчання мережі проводилося з використанням ваг з переднавчанням на вибірці «Coco» (<http://cocodataset.org>) мережі resnet-101. Навчання проводилося протягом 30 епох, і його результати наведені на рис. 1.

На рис. 1-а) показаний графік зміни загальної помилки навчання, що складається з помилки детектора «BoundingBox» (рис.1-б), помилки класифікатора (рис.1-в), помилки провісника маски (рис.1-г) і помилки модуля, що пропонує регіони, які містять об'єкти для розпізнавання (рис.1-д).

Отримані результати свідчать про те, що мережа MaskRCNN здійснює ефективне розпізнавання пошкодження шкіри, вказуючи область пошкодження і пропонуючи точну попиксельну маску. Дана мережа також дозволяє відстежувати зростання пошкодження. Як видно з рис.2, мережа розпізнала два регіони – первинний і вторинний, який є результатом зростання новоутворення.

У наступному експерименті крім вирішення задачі виявлення шкірного ушкодження вирішувалася задача класифікації захворювання (доброякісна пухлина або злоякісна). Для навчання використовувалася база фотографій з шкірними ушкодженнями з експерименту 1. До цієї бази додавалася маска, що дозволяє визначити межі пошкодження і опис, що містить інформацію про тип захворювання. Частина результатів класифікації представлена на рис. 3 Зеленим кольором позначалися ушкодження, що не були розпізнані мережею як злоякісні (рис. 3 а), червоним – пошкодження, які з високою ймовірністю є злоякісними (рис. 3 б). На деяких зображеннях ймовірність злоякісності новоутворення була близька до порогового рівня, але не перевищувала його. Такі випадки позначалися блакитним кольором (рис. 3 в). Точність класифікації після 70 епох навчання склала 85,63%.

Отримані результати послужили основою для розробки модульної нейромережевої експертної системи діагностики меланоми, представленої на рис. 4.



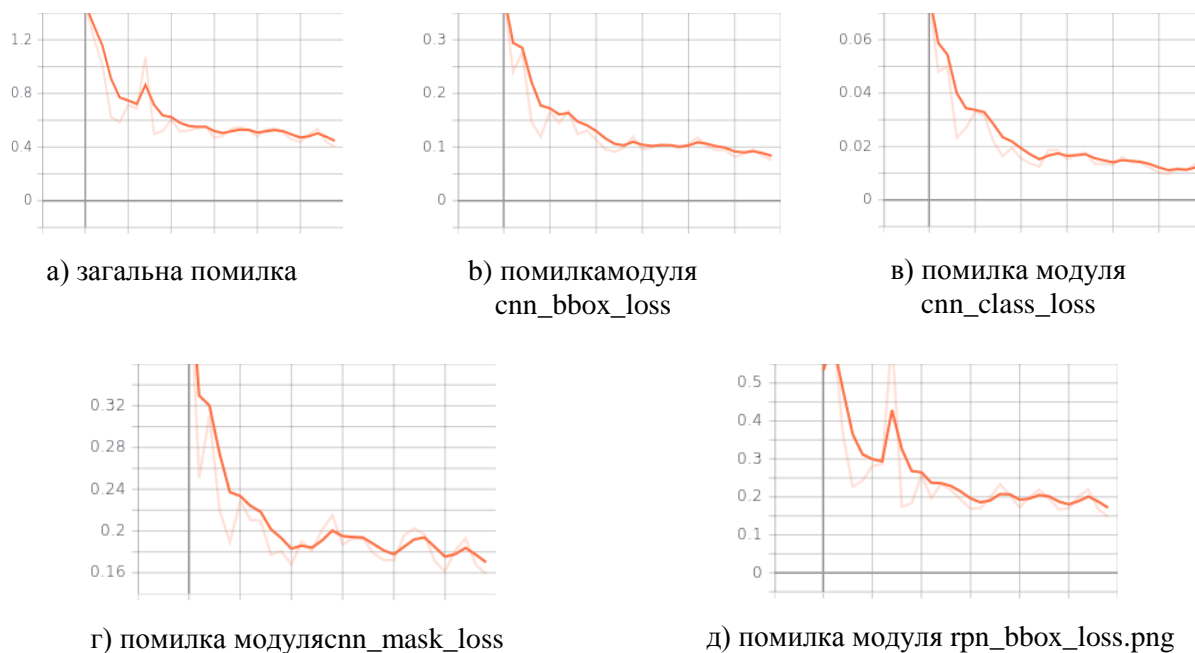
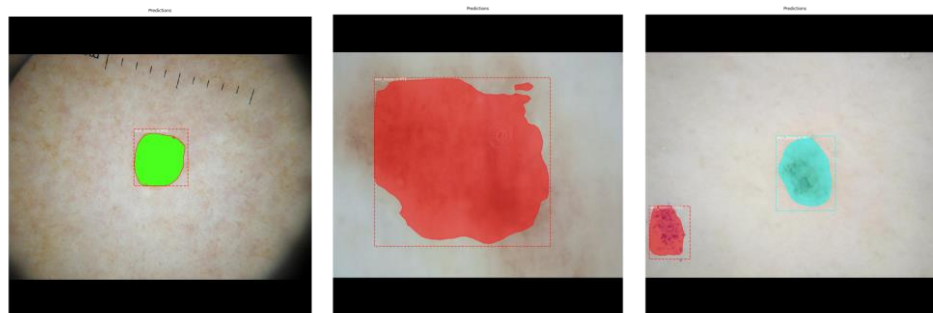


Рисунок 1 - Результати навчання мережі.



Рисунок 2 - Результати розпізнавання



а) б) в)

Рисунок 3- Результати класифікації

Розглянуто особливості функціонування даної системи та здійснена її програмна реалізація. ЕС дозволяє обчислити процентне співвідношення розмірів плями на початковій стадії захворювання і на даний момент, що допомагає лікарю визначити прогресує захворювання чи ні.

В процесі тестування ЕС отримані наступні результати, які представлені в табл. 2 (А-меланома, В-лентіго, С-невус, Е новоутворення не розпізнається). Точність складає близько 89%.

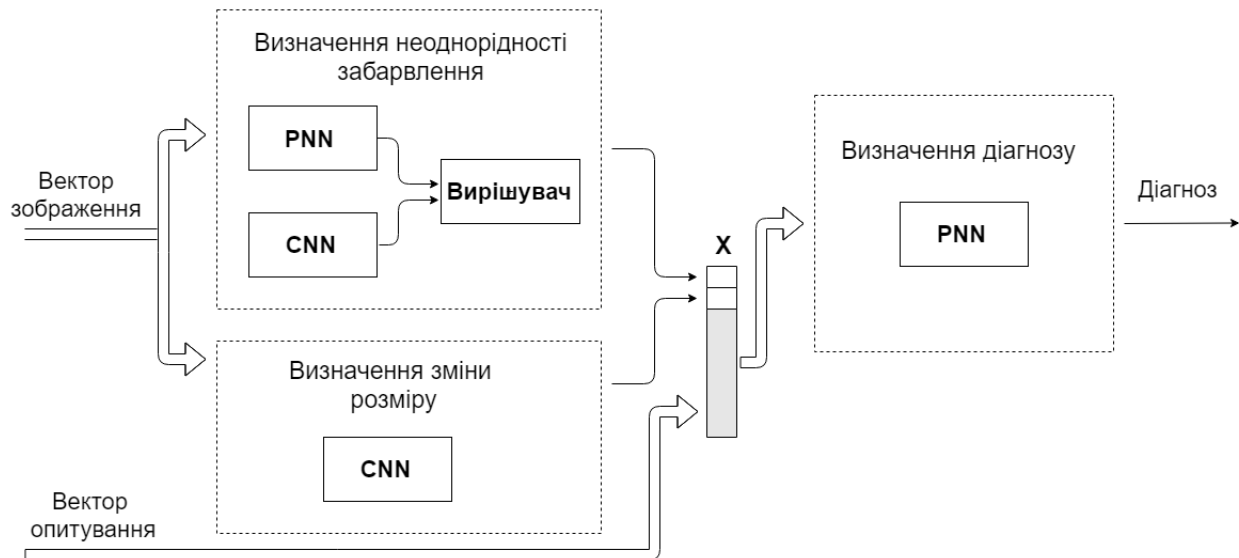


Рисунок 4 -Архітектура ЕС діагностики первинної меланоми шкіри

Таблиця 2

## Результати тестування

Номінальний клас	Кількість тестових прикладів	Результат розпізнавання клас			
		A	B	C	E
		A	3000	2631	0
B	3000	72	2518	101	309
C	3000	53	0	2947	0

В додатках наведено доказ збіжності градієнтної процедури мінімізації комбінованого функціоналу (навчання ШНМ), інформація про розвиток та особливості згорткових нейронних мереж, акти про впровадження результатів дисертаційної роботи, список публікацій здобувача.

## ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі на основі отриманих теоретичних і експериментальних досліджень вирішена актуальна науково-практична задача побудови нейромережових методів розпізнавання і класифікації зміни властивостей зображень, які на відміну від існуючих, зменшують помилку розпізнавання і збільшують точність класифікації зображень в умовах апріорної і поточної невизначеності і наявності завад.

При цьому отримано наступні основні результати:

1. Проведено аналіз стану проблем розпізнавання, класифікації, кластеризації та обробки зображень. Розглянуто питання застосування нейронних мереж для рішення цих завдань і описані основні типи ШНМ, сформульована мета і задачі дослідження.

2. Вперше розроблено метод контролю зміни розмірів об'єкта за допомогою шаблону з використанням властивостей перетворення подібності об'єктів, що

дозволяє підвищити точність вимірювань.

3. Одержав подальший розвиток нейромережевий метод визначення неоднорідності забарвлення об'єкта, заснований на використанні розділеного на два класи навчального набору даних, що дозволяє зменшити вимоги до ШНМ і використовувати мережу з двома вихідними нейронами.

4. Вперше розроблено процедуру навчання БШП, що представляє собою матричні варіанти процедури Качмажа (Уідроу-Гоффа), запропонована її модифікація, яка містить зону нечутливості, і розглянуті процедури налаштування цієї зони, що забезпечило отримання робастних оцінок шуканих параметрів мережі.

5. Удосконалено метод адаптації багат шарового персептрона на багатопроцесорні системи, що дозволило отримати оцінку потенційно можливого виграшу в продуктивності в залежності від використовуваних ресурсів, а також розмірності досліджуваного зображення.

6. Отримав подальший розвиток нейромережевий метод класифікації зображень на основі згортальних нейронних мереж з використанням в різних шарах різних функцій активації і робастного навчання параметрів мережі, що дозволило підвищити точність класифікації.

7. Отримав подальший розвиток нейромережевий метод розпізнавання зміни параметрів зображень на прикладі меланоми з використанням мереж PNN і CNN, на основі яких розроблені нейромережевий метод контролю зміни розмірів шкірного утворення і розпізнавання неоднорідності забарвлення шкірних змін, що дозволяють збільшити точність контролю зміни розмірів спостережуваних пігментних новоутворень шкіри для ранньої діагностики меланоми і підвищити ефективність класифікації поліхромії пігментних новоутворень шкіри.

8. Програмно реалізована нейромережева система визначення неоднорідності забарвлення складається з ансамблю PNN і CNN, що дозволяє підвищити точність діагностування, зменшити час навчання і знизити ризик надмірної навчання.

## **СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ**

*Список публікацій здобувача, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:*

1. Аксак Н. Г. Распознавание изменения размера и цвета изображения на основе сверточной нейронной сети // Бионика интеллекта: Научн.-техн. журнал. – 2018. – №2 (91). – С.114-119. (Входить до міжнародної наукометричної бази Google Scholar).

2. Новосельцев И. В. Система первичной диагностики меланомы кожи / И.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак // Бионика интеллекта: Научн.-техн. журнал. – 2010. – №3(74). – С.94-98. (Входить до міжнародної наукометричної бази Google Scholar).

3. Новосельцев И.В. Применение многопроцессорных систем для реализации многослойного персептрона / И.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак // Радиотехника. Информатика. Управление. – №1(19). – 2008. – С.108-110. (Входить до міжнародних наукометричних баз РІНЦ, Google Scholar).

4. Новосельцев И.В.Вероятностные нейронные сети для решения задач медицинской диагностики / И.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак, О.Ю.Барковская //

Бионика интеллекта: Научн.-техн. журнал. – 2006. – №2(65). – С. 62-65.

5. Барковская О.Ю. Сравнительный анализ алгоритмов бинаризации полутонового изображения / О.Ю.Барковская, Н.Г. Аксак, И.В. Новосельцев // Автоматизированные системы управления и приборы автоматики, 2005. – Вып. 133. – С. 40-46.

6. Аксак Н. Г. Система предоставления медицинских услуг на основе архитектуры cloud-fog-dew / Н.Г. Аксак, И.В. Новосельцев, Д.Н. Росинский // Наука та виробництво: міжвуз. темат. зб. наук. пр. Вип. 19 / ДВНЗ «ПДТУ». –Маріуполь, ПДТУ, 2018. – С. 150-159.

7. Новосельцев І.В. Система віддаленого нейромережного діагностування меланоми / І.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак // Збірник наукових праць, ХНУРЕ.–Харків: «Друкарня Мадрид», 2018. – 116-118.

8. Аксак Н.Г. Мультиагентная модель адаптации медицинского Интернет-ресурса на основе информационного портрета пользователя /Н.Г. Аксак, С.А.Коргут, И.В.Новосельцев // Системи обробки інформації. Збірник наукових праць. – Х.: ХУПС, 2013. – Вип.2(109). – С. 242-246. (Входить до міжнародних наукометричних баз Index Copernicus, BASE).

9. Новосельцев И.В. Показатели эффективности нейросетевой системы медицинской диагностики / И.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак // Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. Випуск 4(16), Київ, 2010. - С.142-149.

10. Аксак Н.Г. Адаптация нейросетевых моделей на высокопроизводительные системы с общей памятью / Н.Г. Аксак, И.В. Новосельцев, А.С. Солдатов // Системні технології. Збірник наукових праць. – Випуск 3 (56).- Том 2.-Дніпропетровськ, 2008.- С. 117-122.

11. Новосельцев И.В. Гибридные нейронные сети для распознавания образов / И.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак, О.Ю. Барковская // Системи обробки інформації. Збірник наукових праць.-2007.- Вип. 3(61).-С.60-64. (Входить до міжнародних наукометричних баз BASE, WorldCat).

12. Барковская О.Ю. Обобщенная модель распознавания антропоморфных объектов / О.Ю. Барковская, И.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак // Системні технології. Збірник наукових праць.- Випуск 6 (53).- Дніпропетровськ, 2007.- С. 11-16.

*Публікації, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:*

13. Axak N. Cloud-fog-dew Architecture for Personalized Service-oriented Systems / N. Axak, D. Rosinskiy, O. Barkovska, I. Novoseltsev // The 9th IEEE International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies, DESSERT'2018, Kyiv, Ukraine – 2018. – P.80 -84. (Входить до міжнародної наукометричної бази **Scopus**, РІНЦ).

14. Аксак Н.Г. Спосіб контролю зміни розмірів об'єкта за допомогою шаблону / Н.Г. Аксак, М.В. Кушнар'ов, І.В. Новосельцев, А.Ю. Тихун //Патент на винахід № 84380 А по МПК (2006) G01C 11/00 від 10.10.2008. Бюл. №19.

15. Аксак Н.Г. Система интеллектуального анализа медицинских данных/ Н.Г. Аксак, И.В.Новосельцев, Д.Н. Росинский, В.О. Лебедев // Комп'ютерні та інформаційні системи і технології: Матеріали другої міжнародної науково-технічної конференції. Харків. – 2018. – С.128-129.

16. Аксак Н.Г. Агентно-ориентированный медицинский Интернет-ресурс / Н.Г.

Аксак, С.А.Коргут, И.В.Новосельцев // Вычислительный интеллект (результаты, проблемы,перспективы): Материалы 2-й Международной научно-технической конференции. –Черкассы: Маклаут, 2013. – С.321.

17. Аксак Н.Г. Анализ способов ускорения нейроалгоритма на основе технологий параллельного программирования / Н.Г. Аксак, А.Ю. Тыхун, И.В. Новосельцев // Матеріали Х Міжнародної науково-технічної конференції "Системний аналіз та інформаційні технології". – К., 2008. – С.284.

18. Аксак Н.Г., Модели производительности синтеза нейроалгоритма на высокопроизводительных архитектурах / Н.Г. Аксак, А.Ю. Тыхун, И.В. Новосельцев // Труды 8-й Международной конференции. Высокопроизводительные параллельные вычисления на кластерных системах (НРС-2008), изд-во КГТУ, Казань. – 2008. – С.199-202.

19. Аксак Н.Г. Распознавание образов на основе нейронных сетей с использованием технологии MPI / Н.Г. Аксак, Р.С. Верчиков, О.Р. Лола, И.В. Новосельцев, С.А. Олищук // Высокопроизводительные параллельные вычисления на кластерных системах. Материалы шестого Международного научно-практического семинара. Том 1. Санкт-Петербург, 2007. –С.21-25.

20. Новосельцев, И.В. Модель обработки больших данных для систем здравоохранения / И.В. Новосельцев, А.Н. Тарасенко //Материалы 22-го международного молодежного форума «Радиоэлектроника и молодежь в 21 столетии». – 17-19 апреля 2018. – Харьков. – С. 57-58.

21. Аксак Н.Г. Нейросетевая медицинская система принятия решений / Н.Г. Аксак, И.В. Новосельцев, А.П. Лучко // Сучасні напрямки розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління: Матеріали восьмої міжнародної науково-технічної конференції Полтава -Баку – Харків - Жиліна. – 2018.- С.13.

22. Новосельцев И.В. Реализация многослойного персептрона с помощью стандарта OpenMP / И.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак // 8-я международная научно-практическая конференция "Современные информационные и электронные технологии": Сб. трудов конференции - Одесса, 2007.-С.79.

23. Новосельцев И.В. Применение нейронных сетей для построения медицинской экспертной системы / И.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак // Международная научная конференция "Теория и техника передачи, приема и обработки информации": Сб. тезисов докладов по материалам Междун. Научн. конференции.- Харьков: ХНУРЭ, 2003,- С.341-342.

24. Новосельцев И.В. Применение нейронной сети при фильтрации СПАМ сообщений / И.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак // 10-я Юбилейная международная научная конференция "Теория и техника передачи, приема и обработки информации": Сб. тезисов докладов.Ч.2. - Харьков: ХНУРЭ, 2004.- С.295-296.

25. Новосельцев И. В. Система віддаленого нейромережного діагностування меланому / І.В. Новосельцев, Н.Г. Аксак // I Міжнародна науково-практична конференція «Інформаційні системи та технології в медицині» (ISM-2018). Збірник наукових праць. ХНУРЕ. – Х.: Друкарня Мадрид, 2018. – С. 116-118.

## АНОТАЦІЯ

Новосельцев І.В. Методи та засоби розпізнавання змін властивостей об'єкта за зображенням на основі штучних нейронних мереж. – На правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.23 – системи та засоби штучного інтелекту. – Харківський національний університет радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки України, Харків, 2019.

У дисертаційній роботі на основі отриманих теоретичних і експериментальних досліджень вирішена актуальна науково-практична задача побудови нейромережових методів розпізнавання і класифікації зміни властивостей зображень, які на відміну від існуючих, зменшують помилку розпізнавання і збільшують точність класифікації зображень в умовах апіорної і поточної невизначеності і наявності завад.

У дисертаційній роботі вперше розроблено метод контролю зміни розмірів об'єкта за допомогою шаблону з використанням властивостей перетворення подібності об'єктів, що дозволяє підвищити точність вимірювань. З метою підвищення робастності оцінок параметрів БШП, розроблено процедуру навчання БШП, що являє собою матричні варіанти процедури Качмажа (Уідрой-Гоффа), запропонована її модифікація, яка містить зону нечутливості, і розглянуті процедури налаштування цієї зони.

Отримав подальший розвиток нейромережовий метод класифікації зображень на основі згорткових нейронних мереж з використанням в різних шарах різних функцій активації і робастного навчання параметрів мережі.

Отримав подальший розвиток нейромережовий метод розпізнавання зміни параметрів зображень на прикладі меланом з використанням мереж PNN і CNN, на основі яких розроблені нейромережовий метод контролю зміни розмірів шкірного утворення і розпізнавання неоднорідності забарвлення шкірних змін.

Програмно реалізована нейромережева система визначення неоднорідності забарвлення, яка складається з ансамблю PNN і CNN, що дозволяє підвищити точність діагностування, зменшити час навчання, знизити ризик надмірної навчання та полегшує лікареві постановку діагнозу.

Ключові слова: зображення, класифікація, критерій втрат, активаційна функція, навчання мережі, робастність, згорткова нейронна мережа.

## АННОТАЦИЯ

Новосельцев И.В. Методы и средства распознавания изменений свойств объекта по изображению на основе искусственных нейронных сетей. – На правах рукописи.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.23 – система и средства искусственного интеллекта. - Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Министерство образования и науки Украины, Харьков, 2019

В диссертационной работе на основе полученных теоретических и экспериментальных исследований решена актуальная научно-практическая задача

построения нейросетевых методов распознавания и классификации изменения свойств изображений, которые, в отличие от аналогов, уменьшают ошибку распознавания и увеличивают точность классификации изображений в условиях априорной и текущей неопределенности и наличия помех.

В диссертационной работе впервые разработан метод контроля изменения размеров объекта с помощью эталона с использованием свойств преобразования подобия объектов, позволяющий повысить точность измерений. С целью повышения робастности оценок параметров многослойного персептрона (МСП), разработана процедура обучения МСП, которая представляет собой матричные варианты процедуры Качмажа (Уидроу-Хоффа), предложена ее модификация, содержащая зону нечувствительности, рассмотрены процедуры настройки этой зоны.

Получил дальнейшее развитие нейросетевой метод классификации изображений на основе сверточных нейронных сетей с использованием в различных слоях различных функций активации и робастного обучения параметров сети.

Получил дальнейшее развитие нейросетевой метод распознавания изменения параметров изображений на примере меланомы с использованием сетей PNN и CNN, на основе которых разработаны нейросетевой метод контроля изменения размеров кожного образования и распознавания неоднородности окраски кожных изменений.

Программно реализована нейросетевая система определения неоднородности окраски, состоящая из ансамбля PNN и CNN, что позволяет повысить точность диагностики, сократить время обучения, снизить риск чрезмерного обучения и облегчает врачу постановку диагноза.

Ключевые слова: изображение, классификация, критерий потерь, активационная функция, обучения сети, робастность, згорткових нейронная сеть.

## ABSTRACT

Novoseltsev I.V. Methods and means for recognizing the changes of the object properties through images based on artificial neural networks. – Manuscript.

Thesis for the degree of candidate of technical sciences in specialty 05.13.23 – the systems and means of artificial intelligence. - Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2019

The actual scientific and practical problem of developing neural network methods for the recognition and classification of changes of the image properties based on the received theoretical and experimental researches is solved. In contrast to the existing methods, they allow reducing the recognition error and increasing the accuracy of the image classification in the conditions of a priori and current uncertainty and the presence of interference.

A new method for controlling the change of an object size using a reference with the introduction of the properties of the transformation of object similarity is developed, which allows increasing the accuracy of measurements. In order to increase the robustness of BP parameters estimates, a training procedure for BP is developed, it is a matrix version

of the Kaczmarz's procedure (Widrow-Hoff), its proposed modification contains a zone of insensitivity; the procedures for adjusting this zone are considered.

The training methods of ANNs based on minimization of quadratic functionals are not stable, if there are emissions in the measurements or the distributions have distributions other than Gaussian ones. Alternatively, to ensure robustness, the target function is modified in such a way as to limit the influence of the largest measurements. The most common combined Huber and Hampel functionals, consisting of a quadratic, providing optimal estimates for the Gaussian distribution, and modular one, allowing to obtain a more robust distribution with heavy tails (outliers), are considered.

The neural network image classification method, based on convolutional neural networks, has been further developed using various activation functions and robust learning of network parameters in different layers.

The questions of training of the CNN are considered, which is similar to the training of INS of direct distribution and consists in correction of its weight parameters on the basis of minimization of some of the above considered loss function. The gradient procedure for training the output (full-band) network layer is described, with the choice of the cross-entropy loss function as a function of it.

The study of the CNN based on a stochastic gradient is considered. The disadvantages of this method (stuck in local minima, slow convergence due to the complex landscape of the target function, the possibility of retraining, etc.), as well as the computational complexity of second-order methods led to the development of methods based on the stochastic gradient method and having a whole a number of advantages and uses the idea of accumulation (NAG, Adagrad, RMSProp, Adadelta, Adam, Adamax, Nadam). Features of implementation of these methods are noted.

The procedures for the training full-convex and convolutional layers are used by gradient algorithms for minimizing the quality functionals representing either a quadratic function or a cross-entropy function that are optimal for the Gaussian distribution and will be unstable in the presence of disturbances of measurements whose distributions are different from the normal one. In connection with this, it is proposed to use the robust approach to study the CNN layers and to obtain robust training procedures based on the generalized delta rule.

The neural network method for recognizing the change of image parameters on the example of melanoma using the PNN and CNN networks has received further development on the basis of which a neural network method for controlling the change in the size of each formation and recognition of the heterogeneity of the color of skin changes has been developed.

Simulation of neural network methods for recognition of changes in image parameters using the example of melanoma has been carried out. The software-implemented neural network system for determining the heterogeneity of color consists of the PNN and CNN ensemble, which allows increasing the diagnosis accuracy, reducing learning time and risk of over- training.

Keywords: image, classification, loss criterion, activation function, network learning, robustness, convolutional neural network.