

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЧОРНОМОРСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ПЕТРА МОГИЛИ

Петрович Валентин Іванович

УДК 004.8

ТЕМА

Галузь знань 12 «Інформаційні технології» за спеціальністю
122 «Комп'ютерні науки та інформаційні технології»
122 - ДР.А - 401.21610117

Автореферат
дипломної роботи на здобуття освітньої кваліфікації
«бакалавр комп'ютерних наук та інформаційних технологій»

Миколаїв – 2020

Дипломна робота є рукопис.

Робота виконана в Чорноморському національному університеті імені Петра Могили Міністерства освіти і науки України на кафедрі Інтелектуальних інформаційних систем

Науковий керівник:

к.т.н., доцент, доцент кафедри ІС
Г.В. Кондратенко

Рецензент:

к.т.н., доцент, доцент кафедри ІПЗ
А.В. Швед

Захист відбудеться «_22_» червня 2020 р. о 9³⁰ год. на засіданні екзаменаційної комісії (ауд. 2-403) у Чорноморському національному університеті імені Петра Могили за адресою: 54003, м. Миколаїв, вул. 68-ми Десантників, 10.

З дипломною роботою можна ознайомитися в бібліотеці Чорноморського національного університету імені Петра Могили за адресою: 54003, м. Миколаїв, вул. 68-ми Десантників, 10.

Автореферат представлений «____» червня 2020 р.

Секретар

екзаменаційної комісії,

викладач кафедри ІС

М.О. Таранов

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Тема дипломної роботи є актуальною, оскільки пов'язує в собі надзвичайно актуальні теми: машинне навчання та здоров'я людей. Машинне навчання наразі найбільш актуальна тема в ІТ сфері, вона надає змогу вирішувати завдання, які раніше було неможливо вирішити. А використання таких технологій для захисту здоров'я людей – першочергове завдання для кожної високорозвиненої країни. Тому актуальність та важливість роботи є і буде на високому рівні ще багато років.

Метою дипломної роботи є діагностування захворювань серця на основі розроблених нейронних мереж різних програмних бібліотек, які здатні робити точні прогнози; дослідження впливу параметрів налаштування нейронної мережі на точність прогнозування (діагностування).

Практичне значення отриманих результатів. Під час виконання дипломної роботи розроблено системи для діагностування хвороб серця, вони мають виключно практичне значення, оскільки можуть бути використані для діагностування хвороб серця в реальному житті, використовуючи лише деякі характеристики пацієнту.

Структура дипломної роботи. Пояснювальна записка до дипломної роботи складається із вступу, ____ розділів, висновків, додатків. Загальний обсяг роботи складає ____ сторінки, ____ рисунків, ____ таблиць та ____ посилань на літературні джерела.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

Вже десятиліття комп'ютери полегшують життя людей. Поширення комп'ютерів в усіх сферах життя продовжується навіть зараз. Найбільш гостро постає питання використання комп'ютерів в медицині, адже це найголовніше питання для усього сучасного світу. Багато питань: електроні картки пацієнтів, хірургічні роботи та системи діагностування вже давно існують і вдосконалюються. Але зі збільшенням обчислювальної потужності та використанням методів машинного навчання з'явилися нові методи вирішення багатьох проблем, які раніше було складно або неможливо розв'язати.

Найбільш поширений метод машинного навчання – нейроні мережі. Саме його найчастіше використовують в розв'язанні сучасних проблем. Але оскільки технологія відносно нова, її постійно вдосконалюють та шукають більш ефективні методи. Складність полягає в величезній кількості параметрів під час налаштуванні під конкретну задачу. Але висока еластичність та швидкість роботи роблять нейроні мережі дуже зручним інструментом.

Поєднуючи нейроні мережі та тему медицини ми отримуємо актуальну та суспільно-корисну роботу. Оскільки вона використовує останні дослідження в сфері нейромережевих технологій та має можливість використання в сучасному світі та навіть рятувати життя людей.

Перший розділ.

З моменту створення першої ЕОМ до сучасних суперкомп'ютерів головною метою комп'ютерів було і залишається полегшення життя людей. Але якщо раніше вони використовувались для простих обчислень, як звичайні калькулятори, то зараз вони використовуються в усіх сферах життя: політика, освіта, оборона, фінанси, розваги та інше. Причиною все більшого поширення програмної автоматизації стала не тільки зручність, а також зростаюча обчислювальна потужність. Вона зростала за законом Мура, який стверджує, що кожні 1,5 роки кількість транзисторів на кристалі зростає на 30%.

З ростом обчислювальної потужності росте й складність завдань, які поставлені комп'ютеру. Те що людина буде обчислювати годинами, а можливо й днями, процесор може розрахувати за декілька секунд. Завдячуючи цій властивості, людина довіряє комп'ютеру навіть питання медицини. Починаючи з СРОЕ (computerized physician order entry) – мережевої картки з інструкціями для лікування конкретного клієнту, до DaVinci від Intuitive – система оперування на відстані.

Існують і негативні сторони автоматизації медицини. Процесор виконує лише команди, які записані в нього. Він може помилятися, тому що людина, яка його програмувала, може помилитися. І помилка може привести до погіршення стану пацієнту. Безсумнівно обчислювальні машини допомагають в медицині, але вони являються лиш засобом підтримки прийняття рішень і останнє слово завжди за лікарем. Комп'ютери не можуть усунути потребу в людині.

Складності для людини в медицині базуються на тому, що людина не має безмежної пам'яті та не може обробляти велику кількість інформації за один раз на відміну від комп'ютера. Наприклад симптоми у деяких вірусів можуть бути схожими, а кількість аналізів може бути занадто велика, щоб зробити відразу висновок та відрізнити віруси. Передбачення хвороби та забезпечення здоров'я людини перша і найважливіша мета для кожної країни. Тому тема медицини з використанням інтелектуальних систем була і буде актуальна ще багато років.

Деякі задачі медицини складні навіть для сучасних комп'ютерів, однак над вирішенням перешкод вже працюють. Багато таких завдань вважалися неможливими раніше, але вже вирішені. Революцію в вирішенні задач зробили штучні нейронні мережі (ШНМ) – одні з методів штучного інтелекту(ШІ), який являється прямою імітацією нервової системи людини, а саме роботи мозку. Саме такий метод допомагає вирішити багато задач, які раніше були недоступні. Мережі штучного інтелекту представляють нелінійні системи, що дозволяють набагато краще класифікувати дані, ніж звичайні лінійні методи. Завдяки ним в медицині сталася революція в сфері діагностування хвороб серця, зору, печінки та навіть злоякісних ракових пухлин.

Штучні нейронні мережі надають важливі особливості програмам. Перша особливість надає змогу не тримати величезну базу даних в пам'яті, лише матрицю ваг. Це можливо тільки після навчання мережі, однак дає величезні переваги, навіть можуть бути перенесені в вбудовані системи розумного дому. Друга – самонавчання на даних, нейронна мережа сама адаптується на умови, які ставить їй людина, при правильній підготовці надається можливість класифікувати навіть рідкісні випадки. Третя – швидкість роботи, якщо мережа вже навчена. Не потрібно робити порівняння даних з величезними базами.

Комп'ютери використовуються в медицині майже у всіх областях, будь то діагностика, лікування, дослідження чи управління даними. Не дивлячись на важливість кожного процесу діагностика завжди відігравала провідну роль. Оскільки без визначення конкретної хвороби неможливо почати ефективне лікування. В сучасному світі завдяки великій обчислювальній потужності персональних комп'ютерів можливо з вражаючою точністю сказати чи хвора людина, чи ні. Сучасна діагностика складається з 3 основних етапів: отримання історії хвороб, огляд хворого фактично та проведення лабораторних досліджень і усі ці етапи залучають до роботи обчислювальні можливості процесорів. Дуже багато досліджень проведено взагалі по серцевим хворобам та дуже багато спрямовані на діагностування завдяки методам штучного інтелекту.

Другий розділ

Для розуміння нейронних мереж потрібно розуміти, що таке машинне навчання, оскільки штучні нейронні мережі – це підмножина методів машинного навчання. А машинне навчання в свою чергу – це область комп'ютерних наук, характерна риса якого є навчання на в процесі вирішення схожих задач. Артур Семюель був піонером у галузі штучного інтелекту. Він створив одну з перших програм у світі, що самостійно навчається. Його цитата про те, що таке машинне навчання краще описує цей термін: "Область досліджень, котра дає змогу комп'ютерам навчатися без безпосереднього програмування". Легше кажучи машини сліdkують за закономірностями і намагаються імітувати їх.

В штучній моделі поведінку нейронів, яку можна спостерігати в природі, можна відтворити завдяки математичним багат шаровим нейронним структурам. Роль нейрона відіграє вузол (штучний нейрон). Вони поєднуються в шари. Існує загально прийняті правила для назв шарів, перший шар – вхідний, останній – вихідний, усі інші – скриті. Нейрони в одному і тому самому шару не поєднані між собою з'єднаннями, але поєднані з кожним нейроном наступного шару. Таких підхід реалізовує суцільну систему нейронів, тобто нейрону мережу.

Через вхід подаються відомі числові значення (вхідні параметри), це повинні бути значення, які мають вплив на передбачення. А вихід повертає результат (передбачення), може мати як і вхід декілька вузлів. Літерою w позначаються ваги. Ваги – це вагові коефіцієнти (регулятори) для регулювання вхідних значень. Низьких ваговий коефіцієнт послаблює сигнал, високий – посилює. Для кожної пари сусідніх шарів використовуються різні нумерація вагових коефіцієнтів. Наприклад регулятор $w_{1,3}$ відповідає за з'єднання першого вузла першого шару з третім вузлом другого шару, але він може належати як до першої пари сусідніх шарів, так і до другої. Жодні ваги не використовуються для 1-го шару, оскільки це вхідний шар, так само і після вихідного.

Для реалізації перетворення вхідних даних одних тільки вагових коефіцієнтів недостатньо, тому, опираючись на біологічну модель, вчені додали до нейронних вузлів функції активації. Головна задача цих функцій – обмеження амплітуди коливань вихідних сигналів. Однак на відміну від природнього нейрону в штучному використовуються не порогові функції.

Вагові коефіцієнти використовуються в нейронних мережах для двох цілей. Перша ціль полягає в тому, що вони враховуються при розрахунках поширення сигналу для отримання результату. Друга – корегування регуляторів для навчання. Цей процес називається зворотне поширення помилки, це і є те саме навчання на даних. Зворотнім називається процес через те, що помилка поширюється з вихідного шару до вхідного.

Зазвичай в простих лінійних класифікаторах навчання відбувається завдяки регулюванню нахилу лінійної функції вузла. Це відбувається завдячуючи величині помилки, тобто різницею між відповіддю вузла та відомим істинним значенням:

$$Помилка = (Бажане\ значення - Фактичний\ результат); \quad (1.1)$$

Обчислення помилки кожного вагового регулятора обраховується так: значення самого регулятора ділиться на суму усіх регуляторів, що входять в вузол. Потрібно розуміти різницю між загальною помилкою вузла та помилкою будь-якої ваги. **Помилка вузла** – це загальна помилка, наскільки саме помилився вузол в своєму передбаченні. А **помилка ваги** – це значення помилки ваги, яке є відношенням вкладу цього вагового коефіцієнту відносно інших вагових коефіцієнтів.

Формула пошуку помилки для ваги $w_{2,1}$ для мережі з рисунку 2.10:

$$e_{2,1} = \frac{w_{2,1}}{w_{1,1} + w_{2,1}}; \quad (1.2)$$

де $e_{2,1}$ – помилка вагового коефіцієнту (2,1);

$w_{1,1} + w_{2,1}$ – сума усіх вагових коефіцієнтів;

$w_{2,1}$ – ваговий коефіцієнт для якого шукаємо помилку.

Формула пошуку загальної помилки вузла номер 1 скритого шару для нейронної мережі типу 2-2-2:

$$e_1 = \frac{e_{вихідний,1} * w_{1,1}}{w_{1,1} + w_{2,1}} + \frac{e_{вихідний,2} * w_{1,2}}{w_{1,2} + w_{2,2}}; \quad (1.3)$$

Після обчислення помилки скритого вузла продовжуються обрахунки для пошуку помилки вже вагових коефіцієнтів.

Після знаходження усіх помилок для кожного вагового коефіцієнта мережі наша задача мінімізувати помилку нейронної мережі. Для цього використовується математичний метод **градієнтного спуску**. Цей метод допомагає знаходити мінімум функції, навіть не маючи дані про значення властивостей. Це потрібно коли функція занадто складна та простого математичного метода знаходження мінімуму не існує. Головна мета цього методу – покрокове зближення з відповіддю. Зрозуміло, що він

не дасть точної відповіді, однак спробує приблизити до неї. В деяких випадках для покращення результату потрібно просто зменшувати крок. Основна концепція, яка допомагає в цьому методі, визначає зменшення величини кроку згідно зі зменшенням градієнту нахилу. Це допомагає не пропустити точну відповідь.

Вихідний сигнал нейронної мережі представляє з себе дуже складну функцію. Її складно диференційно описати через те, що вона складається з багатьох параметрів, які впливають на вихідний сигнал. Але завдяки спрощенням це можливо. Використовуючи диференційне обчислення та метод градієнтного спуску можна отримати формулу.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -(t_k - o_k) * \text{sigm} \dot{z} \quad (1.4)$$

де $\frac{\partial E}{\partial w_{jk}}$ – диференційне відношення, воно означає на скільки зміниться значення помилки вузла при зміні значення вагових коефіцієнтів;

$(t_k - o_k) = e_j$ – цільове значення мінус від'ємне;

$\dot{z}$ – сума всіх вхідних сигналів, згладжених вагами, які ведуть до вузлу j ;

o_j – вихідний сигнал вузла.

Ця формула використовується для обрахування зсуву поточного вагового коефіцієнту.

Для оновлення самих вагових коефіцієнтів використовується формула:

$$w_{jk_{\text{новий}}} = w_{jk_{\text{старий}}} - \alpha \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}; \quad (1.5)$$

де α – це коефіцієнт навчання, саме той коефіцієнт, який зменшує величину змін для того, щоб уникнути перескоків через мінімум;

$w_{jk_{\text{старий}}}$ – минулий ваговий коефіцієнт.

Третій розділ

Для того щоб навчити нейрону мережу робити передбачення потрібна база даних. Навчання нейронної мережі з базою, в якій вже є правильні передбачення, є тим самим навчанням з вчителем. Дані з бази подають на вхід нейронної мережі разом з правильним результатом. В залежності від результату мережі та правильного результату відбувається корегування вагових коефіцієнтів (навчання).

Чим більше даних, тим краще результати. При наявності недостатньої кількості даних потрібно одні й ті самі дані подавати на вхід декілька разів.

Бази даних найчастіше зберігаються в вигляді таблиць. В інтернеті у відкритому для користування доступі лежить велика база даних людей та їх стан здоров'я. Загальний обсяг кількості аналізів складає 1026 записів. У кожного пацієнта також присутній результат кінцевого обстеження – чи має людина хвороби серця, чи ні. Імена людей замінені на випадкові, щоб зберегти конфіденційність даних. База даних включає в себе дані пацієнтів Швейцарії, Угорщини та з 2 міст США: Клевленд та Лонг Бич.

Загалом вона містить в собі 76 характеристик, починаючи з прізвища і закінчуючи хімічним складом у крові людини. Однак, через існування даних, які не впливають на хвороби серця (прізвище, місто проживання, тощо), для навчання база даних використовується не вся. Згідно з усіма опублікованими дослідженнями, потрібно використовувати тільки 14 з них, тільки ті, що дійсно мають біологічний вплив на хворобу серця.

Було реалізовано 4 нейроні мережі з різних бібліотек.

Згідно результатів можна сказати, що нейрона мережа на Kotlin навчилася дуже точно робити передбачення. Якщо взяти дані для перевірки, які не входили до навчальної вибірки, і передати в нейрону мережу, ми отримуємо результат у 100% правильних відповідей та 0 складних випадків. 0 складних випадків значить впевненість нейронної мережі в своїх відповідях. Оскільки результати були дуже чудові, проведено перевірку на повному сеті даних. Результат був також 100% та лише 8 складних випадків, що з загальної кількості (1025) відповідає лише 0.78% значень. Виходячи з цього можна з повною впевненістю стверджувати про чудовий результат навчання та бути впевненим в результатах мережі.

Нейрона мережа від бібліотеки DeepLearning4j працює надійно та ефективно. Вона має не гірші результати ніж з мережа на Kotlin. Швидкість навчання в 7 разів більша ніж у мережі на Kotlin. Причина цьому – висока оптимізація та використана графічних ядр для прискорення обрахунків. Складних випадків немає. Але була допущена помилка в передбаченнях, тому не 100% точності, а 99.21%. При

збільшені кількості епох хоча б на 10 можна досягти точності 100%. Мережа найшвидша.

На відміну від попередніх мереж, де було достатньо 200 епох, мережа TensorFlow на 200 епохах видає точність в 85%. Була проведена спроба збільшити коефіцієнт навчання, але це призвело до перенавчання та результатів в межах 50%. Тому єдиний вихід – збільшення кількості епох. 300 епох показують 95% точності, 400 – 97% точності, 500 – 98+%. Виходячи з цього збільшено кількість епох до 500. Через постійне випадкове насіння мережу запущено декілька разів. В результаті вдалося отримати чудові результати. Головний недолік цієї системи – швидкість роботи. Можливо це пов'язано з кількістю епох, однак навіть на 200 епохах, швидкість роботи була рівна з Kotlin мережею, хоча вона працює в одному потоці.

Під час використання системи Matlab весь процес зводиться до елементарного вибору навчальної вибірки, налаштуванню кількості вузлів та алгоритму навчання. Це дуже зручно та підходить для більшості вчених. Всі додаткові параметри: швидкість навчання, функції активації та інші налаштовуються автоматично системою. Але існує також можливість еластичного налаштування мережі самостійно, це може бути потрібно передовим вченим. Для нашої мережі було достатньо звичайних базових налаштувань. В системі існує 3 базові методи навчання.

Третій метод не показав гарних результатів. Його результати 88.1% точності та 14 складних випадків. А перший та другий виявилися дуже точними. Обидва по 100% точності та 0 складних випадків. Перший – це алгоритм Левенберга-Марквардта. Йому потрібно було лише 19 ітерацій (епохи) та 3 секунди для повного навчання. Другий – це регуляризація Баєса. Він потребує більше часу та ітерацій ніж перший. Йому потрібно 82 ітерації та 9 секунд.

Четвертий розділ.

Просте створення нейронної мережі не складне, це лише робота з матрицями для обрахунків вузлів та реалізація методу зворотного поширення помилки. Однак цього недостатньо для ефективної та точної роботи мережі. Тому після створення реалізації на мові Kotlin було розпочато налаштування мережі.

Після створення нейронних мереж від різних бібліотек та систем було досліджено, що в кожній нейронній мережі різних вплив має коефіцієнт навчання. Тобто вони не рівнозначно впливають на навчання мережі. Наприклад для реалізації на Kotlin було використано цілих 0.3, що вважається завеликим значенням, але воно не призвело до негативних результатів, але лише призвело до швидшого навчання в меншу кількість епох. В той самий час в DeepLearning4j використовується 0.1, а при збільшені хоча б у два рази мережа не могла навчатися взагалі і все доходило до перенавчання. TensorFlow з ядром Keras було достатньо 0.001, для чудового навчання і так само як і в DeepLearning4j призводило до перенавчання. В Matlab коефіцієнт навчання не указується, тому що він підбирається автоматично системою.

Під перенавчанням мається на увазі повне вивчення певних даних та спроможність розрізняти тільки їх, а інші нові не спроможна передбачати. Також спостерігалось під час неправильного коефіцієнту навчання таке: нейрона мережа з кожною новою епохою показує нові значення точності то більші, то менші (80%, 75%, 82%, 73%...), це показник того, що мережа має дуже великий коефіцієнт навчання і з кожної епохою забуває нові дані забуваючи про старі.

Оскільки дуже багато залежить від початкової ініціалізації вагових коефіцієнтів, а вони генеруються випадковим методом, то під час дослідження та оптимізації мережі будемо створювати не одну мережу, а 30 для більшої точності. Як показник правильності цих мереж буде використовуватись середня, максимальна та мінімальна точність.

Згідно з останніми дослідженнями було обчислено найкращі параметри для налаштування мережі. Для нашої бази даних та мережі потрібні такі параметри:

- кількість нейронів скритого шару – 50;
- кількість епох – 200;
- коефіцієнт навчання – 0.3.

Розділ з охорони праці.

Описано основні питання охорони праці. Проведено аналіз і оцінка умов та безпеки праці. Це обов'язкова складова роботи керівництва у будь-якому

підприємстві, виробництві, галузі чи напрямку. Для ефективного вирішення питань, пов'язаних з обліком, аналізом та оцінкою стану умов та безпеки праці в обов'язковому порядку проводиться паспортизація виробництв та атестація робочих місць. Метою паспортизації виробництв і охорони праці є гігієнічна оцінка фактичного стану умов і характеру праці на робочих місцях, одержання й узагальнення достовірної інформації, необхідної для встановлення пріоритетності в розробці та проведенні заходів, спрямованих на поліпшення і оздоровлення умов праці на виробництві.

Описано основні правила техніки безпеки під час, перед та після роботи за комп'ютером. Велику увагу приділено діям з електронікою та небезпеці електричного струму. Засвоєно вимоги до захисту від електричного струму для запобігання.

Досліджено також поняття гігієни праці. Гігієна праці - це галузь практичної й наукової діяльності, що вивчає стан здоров'я працівника під впливом умов праці й на цій основі підбирає правильне рішення щодо здоров'я працівника, встановлювати заходи на покращення та зміцнення стану людини.

Цілий розділ присвячено пожежній безпеці. При використанні ЕОМ імовірна небезпека різного роду загорянь. У сучасних комп'ютерах дуже висока щільність розміщення елементів електронних систем, в безпосередній близькості один від одного розташовуються сполучні дроти, комунікаційні кабелі.

Для обрахунків обрано розділ розрахунку природного освітлення в індивідуальному приміщенні. А також досліджено потребу в штучному освітленні на випадок роботи до вечора.

В результаті роботи було досягнуто забезпечення майбутньої безпеки завдяки застереженням та перевіркам. Тобто основна мета роботи була досягнута.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

Під час написання дипломної роботи проведено аналіз використання методів штучного інтелекту в медицині. Виявлено поширення та популярність нейронних мереж, як одного із методів машинного навчання. Досліджено принципи роботи нейромережевих технологій. Створено та описано на прикладі математичну модель розрахунків звичайної нейронної мережі. Проведено статистичний аналіз бази даних пацієнтів, яка використовується для навчання. Реалізовано матричні операції для роботи з нейронними мережами. Налаштовано нейронну мережу використовуючи мову програмування Kotlin для діагностування хвороб серця. Засвоєно також налаштування бібліотек штучного інтелекту для роботи з цією ж базою даних. Проведено аналіз та порівняння різних мереж таким характеристикам: швидкість, еластичність та точність навчання.

Отже згідно з поставленим завданням та метою виконано усі пункти. Створено реалізацію нейронної мережі з нуля та налаштовано роботу з різними бібліотеками. Було оптимізовано мережі для максимальної точності та виконано порівняння по різних характеристикам. Кожен створений застосунок має точність більше 99%, тому їх можливо використовувати з повною довірою до результатів.

Створені системи можливо інтегрувати в будь-який пристрій. А завдячуючи цьому можливо надати лікарям лише програмне забезпечення для перевірки своїх пацієнтів. Це допоможе робити раннє діагностування хвороби, і як результат зменшить смертність від цієї хвороби.

Під час написання **розділу охорони** праці було досліджено основну мету її існування та основні функції. Визначено головні проблеми, пов'язані із забезпеченням здорових і безпечних умов, у яких відбувається праця людини. Окрім детального визначення та чіткої інформації про безпеку, запропоновані вирішення даних проблем. Велику увагу приділено можливим причинам виробничих нещасних випадків, професійних захворювань, аварій, вибухів, пожеж. Кожна небезпека має свій перелік заходів та вимог спрямованих на усунення небезпеки, вони дозволяють

створити безпечні й сприятливі умови для праці людини. Адже саме продуктивність працівників залежить від їх здоров'я, а здоров'я залежить від безпеки праці.

Завдячуючи розділу охорони праці було досліджено безпечність офісу та не виявлено жодних порушень з питань охорони праці. Одна з найголовніших переваг вивчення охорони праці полягає в вивченні методів застереження перед небезпекою та заходи захисту, які обов'язково треба знати кожному працівнику. Забагато таких правил було вивчено саме під час написання цього розділу. Технічний стан обладнання відповідає стандартам безпеки і нормам охорони праці, ніяких дефектів обладнання під час виконання не виявлено.

В результаті роботи було досягнуто забезпечення майбутньої безпеки завдяки застереженням та перевіркам. Тобто основна мета роботи була досягнута.

АНОТАЦІЯ до бакалаврської роботи

Тема: «Система діагностування захворювань серця з використанням
нейромережевих технологій»

Студент: Петрович Валентин Іванович

Керівник: к.т.н, доцент Кондратенко Галина Володимирівна

Об'єкт дослідження – нейронні мережі.

Предмет дослідження – створення та налаштування роботи штучної нейронної мережі для виявлення проблем серця.

Мета: діагностування захворювань серця на основі розроблених нейронних мереж різних програмних бібліотек, які здатні робити точні прогнози; дослідження впливу параметрів налаштування нейронної мережі на точність прогнозування (діагностування).

Дипломна робота складається з фахового розділу і спеціальної частини охорони праці. Пояснювальна записка складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків та додатків.

У першому розділі розкрито застосування технологій в медицині.

У другому розділі досліджено основні принципи роботи нейронних мереж та математична модель розрахунків, приклад обрахунків сигналів в мережі та зворотне поширення помилок.

У третьому розділі описано створення та налаштування нейронної мережі з нуля, використовуючи лише мову програмування Kotlin. Представлено також налаштування основних параметрів бібліотек DeepLearning4j, TensorFlow Keras та системи Matlab для роботи з потрібними даними. Представлено використання технологій штучного інтелекту для діагностування хвороб серця. Зроблена нормалізація та стандартизація даних з бази даних, а також оптимізація нейронних мереж для отримання максимальних результатів точності та запобігання перенаванчання.

У четвертому розділі описано оптимізацію мережі графіки.

В результаті розроблено застосунки для діагностування хвороб серця. Перевірочна точність яких складає більше 99%.

Дипломна робота містить __ сторінок, __ рисунків, __ джерел та __ додатків.

Ключові слова: нейронні мережі, штучний інтелект, машинне навчання, хвороби серця, діагностування, медицина.

ABSTRACT
to bachelor's work

Topic: "System for diagnosing heart diseases using neural network technologies"

Student: Petrovych Valentin Ivanovich

Supervisor: Ph.D., Associate Professor Kondratenko Galina Vladimirovna

The object of study is neural networks.

The subject of research is the development and adjustment of the artificial neural network for heart diseases detection.

Objective: diagnosing heart diseases on the basis of developed neural networks of various software libraries that are able to make accurate predictions; study of the influence of neural network settings on the accuracy of prediction (diagnosis).

Thesis consists of a professional section and a special part of labor protection. The explanatory note consists of an introduction, four sections, conclusions and appendices.

The first section reveals the application of technology in medicine.

The second section examines the basic principles of neural networks and the mathematical model of calculations, an example of calculations of signals in the network and the inverse propagation of errors.

The third section describes how to create and configure a neural network from scratch using only the Kotlin programming language. The basic parameters of the DeepLearning4j, TensorFlow Keras and Matlab systems for working with the required data are also presented. The use of artificial intelligence technologies for diagnosing heart disease is presented. Normalization and standardization of data from the database, as well as optimization of neural networks to obtain maximum accuracy results and prevent retraining.

The fourth section describes network graphics optimization.

As a result, applications have been developed for diagnosing heart diseases. Verification accuracy of which is more than 99%.

Thesis contains __ pages, __ figures, __ sources and __ appendices.

Key words: neural networks, artificial intelligence, machine learning, heart diseases, diagnosis, medicine.