

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів**

ДОПУСТИТИ ДО ЗАХИСТУ
Завідувач кафедри
Синеглазов В.М.
“ _____ ” _____ 2020 р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
(ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА)
ВИПУСКНИКА ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ
«МАГІСТР»**

Тема: Інтелектуальна медична діагностична система на базі нейронних мереж UNET

Виконавець: _____ Радучич Д.С.

Керівник _____ д.т.н., професор Синеглазов В.М.

Нормоконтролер: _____

Київ 2020

НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет аеронавігації електроніки та телекомунікацій

Кафедра авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів

Освітнього ступеня магістр

Напрямок підготовки 6.050202 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Синеглазов В.М.

«_____» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

на виконання кваліфікаційної роботи випускника

Радучича Дениса Сергійовича

1. **Тема кваліфікаційної роботи:** Інтелектуальна медична система на базі нейронної мережі UNET.
2. **Термін виконання роботи:** з 19.04.2019 до 11.06.2019.
3. **Вихідні данні до роботи:** математична модель нейронної мережі на основі архітектури UNET для виявлення хвороби COVID-19.
4. **Зміст пояснювальної записки:** Вступ. 1) Інтелектуальна медична діагностична система. 2) Штучні нейронні мережі. 3) Математична модель шарів нейронної мережі UNET. 4) Гібридні алгоритм структурно - параметричного синтезу нейронної мережі UNET. 5) Генетичний алгоритм визначення структури та параметрів нейронної мережі UNET. 6) Алгоритм доналаштування. 5) Опис та реалізація програмного забезпечення.

5. Перелік обов'язкового матеріалу:

1. Математична модель нейронної мережі UNET. 2. Гібридні алгоритм структурно - параметричного синтезу. 3. Структурна схема генетичного алгоритму. 4. Алгоритм доналаштування. 5. Опис блок-схеми НМ.

6. Календарний план-графік

Етапи виконання дипломної роботи	Терміни виконання	Примітка
1. Підбір літератури.	03.09 – 04.09	Виконано
2. Аналіз актуальності та алгоритм роботи нейронних мереж UNET.	06.09-16.09	Виконано
3. Розробка математичної моделі нейронної мережі UNET.	19.09 – 12.10	Виконано
4. Система збору даних для нейронної мережі.	15.10 - 27.10	Виконано
5. Програмна реалізація нейронної мережі для виявлення хвороби COVID-19.	28.10 – 20.11	Виконано
6. Тестування програмного продукту.	22.11 – 27.11	Виконано
7. Оформлення звіту.	28.11 - 01.12	Виконано

7. Консультанти зі спеціальних розділів

Розділ	Консультант (посада, П. І. Б.)	Дата, підпис	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Охорона Навколишнього середовища	д.т.н., проф., Маджд С. М.		
Охорона праці	д.т.н., проф., Козлітін О. О.		

8. Дата видачі завдання _____ "01" вересня 2020 р.

Керівник: д.т.н., професор _____ Синеглазов В.М.

(підпис)

Завдання прийняв до виконання _____ Радучич Д.С.

(підпис)

РЕФЕРАТ

Об'єкт дослідження - комп'ютерна томографія легень на ознаки Covid-19 .

Предмет дослідження – спосіб виявлення хвороби легень Covid-19 за допомогою згорткової нейронної мережі UNET.

Мета роботи - створення програмного забезпечення, що здійснює автоматизоване дослідження КТ легень для виявлення хвороби COVID-19.

Методи дослідження. Щоб вирішити поставлену задачу використовуються методи збору, збереження, обробки та візуального представлення даних, такі як: генетичний алгоритм, нейронні мережі UNET.

Наукова новизна – сучасна та нова інформаційної технологія аналізу, представлення інформації та виявлення хвороби COVID-19.

Практична цінність – використання даного програмного забезпечення в лікарнях для швидкого аналізу та обробки даних про виявлення хвороби легень.

Структура і обсяг роботи. Дипломна робота складається з вступу, 4 розділів та висновків.

У вступі представлено базову інформацію про дипломну роботу, обґрунтовано актуальність роботи, визначено мету роботи, новизну та практичну цінність.

У першому розділі виконано огляд інтелектуальних медичних систем, а саме: використання штучного інтелекту в медичних діагностичних системах. Проаналізовано штучні нейронні мережі та їх класифікації. Розглянуто структури інтелектуальних медичних діагностичних систем. В результаті чого було сформульовано постановку задачі обробки медичних зображень.

У другому розділі розглянуто нейронну мережу UNET, а саме: топологію нейронних мереж, математичні моделі шарів нейронної мережі, параметри нейронної мережі. Поставлено задачу структурно-параметричного синтезу нейронної мережі UNET. Також проведено огляд методів налаштування нейронної мережі.

У третьому розділі представлено огляд структурно-параметричного алгоритму синтезу нейронної мережі UNET, а саме: гібридний алгоритм структурно - параметричного синтезу, генетичний алгоритм визначення структури та параметрів нейронної мережі UNET та алгоритм доналаштування.

У четвертому розділі продемонстровано опис та реалізація програмного забезпечення, а саме: структура ПЗ, опис вхідних даних, опис інтерфейсу користувача та приклад діагностування COVID-19.

У висновках проаналізовано отримані результати роботи.

Дипломна робота містить 114 сторінок друкованого тексту, 32 рисунки, 3 таблиці та 26 найменувань літератури.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

ПЗ - програмне забезпечення.

НМ - нейронна мережа.

БД - база даних.

КТ - комп'ютерна томографія.

ІС - інтелектуальна система.

ПС - інтелектуальна інформаційна система.

ШІ - штучний інтелект.

Зміст

ДИПЛОМНА РОБОТА.....	1
РЕФЕРАТ.....	4
ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ.....	6
РОЗДІЛ I. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА МЕДИЧНА ДІАГНОСТИЧНА СИСТЕМА ЯК ОБ'ЄКТ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	9
1.1 Використання штучного інтелекту в медичних діагностичних системах.....	12
1.2 Штучні нейронні мережі та їх класифікація.....	27
1.4 Постановка задачі обробки медичних зображень.....	33
Висновки до Розділу I.....	35
РОЗДІЛ II. НЕЙРОННА МЕРЕЖА UNET ТА ЇЇ ОСОБЛИВОСТІ... ..	36
2.1 Топологія нейронної мережі UNET.....	36
2.2 Математичні моделі шарів нейронної мережі UNET.....	37
2.2.1 Математична модель шару згортки	37
2.2.2 Математична модель шару транспонованої згортки.....	41
2.2.3 Математична модель шару субдескриптізації	43
2.2.4 Визначення функції помилки.....	46
2.3 Параметри нейронної мережі архітектури UNET.....	48
2.4 Постановка задачі структурно-параметричного синтезу нейронної мережі UNET.	49
2.5 Огляд методів структурно-параметричного синтезу нейронної мережі UNET	50
2.5.1 Гратковий пошук.....	50
2.5.2 Випадковий пошук.....	50
2.5.3 Регресія Надарая - Ватсона.....	50
Висновки.....	51
РОЗДІЛ III. СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧНИЙ АЛГОРИТМ СИНТЕЗУ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ UNET.....	52
3.1 Генетичний алгоритм визначення структури та параметрів нейронної мережі UNET.....	55

<i>КАФЕДРА АКІК</i>				НАУ 20 14 97 000 ПЗ			
<i>Розроб.</i>	<i>Радучич Д.С</i>			<i>Інтелектуальна медична діагностична система на базі нейронних мереж UNET</i>	<i>Літ.</i>	<i>Арк.</i>	<i>Акрушів</i>
<i>Керівник</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						
<i>Консульт.</i>							
<i>Н.контр.</i>	<i>Тупіцин М. Ф.</i>						
<i>Зав.кафедри</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						
					<i>151 204М</i>		

3.1.1 Кодування параметрів нейронної мережі.....	61
3.1.2 Вибір типу генетичного алгоритму та визначення його операторів.....	63
3.2 Алгоритм доналаштування нейронної мережі UNET.....	64
Висновки.....	65
РОЗДІЛ IV. РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ.....	66
4.1 Структура програмного забезпечення.....	68
4.2. Розробка автоматизованої системи діагностування.....	71
4.3. Опис вхідних-вихідних даних.....	73
4.4. Опис інтерфейсу користувача.....	74
4.5. Результати тестування ПЗ. Діагностування COVID 19.....	78
Висновки до Розділу IV.....	80
РОЗДІЛ V. ОХОРОНА НАВКОЛИШНЬОГО ПРИРОДНОГО СЕРЕДОВИЩА.....	81
5.1. Проблематика охорони навколишнього середовища.....	79
5.2. Природокористування та охорона навколишнього середовища.....	844
5.3. Проблема утилізації персональних комп'ютерів.....	8789
5.4 Розрахунок утворення відходів на робочому місці оператора системи.....	90
Висновки.....	932
РОЗДІЛ VI. ОХОРОНА ПРАЦІ.....	93
6.1. Вимоги до техніки безпеки, протипожежні заходи.....	94
6.2. Розробка заходів щодо забезпечення безпеки праці.....	996
6.2.1. Забезпечення заходів безпеки по електромагнітним випромінюванням.....	998
6.2.2. Зниження навантаження на очі.....	99102
6.2.3. Зниження навантаження на кістково-м'язовий апарат	106
Висновки.....	10103
ЗАГАЛЬНИЙ ВИСНОВОК.....	110
СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ.....	112

РОЗДІЛ І. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА МЕДИЧНА ДІАГНОСТИЧНА СИСТЕМА ЯК ОБ'ЄКТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Розвиток в будь-якій сфері діяльності неможливо без впровадження сучасних інформаційних технологій, що представляють собою основу інтелектуальних систем. Останнім часом неухильно зростає значення інформаційного забезпечення різних медичних технологій, так як саме в цій області необхідна систематизація, зберігання і обмін електронними історіями хвороби між територіально рознесеними пунктами для підбору максимально ефективної інтенсивності терапії.

Медичні експертні системи дозволяють лікарю не тільки перевіряти власні діагностичні припущення, але і дають можливість звертатися до системи за консультацією в складних клінічних випадках, де необхідний аналіз великого обсягу симптомів пацієнтів.

Основними проблемами при прийнятті медичних рішень є недостатність знань, обмеженість часових ресурсів, відсутність можливості залучення великого числа компетентних експертів і неповнота інформації про стан пацієнта. Система підтримки прийняття рішення, в свою чергу, може мати в наборі інструменти для обробки даних, різні принципи побудови моделей, алгоритми розпізнавання образів, кластеризації, виділення значущих параметрів, встановлення взаємних залежностей.

<i>КАФЕДРА АКІК</i>				НАУ 20 14 97 000 ПЗ			
<i>Розроб.</i>	<i>Радучич Д.С</i>			<i>Інтелектуальна медична діагностична система на базі нейронних мереж UNET</i>	<i>Літ.</i>	<i>Арк.</i>	<i>Акрушів</i>
<i>Керівник</i>	<i>Синєглазов В.М.</i>						
<i>Консульт.</i>					<i>151 204М</i>		
<i>Н.контр.</i>	<i>Тупіцин М. Ф.</i>						
<i>Зав.кафедри</i>	<i>Синєглазов В.М.</i>						

Функціонал повинен охоплювати налаштування всіх завдань діагностики, прогнозування і класифікації, бути зручним і виключати дублювання інформації. Збірка таблиці ознак моделі захворювання і заповнення матриці ознак значеннями по конкретному пацієнту повинна відбуватися автоматично на підставі даних, що вносяться лікарем при огляді хворого.

На сьогоднішній день впроваджена тестова автоматизована система qMS, що представляє собою єдиний інформаційний простір різних медичних підрозділів (приймальне відділення, клініко-діагностична лабораторія, лікарсько-фізіологічне відділення, відділення статистики, склади препаратів і обладнання). Дана система є свого роду електронною картою хворого, яка накопичує в собі повну інформацію про пацієнта, його історію і динаміку хвороби.

Однак істотним мінусом даної системи є час реакції програми на дії користувача: кожна дія заноситься в систему окремим кліком, змушуючи користувача чекати після кожного внесеного параметра. Перевантажений інтерфейс з великою кількістю дублюючої інформації ускладнює роботу нового співробітника. Система qMS реалізована на основі системи управління бази даних Intersystems Caché, що ускладнює подальше використання бази даних, накопиченої цією системою, для обчислювальних операцій через відсутність строго формалізованих значень.

Отже, виникає необхідність створення альтернативного програмного продукту, спроектованого на базі більш формалізованої системи управління бази даних і здатного забезпечувати підтримку прийняття рішень.

1.1 Використання штучного інтелекту в медичних діагностичних системах

Експериментальні системи штучного інтелекту одна за одною проходять апробацію на базі провідних клінік США, Європи і Китаю. Їх намагаються використовувати не просто як електронний довідник з зручним пошуком, а як незалежного і максимально об'єктивного арбітра. Перші результати вийшли настільки вражаючими, що філософське питання «чи може машина лікувати людину?» відпало саме собою.

Проблема обсягу та достовірності даних

Щороку публікуються тисячі результатів клінічних досліджень, переглядаються підходи до лікування давно відомих захворювань і змінюються стандарти надання допомоги. Лікар вчиться все життя, і цього ледве вистачає на підтримку рівня в одній вузькій спеціалізації. Тому в складних випадках завжди збирається консилиум з декількох фахівців, але і його вердикт часом буває помилковим через чисто людських чинників.

Цих недоліків позбавлені штучні нейронні мережі, які оперують статистичними критеріями достовірності. Вони не втомлюються, не змінюють свої висновки під тиском чужого авторитету і мають відому точність, яка постійно підвищується завдяки алгоритмам глибокого машинного навчання.

Рішення з використанням штучного інтелекту вже зараз допомагають фахівцям відразу по декількох напрямках. Вони виконують аналіз медичної літератури в пошуках актуальної інформації для постановки точного діагнозу і вибору тактики ведення пацієнтів.

Дозволяють швидше визначити конкретні форми захворювань і скласти прогноз ефективності різних типів лікування, знайшовши подібні клінічні ситуації в архівах історій хвороб. Вони працюють як

окремо, так і в складі електронних систем підтримки прийняття клінічних рішень, знижуючи ризик лікарської помилки.

Штучний інтелект в лабораторії

Розберемо переваги застосування штучного інтелекту в медицині на реальних прикладах. У 2016 році на Міжнародній конференції з комп'ютерного зору був продемонстрований унікальний прилад, який поклав початок «тихої революції» в лабораторній діагностиці. Ми вже звикли до високого рівня автоматизації при обробці аналізів, але китайська компанія Motic пішла ще далі і практично позбавила мікроскопістів від рутинних операцій. Її діагностична система EasyScan GO являє собою оптичний мікроскоп з цифровою камерою, зображення з якої аналізує сверточное нейронна мережа (CNN) [1].

Цей вид нейромереж ідеально підходить для розпізнавання будь-яких об'єктів за їхніми зображеннями. На різних кадрах вони можуть бути висвітлені сильнішим чи слабшим, зняті під різним кутом, накладатися одна на одну - все це перестає грати істотну роль після тривалого тренування нейромережі. Спочатку вона проходить навчання на готовій анотованій базі з декількох тисяч знімків, після чого вже самостійно виконує підрахунок формених елементів крові і різних патогенів на рівні кваліфікованого фахівця.

Клініка тропічних хвороб при університетському коледжі Лондона використовує EasyScan GO для визначення малярійних плазмодіїв і автоматичного підрахунку їх числа в зразках крові. Обробка одного аналізу вимагає всього 20 хвилин, а точність відповідає суворим критеріям Всесвітньої організації охорони здоров'я. Більш того, якість результатів діагностики стабільно зростає в міру надходження нових аналізів.

Допомога спеціалістам III.

Технічно розвиток ШІ у всіх сферах пов'язано із західними компаніями, проте в медицині зараз склалася унікальна ситуація. Поки регулятори США і Європи жорстко обмежують застосування систем штучного інтелекту, Китай ударними темпами впроваджує їх, охопивши вже більше 80% клінік країни. Через величезну чисельності населення КНР припадає відкинути обережність і компенсувати постійний дефіцит професійних лікарів за допомогою ШІ. Найкраще це зараз вдається в тих сферах, де потрібна інтерпретація результатів обстеження.

У минулому році система штучного інтелекту BioMind здобула перемогу над командою з 15 лікарів кращих китайських клінік в ході двоступеневих змагань. У першому раунді пропонувалося подивитися 225 результатів комп'ютерної томографії та визначити на них пухлини головного мозку. BioMind показала 87-відсоткову точність, витративши 15 хвилин. Консиліуму лікарів потрібно півгодини, точність діагностики склала 66%.

У другому раунді потрібно спрогнозувати ймовірність ускладнень у онкохворих (зокрема, крововиливи в мозок). Ця процедура застосовується для визначення терміновості проведення операцій. Точність BioMind склала 83% при тимчасових витратах 3 хвилини. Група лікарів змогла дати правильний прогноз тільки в 63% випадків, витративши на їх обговорення 20 хвилин.

Універсальність і самонавчання.

Людині важко дається зміна професії, особливо якщо вона вимагає багаторічного навчання. Тому лікарі зазвичай вибирають якусь одну область і удосконалюються в ній все життя. Досвідчений рентгенолог навряд чи зможе побачити патологію на знімку УЗД і не візьметься за розшифровку ЕКГ.

Особливість нейромереж полягає в тому, що їм абсолютно неважливо, які об'єкти аналізувати. Це універсальні і дуже гнучкі алгоритми, які можна натренувати на будь-яку математично тотожну завдання. Наприклад, в області безпілотного транспорту і охоронних систем активно використовується розпізнавання зображень. Ці напрацювання легко адаптуються для медичної діагностики. Питання лише в тому, хто буде займатися перенавчанням ШІ.

До сих пір це робили фахівці, скрупульозно складаючи анотовані збірки для тренування нейромережевих моделей. Однак все може змінитися з розвитком глибоких нейромереж (DNN), здатних до самонавчання [3]. Якщо звичайна CNN містить 3-5 шарів, то в глибоких мережах вони часто обчислюються десятками. Кожен додатковий шар зміцнює зворотний зв'язок через ефект пам'яті, а в якийсь момент кількість переходить в нову якість: нейросеть починає вчитися сама, поступово фільтруючи помилки вже з мінімальною участю людини. Замість рутинного навчання DNN потрібно лише епізодичний контроль, однак і вибірка вихідних даних їм потрібна на порядки більше.

Однією з багатообіцяючих DNN стала представлена в 2017 році CheXNet. Ця нейросеть створена в Стенфордському університеті і містить 121 шар [4]. Спочатку вона виконувала найпростіший аналіз цифрових рентгенограм, просто підсвічуючи на знімку будь-які аномальні ділянки. Потім стала розпізнавати окремі патології, а потім навчилася давати розгорнуту діагноз із зазначенням локалізації, форми і стадії захворювання.

CheXNet не розроблялася з нуля. Її прообразом послужила інша глибока нейросеть зі Стенфорда [2]. Вона не мала власної назви і застосовувалася для розшифровки ЕКГ. Її самонавчання виконувалося за допомогою бази кардіограм, які автоматично відправляли

портативні кардіографи більше 50 тис. Пацієнтів. На замовлення Національного інституту охорони здоров'я якість інтерпретації ЕКГ цієї нейромережею порівняли з вердиктом досвідчених кардіологів. В ході тестування нейросеть продемонструвала точність 83,7%, а група запрошених експертів - 78%.

Експертна думка

Незалежна група дослідників JASON більше 50 років консультує федеральний уряд США з питань науки і техніки. У 2017 році JASON провела оцінку наслідків застосування штучного інтелекту в охороні здоров'я і опублікувала детальний звіт у відкритому доступі.

Експерти високо оцінили перспективи застосування ШІ в медицині і виділили три фактори, що стимулюють цей напрямок:

- Невідповідність історично сформованих медичних практик сучасним очікуванням пацієнтів і самих медичних працівників.
- Тотальна поширеність в суспільстві смартфонів і інших мережевих інтелектуальних пристроїв.
- Можливість отримувати медичні консультації та деякі послуги охорони здоров'я на дому, подібно до того, як люди користуються сервісами Amazon і інших технологічних компаній.

Разом з тим вони зазначили головний стримуючий фактор: необхідність навчати ШІ на великій вибірці попередньо відібраних даних, перевірених фахівцями. На сьогоднішній день навіть великі клініки і федеральні агентства не мають достатньо якісними медичними базами. Кожну систему штучного інтелекту доводиться довго тренувати в умовах дефіциту достовірних даних. Замість скорочення часу на рутинні операції в перші роки після впровадження ШІ персонал змушений збільшувати їх обсяг. Не всі клініки готові працювати на перспективу, і деякі повертаються до колишніх практик після невдалого першого досвіду [7].

1.2 Штучні нейронні мережі та їх класифікація

Вивчення і використання штучних нейронних мереж, в принципі, почалося вже досить давно - на початку 20 століття, але по справжньому широку популярність вони отримали дещо пізніше. Пов'язано це, в першу чергу, з тим, що стали з'являтися просунуті (для того часу) обчислювальні пристрою, потужності яких були досить великі для роботи з штучними нейронними мережами. По суті, на даний момент можна легко змоделювати нейронну мережу середньої складності на будь-якому персональному комп'ютері.

Нейронна мережа представляє з себе сукупність нейронів, з'єднаних один з одним певним чином.

Розглянемо один нейрон:



Рис.1.2.1. Нейрон

Нейрон представляє з себе елемент, який обчислює вихідний сигнал (за певним правилом) з сукупності вхідних сигналів. Тобто основна послідовність дій одного нейрона така:

- Прийом сигналів від попередніх елементів мережі
- Комбінування вхідних сигналів
- Вичислення вихідного сигналу
- Передача вихідного сигналу такими елементами нейронної мережі

Між собою нейрони можуть бути з'єднані абсолютно по-різному, це визначається структурою конкретної мережі. Але суть роботи нейронної мережі залишається завжди однією і тією ж. За сукупністю надходять на вхід мережі сигналів на виході формується вихідний сигнал (або кілька вихідних сигналів). Тобто нейронну мережу можна представити у вигляді чорного ящика, у якого є входи і виходи. А всередині цього ящика сидить величезна кількість нейронів. Ми перерахували основні етапи роботи мережі, тепер давайте зупинимося на кожному з них окремо.

Комбінування вхідних сигналів

Оскільки до кожного нейрона можуть приходити кілька вхідних сигналів, то при моделюванні нейронної мережі необхідно задати певне правило комбінування всіх цих сигналів. І досить-таки часто використовується правило підсумовування зважених значень зв'язків. Що значить зважених?

Кожну зв'язок в мережі нейронів можна повністю охарактеризувати при допомозі трьох чинників:

- перший - елемент, від якого виходить зв'язок
- другий - елемент, до яку зв'язок спрямований
- третій - вага зв'язку.

Зараз нас більшою мірою цікавить саме третій фактор. Вага зв'язку визначає, чи буде посилений або ослаблений сигнал, який передається по цих зв'язках. Якщо пояснювати просто, "на пальцях", то давайте розглянемо такий приклад:

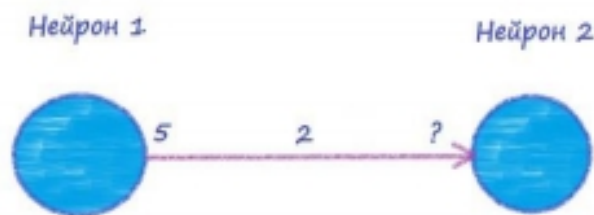


Рис. 1.2.2. Приклад зв'язку.

Вихідний сигнал нейрона 1 дорівнює 5. Вага зв'язку між нейронами дорівнює 2. Таким чином, щоб визначити вхідний сигнал нейрона 2, що приходить від нейрона 1, необхідно помножити значення цього сигналу на вагу зв'язку ($5 * 2$).

Функція активації елемента.

Розглянемо вихідні сигнали. Для кожного елемента мережі є певне правило, відповідно до якого з значення комбінованого введення елемента обчислюється його вихідне значення. Це правило називається функцією активації. А саме вихідне значення називається активністю нейрона. У ролі функцій активації можуть виступати абсолютно будь-які математичні функції, наведемо як приклад кілька з найбільш часто використовуються:

- порогова функція - якщо значення комбінованого введення нижче певного значення (порогу), то активність дорівнює нулю, якщо вище - одиниці.
- логістична функція.

Розглянемо ще один невеличкий приклад, який дуже часто використовується в літературі для пояснення суті роботи нейронних мереж.

Завдання прикладу полягає в тому, щоб за допомогою нейронної мережі обчислити відношення XOR [16]. Тобто на вхід ми будемо подавати різні варіанти сигналів, а на виході повинні отримати результат операції XOR для поданих на вхід значень:

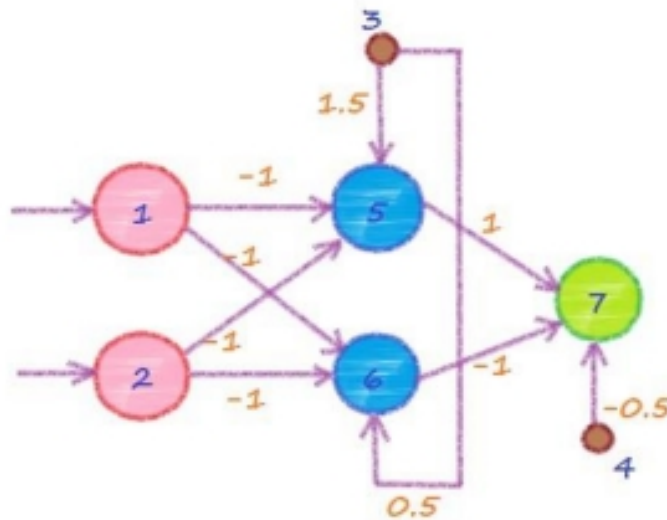


Рис.1.2.3. Приклад пояснення.

Елементи 1 і 2 є вхідними, а елемент 7 - вихідним. Нейрони 5 і 6 називаються прихованими, оскільки вони не пов'язані з зовнішнім середовищем. Таким чином, ми отримали три шари - вхідний, прихований і вихідний. Елементи 3 і 4 називають елементами зсуву. Їх вихідний сигнал (активність) завжди дорівнює 1. Для обчислення комбінованого введення в цій мережі ми будемо використовувати правило підсумовування зважених зв'язків, а в якості опції активності виступатиме порогова функція. Якщо комбінований введення елемента менше 0, то активність дорівнює 0, якщо введення більше 0, то активність - 1.

Подамо на вхід нейрона 1 - одиницю, а на вхід нейрона 2 - нуль. В цьому випадку на виході ми повинні отримати 1 (0 XOR 1 = 1). Розрахуємо вихідне значення вручну для демонстрації роботи мережі.

Комбінований введення елемента 5: $net5 = 1 * (-1) + 0 * (-1) + 1 * 1.5 = 0.5$. Активність елемента 5: 1 ($0.5 > 0$). Комбінований введення елемента 6: $net6 = 1 * (-1) + 0 * (-1) + 1 * 0.5 = -0.5$. Активність елемента 6: 0. Комбінований введення елемента 7: $net7 = 1 * (1) + 0 *$

$(-1) + 1 * (-0.5) = 0.5$. Активність елемента 7, а в той же час і вихідне значення мережі рівно 1. Що і треба було довести.

Можна спробувати використовувати в якості вхідних сигналів всі можливі значення (0 і 0, 1 і 0, 0 і 1, 1 і 1), на виході ми завжди будемо бачити значення, відповідне таблиці істинності операції XOR.

В даному випадку все значення вагових коефіцієнтів нам були відомі заздалегідь, але головною особливістю нейронних мереж є те, що вони можуть самі коригувати значення ваги всіх зв'язків в процесі навчання мережі.

Типи нейромереж і їх класифікація

Станом на початок 2019 р. Вікіпедія налічувала 26 типів нейромереж. З них 12 називалися за іменами їх винахідників, у решти були такі назви як хаотична, сіамська, осциляторний, адаптивного резонансу тощо. Для того щоб якось систематизувати вже наявні і майбутні нейромережі, робляться спроби їх класифікації [13].

Класифікація за типом вхідних даних:

- аналогові (на вході дійсні числа);
- виконавчі (на вході двійкові числа);
- образні (на вході знаки, ієрогліфи, символи) нейронні мережі.

Класифікація за характером навчання:

- навчання з учителем (вихідний простір рішень нейронної мережі відомо);
- навчання без вчителя (вихідний простір рішень формується тільки на основі вхідних впливів, а також вони мережі називають самоорганізацією);
- навчання з підкріпленням (використовується система призначення штрафів і заохочень, що отримуються в результаті взаємодії ІНС з середовищем).

Класифікація за характером налаштування синапсів:

- мережі з фіксованими зв'язками (вагові коефіцієнти нейронної мережі вибираються відразу, виходячи з умов задачі);
- мережі з динамічними зв'язками (у цих мереж в процесі навчання відбувається настройка синаптичних зв'язків).

Класифікація за часом передачі сигналу:

- синхронні мережі (час передачі для кожної синаптичного зв'язку одно або нулю, або фіксованою постійної);
- асинхронні мережі (час передачі для кожного зв'язку між елементами своє, але теж постійне).

Класифікація за характером зв'язків:

- мережі прямого поширення (всі зв'язки направлені строго від вхідних нейронів до вихідних);
- рекурентні мережі (сигнал з вихідних нейронів або нейронів прихованого шару частково передається назад на входи нейронів вхідного шару);
- рекурентні мережі Хопфілда (фільтрує вхідні дані, повертаючись до стійкого стану і, таким чином, дозволяє вирішувати завдання стиснення даних і побудови асоціативної пам'яті);
- двонаправлені мережі (між шарами існують зв'язку як в напрямку від вхідного шару до вихідного, так і в зворотному).

Крім того, використовуються радіально-базисні мережі (або RBF-мережі), що самоорганізуються карти (зокрема, самоорганізована карта Кохонена) і мережі інших класів, ще не цілком сформованих.

Завдання, які вирішуються нейронними мережами

Нейронні мережі використовуються для вирішення складних завдань, які вимагають аналітичних обчислень подібних тим, які робить людський мозок. Найпоширенішими завданнями, для вирішення яких застосовуються нейронні мережі, є:

1) Розпізнавання образів. Як образів можуть виступати різні об'єкти: символи тексту, зображення, зразки звуків і т. Д. В даний час це найбільш широка область застосування нейронних мереж. Зокрема, ця їхня здатність використовується в Google, коли ви шукаєте фото, або в камері смартфона, коли вона визначає положення вашого обличчя і виділяє його, і в багатьох інших додатках [14].

Класифікація - розподіл даних по параметрах. Наприклад, на вхід ІНС подається набір даних про людей і потрібно вирішити, кому можна давати кредит, а кому ні. Цю роботу може виконати нейронна мережа, аналізуючи таку інформацію, як вік, платоспроможність, кредитна історія тощо.

2) Прийняття рішень і управління. Це завдання близька до задачі класифікації. Класифікації підлягають ситуації, характеристики яких надходять на вхід нейронної мережі. На виході мережі в результаті повинен з'явитися ознака рішення, яке вона прийняла. При цьому в якості вхідних сигналів використовуються різні критерії стану керованої системи.

3) Кластеризація. Під кластеризацією розуміється розбиття множини вхідних сигналів на класи, при цьому ні кількість, ні ознаки класів заздалегідь не відомі.

Після навчання така мережа здатна визначати, до якого класу належить вхідний сигнал. Мережа також може сигналізувати про те, що вхідний сигнал не відноситься ні до одного з виділених класів - це є ознакою появи нових даних, відсутніх в навчальній вибірці. Таким чином, подібна мережа може виявляти нові, невідомі раніше класи сигналів.

4) Прогнозування. Здібності нейронної мережі до прогнозування безпосередньо впливають з її здатності до узагальнення і виділення прихованих залежностей між вхідними та вихідними даними. Після

навчання мережа здатна передбачити майбутнє значення якоїсь послідовності на основі декількох попередніх значень і (або) якихось існуючих зараз чинників.

5) Апроксимація. Нейронна мережа здатна апроксимувати будь-яку безперервну функцію з деякої наперед заданою точністю.

6) Стиснення даних і асоціативна пам'ять. Здатність нейромереж до виявлення взаємозв'язків між різними параметрами дає можливість представити дані більш компактно, якщо дані тісно пов'язані між собою. Зворотний процес - відновлення вихідного набору даних по частині інформації - називається (авто) асоціативною пам'яттю. Асоціативна пам'ять дозволяє також відновлювати вихідний сигнал / образ з зашумлених / пошкоджених вхідних даних.

Нейронні мережі також використовуються для аналізу даних, розв'язання оптимізаційних задач, знаходження патернів у великих обсягах даних, орієнтації в просторі тощо.

Переваги нейронних мереж

Основними перевагами нейронних мереж перед традиційними обчислювальними методами є:

1) Рішення задач в умовах невизначеності. Завдяки здатності до навчання нейронна мережа дозволяє вирішувати завдання з невідомими закономірностями і залежностями між вхідними та вихідними даними, що дозволяє працювати з неповними даними.

2) Стійкість до шумів у вхідних даних. Нейронна мережа може самостійно виявляти неінформативні для аналізу параметри і робити їх відсів, в зв'язку з чим відпадає необхідність у попередньому аналізі вхідних даних.

3) Гнучкість структури нейронних мереж. Компоненти нейрокомп'ютерів - нейрони і зв'язки між ними - можна комбінувати

різними способами. За рахунок цього один нейрокомп'ютер можна застосовувати для вирішення різних завдань, часто не пов'язаних між собою.

4) Висока швидкодія. Вхідні дані обробляються багатьма нейронами одночасно, завдяки чому нейронні мережі вирішують завдання швидше, ніж більшість інших алгоритмів.

5) Адаптація до змін навколишнього середовища. Нейронні мережі, навчаючись на даних, здатні підлаштовуватися під змінюється навколишнє середовище (наприклад, під зміни ситуації на ринку, якщо завдання нейромережі - прогнозування коливань цін на біржі). Якщо необхідно вирішувати якесь завдання в умовах нестаціонарного середовища, то можуть бути створені нейронні мережі, переучувати в режимі реального часу. Чим вище адаптивні здібності системи, тим більш стійкою буде її робота в нестаціонарному середовищі.

6) Відмовостійкість нейронних мереж. На несприятлива зміна умов нейросеть реагує лише незначним зниженням продуктивності [19]. Ця особливість пояснюється розподіленим характером зберігання інформації в нейронній мережі, тому тільки серйозні пошкодження структури можуть істотно вплинути на працездатність нейромережі.

Недоліки нейронних мереж

У нейронних мереж є ряд серйозних недоліків. Відповідь, що видається ІНС, завжди приблизний. Нейронні мережі не здатні давати точні і однозначні відповіді. Але завдання, в яких треба застосовувати ІНС і одночасно отримувати точні відповіді, зустрічаються досить рідко.

1) Нездатність прийняття рішень в кілька етапів. Нейронна мережа не може вирішувати завдання, які вимагають послідовного виконання декількох кроків; вона здатна вирішувати завдання тільки "в один

захід". Тому нейросеть не може, наприклад, довести математичну теорему.

2) Нездатність вирішувати обчислювальні завдання. У ІНС можна завантажити, припустимо, математичне рівняння і отримати його рішення для різних параметрів. Але це і не є призначенням нейронних мереж.¹

3) Трудомісткість і тривалість навчання. Для того щоб нейронна мережа могла коректно вирішувати поставлені завдання, потрібно провести її навчання на десятках мільйонів наборів вхідних даних. Але вже розроблені різні технології прискореного навчання, сучасні відеокарти дозволяють навчати нейромережі в сотні разів швидше, а недавно з'явилися готові, предобучені нейромережі, зокрема, що розпізнають образи. На основі таких нейромереж можна створювати додатки, не займаючись тривалим навчанням.

1.3 Структура інтелектуальної медичної діагностичної системи

Залежно від характеру виконуваних функцій і області дій експерти виконують кілька характерних завдань, які є типовими: інтерпретація, планування, управління, проектування, прогнозування, диспетчеризація та моніторинг, діагностика.

Головне, експерт здатний оновлювати свої знання, пояснювати дії, обґрунтовувати рішення, прогнозувати розвиток ситуацій, активно взаємодіяти із зовнішнім середовищем і сприймати інформацію різного характеру, отримувати рішення на основі наявних знань, зберігати в пам'яті. Необхідну інформацію та фактографічні дані. Аналіз завдань послужить орієнтиром при розгляді архітектури ІС, заснованих на знаннях.

Таким чином, щоб створити систему, що працює зі знаннями і здатну в якійсь мірі замінити експерта або допомогти йому в прийнятті рішень при управлінні виробництвом, необхідно прагнути закласти в архітектуру нашої системи можливості по реалізації названих функцій.

На Рис.1.3.1. представлена узагальнена структура і компоненти інтелектуальної системи, а також її оточення.



Рис.1.3.1. Узагальнена структура і компоненти інтелектуальної системи

Структура БЗ і взаємодія з іншими компонентами інтелектуальної системи.

Структурно БЗ можна організувати у вигляді двох основних підбази - бази правил (БП) і бази даних (БД).

В БД зберігається фактографічна інформація про розв'язуваних на об'єкті завданнях і дані, які відносяться до зазначеної предметної

області. БП визначає відносини між елементами даних, що зберігаються в БД, на основі моделей уявлення знань про предметну область, а також способи активізації цих знань.

Таким чином, дуже узагальнено можна говорити про двох рівнях представлення знань: перший рівень - фактографічна інформація, дані; другий рівень - опису, відносини, правила і процедури, що визначають спосіб маніпулювання фактографічної інформації.

Крім знань про предметну область в БЗ повинні зберігатися та інші типи знань: модель світу системи, знання про користувача, метою і т. Д. Ці знання в основному містяться на другому рівні уявлення у вигляді блоків або органічних частин БП [17].

У багатьох інтелектуальних системах, особливо працюючих в реальному часі, реалізується рівень метазнаній, який необхідний для забезпечення раціоналізації процесів оперування знаннями в БЗ, зменшення області пошуку рішення, скорочення час обробки інформації. Метазнання - це знання системи про себе, т. Е. Знання про свої знання, їх структурі і про принципи свого функціонування. На основі цих знань на рівні метазнаній (в блоці метазнаній) серед наявного набору стратегій пошуку визначається найбільш ефективна.

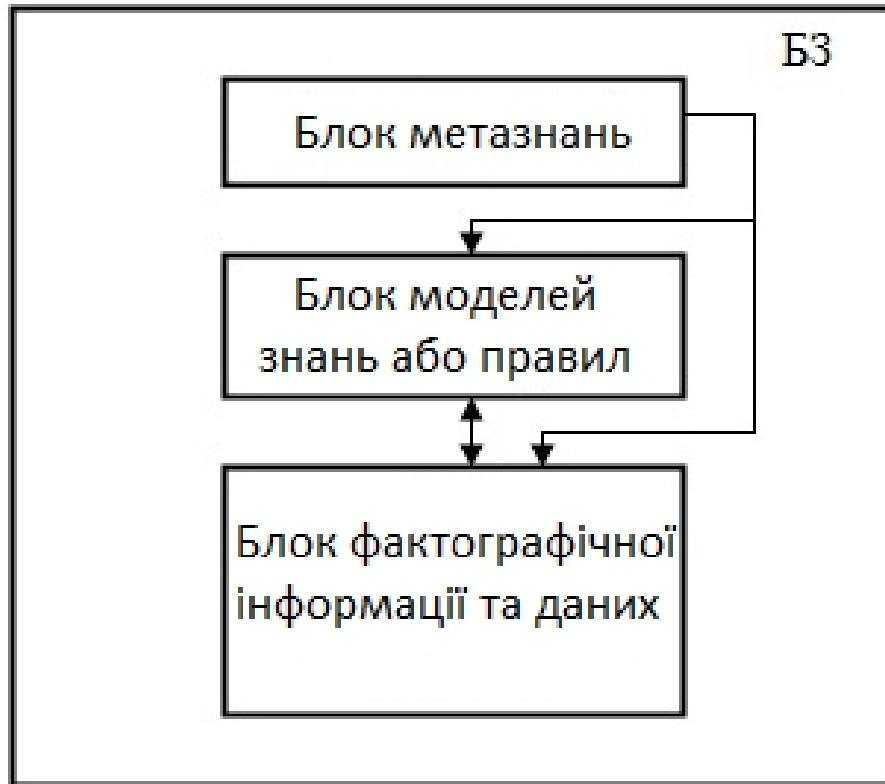


Рис.1.3.2. Узагальнена структура БЗ

При варіанті структури БЗ, представленому на Рис.1.3.2., Функції інтерпретатора правил, раціональним чином реалізує механізм виведення рішень, по суті виконує верхній рівень БЗ - метазнання (або блок метазнань).

Необхідно підкреслити, що існують різні варіанти як організації самої БЗ, так і взаємодії БЗ з іншими компонентами ІС [22].

На Рис.1.3.3. наведено фрагмент системи ШІ, що відображає взаємодію БЗ з основними модулями системи при пошуку і генерації знань. У БЗ представлена як фактографічна інформація, так і правила, або евристики.

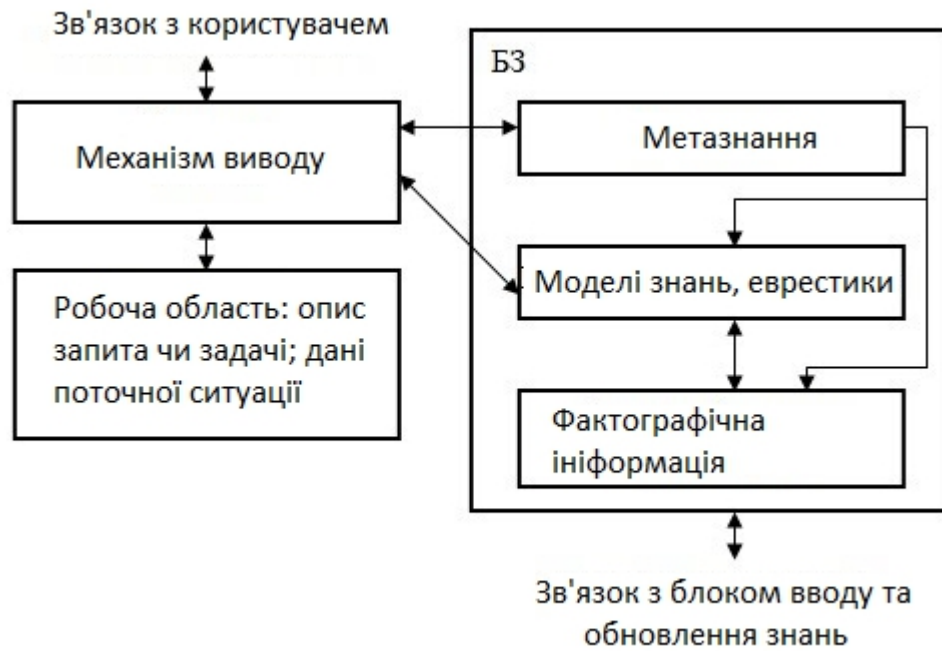


Рис.1.3.3. Структура взаємодії БЗ з основними компонентами ПС для продукційних систем

Висновок рішення або генерація нових правил і знань здійснюється за допомогою блоку виведення, який взаємодіє з метауровня БЗ при інтерпретації правил і даних БЗ.

Рішення завдання і робота з правилами і даними здійснюються в спеціальному блоці - робочій області. У робочій області представляються опису запиту - чи розв'язуваної задачі, дані і правила з БЗ, процедури або стратегія механізму виведення.

При використанні найбільш поширених в даний час продукційних систем уявлення знань можливий варіант структурної і функціональної організації основних компонентів системи, представлений на Рис.1.3.4.

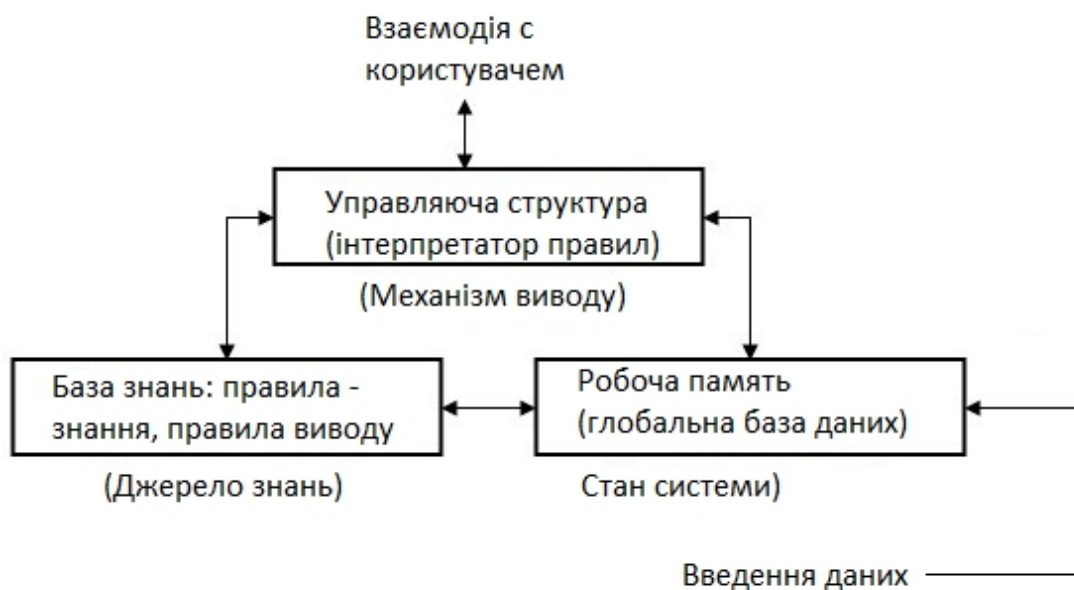


Рис.1.3.4. Структура взаємодії БЗ з основними компонентами ІС для продукційних систем.

Структура систем інтелектуального управління

Побудова структури системи інтелектуального управління пов'язане в першу чергу з побудовою моделі системи, в якій повинні бути визначені як традиційні елементи системи управління, так і моделі обробки знань, що реалізуються інтелектуальною системою. В інтелектуальній системі управління новими елементами в порівнянні з традиційною системою управління є все інтелектуальні перетворення або елементи управління знаннями, які пов'язані з реалізацією штучного інтелекту, тобто з використанням технологій експертних систем, бази знань, прийняття рішень, асоціативної пам'яті, нечіткої логіки, семіотичних мереж, управління структурної динамікою і тощо.

Аналізуючи прийняті структури систем управління з вирішальними пристроями можна і для узагальненої інтелектуальної системи використовувати аналогічну структуру, яка взаємодіє із зовнішнім середовищем і в процесі її отримання від неї необхідної

інформації формує мета дії і аналізує впливу на систему (фізичні та інформаційні).

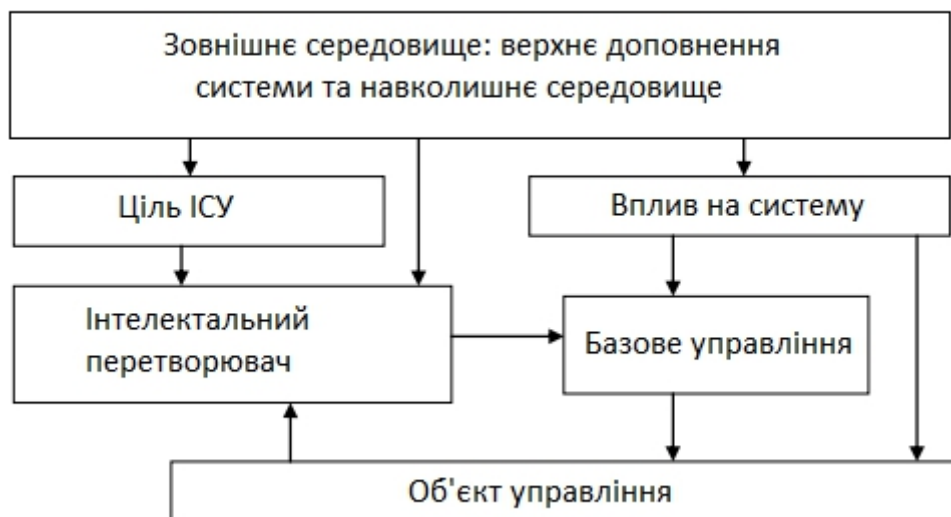


Рис. 1.3.5. - Узагальнена схема системи ІУ

Визначальними елементами системи управління в цьому випадку є: інтелектуальний перетворювач і базова система управління.

Можна помітити, що використання інтелекту людини будуватися на основі розглянутої структури, коли людина бере участь в управлінні в якості інтелектуального перетворювача, узгодженого з зовнішнім середовищем через спеціалізовані датчики і реалізує вплив на систему управління через ручку управління або інтерфейс взаємодії з комп'ютером. У практиці управління рухомими об'єктами такі системи отримали спеціальну назву.

Системи управління рухомими об'єктами (в авіації, в космічній техніці, автомобілі та інших транспортних засобах) отримали назву систем напівавтоматичного управління, коли використовується здатність людини спостерігати і оцінювати ситуації, що виникають при русі об'єктів, і формувати безперервне управління ними.

У системах ручного управління на людину - оператора покладаються додаткові функції з управління рухом рухомим об'єктом, пов'язані з тим фактом, що він здійснює повністю функції базового управління та впливає на органи управління.

У ручних системах управління людина - оператор розглядається як ланка управління, яке формує закон і програму управління.

В автоматизованих системах управління (автоматизованим управлінні космічним кораблем, атомною електростанцією та інших подібних системах управління) людина - оператор надає вплив на базову автоматичну систему через обчислювальні системи, що адекватно може бути описано пропонованої структурою.

У разі використання в системі управління штучного інтелекту як інтелектуального перетворювача реалізуються :

- експертні системи;
- ситуаційне управління;
- управління структурної динамікою складних технологічних та інші інтелектуальні системи та їх елементи.

Цікавим прикладом використання інтелектуального перетворювача в системі управління є використання динамічної експертної системи.

Математична модель інтелектуальної системи управління складається з трьох частин:

- інтелектуального перетворювача (експертної системи, що включає бази даних і знань);
- об'єкта управління;
- керуючий пристрої системи (обчислювальних і перетворюють і виконавчих пристроїв).

1.4 Постановка задачі обробки медичних зображень.

Об'єкти інтересу дослідника на медичних зображеннях, що використовуються в ранній діагностиці, зазвичай бувають невеликими і малоконтрастним по порівнянні з навколишнім фоном. При візуально виявленні ЦИХ об'єктів - виконання першого кроку на шляху діагностики для медичного зображенню - можуть виникнути проблеми. З одного боку, вони обумовлені Зазначеними особливостями самих зображень, з іншого - обмеженістю характеристик зорової системи дослідника і спотвореннями, що виникає в зображеннях при їх отриманні і відображенні.

Дослідження функцій та особливостей роботи сучасних спеціалізованих систем для аналізу і обробки медичних зображень в різних цілях показало, що ці системи мають ряд недоліків.

Основним недоліком є те, що більшість з систем містить лише широкий набір методів аналізу і обробки зображень, доступний досліднику, без вказівок, який саме метод повинен бути застосована для досягнення поставленої мети перетворення.

У зв'язку з цим виявлені наступні проблеми: неможливо гарантовано здійснити оптимальний (в сенсі досягнення поставленої мети перетворення) вибір методу (або комбінації методів) для обробки зображень, оскільки цей вибір ґрунтується лише на знаннях і досвіді користувача; здійснити перебір всіх наявних у розпорядженні дослідника методів (і їх поєднань) для досягнення найкращого результату обробки неможливо, оскільки це буде занадто витратним за часом. Тому для поліпшення роботи систем аналізу і обробки медичних зображень, очевидно, необхідний метод, що забезпечує автоматизований вибір перетворення зображення.

При обробці і аналізі зображень виділяють наступні основні етапи: фільтрація; Попередня обробка; сегментація; розпізнавання; діагностика. Ось результатів фільтрації і попередньої обробки безпосередньо залежить ефективність подальших етапів обробки зображень. Етап фільтрації необхідний для зменшення різноманітних перешкод. Існують різні типи фільтрів: низькочастотні, високочастотні, медіанний, адаптивні та інші види цифрових фільтрів.

У цифровій обробці зображень широко використовується лінійна фільтрація. Вона базується на використанні швидких алгоритмів згортки. Статичні маски фільтрів не завжди гарантують прийнятний результат, тому що лінійні фільтри призводять до згладжування перепадів яскравості, а це в свою чергу ускладнює завдання виділення кордонів.

Нелінійна фільтрація має ряд переваг у порівнянні з лінійною: менше спотворює перепади яскравості, що дає можливість точніше знаходити межі об'єктів і прибирає імпульсні перешкоди. Ще один вид фільтрації - це адаптивна фільтрація. Даний тип фільтрації має низку переваг, таких як: локальна фільтрація, зміна локальної маски фільтра і розміру апертури фільтра.

Методи, які використовуються на етапі попередньої обробки, залежать від завдань досліджень, і вони досить різноманітні. Вони можуть включати виділення Найбільш інформативних фрагментів, їх збільшення, цветокартірованіє, зміна просторового дозволу, зміна контрастного дозволу тощо.

Одні з основних дій, які проводяться на етапі попередньої обробки, це зміна контрастності і яскравості зображення. Методи зміни контрастності і яскравості діляться на лінійні, нелінійні і адаптивні.

При застосуванні відповідних масок можна з'єднати два етапи (етап фільтрації і етап попередньої обробки) для забезпечення швидкодії.

Етап попередньої обробки також передбачає геометричні операції над зображенням. До них відносяться методи повороту зображення, збільшення та зменшення зображення.

Висновки до Розділу I.

Медицина як система наукових знань розвивається швидше, ніж її здатна вивчати людина. Однак це не означає, що комп'ютер замінить лікарів. Це лише інструмент допомоги. Без впровадження штучного інтелекту розвиток охорони здоров'я загальмується, а ефективність боротьби з важко визначеними захворюваннями знизиться.

Експерти JASON роблять висновок, що ШІ сильно змінить медицину в найближчі 10 років. Найбільш помітна трансформація відбудеться в сфері клінічної діагностики, проте практичний ефект настане тільки після подолання кризи даних.

РОЗДІЛ II. НЕЙРОННА МЕРЕЖА UNET ТА ЇЇ ОСОБЛИВОСТІ.

2.1 Топологія нейронної мережі UNET

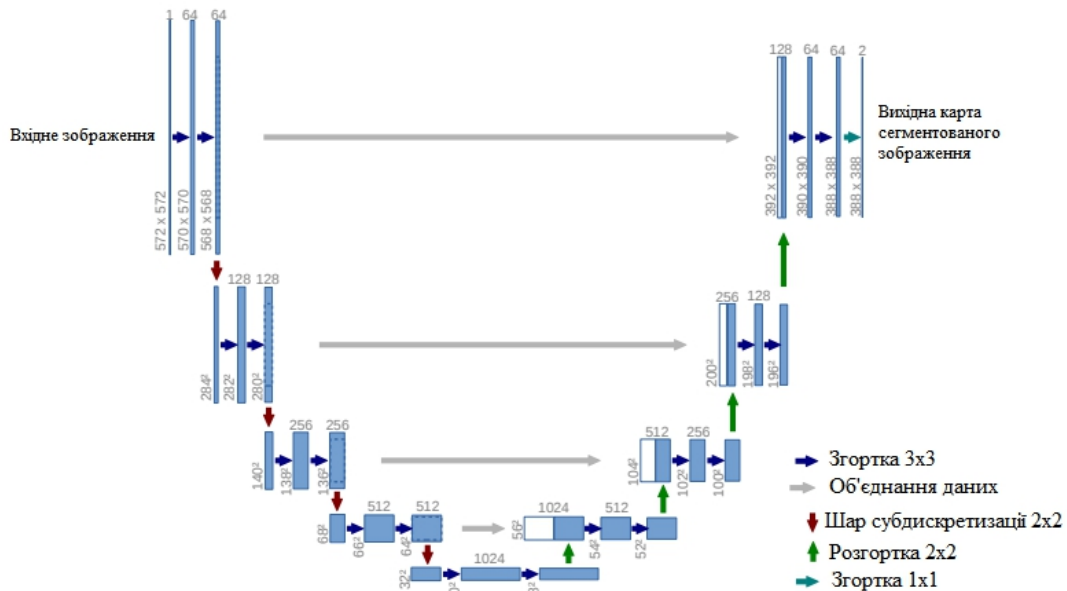


Рис.2.1.1. Топологія архітектури UNET

Вона складається з частини зменшення розмірності (ліва частина) та частини збільшення розмірності (права частина).

Частина зменшення розмірності відповідає типовій архітектурі згорткової мережі. Згорткова нейронна мережа складається з двох згорткових шарів, кожен з яких використовує ReLU в якості функції активації, та шару субдискретизації.

На кожному кроці зменшення розмірності відбувається подвоєння кількості карт признакові

КАФЕДРА АКІК

НАУ 20 14 97 000 ПЗ

Розроб.	Радучич Д.С.		
Керівник	Синеглазов В.М.		
Консульт.			
Н.контр.	Тупіцин М. Ф.		
Зав.кафедри	Синеглазов В.М.		

Інтелектуальна медична
діагностична система на базі
нейронних мереж UNET

Літ.	Арк.	Акрушів
151		204М

Частина збільшення розмірності складається з шарів розгортання, шару об'єднання даних та двох згорткових шарів.

В кожному згортковому шарі відбувається зменшення кількості карт признаков. Згорткові шари використовують в якості функції активації ReLU.

Копіювання даних потрібно через втрату пікселів в кожному згортковому шарі.

В останньому шарі згортка 1x1 використовується для відображення кожної карти признаков в якості бажаного класу пікселя.

2.2 Математичні моделі шарів нейронної мережі UNET.

2.2.1 Математична модель шару згортки

У загальному визначенні згортка - це операція над двома функціями дійсного аргумента.

$$s(t) = \int x(a)w(t-a)da \quad (2.1)$$

Де $x(a)$ - цільова функція, $w(a)$ - функція ваги

Ця операція називається згорткою і зазвичай позначається :

$$s(t) = (x * w)(t) \quad (2.2)$$

У термінології згорткових мереж перший аргумент (функція $x(t)$) називається входом, а другий вхід (функція $w(t-a)$) - ядром. Вихід $s(t)$ іноді називають картою ознак.

Для дискретних значень формула згортки приймає вигляд:

$$s(t) = (x * w)(t) = \sum_{a=-} x(a)w(t-a) \quad (2.3)$$

На практиці часто використовується багато вимірна згортка з визначеною кількістю аргументів, наприклад зображення, для яких ми можемо записати функцію згортки як :

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(m, n)K(i - m, j - n) \quad (2.4)$$

Операція згортки комунікативна, тому ми можемо записати її як:

$$S(i, j) = (K * I)(i, j) = \sum_m \sum_n I(i - m, j - n)K(m, n) \quad (2.5)$$

Властивість коммутативності згортки має місце, тому що ми відобразили ядро щодо входу, тобто. при збільшенні m індекс входу збільшується, а індекс ядра зменшується. Єдина причина такого відображення - забезпечити коммутативність. І хоча коммутативність корисна для доведення теорем, в реалізації нейронних мереж вона зазвичай ролі не грає. Натомість у багатьох бібліотеках реалізованих споріднена функція - перехресна кореляція - та ж згортка, тільки без відображення ядра:

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n)K(m, n) \quad (2.6)$$

Дискретну згортку можна розглядати як множення на матрицю, на елементи якої накладені деякі обмеження.

У двовимірному випадку відповідає двічі блочно-циркулярна матриця. Крім обмежень на рівність деяких елементів, згортці зазвичай відповідає сильно розріджена матриця (в якій більшість елементів дорівнює нулю). Пов'язано це з тим, що ядро, як правило, набагато менше вхідного зображення.

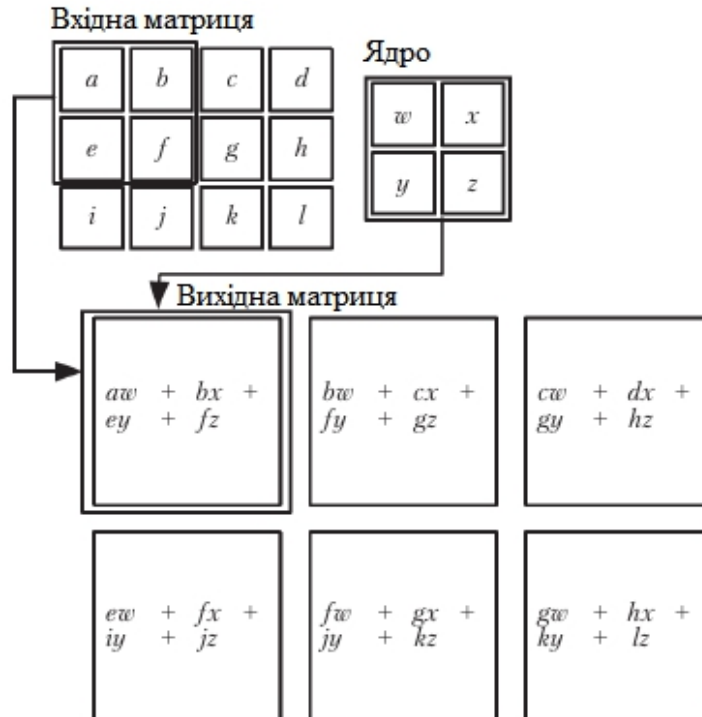


Рис.2.2.1.1 Графічне відображення двовимірної згортки без відображення ядра

0	1	2
2	2	0
0	1	2

Рис.2.2.1.2. Матриця ядра згортки

Світло-блакитну матрицю називають вхідною матрицею. Щоб спростити зображення, представлена одна вхідна матриця. Ядро згортки позначено темно-синім кольором на зображенні.

У кожному місці добуток між кожним елементом ядра згортки та елементів вхідної матриці, що відповідають позиції ядра згортки, сумуються і служать результатом вихідної карти ознак на даній позиції [15].

Процедуру можна повторити, будь яку кількість разів, використовуючи різні ядра згортки з метою сформувати будь яку

кількість карт ознак. Результат цієї процедури називається вихідними картами ознак.

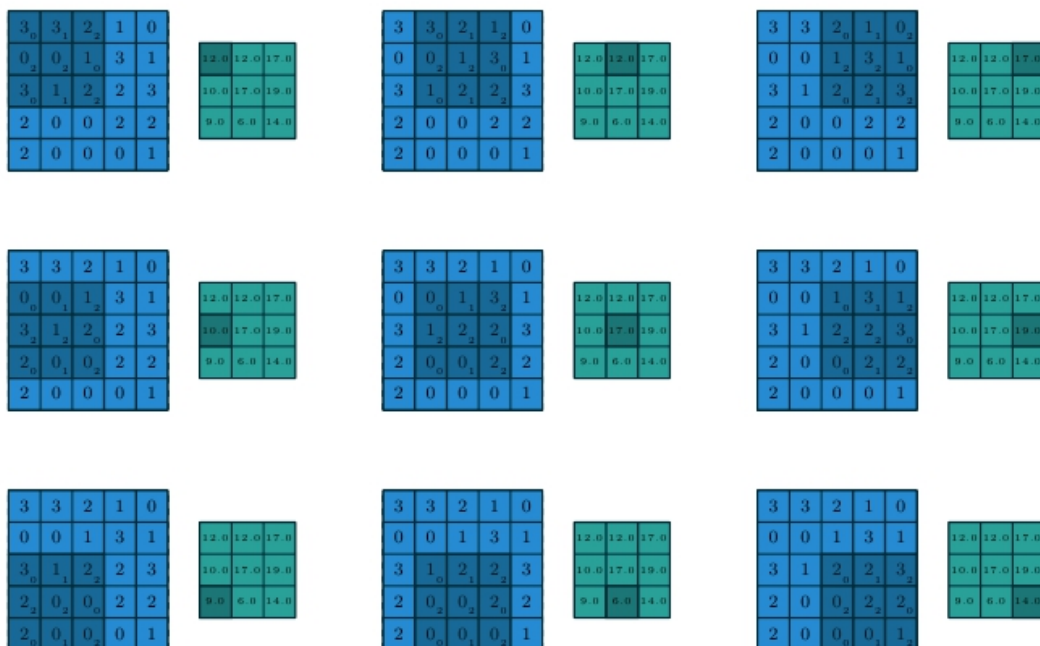


Рис.2.2.1.3. Приклад операції дискретної згортки

Набір ядер згортки, що визначають дискретну згортку, залежать від параметрів (n, m, k_1, \dots, k_N) де:

n - кількість вихідних карт ознак

m - кількість вхідних карт ознак

k_j - розмірність ядра згортки

Наступні параметри впливають на вихідний розмір згорткового шару:

i_j - розмірність вхідної матриці

k_j - розмірність ядра згортки

s_j - крок ядра між двома послідовними позиціями

p_j - нульове заповнення вздовж осей

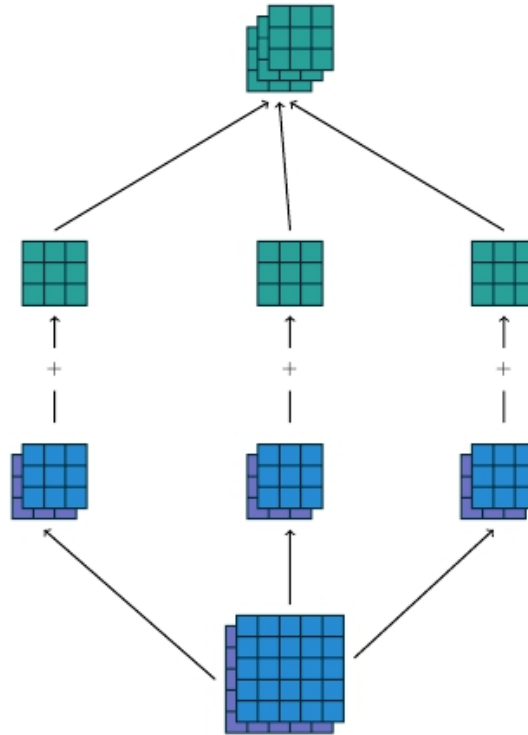


Рис.2.2.1.4. Приклад процедури згортки

На рисунку зображено приклад процедури згортки, з трьома ядрами згортки, на вході якої дві вхідні карти ознак розмірності $(6 \ 6)$, а на виході три карти ознак розмірності $(3 \ 3)$. В шарі відбувається згортка кожної вхідної карти ознак з кожним ядром згортки, потім результати згортки кожного ядра і кожної вхідної карти ознак поелементно сумуються і формують вихідну карту ознак.

2.2.2 Математична модель шару транспонованої згортки

и можемо представити операцію згортки для вхідної матриці розмірності $(4 \ 4)$ та ядра згортки розмірності $(3 \ 3)$ в вигляді матриці C . Якби вхідні та вихідні дані розгортали у вектори зліва направо, зверху вниз, операцію згортки можна було б представити у вигляді матриці C , де ненульовими елементами є елементи $w_{i,j}$ ядра згортки (де

i та j є рядком і стовпцем матриці ядра відповідно).

На першому кроці операції згортки ми можемо порахувати вектор-рядок матриці згортки для вхідної карти ознак I :

$$I = \begin{matrix} & a_{0,0} & a_{0,1} & a_{0,2} & a_{0,3} \\ a_{1,0} & a_{1,1} & a_{1,2} & a_{1,3} \\ a_{2,0} & a_{2,1} & a_{2,2} & a_{2,3} \\ a_{3,0} & a_{3,1} & a_{3,2} & a_{3,3} \end{matrix} \quad (2.7)$$

За допомогою матриці K :

$$K = \begin{matrix} w_{0,0} & w_{1,0} & w_{2,0} & 0 \\ w_{0,1} & w_{1,1} & w_{2,1} & 0 \\ w_{0,2} & w_{1,2} & w_{2,2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{matrix} \quad (2.8)$$

Тоді вектор - рядок матриці згортки дорівнюватиме:

$$S = I * K = \begin{matrix} a_{0,0} & w_{0,0} & a_{0,1} & w_{0,1} & a_{0,2} & w_{0,2} & a_{0,3} & 0 \\ a_{1,0} & w_{1,0} & a_{1,1} & w_{1,1} & a_{1,2} & w_{1,2} & a_{1,3} & 0 \\ a_{2,0} & w_{2,0} & a_{2,1} & w_{2,1} & a_{2,2} & w_{2,2} & a_{2,3} & 0 \\ a_{3,0} & 0 & a_{3,1} & 0 & a_{3,2} & 0 & a_{3,3} & 0 \end{matrix} \quad (2.9)$$

Ми можемо представити цю матрицю як вектор і отримати вектор-рядок матриці згортки

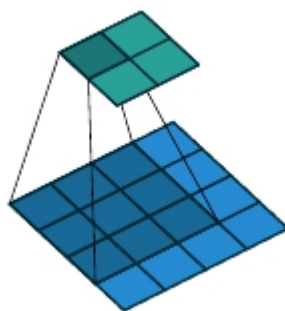


Рис.2.2.2.1. Графічне зображення положення ядра згортки під час першого кроку згортки

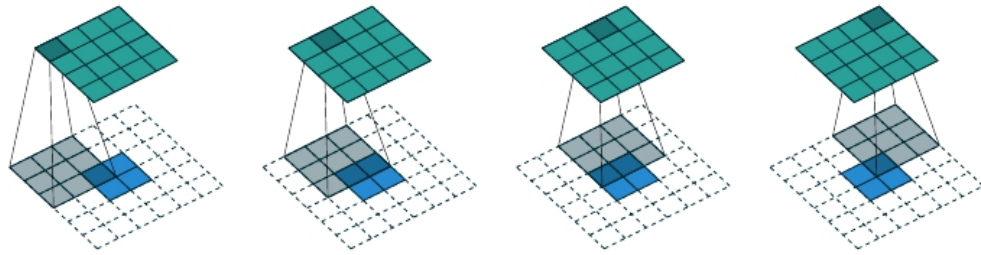


Рис.2.2.2.2 Транспонована згортка.

Графічне зображення операції транспонованої згортки вхідної карти ознак розмірністю (2×2) , ядром згортки розмірністю (3×3) та вихідною картою ознак розмірністю (4×4)

Продовжуючи операцію згортки ми зможемо отримати всі наступні вектори та отримати сумарну матрицю згортки.

$$C = \begin{pmatrix} w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & w_{0,0} & w_{0,1} & w_{0,2} & 0 & w_{1,0} & w_{1,1} & w_{1,2} & 0 & w_{2,0} & w_{2,1} & w_{2,2} \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

Використовуючи це подання, обернену операцію згортки можна легко отримати транспонуванням матриці C .

Ми можемо представити вхідну матрицю ознак розмірності (2×2) як вектор розмірності (4×1) і перемноживши із транспонованою матрицею C^T розмірності (16×4) отримати вихідну карту ознак розмірністю (16×4) просумувавши стовпчики якої ми отримає вектор з 16 елементів, що може бути представлений як матриця розмірності (4×4) що і є вихідною картою ознак.

2.2.3 Математична модель шару субдискритизації

Субдискритизація - це фундаментальна для згорткових нейронних мереж операція. Вона набагато легше для розуміння, ніж згортка. Давайте знову розглянемо конкретний приклад.

$$I = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & a_4 \\ a_5 & a_6 & a_7 & a_8 \\ a_9 & a_{10} & a_{11} & a_{12} \\ a_{13} & a_{14} & a_{15} & a_{16} \end{bmatrix}. \quad (2.11)$$

Для того щоб виконати субдискретизацію на основі максимуму, ми повинні визначити ділянку розмірності

$n_k \cdot n_k$. Розглянемо $n_k = 2$. Ми повинні почати з лівого верхнього кута матриці A і вибрати ділянку $n_k \cdot n_k$, в нашому випадку 2×2 . На першому кроці ми виберемо:

$$\begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_5 & a_6 \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

Ці елементи виділені жирним шрифтом на матриці A :

$$I = \begin{bmatrix} \mathbf{a_1} & \mathbf{a_2} & a_3 & a_4 \\ \mathbf{a_5} & \mathbf{a_6} & a_7 & a_8 \\ a_9 & a_{10} & a_{11} & a_{12} \\ a_{13} & a_{14} & a_{15} & a_{16} \end{bmatrix}. \quad (2.13)$$

Із елементів a_1, a_2, a_5, a_6 операція субдискретизації на основі максимуму має вибрати максимальне значення, яке ми позначимо як K_1 .

$$S_1 = \max a_i, \text{ де } i = 1, 2, 5, 6$$

Тепер ми повинні перемістити вікно розмірністю 2×2 вправо на два стовпці, як правило, на те ж саме число стовпців обраної ділянки, і вибрати елементи, відмічені жирним шрифтом

$$I = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & a_4 \\ a_5 & a_6 & a_7 & a_8 \\ a_9 & a_{10} & a_{11} & a_{12} \\ a_{13} & a_{14} & a_{15} & a_{16} \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

Або іншими словами, ми маємо отримати матрицю :

$$\begin{bmatrix} a_3 & a_4 \\ a_7 & a_8 \end{bmatrix}. \quad (2.15)$$

Потім алгоритм субдискретизації на основі максимуму вибере максимум значень, давши результат, який ми позначимо через S_2 .

$$S_2 = \max a_i, \text{ де } i = 3, 4, 7, 8$$

В цьому місці ми більше не можемо рухати матрицю субдискретизації вправо, тому переміщуємо його на два рядки вниз і починаємо процес знову, з лівого боку матриці I, вибравши елементи, відмічені жирним шрифтом:

$$I = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & a_4 \\ a_5 & a_6 & a_7 & a_8 \\ \mathbf{a_9} & \mathbf{a_{10}} & a_{11} & a_{12} \\ a_{13} & a_{14} & a_{15} & a_{16} \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

I вибравши максимальне значення ми отримаємо S_3 .

Зсув ядра субдискретизації в цьому контексті має те ж значення, що і під час обговорення згортки. Це просто число рядків або стовпців, на які ви перенесли ядро субдискретизації під час вибору елементів.

Нарешті, ми вибираємо останню ділянку, 2 x 2 в правій нижній частині матриці I і отримати S_4 .

За допомогою значень, які ми отримаємо в результаті цього процесу (в нашому прикладі чотирьох значень - S_1, S_2, S_3, S_4), ми можемо підрахувати вихідну матрицю S :

$$S = \begin{pmatrix} S_1 & S_1 \\ S_1 & S_1 \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

У цьому прикладі ми маємо $s = 2$. По суті, ця операція на вході приймає матрицю I , зсув s і розмір ядра n_k (розмірність ділянки, який ми вибрали в попередньому прикладі) і на виході повертає нову матрицю S з розмірністю, заданої формулою:

$$n_b = \left\lceil \frac{n_a - n_k}{s} + 1 \right\rceil \quad (2.18)$$

Потрібно повторити, що ідея полягає в тому, щоб почати з лівого верхнього кута матриці I , взяти ділянку розмірністю $n_k \times n_k$, застосувати функцію \max до обраних елементів, потім перемістити ядро на s елементів вправо, вибрати нову ділянку - знову ж таки з розмірністю $n_k \times n_k$, застосувати функцію \max до її значенням. Показано, як вибираються елементи з матриці I із зсувом $s = 2$.

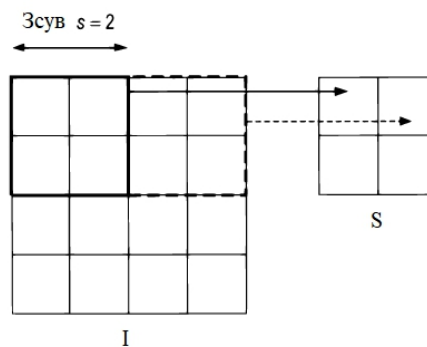


Рис.2.2.3.1. Візуалізація субдискретизації з зсувом $s=2$

2.2.4 Визначення функції помилки

В задачах сегментації зображення найчастіше використовують функцію перехресної ентропії в якості функції помилки.

$$-\sum_{\text{класи}} y_{\text{перед}} \cdot \log(y_{\text{іст}}) \quad (2.19)$$

Інша розповсюджена функція втрат, що використовується в задачах сегментації, це функція втрат заснована на індексі Соренсена. Значення цього коефіцієнту коливається від 0 до 1, де коефіцієнт 1 позначає ідеальне та повне перекриття.

Індекс Соренсена може бути представлений як :

$$D = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|} \quad (2.20)$$

Де $|A \cap B|$ представляє спільні елементи між A та B,

$|A|, |B|$ кількість елементів в множинах A та B відповідно.

Для випадку оцінки коефіцієнта Соренсена для цільових масок сегментації ми можемо наблизити $|A \cap B|$ як поелементне множення між передбаченням і цільовою маскою, а потім підсумувати отриману матрицю.

$$|A \cap B| = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.03 & 0.02 \\ 0.05 & 0.12 & 0.07 \\ 0.99 & 0.97 & 0.88 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

$$|A \cap B| = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0.99 & 0.97 & 0.88 \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

$$|A \cap B| = 2.84$$

Оскільки наша цільова маска є двійковою, ми фактично обнуляємо будь-які пікселі з нашого передбачення, які не "активовані" в цільовій масці. Що стосується решти пікселів, ми по суті караємо передбаченнями низької впевненості; більш високе значення цього виразу, яке є в чисельнику, призводить до кращого коефіцієнта Соренсена.

Для кількісної оцінки $|A|, |B|$ деякі дослідники використовують просту суму, тоді як інші дослідники вважають за краще використовувати квадрат для цього розрахунку.

$$|B| = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = 3 \quad (2.22)$$

Або якщо представити функцію помилки засновану на коефіцієнті Сомерсена в вигляді рівняння:

$$1 - \frac{2 \sum u_{перед} y_{іст}}{\sum y_{іст} + \sum u_{перед}} \quad (2.23)$$

2.3 Параметри нейронної мережі архітектури UNET

Параметри нейронної мережі поділяють на :

- Параметри шарів моделі.
- Гіпер параметри .

Параметри моделі - це такі параметри, що визначаються під час процесу навчання моделі (вагові коефіцієнти ядра згортки).

Гіпер параметри - це зовнішні параметри, які визначаються на етапі проектування нейронної мережі (функції активації шарів нейронної мережі)

В першу чергу, головними параметрами нейронної мережі є характеристики шарів, з яких вона складається.

Для згорткових шарів, головними характеристиками є:

- Розмірність вхідних даних.
- Кількість ядер згортки .
- Розмірність ядра згортки .
- Вагові коефіцієнти ядер згортки.
- Крок ядра згортки.
- Наявність та розмір нульового доповнення вхідних карт ознак.
- Функція активації.
- Метод початкової ініціалізації вагових коефіцієнтів ядер.

Для шарів субдискретизації головними характеристиками є:

- Розмірність вхідних карт ознак .
- Розмірність ядра субдискретизації .
- Крок ядра субдискретизації.

Для архітектури нейронної мережі в цілому:

- Тип оптимізатору
- Метод регуляризації
- Кількість, послідовність та тип шарів нейронної мережі
- Функція помилки

2.4 Постановка задачі структурно-параметричного синтезу нейронної мережі UNET.

Поставимо задачу синтезу нейронної мережі наступним чином.

Задано скінченний набір $J = \{(R_j, Y_j)\}, j = 1, \dots, P$ пар типу «атрибут-значення», де R_j, Y_j вхідний і вихідний вектор НМ, відповідно.

Необхідно синтезувати таку оптимальну НМ на основі навчальної вибірки J , яка забезпечувала б ефективне розв'язання прикладної задачі. Векторний критерій оптимальності визначається як

$$I = \{I_1(x), I_2(x)\} \rightarrow opt, \quad (2.24)$$

де $I_1(x) = E_{y_{заз}}(x)$ похибка узагальнення, що визначає величину похибки розв'язання поставленої задачі на перевірочній вибірці;

$I_2(x) = S(x)$ – складність нейронної мережі (кількість міжнейронних зв'язків);

$X = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1x_2}, x_2, x_3, x_4)^T$ – вектор, який визначає топологію, структуру та параметри мережі,

де x_{1i} – кількість нейронів в i -му прихованому шарі;

$i = \overline{1, x_2}, x_2$ – кількість прихованих шарів;

x_3 – кількість міжнейронних зв'язків;

x_4 – набір значень вагових коефіцієнтів w_{ij} ;

i – номер прихованого шару;

j – номер нейрона.

2.5 Огляд методів структурно-параметричного синтезу нейронної мережі UNET.

Існує безліч методів пошуку найкращих гіперпараметрів НМ, ми розглянемо найбільш розповсюдженні з них.

2.5.1 Гратковий пошук

Гратковий пошук зводиться до випробування функцій через регулярні інтервали гіперпараметру і визначенню, для якого значення гіперпараметра, функція $f(x)$ прийме найбільше значення.

Якщо ми хочемо знайти максимум функції $f(x)$ між двома значеннями x_{min} та x_{max} - ми можемо взяти рівновіддалених n точок і оцінити значення функції в цих точках.

$$x = \left[x_{min} .. x_{min} + (n - 1) \frac{\Delta x}{n} \right] \quad (2.25)$$

Де $\Delta x = x_{max} - x_{min}$

Потім ми можемо оцінити функцію $f(x)$ в цих точках і отримати вектор значень

$$f = \left[f(x_{min}) \dots f\left(x_{min} + (n - 1) \frac{\Delta x}{n}\right) \right] \quad (2.26)$$

Тоді оцінка максимуму (\bar{x}, \bar{y}) буде дорівнювати:

$$\bar{f} = \max_{0 < i < n-1} f \quad (2.27)$$

Тоді, якщо був знайдений максимум ми можемо припустити

$$\bar{x} = x_{min} + \frac{i \Delta x}{n} \quad (2.28)$$

2.5.2 Випадковий пошук

Випадковий пошук представляє собі стратегію, схожу на гратковий пошук, тільки замість відбору рівновіддалених точок на проміжку $[x_{min}, x_{max}]$ точки вибираються випадковим чином

2.5.3 Регресія Надарая - Ватсона

Цей метод був розроблений в 1964 році Елізбаром Акакиєвичем Надаєм в його дослідницькій роботі "Про оцінку регресії", опублікованої в російському журналі "Теорія ймовірностей та її додатки". Основна ідея досить проста. Для невідомої функції $Y(x)$ і N точок, де $x_i = 1, \dots, N$, позначимо через $y_i = f(x_i)$, де $i = 1, \dots, N$, значення функції, пораховане в різних x_i . Ідея регресії Надарая - Ватсона полягає в тому, що ми можемо оцінити невідому функцію в невідомій точці x , використовуючи формулу

$$y(x) = \sum_{i=1}^N w_i(x) y_i \quad (2.29)$$

Де $w_i(x)$ - коефіцієнт, що рахується за формулою :

$$w_i(x) = \frac{K(x, x_i)}{\sum_{j=1}^N K(x, x_j)} \quad (2.30)$$

Де $K(x, x_i)$ називається ядром.

$$\sum_{i=1}^N w_i(x) = 1 \quad (2.31)$$

$$K(x, x_i) = \sigma^2 e^{-\frac{1}{2l^2} \|x - x_i\|^2} \quad (2.32)$$

Висновки до розділу II

- 1) Проаналізована топологія нейронної мережі UNET.
- 2) Досліджено математичну модель шарів нейронної мережі UNET, а саме:

- згортки (convolution);
- транспонованої згортки;
- субдескриптивізації ;
- визначення функції помилки.

- 3) Розглянуто параметри нейронної мережі UNET.

- 4) Здійснено огляд методів структурно-параметричного синтезу нейронної мережі UNET, а саме:

- ґратковий пошуку;
- випадковий пошук;
- регресія Надарая-Ватсона.

Отже, можна зробити висновок, що нейронна мережа UNET є найоптимальнішою для вирішення задач сегментації зображень

РОЗДІЛ III. СТРУКТУРНО-ПАРАМЕТРИЧНИЙ АЛГОРИТМ СИНТЕЗУ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ UNET.

Основна складність використання нейронних мереж (НМ) – так зване «прокляття розмірності».

У разі збільшення розмірності входів і кількості шарів, складність мережі і відповідно час навчання зростає експоненціально, при цьому отриманий результат далеко не оптимальний.

Інша складність використання НМ полягає в тому, що в традиційних НМ відсутня інтерпретація, яким чином вони вирішують завдання.

Для багатьох областей це пояснення більш важливе, ніж сам результат (наприклад, медицина). Внутрішнє представлення результатів навчання часто настільки складне, що його неможливо проаналізувати, за винятком деяких найпростіших випадків, що зазвичай не представляють інтересу.

В даний час теорія і практика машинного навчання переживають справжню «глибинну революцію», викликану успішним застосуванням методів Deep Learning (глибокого навчання), що представляють собою третє покоління НМ.

На відміну від класичних (другого покоління) НМ 80–90-х років минулого століття, нові парадигми навчання дозволили позбавитися від ряду проблем, які стримували поширення і успішне застосування традиційних НМ.

КАФЕДРА АКІК

НАУ 20 14 97 000 ПЗ

<i>Розроб.</i>	<i>Радучич Д.С</i>			<i>Інтелектуальна медична діагностична система на базі нейронних мереж UNET</i>	<i>Літ.</i>	<i>Арк.</i>	<i>Акрушів</i>
<i>Керівник</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						
<i>Консульт.</i>					<i>151 204М</i>		
<i>Н.контр.</i>	<i>Тупіцин М. Ф.</i>						
<i>Зав.кафедри</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						

Мережі, навчені за допомогою алгоритмів глибокого навчання, не просто перевершили по точності кращі альтернативні підходи, але і в ряді завдань проявили зачатки розуміння сенсу інформації, що подається (наприклад, при розпізнаванні зображень, аналізі текстової інформації тощо).

Найбільш успішні сучасні промислові методи комп'ютерного зору та розпізнавання мовлення побудовані на використанні глибоких мереж, а гіганти ІТ-індустрії, такі як Apple, Google, Facebook скуповують колективи дослідників, що займаються глибокими НМ.

Теорія глибокого навчання доповнює звичайні технології машинного навчання спеціальними алгоритмами для аналізу вхідної інформації на декількох рівнях представлення.

Особливість нового підходу полягає в тому, що «глибоке навчання» вивчає предмет, поки не знайде достатньо інформативних рівнів подання для урахування всіх факторів, здатних вплинути на характеристики досліджуваного предмета.

Таким чином, НМ на базі такого підходу вимагає менше вхідної інформації для навчання, а навчена мережа здатна аналізувати інформацію з набагато більш високою точністю, ніж звичайні НМ.

Нова парадигма навчання реалізує ідею навчання в два етапи.

На першому етапі з великого масиву нерозмічених даних за допомогою автоасоціаторів (шляхом їх пошарового навчання без «вчителя») витягується інформація про внутрішню структуру вхідних даних. Потім, використовуючи цю інформацію в багатосаровій НМ, її навчають з «учителем» (розміченими даними) відомими методами. При цьому кількість нерозмічених даних бажано мати якомога більшу. Розмічених даних може бути набагато менше. Для нашого випадку це не дуже актуально.

Постановка задачі

Заданий скінчений набір $J = \{(R_j, Y_j)\}, j = 1, \dots, P$ пар типу «атрибут-значення», де R_j, Y_j – вхідний і вихідний вектори НМ, відповідно.

Необхідно синтезувати таку оптимальну топологію НМ глибокого навчання, яка забезпечувала б найбільш ефективний розв'язок прикладної задачі, що ставиться і яка описується вибіркою J . За критерій оптимальності приймається векторний критерій.

$$I = \{I_1(x), I_2(x)\} \rightarrow opt, \quad (3.1)$$

де $I_1(x) = E_{заг}(x)$ – похибка узагальненості, що визначає величину похибки рішення задачі;

$I_2(x)$ – складність НМ;

$x = (x_{1i}, x_2, x_3)^T$, x_{1i} – кількість нейронів у i -му прихованому шарі;

$\overline{1, x_2}; x_2$ – кількість прихованих шарів (кількість обмежених машин

Больцмана чи автоенкодерів для НМ глибокої довіри);

x_2 – кількість нейронних зв'язків.

3.1 Генетичний алгоритм визначення структури та параметрів нейронної мережі UNET.

Генетичні алгоритми належать до класу еволюційних алгоритмів і мають ряд характеристик, які роблять їх кращими, ніж класичні методи оптимізації:

- для пошуку ефективних розв'язків з використанням генетичних алгоритмів не потрібні специфічні знання про саму задачу і параметри, що входять до неї;
- в генетичних алгоритмах замість детермінованих використовуються стохастичні оператори, які показали себе досить стійкими в умовах зашумленості зовнішнього середовища;
- властивий генетичним алгоритмам паралелізм – одночасне врахування великої кількості індивідів популяції – робить їх менш чутливими до локальних оптимумам і впливу шумів.

Використання генетичних алгоритмів для розв'язання задач багатокритеріальної оптимізації дозволяє позбутися основних недоліків класичних методів, оскільки генетичні алгоритми підходять для задач великої розмірності і здатні захопити Парето-оптимальні точки навіть при одноразовому запуску алгоритму.

За допомогою підтримки популяції розв'язків і застосування концепції Парето-оптимальності, генетичні алгоритми можуть знаходити різні Парето-оптимальні розв'язки паралельно.

Таким чином, на відміну від більшості класичних підходів до розв'язання задач багатокритеріальної оптимізації, коли для отримання кожної окремої точки необхідно проводити окремий запуск алгоритму пошуку Парето-оптимальних розв'язків, застосовуючи еволюційний підхід до векторної оптимізації, завдяки закладеному в генетичних

алгоритмах паралелізму, можливо отримання різних точок множини Парето при одному прогоні алгоритму.

Дана обставина є очевидною перевагою еволюційного підходу до розв'язання задач багатокритеріальної оптимізації перед традиційними методами їх розв'язання. За аналогією з природною еволюцією, в генетичних алгоритмах кандидати-розв'язку називаються індивідами або особинами, а множина кандидатів-розв'язків – популяцією.

Кожен індивід визначає можливий розв'язок задачі, при цьому, однак, сам по собі він не є вектором розв'язку, а скоріше кодує його, ґрунтуючись на відповідній структурі кодування розв'язку.

У генетичних алгоритмах ця структура визначається вектором – вектором бітів або вектором дійсних чисел – набором генів, що утворюють хромосоми. Множину всіх можливих векторів утворює простір індивідів або популяцію.

Якість індивіда під час розв'язання задачі оптимізації визначається скалярним значенням, так званою функцією пристосованості (англ. fitness function).

У процесі селекції, який може бути як стохастичним, так і детермінованим, гірші розв'язки – непристосовані індивіди – видаляються з популяції, в той час як індивіди з більшою пристосованістю – найбільш пристосовані – піддаються репродукції.

Мета полягає в тому, щоб посилити пошук в певних областях пошукового простору і збільшити середню «якість» всередині популяції. Рекомбінація (схрещування, англ. crossover) і мутація націлені на створення нових розв'язків за допомогою зміни існуючих розв'язків в межах простору пошуку (Рис.3.2.1. та 3.2.2.).

Оператор рекомбінації породжує певну кількість дочірніх особин за допомогою схрещування певної кількості батьків. Щоб зімітувати стохастичну природу еволюції, оператор рекомбінації асоційований з

ймовірністю схрещування. На відміну від нього, оператор мутації модифікує індивідів за допомогою зміни незначних частин відповідних їм векторів згідно заданого ступеня мутації.

Обидва ці оператора (мутації і схрещування) працюють безпосередньо з індивідами (їх генотипами), тобто діють в просторі індивідів, а не з декодованими векторами рішень (фенотипами індивідів). Заснована на представлених вище концепціях, природна еволюція моделюється ітеративним обчислювальним процесом.

Спочатку випадковим чином (згідно заданої схеми) створюється початкова популяція, яка є стартовою точкою еволюційного процесу. Далі певну кількість разів повторюється цикл, що складається з кроків оцінювання (призначення пристосованості), селекції, схрещування і / або мутації. Кожна така циклічна ітерація називається поколінням і, найчастіше, заздалегідь визначена максимальна кількість поколінь служить критерієм зупинки всього циклу.

Крім цього, критерієм зупинки можуть служити і інші умови, такі як стагнація або існування індивіда з задовільною пристосованістю. Зрештою, кращий індивід (індивіди) в результуючій популяції або знайдений протягом всього еволюційного процесу є результатом еволюційного алгоритму.

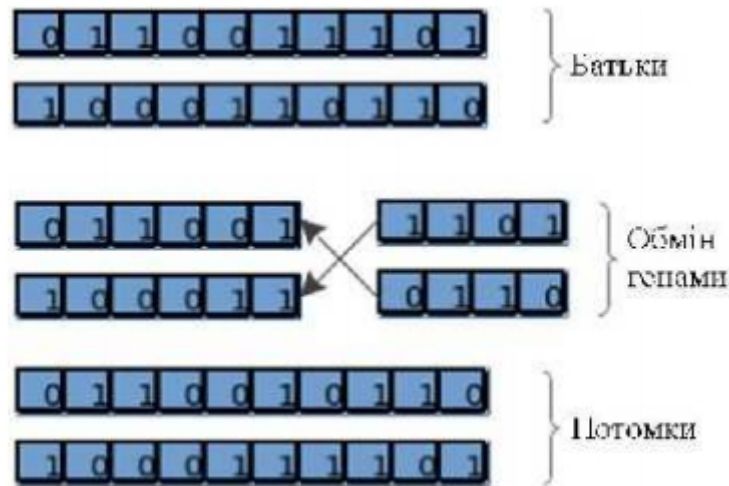


Рис.3.2.1. Схема кроссоверу

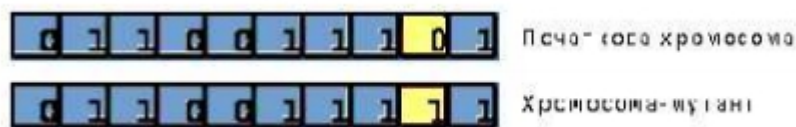


Рис.3.2.1. Схема мутації

Адаптивний вибір ймовірностей схрещування та мутації.

Практичні експерименти демонструють, що ймовірності схрещування і мутації мають критичне значення для розв’язання задачі за допомогою генетичних алгоритмів.

Визначення ймовірностей схрещування і мутації, що повинні використовуватися, як правило, здійснюється за допомогою методу спроб і помилок.

Оптимальні значення цих ймовірностей варіюються між різними задачами та навіть на різних стадіях генетичного пошуку.

У даній роботі використовується адаптивний підхід для визначення ймовірностей схрещування і мутації. Ці ймовірності адаптуються відповідно до результатів оцінки відповідного потомства в кожному поколінні.

Експериментальні результати показують, що запропонована схема значно підвищує продуктивність генетичних алгоритмів і перевершує

попередні запропоновані методи. Операція схрещування відбувається тільки з ймовірністю p_c .

Коли хромосоми не піддаються схрещуванню, вони залишаються без змін. Аналогічно, оператор мутації використовується для зміни деяких елементів в окремих індивідів з ймовірністю p_m , що призводить до додаткового генетичного різноманіття.

Типові значення p_c знаходяться в діапазоні від 0,5 ~ 1,0, в той час як типові значення p_m знаходяться в діапазоні від 0,001 до ~ 0,05. Ці загальні принципи були взяті з емпіричних досліджень на фіксованій множині тестових завдань і є недостатніми, оскільки оптимальне значення ймовірностей p_c і p_m є специфічними для кожної задачі.

Схема адаптивного вибору ймовірностей схрещування та мутації.

У класичному генетичному алгоритмі генетичні оператори, такі як схрещування і мутації, виконуються з постійною ймовірністю. Різні значення ймовірностей схрещування і мутації можуть, однак, краще чи гірше сприяти дослідженню різних напрямків пошуку в просторі станів, тим самим впливаючи на продуктивність застосовуваного генетичного алгоритму. Насправді, загальна продуктивність генетичного алгоритму залежить від підтримки прийняттого рівня продуктивності протягом процесу еволюції. Таким чином, оптимальним є використання генетичного алгоритму, який пристосовується до продуктивності пошуку на кожній ітерації та «адаптує» свої ймовірності схрещування та мутації.

Суть запропонованого підходу полягає в наступному: динамічно регулювати параметри генетичного алгоритму (ймовірності схрещування та мутації) відповідно до міри ефективності кожного оператора на даному етапі пошуку. Для того, щоб оцінити

ефективність генетичного оператора, аналізується його здатність продукувати потомків з кращою пристосованістю.

Розглянемо потомство, отримане від двох батьків після виконання схрещування, тоді схему адаптивного вибору ймовірностей схрещування та мутації можна представити у наступному вигляді.

Крок 1. В якості початкових значень ймовірностей p_c і p_m оберемо наступні типові рекомендовані значення:

- ймовірність схрещування $p_c = 0.9$;
- ймовірність мутації $p_m = 0.05$.

Крок 2. Визначимо значення прогресу кроссовера CP (*crossover progress*) як:

$$CP = fsum_{child} - fsum_{parent}, \quad (3.2)$$

де $fsum_{child}$ – сума значень функцій пристосованості двох нащадків;

$fsum_{parent}$ – сума значень функцій пристосованості батьківських особин.

Крок 3. Визначимо середнє значення прогресу кроссовера \overline{CP} (вимірює загальну продуктивність оператора кроссовера на даній ітерації пошуку) для покоління, яке зазнало n_c операцій схрещування

$$\overline{CP} = \frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^{n_c} CP \quad (3.3)$$

Крок 4. Визначимо значення прогресу мутації MP (*mutationprogress*)

$$MP = f_{new} - f_{old} \quad (3.4)$$

де f_{new} – значення функції пристосованості нового індивіда (після мутації);

f_{old} – пристосованість оригінального індивіда.

Крок 5. Визначимо середнє значення прогресу мутації \overline{MP} для покоління, яке зазнає n_m операцій мутації, середнє значення прогресу мутації

$$\overline{MP} = \frac{1}{n_m} \sum_{i=1}^{n_m} MP \quad (3.5)$$

Крок 6. Коригуємо ймовірності схрещування і мутації відповідно до середніх значень їх прогресу. Оператор, який краще проявив себе на даній ітерації (з великим середнім значенням прогресу) повинен частіше брати участь (збільшити ймовірність) на наступній ітерації, і навпаки.

Регулювання виконується, як показано нижче:

$$p_c = p_c + \alpha p_c \quad \text{і} \quad p_m = p_m - \alpha p_m, \quad \text{якщо} \quad \overline{CP} > \overline{MP}, \quad (3.6)$$

$$p_c = p_c - \alpha p_c \quad \text{і} \quad p_m = p_m + \alpha p_m, \quad \text{якщо} \quad \overline{CP} < \overline{MP}, \quad (3.7)$$

де α – коефіцієнт швидкості адаптації, α належить $[0,10; 0,15]$.

Зауважимо, що після кожного регулювання, ми повинні переконатися в тому, що оператори схрещування і мутації мають можливість безперервно працювати. З цієї причини ми встановлюємо мінімальні допустимі значення для ймовірностей схрещування та мутації рівними відповідно 0,25 та 0,01.

Вказана послідовність кроків повторюється на кожній ітерації.

3.1.1 Кодування параметрів нейронної мережі

В якості параметрів, що були закодовані в хромосомі генетичного алгоритму були вибрані наступні значення:

Таблиця 3.1. Параметри нейронної мережі закодовані в хромосомі ГА

Кількість карт озна	Швидкість навчання	Функція помилки
---------------------	--------------------	-----------------

8 біт: Значення від 1 до 256	32 біти : Від 3.4028235E+38 до 3.4028235E+38	1 біт . 0 - перехресна ентропія. 1- Функція помилки заснована на коефіцієнті Соренсена
Тип оптимізатора	Тип початкової ініціалізації адер згорткових шарів	
3 біти : 0 - SGD 1 - RMSprop 2 - Adam 3 - Adadelta 4 - Adagrad 5- Adamax	4 біти: 0 - RandomNormal 1- RandomUniform 2- Zeros 3- Ones 4- GlorotNormal 6 -GlorotUniform 7 - Identity 8- Orthogonal 9- Constant	

3.1.2 Вибір типу генетичного алгоритму та визначення його операторів.

Розрізняють еволюційні алгоритми багатокритеріальної оптимізації:

- 1) цільові функції розглядаються окремо;
- 2) будується узагальнений критерій;
- 3) використовується концепція домінування за Парето.

Щоб добре апроксимувати Парето-оптимальну множину за один прогін, необхідно виконувати полімодальний пошук для знаходження репрезентативної множини рішень.

Тому забезпечення різноманітності популяції, є одним з найважливішим аспектів багатокритеріальної оптимізації генетичними алгоритмами.

На жаль, простий генетичний алгоритм веде до одного рішення, тобто не забезпечує такої можливості, тому були розроблені і розробляються донині підходи, що дозволяють підвищити розкид точок в пошуковому просторі (різноманітність популяції).

Поряд з підтримкою різноманітності важливу роль відіграє поняття елітизму, основна ідея якого полягає в тому, щоб завжди включати кращих індивідів в наступну популяцію, щоб не втратити хороші ознаки внаслідок дії генетичних операторів.

В багатокритеріальних генетичних алгоритмах за основу береться загальний еволюційний алгоритм, що складається з представлених раніше основних компонентів. Але, при розробці конкретних методів розв'язання багатокритеріальних задач, основна увага приділяється модифікації етапів призначення придатності і селекції з підтриманням різноманітності популяції.

До найбільш поширених модифікацій генетичних алгоритмів, що реалізують різні схеми призначення придатності і селекції можна віднести наступні:

- VEGA –Vector Evaluated Genetic Algorithm ;
- FFGA –Fonseca and Fleming's Multiobjective Genetic Algorithm;
- NPGA –Niched Pareto Genetic Algorithm;
- SPEA –Strength Pareto Evolutionary Algorithm;
- NCGA – Neighborhood Cultivation Genetic Algorithm;
- SPEA2 – удосконалена версія алгоритму SPEA.

На основі порівняльного аналізу точності роботи даних алгоритмів, найкращі результати демонструють алгоритми NCGA та SPEA2, тому саме вони були обрані в якості «відправних» точок для створення власної версії еволюційного алгоритму/

3.2 Алгоритм доналаштування нейронної мережі UNET.

Донавчанням нейронної мережі називається процес, у ході якого параметри мережі налаштовуються за допомогою моделювання середовища, в яке вбудована мережа. Тип навчання визначається способом налаштування цих параметрів.

Узагальнено процес донавчання включає в себе таку послідовність дій:

1. У нейронну мережу надходять стимули (входи) з зовнішнього середовища.
2. В результаті надходження стимулів змінюються значення вільних параметрів нейронної мережі, наприклад вагових коефіцієнтів.
3. Після зміни вільних параметрів мережа відповідає на стимули іншим чином.

Вказана вище послідовність називається алгоритмом навчання.

Висновки до розділу III

1) Проаналізований структурно-параметричний алгоритм синтезу нейронної мережі UNET.

2) Розглянуто гібридний алгоритм структурно-параметричного синтезу нейронної мережі UNET.

3) Досліджено генетичний алгоритм визначення структури та параметрів нейронної мережі, а саме кодування параметрів нейронної мережі.

4) Зроблено вибір типу генетичного алгоритму та визначення його операторів.

5) Розроблено алгоритм доналаштування нейронної мережі.

Отже, можна зробити висновок, що архітектура нейронної мережа UNET є оптимальною для вирішення задач сегментації зображень. А гібридний, генетичний алгоритм структурно-параметричного синтезу нейронної мережі UNET найкраще підходить для підбору гіперпараметрів НМ.

РОЗДІЛ ІV. РОЗРОБКА ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Спираючись на математичний апарат архітектури нейронної мережі UNET, гібридний алгоритм структурно-параметричного синтезу, генетичний алгоритм визначення структури та параметрів нейронної мережі UNET та обчислювальних схемах було створено програмний засіб для виявлення хвороби легенів COVID-19.

В першому підрозділі описано схему напрямку руху даних, що демонструють архітектуру роботи ПЗ.

В другому підрозділі наведено структуру розробленої автоматизованої системи «TrafficSigns».

В третьому підрозділі викладено опис вхідних даних для навчання та тестування нейронної мережі.

В четвертому підрозділі викладено опис програмного забезпечення у вигляді UML-діаграм та скріншотів програмного додатку.

В п'ятому підрозділі наведено результати тестування розробленої автоматизованої системи.

Інформаційна технологія — цілеспрямована організована сукупність інформаційних процесів з використанням засобів обчислювальної техніки, що забезпечують високу швидкість обробки даних, сукупність методів та засобів для обробки та переказу даних задля отримання інформації нової якості про стан об'єкту, процесу або явища.

КАФЕДРА АКІК

НАУ 20 14 97 000 ПЗ

<i>Розроб.</i>	<i>Радучич Д.С</i>			<i>Інтелектуальна медична діагностична система на базі нейронних мереж UNET</i>	<i>Літ.</i>	<i>Арк.</i>	<i>Акрушів</i>
<i>Керівник</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						
<i>Консульт.</i>					<i>151 204М</i>		
<i>Н.контр.</i>	<i>Тупіцин М. Ф.</i>						
<i>Зав.кафедри</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						

Розроблена ІТ, дає змогу обробки, аналізу завантаженого зображення та симптомів пацієнта для подальшого діагностування хвороби легень COVID-19 .

Результатами роботи ІТ, залежно від мети користувача, можт бути:

- Діагностування хвороби за допомогою КТ легенів.
- Діагностування за допомогою симптомів пацієнта та КТ легенів.
- Обробка та сегментація зображень комп'ютерної томографії.
- Побуда моделі легень за допомогою КТ.
- Візуалізація статистики захворювання на COVID-19.
- Відправка нових зображень на централізовану БД.

Алгоритм розпізнавання зчитаного зображення за допомогою нейронної мережі UNET включає в себе такі етапи:

- 1) Завантаження зображення;
- 2) Обробка зображення відповідно до параметрів нейронної мережі, а саме:
 - Масштабування цифрового зображення до розміру входу нейронної мережі;
 - Перетворення цифрового зображення в двовимірний масив чисел з плаваючою точкою;
 - Нормування масиву чисел;
 - Передача на вхід нейронній мережі.
 - Масив даних проходить архітектуру нейронної мережі.
- 3) Сегментація зображення, за допомогою матриці, в якій елемент представляє тип приналежності до класу.
- 4) Побудова моделі легенів.
- 5) Підрахунок статистичних характеристик легенів.
- 6) Передача моделі, характеристик та симптомів повнозв'язній нейронній мережі.
- 7) Дігностування хвороби COVID-19

4.1 Структура програмного забезпечення.

Розглянемо схему напрямку руху даних, що демонструють архітектуру роботи ПЗ. Наведемо загальну схему алгоритму роботи ІТ представлену у вигляді блок схеми на Рис. 4.1.1.

Розглянемо схему напрямку руху даних, що демонструють архітектуру роботи ПЗ. Наведемо загальну схему алгоритму роботи ІТ представлену у вигляді блок схеми на Рис. 4.1.1.



Рис.4.1.1. Блок-схема структури ПЗ

Процедура обробки зображення відповідно до параметрів нейронної мережі включає в себе кроки, показані на наступній блок схемі (Рис.4.1.2).

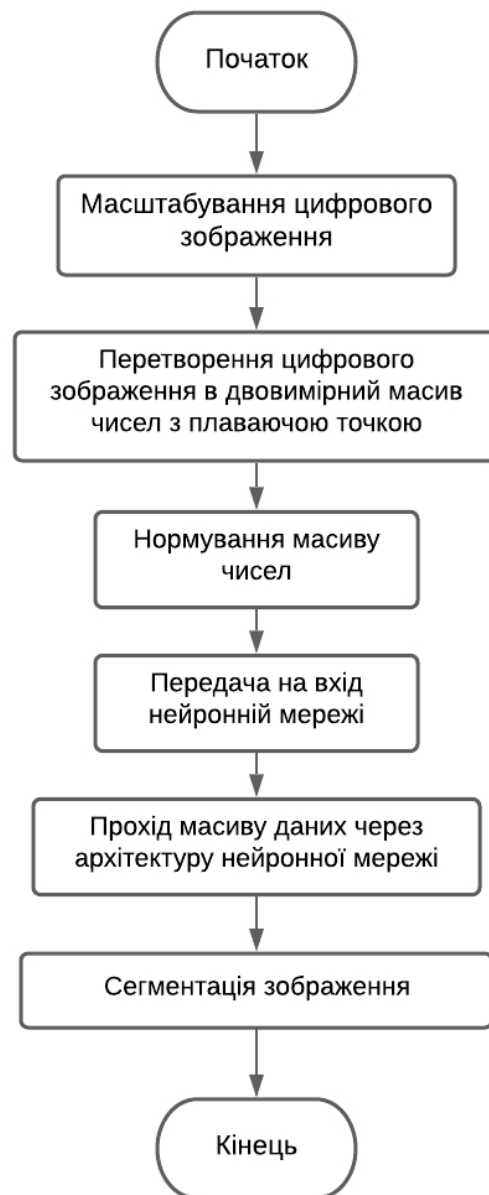


Рис.4.1.2. Обробка зображення

Зауважимо, що при попередній обробці цифрового зображення деякі кроки схеми (Рис. 4.1.2) можна не виконувати, виходячи з параметрів цифрового зображення, що використовується, про що для розпізнавання.

Зчитане з файлу та оброблене цифрове зображення не може бути одразу передане до процедури побудови моделі легенів та діагностування. Оброблене цифрове зображення повинно покроково пройти повністю архітектуру нейронної мережі UNET.

Більш доступніше структура нейронної мережі UNET може бути представлена у вигляді блок-схеми (Рис. 4.1.3).

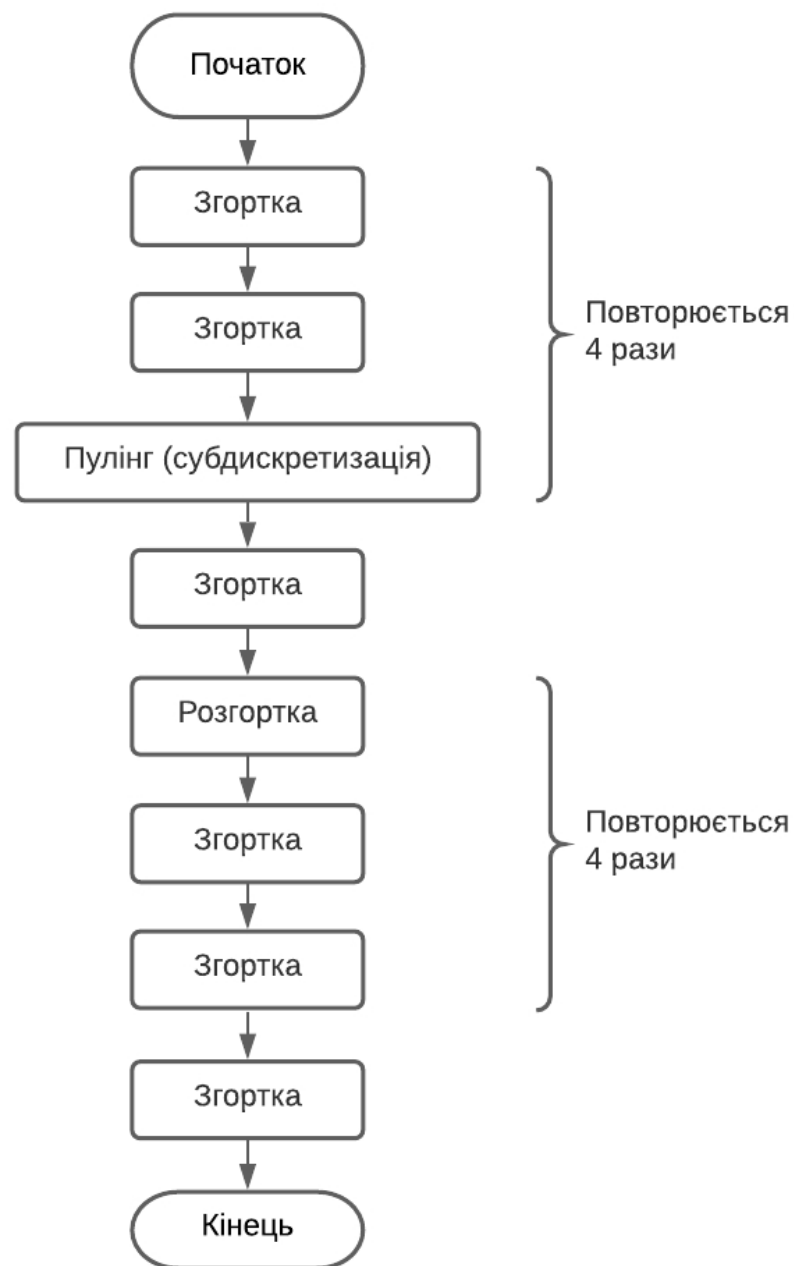


Рис.4.1.3. Структура нейронної мережі UNET

4.2. Розробка автоматизованої системи діагностування

Для реалізації поставленого завдання було розроблено інформаційну систему для проведення обробки та розпізнавання зображень КТ легенів . Дана система складається з одного додатку та виконана на високорівневій мові програмування Python 3.6.5 та PyQt 5.6.0..

Додаток реалізує зчитування, первинну обробку зображень та їх сегментацію, за допомогою матриці, в якій елемент представляє тип приналежності до класу.

До структурних елементів розробленого додатку можна віднести:

- блок первинної обробки зображення;
- блок проходження архітектури НМ;
- блок діагностування хвороби.

Блок первинної обробки зображення містить наступні процедури:

- зчитування зображення з файлу;
- масштабування;
- перетворення в масив чисел;
- нормування.

Блок проходження архітектури НМ включає в себе 26 шарів такі як:

- згортка;
- пулінг;
- розгортка.

До процедур блоку діагностування хвороби легенів COVID-19 відносяться:

- сегментація зображення, за допомогою матриці, в якій елемент представляє тип приналежності до класу;
- побудова моделі легенів;
- підрахунок статистичних характеристик легенів;

- передача моделі, характеристик та симптомів повнозв'язній нейронній мережі;

Структура автоматизованої системи представлена у вигляді структурної схеми(Рис. 4.2.1).

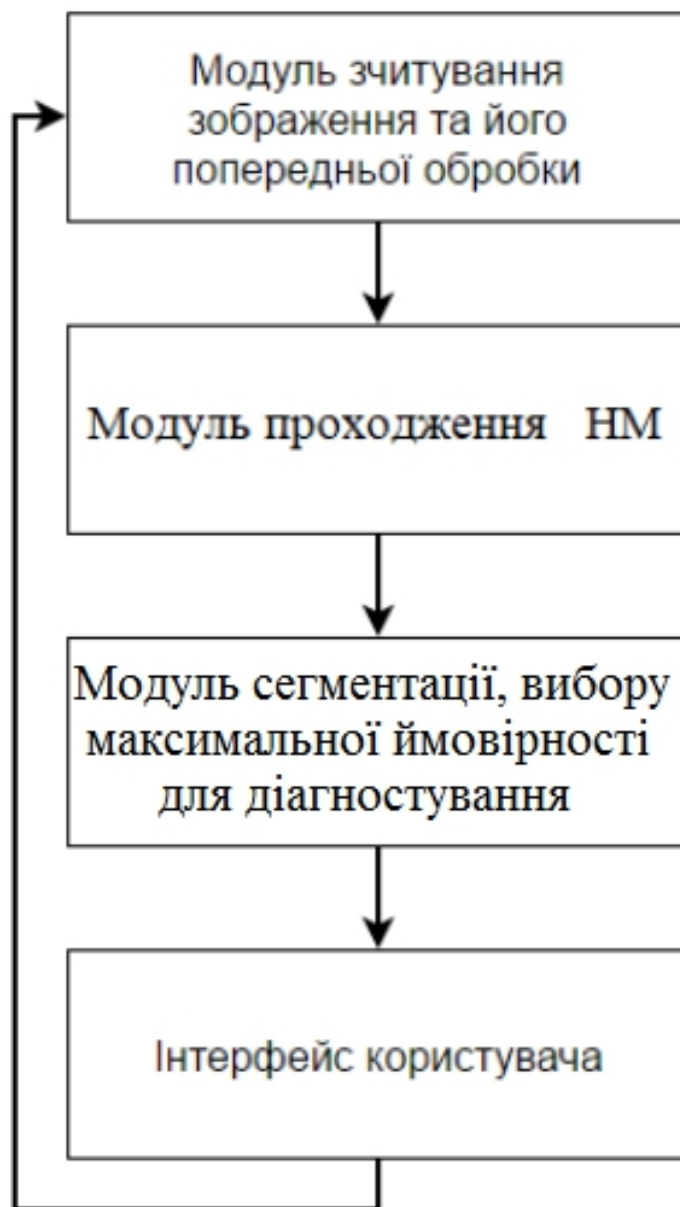


Рис. 4.2.1. Структурна схема автоматизованої системи

4.3. Опис вхідних-вихідних даних.

Для реалізації процесу навчання даної нейронної мережі дігностування хвороби COVID-19 необхідно мати представницьку вибірку з 4 класів, кожен з яких мітив мінімально від 300 цифрових зображень.

В загальній сумі для навчання згорткової нейронної мережі було представлено кількість зображень, продемонстровану в табл. 4.3.1.

Табл. 4.3.1 Кількість цифрових зображень для НМ

Призначення	Кількість цифрових зображень
Для навчання	2 525
Для перевірки	841
Для тестування	843
Загальна сума	4 209

Пошук цифрових зображень КТ легенів відбувався за допомогою відкритих баз даних комп'ютерних томографії тіла людини, зокрема легенів.

Було обрано для сегментації легені для подальшої діагностики хвороби. Наведемо приклад цих об'єктів (Рис. 4.3.1.).

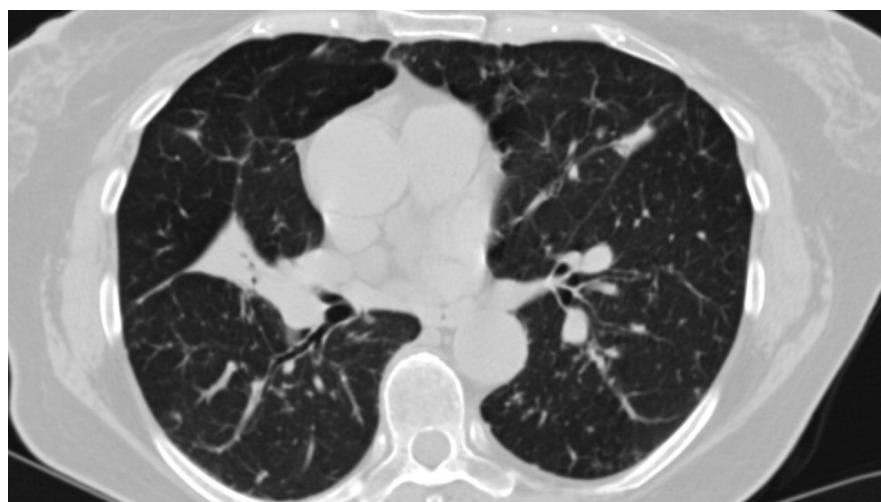


Рис. 4.3.1. Комп'ютерна томографія легенів

4.4. Опис інтерфейсу користувача

Організацію роботи користувача розробленої системи представлено у вигляді UML-діаграми (Рис. 4.4.1.), яка відображає можливі дії в процесі обробки та діагностування хвороби легенів.

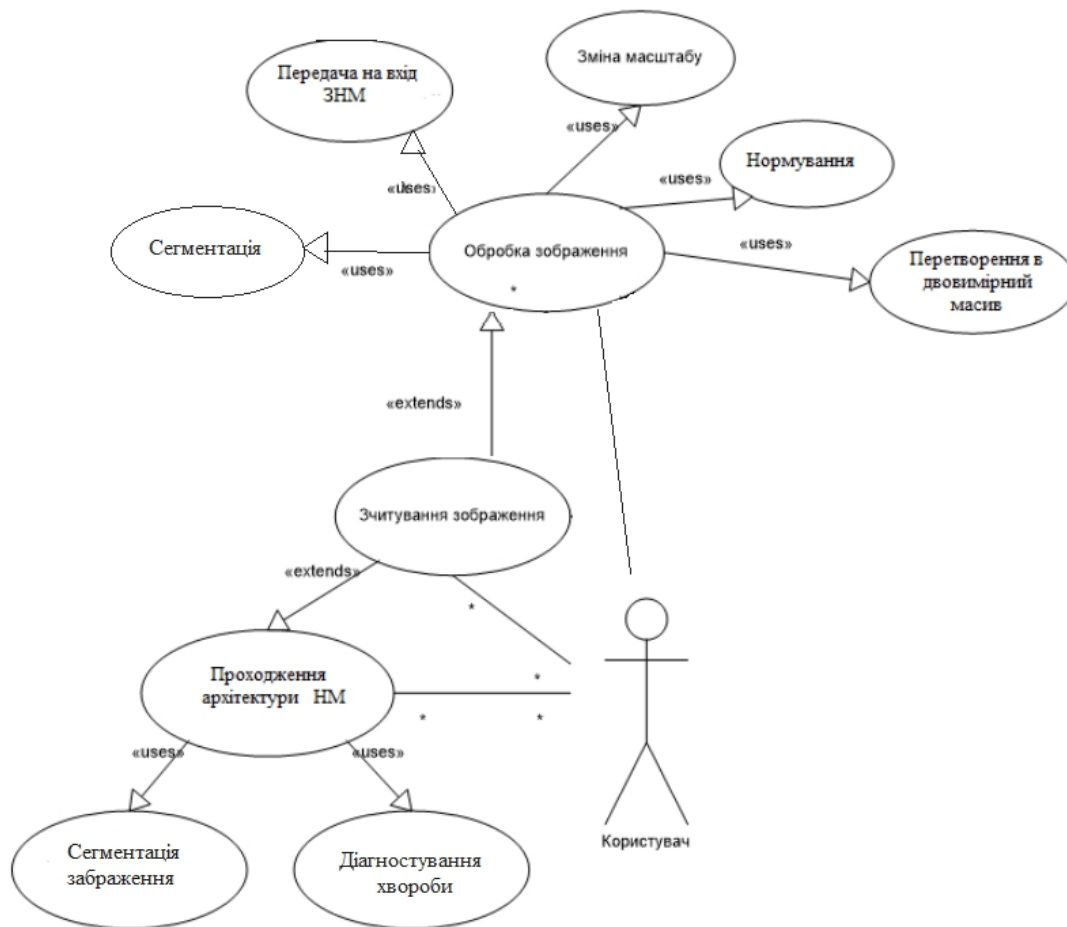


Рис. 4.4.1.UML-діаграма можливостей ПЗ

На робочому вікні програми є 4 основні вкладки, що реалізують повний функціонал програмного забезпечення (Рис. 4.4.2.).

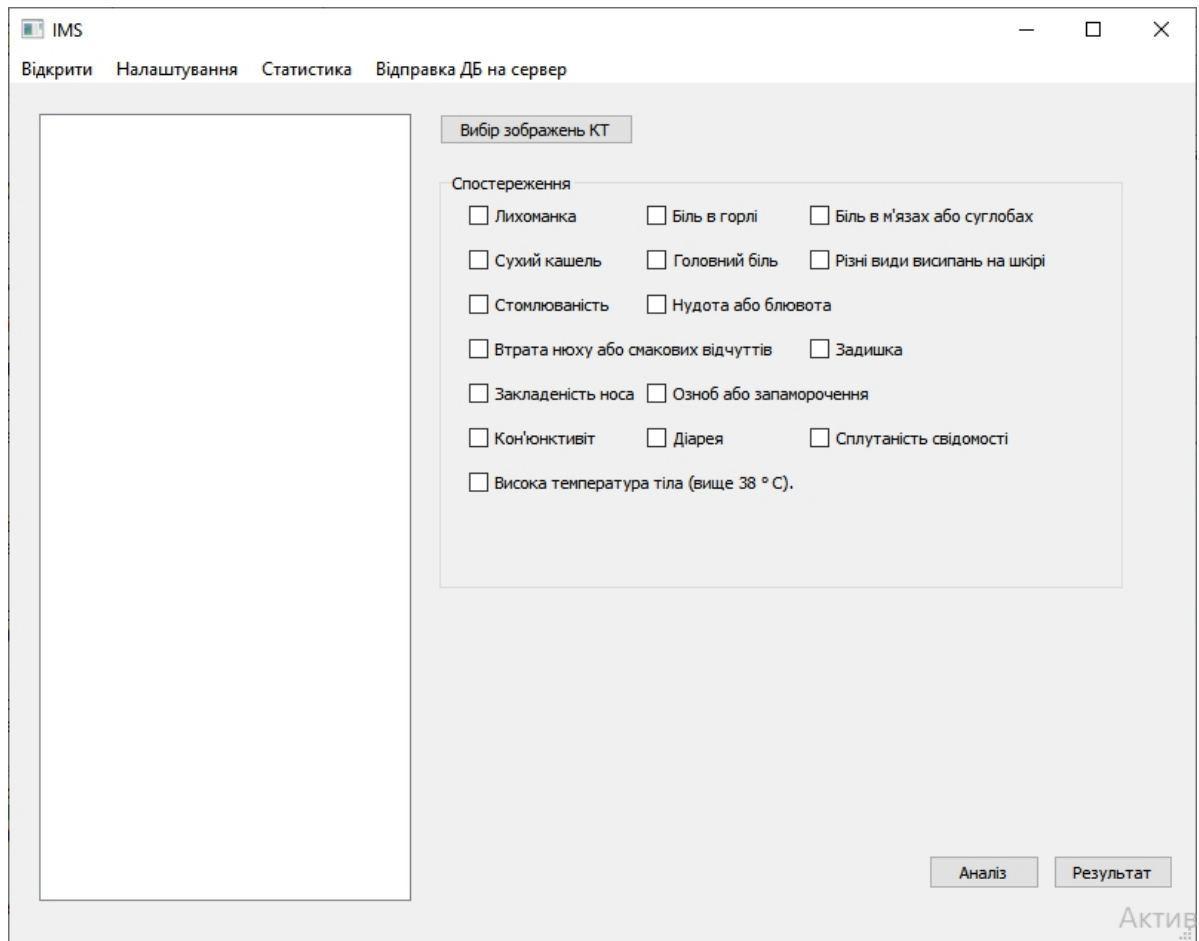


Рис. 4.4.2. Інтерфейс програмного додатку

На вкладці «Відкрити» у користувача є можливість завантажити цифрове зображення для подальшої його обробки (Рис.4.4.3.).

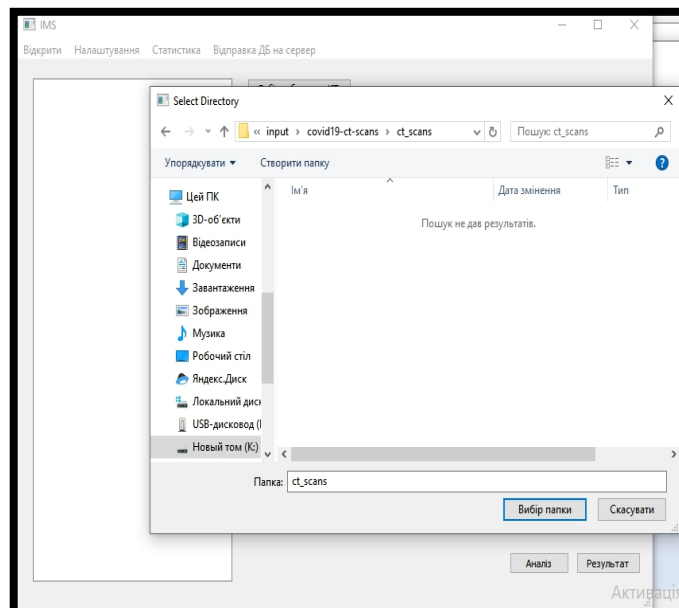


Рис. 4.4.3. Вкладка «Відкрити»

На вкладці «Налаштування» користувач може завантажити модель нейронної мережі. По замовчуванню програмне забезпечення автоматично використовує архітектуру та ваги нейронної мережі, що встановились раніше, якщо користувач вирішує одразу відкривати зображення для його подальшої сегментації .

Якщо користувач одразу натискає кнопку «Відкрити зображення» (Рис. 4.4.4.), то відкривається діалогове вікно з вибором цифрового зображення (Рис. 4.4.5).

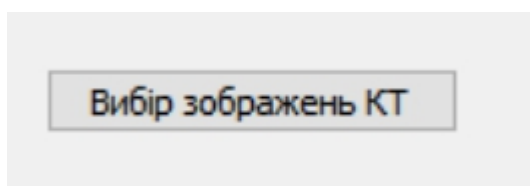


Рис. 4.4.4. Вкладка «Вибір зображень КТ»

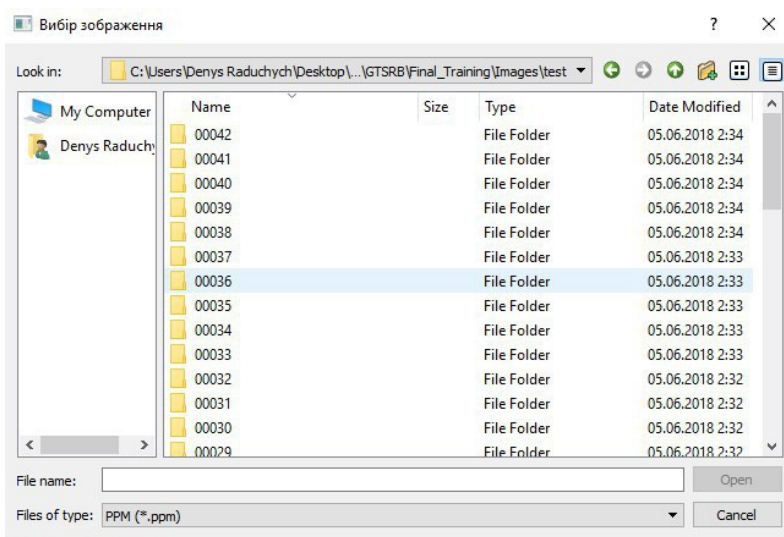


Рис. 4.4.5. Діалогове вікно

У блоці «Спостереження» у користувача є можливість вибрати симптоми пацієнта (Рис.4.4.6).

Спостереження

<input type="checkbox"/> Лихоманка	<input type="checkbox"/> Біль в горлі	<input type="checkbox"/> Біль в м'язах або суглобах
<input type="checkbox"/> Сухий кашель	<input type="checkbox"/> Головний біль	<input type="checkbox"/> Різні види висипань на шкірі
<input type="checkbox"/> Стомлюваність	<input type="checkbox"/> Нудота або блювота	
<input type="checkbox"/> Втрата нюху або смакових відчуттів	<input type="checkbox"/> Задишка	
<input type="checkbox"/> Закладеність носа	<input type="checkbox"/> Озноб або запаморочення	
<input type="checkbox"/> Кон'юнктивіт	<input type="checkbox"/> Діарея	<input type="checkbox"/> Сплутаність свідомості
<input type="checkbox"/> Висока температура тіла (вище 38 °C).		

Рис. 4.4.6. Блок «Спостереження»

Також наявна вкладка «Статистика», що дає можливість переглянути статистику захворюваності COVID-19 (Рис.4.4.7).

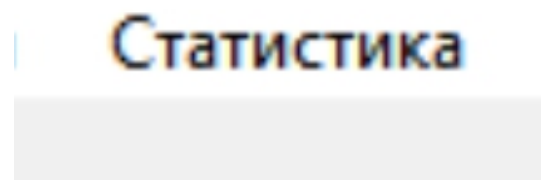


Рис. 4.4.7. Вкладка «Статистика»

У користувача є можливість розширювати базу даних цифрових зображень комп'ютерних томографій легенів за допомогою вкладки «Відправка ДБ на сервер» шляхом відправки ЦЗ на централізований сервер.

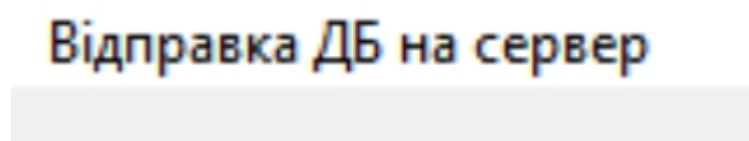


Рис. 4.4.7. Вкладка «Відправка ДБ на сервер»

4.5. Результати тестування ПЗ. Діагностування COVID 19

Для тестування нейронної мережі UNET було обрано випадкові зображення комп'ютерних томографій, які НМ не бачила раніше.

При цьому для підтвердження якості роботи програмного забезпечення тестування буде проходити на цифрових зображеннях поганої якості (зашумлення, розмитість, погана яскравість тощо).

Завантажимо перші цифрові зображення для тестування (Рис. 4.5.1).

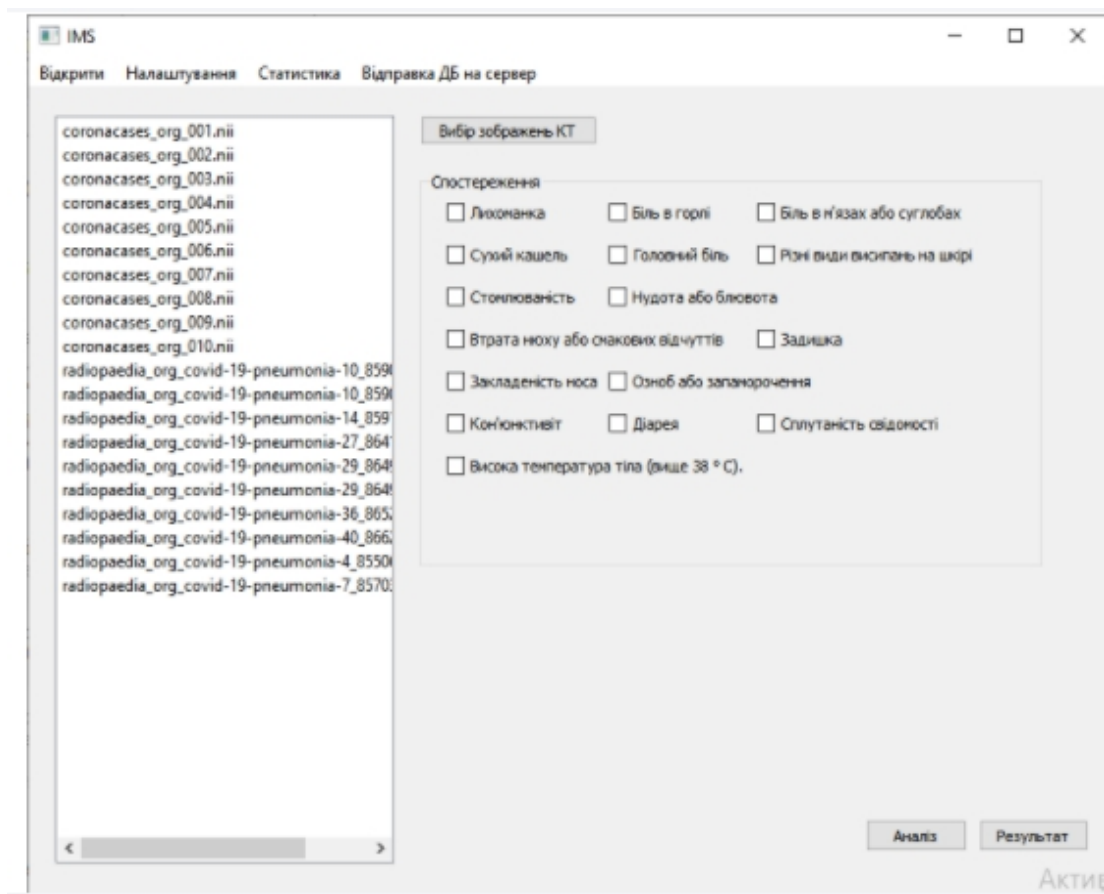


Рис. 4.5.1. Тестові вхідні зображення

Необхідно обрати симптоми, які наявні у пацієнта (Рис.4.5.2.)

Вибір зображень КТ

Спостереження

<input checked="" type="checkbox"/> Лихоманка	<input checked="" type="checkbox"/> Біль в горлі	<input type="checkbox"/> Біль в м'язах або суглобах
<input type="checkbox"/> Сухий кашель	<input checked="" type="checkbox"/> Головний біль	<input checked="" type="checkbox"/> Різні види висипань на шкірі
<input type="checkbox"/> Стомлюваність	<input checked="" type="checkbox"/> Нудота або блювота	
<input checked="" type="checkbox"/> Втрата нюху або смакових відчуттів	<input type="checkbox"/> Задишка	
<input type="checkbox"/> Закладеність носа	<input type="checkbox"/> Озноб або запаморочення	
<input type="checkbox"/> Кон'юнктивіт	<input checked="" type="checkbox"/> Діарея	<input checked="" type="checkbox"/> Сплутаність свідомості
<input checked="" type="checkbox"/> Висока температура тіла (вище 38 ° C).		

Рис. 4.5.2. Вибір симптомів пацієнта

Після цього натискаємо кнопку «Результат» та отримуємо діагностику хвороби легень COVID-19 (Рис.4.5.3).

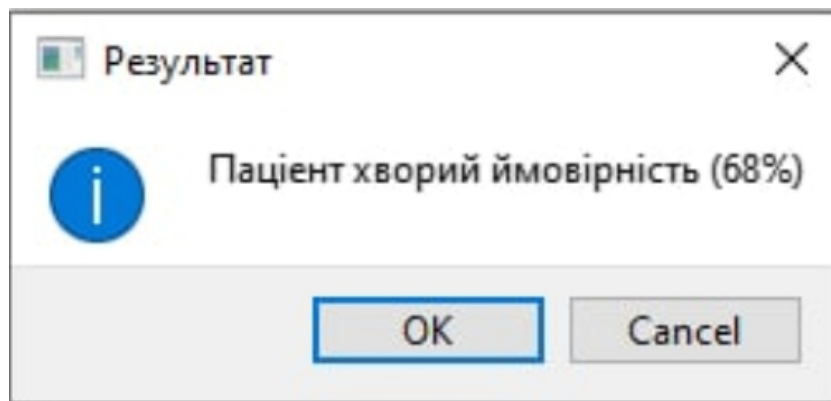


Рис. 4.5.3. Діагностика хвороби

Також, ми можемо побудувати модель легенів та ураженої частини легень (Рис.4.5.4).

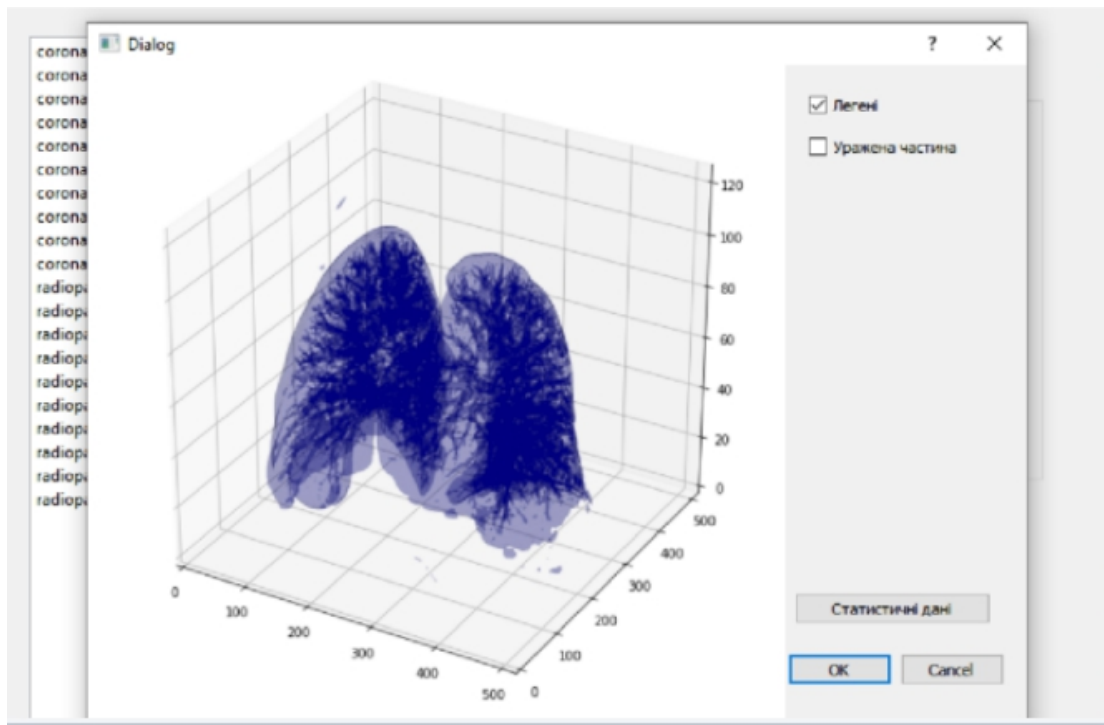


Рис. 4.5.4. Модель легенів

Висновки до Розділу IV

Спираючись на математичний апарат архітектури нейронної мережі UNET, гібридний алгоритм структурно-параметричного синтезу, генетичний алгоритм визначення структури та параметрів нейронної мережі UNET та обчислювальних схемах було створено програмний засіб для виявлення хвороби легенів COVID-19.

РОЗДІЛ V. ОХОРОНА НАВКОЛИШНЬОГО ПРИРОДНОГО СЕРЕДОВИЩА

Персональний комп'ютер перетворився в конторський інструмент, доступ до якого отримав не надто підготовлений користувач (сучасні операційні системи це враховують), а найпоширенішим видом діяльності стало зчитування текстової інформації з дисплея, і її набір з використанням різних текстових процесорів.

Масове поширення ПК, при всіх плюсах цього явища, не дозволяє забувати і про ряд негативних факторів, що впливають на людей, які проводять робочий день перед дисплеєм. Тому виявлення, оцінка впливу і розробка заходів щодо усунення або мінімізації шкідливих впливів, сьогодні набули ще більшого значення, ніж кілька років тому.

Негативні фактори, що впливають на користувача ПК, можна розділити на дві групи. Перші пов'язані з психологічними і фізіологічними особливостями людини. Це монотонність роботи операторів при введенні текстів, емоційні перевантаження, стреси через ймовірності як збоїв в системах, так і появи власних помилок, перевантаження ряду систем організму (очей, м'язів кисті, передпліччя, ший і спини). Важливий також і брак фізичного навантаження на інші частини організму.

КАФЕДРА АКІК				НАУ 20 14 97 000 ПЗ			
<i>Розроб.</i>	<i>Радучич Д.С.</i>			<i>Охорона навколишнього природного середовища</i>	<i>Літ.</i>	<i>Арк.</i>	<i>Акрушів</i>
<i>Керівник</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						
<i>Консульт.</i>	<i>Мадж С.М.</i>				151 204М		
<i>Н.контр.</i>	<i>Тупіцин М.Ф.</i>						
<i>Зав.кафедри</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						

5.1. Проблематика охорони навколишнього середовища

В даний час зростає кількість комп'ютерної техніки в усіх галузях діяльності людини. У цих умовах не можна не враховувати вплив комп'ютерів на навколишнє середовище.

В життєвому циклі комп'ютерної техніки можна виділити три етапи: виробництво, експлуатація, утилізація.

Виробництво. Питання захисту навколишнього середовища в процесі виробництва комп'ютерів виникли давно і регламентуються зараз, зокрема, стандартом NUTEK, до якої контролюються викиди токсичних речовин, умови роботи. Відповідно до стандарту вироблене обладнання може бути сертифіковане лише в тому випадку, якщо не тільки контрольовані параметри самого обладнання відповідають вимогам цього стандарту, але і технологія виробництва цього обладнання відповідає вимогам стандарту.

Експлуатація. Вплив комп'ютерів на навколишнє середовище при експлуатації регламентовано низкою стандартів. Виділяють дві групи стандартів і рекомендацій - з безпеки та ергономіки. Коротко зупинимося на вимогах деяких з них.

Обмеження на випромінювання від комп'ютерних моніторів і промислової техніки, яка в офісі, накладає стандарт MPR-II розроблений Шведським національним департаментом стандартів і затверджений ЄЕС. Збереження довкілля регламентує рекомендація TCO-95 NUTEK (Швеція).

Монітор, що відповідає TCO-95, повинен мати низький рівень електромагнітних випромінювань, забезпечувати автоматичне зниження енергоспоживання при довгому невикористанні, відповідати європейським стандартам пожежної та електричної безпеки. Екологічна оцінка комп'ютера і, зокрема, ВДТ як найбільшого споживача енергії в ПЕОМ включає вимоги щодо економії і зниження

енергоспоживання. Відповідно до стандарту EPA Energy Star VESA DPMS монітор повинен підтримувати три енергозберігаючих режиму - очікування (stand-by), припинення (suspend) і "сон" (off).

Монітор і комп'ютер, за яким виконувалася дипломна робота, підтримують три енергозберігаючих режиму і стандарт безпеки TCO-95.

Завершення терміну експлуатації. Зростання застосування комп'ютерної техніки, її швидке моральне старіння гостро ставить питання про утилізацію елементів ЕОМ після закінчення терміну її експлуатації.

При утилізації старих комп'ютерів відбувається їх розробка на фракції: метали, пластмаси, скло, дроти, штекери. З однієї тонни комп'ютерного брухту отримують до 200 кг міді, 480 кг заліза і нержавіючої сталі, 32 кг алюмінію. 3 кг срібла, 1 кг золота і 300 г паладію.

В даний час розроблені наступні методи переробки комп'ютерного брухту та захисту літосфери від нього:

- сортування друкованих плат по домінуючим матеріалами: дроблення і подрібнення; гранулювання, в окремих випадках сепарація, випалювання отриманої маси для видалення згорають компонент;

- розплавлення отриманої маси, рафінування; прецизионное витяг окремих металів: створення екологічних схем переробки комп'ютерного брухту;

- створення екологічно чистих комп'ютерів.

Останнім часом вжито радикальних заходів щодо поліпшення оброблення, сортування і використання брухту і відходів кольорових металів. Важливим завданням є переробка мідних проводів і кабелів, так як більше однієї третини міді йде на виробництво проводів.

Кращим способом оброблення проводів можна вважати відділення ізоляції від дроту механічним способом. За допомогою грануляторів спеціальної конструкції задовільно вирішена проблема відділення термопластиків і гумовій ізоляції.

Установка придатна для переробки дроту, ізолюваною термопластом і папером.

Установка не придатна для деяких типів проводів, ізолюваних бавовняною тканиною, для табелів зі свинцевою оболонкою і для всіх сортів ізоляції, яка прилипає до проводу так, що не відділяється від металу навіть при дуже тонкій грануляції. При переробці проводів, у яких поділ ізоляції і міді здійснюється задовільно і майже без втрат виходить термопласт, останній може служити сировиною для виготовлення менш відповідальних деталей.

Якщо між проводами, ізолюваними термопластом, є ізоляція з тканини, її можна видалити з суміші шматків міді та ізоляції за допомогою відсмоктує пристрою. Ця установка закрита і механізована, вимагає мінімального обслуговування і забезпечує продуктивність - 500 тонн ізолюваного дроту на рік. При роботі установки не забруднюється атмосфера, технологія економічно більш вигідна, ніж випал ізоляції в печах.

Переробку промислових відходів виробляють на спеціальних полігонах, що створюються відповідно до вимог СНиП 2.01.28-85 і призначених для централізованого збору знешкодження та захоронення токсичних відходів промислових підприємств, НДІ та установ.

5.2. Природокористування та охорона навколишнього середовища

Написання даної дипломної роботи проводилося за допомогою персонального комп'ютера. У зв'язку з цим необхідно проаналізувати фактори ризику при роботі з сучасним персональним комп'ютером, а також питання утилізації відслужила комп'ютерної техніки.

Персональними комп'ютерами називаються пристрої, або мікро-ЕОМ, які конструкцією, набором зовнішніх пристроїв і складом програмного забезпечення орієнтовані на роботу одного окремого користувача.

Щодня зростає число людей, які безпосередньо працюють з ПК. В даний час ПК стає основним засобом при роботі.

До факторів ризику при роботі з ПК відносяться:

- проблеми, пов'язані з електромагнітним випромінюванням;
- проблеми зору; проблеми, пов'язані з м'язами і суглобами;
- проблеми безсоння, стресів, нервових розладів;
- проблеми органів дихання.

Для того щоб оцінити ступінь впливу кожного фактора на людину, необхідно враховувати час, проведений за комп'ютером або поблизу нього.

Основними факторами шкідливого впливу ПК на організм є такі [2]:

- електромагнітні поля;
- електромагнітні випромінювання;
- розгортка зображення на моніторі;
- мелькання зображення на екрані;
- тривала нерухомість пози оператора.

При виконанні цієї дипломної роботи використовувався персональний комп'ютер з рідкокристалічним монітором (ЖК).

Особливість даного типу моніторів: вони практично не є джерелами небезпечних електромагнітних випромінювань (в порівнянні з моніторами на електронно-променевих трубках (ЕПТ)).

Рівень споживання енергії у РК-моніторів приблизно на 70% нижче, ніж у стандартних ЕПТ моніторів (25-40 Вт в порівнянні зі споживанням енергії в робочому стані ЕПТ монітора - 60-150 Вт), що також позитивно впливає на загальну екологічну обстановку.

Фактори, що негативно впливають на організм людини і живих істот, а також на навколишнє середовище [3]:

1. Фізичні:

- вищий рівень електромагнітного випромінювання радіочастотного діапазону (випромінювання при використанні бездротових технологій зв'язку Bluetooth, Wi-Fi, спектр випромінювання яких 2,4 ГГц, тобто є високочастотним);
- змінні низькочастотні електричні і магнітні поля (наприклад, будь-які джерела, що використовують в роботі висока змінна напруга, або великі рівні струму);
- підвищений рівень шуму;

2. Хімічні:

- підвищений вміст в повітрі вуглекислого газу, аміачних сполук, фенолу, формальдегіду і поліхлорованих біфенілів (використовуються або виділяються під час роботи з принтерами, сканерами, ксероксами, плоттерами і інший друкуючої технікою);

3. Психофізіологічні:

- напружене зір;
- напружена увага;
- тривалі статичні навантаження, нерухомість робочої пози;
- монотонність і одноманітність праці.

На стан здоров'я людини, щодня працює з ПК, можуть впливати шкідливі фактори, наприклад:

- тривале збереження однієї і тієї ж пози, що викликає гіподинамію, застійні явища в серцево-судинній системі і різних органах;

- постійна напруга очей;
- вплив електричних і електромагнітних полів, що може призводити до шкірних захворювань, появи головних болів і дисфункції ряду органів.

Сукупний вплив на людину всіх шкідливих факторів знижує загальний біоенергетичний потенціал і опірність організму, знижує імунітет, викликає м'язову атрофію і застої в органах.

Наслідки порушення норм безпеки при роботі за ПК можуть викликати такі захворювання [2]:

- 1) короткозорість (міопія), порушення бінокулярного зору (зору двома очима); астенопія, а також різь і біль в очах, зменшення слезовиділення, почервоніння повік;
- 2) сонливість, головний біль, запаморочення, оніміння кінцівок, швидка стомлюваність, болі в нижній частині спини, попереку;
- 3) порушення сну, безсоння, ослаблення пам'яті та уваги, неухважність, зниження зосередженості;
- 4) низький імунітет, схильність до частих захворювань на грип, ГРЗ, ГРВІ, бронхіт, бронхіальну астму, неврозами, остеохондрозами, болі в області серця.

Зменшити вплив перерахованих факторів ризику і зберегти здоров'я людині, постійно використовує в роботі ПК, дозволяє наступне:

- скорочення тривалості роботи з ПК;
- збільшення відстані між користувачем і ПК;
- технічний захист (правильне підключення комп'ютера, тобто правильна організація робочого місця з точки зору електромережі - обов'язково трехпроводная мережу і заземлення системного блоку).

5.3. Проблема утилізації персональних комп'ютерів

Величезні кількості виробництва ПК породили нову проблему - проблему утилізації комп'ютерної техніки.

Ситуацію погіршує той факт, що моральна відсталість комп'ютерної техніки настає у багато разів швидше, ніж в будь-якій іншій галузі.

Згідно з даними ООН за програмою про захист навколишнього середовища щороку людство викидає на смітник від 20 до 50 мільйонів тонн електронних пристроїв.

Викидання непереробленому комп'ютерної техніки веде до забруднення ґрунту, а при з'єднанні з деякими речовинами, під впливом тепла і водної корозії деякі складові комп'ютерів перетворюються в токсичні забруднювачі ґрунту і атмосфери.

У сучасних ПК і принтерах до 95% всіх матеріалів придатні для повторного використання і тільки 5% відправляються на звалища або організації по переробці твердих побутових відходів.

Етапи утилізації відслужила комп'ютерної техніки:

1. Видалення вручну всіх небезпечних компонентів. Такі компоненти містить, як правило, техніка, випущена до початку 2000-х років. Це пов'язано в основному з тим, що технології виробництва в даний період не дозволяли забезпечити відповідний рівень безпеки комп'ютерної техніки. Також це пов'язано з тим, що в той час здійснювалося масове виробництво ЕПТ-моніторів. У таких моніторах міститься свинець, який є важким металом.

Інша категорія продукції, що містить небезпечні елементи - ноутбуки. В їх акумуляторах і екранах (застарілі моделі) є деяка кількість ртуті, що є токсичним елементом для живих організмів.

Комп'ютерні пристрої містять бромовані вогнестійкі добавки та інші токсини. Крім цього, тисячі компонентів, що входять в комп'ютерні пристрої містять бром і хлор. Крім того, цілий ряд моніторів (як вбудованих в систему, так і продаються окремо)

оснащені світлодіодним підсвічуванням, в якій використовується ртуть, а їх скло містить миш'як.

Ці компоненти вважаються безпечними в процесі експлуатації комп'ютерної техніки. Однак ситуація докорінно змінюється, коли виріб поширюється на звалище. Такі метали, як свинець, сурма, ртуть, кадмій, миш'як що входять до складу електронних компонентів переходять під впливом зовнішніх умов у органічні і розчинні сполуки і стають найсильнішими отрутами, здатними викликати великі екологічні проблеми.

В останні роки в усьому світі з'явилися численні нормативні акти і стандарти (міжнародні NPR або TCO95, TCO 99), покликані зменшити такі негативні впливи.

Після видалення небезпечних складових видаляються всі великі пластикові частини. Часто ця операція також здійснюється вручну. Пластик сортується в залежності від типу і подрібнюється для того, щоб в подальшому його можна було використовувати повторно. Що залишилися після розбирання частини відправляють в шредер [3].

Подрібнені в гранули залишки комп'ютерів піддаються сортування: за допомогою магнітів витягуються всі залізні частини, потім виділяють кольорові метали (мідь, алюміній тощо).

При правильно організованому процесі собівартість переробки комп'ютерної техніки відносно невелика, але позитивний ефект від даної процедури для навколишнього середовища значний.

На підставі аналізу факторів екологічного ризику, які можуть виникнути при роботі з персональним комп'ютером, а також процесу утилізації комп'ютерної техніки, можна зробити висновки про те, що:

- правильна організація роботи на ПК і дотримання всіх правил експлуатації ПК, а також гігієни праці дозволяють кілька знизити основні шкідливі фактори ризику при роботі з ПК;

- використання сучасних ПК з ЖК-моніторами замість застарілих ЕПТ моніторів дозволяє не тільки знизити рівень споживання енергії майже на 70%, але і мінімізує рівень шкідливого електромагнітного випромінювання при роботі з ПК;
- використання ПК автоматично призводить до проблеми утилізації комп'ютерної техніки, тому що неутілізованих належним чином комп'ютерна техніка неминуче веде до забруднення навколишнього середовища. Тому необхідно утилізувати стару комп'ютерну техніку в спеціалізованих організаціях, що займаються їх утилізацією.

5.4 Розрахунок утворення відходів на робочому місці оператора системи

Комп'ютером і лазерним принтером оснащується робоче місце лікаря при роботі з системою. Офісна техніка за своєю конструкцією відноситься до класу високотехнологічних виробів. Що були у використанні вироби можна відновити шляхом заміни зношених частин на нові. Ремонт і відновлення офісної техніки виробляють спеціалізовані фірми.

1. При експлуатації комп'ютера до видаткових невідновлюваних матеріалів відносяться: маніпулятор «миша», клавіатура.

Клавіатура і маніпулятор більш ніж на 90% складаються з пластика. Експлуатаційний термін служби, за даними виробників, становить 1 рік. Середня вага маніпулятора дорівнює 100 г. Вага клавіатури дорівнює 600-900г.

Розрахунок нормативної маси відходів, що утворюються при експлуатації комп'ютерів, проводиться розрахунково-аналітичним методом.

Кількість (маса) утворюються за рік використаних маніпуляторів типу "миша" і клавіатур розраховується за формулою:

$$M = Q \cdot (Mg \cdot 0.001) \cdot \frac{K}{K_1}$$

де Q - кількість пристроїв зазначеної моделі, шт .;
 Mg - вага одного пристрою зазначеної моделі (г);
 K - коефіцієнт перекладу (кг -> тонна), $K = 0.001$;
 K_1 - експлуатаційний термін служби пристрою, років (за замовчуванням $K_1 = 1$);

Підставимо значення, щоб дізнатися рівень утворення відходів типу маніпулятор «миша»

$$M = 1 \cdot (100 \cdot 0.001) \cdot \frac{0.001}{1} = 0,0001$$

Підставимо значення, щоб дізнатися рівень утворення відходів типу маніпулятор клавіатура

$$M = 1 \cdot (750 \cdot 0.001) \cdot \frac{0.001}{1} = 0,00075$$

Загальна вага витратних комп'ютерних матеріалів складе 0,00085 т/рік.

2. При експлуатації принтерів і копіювальної техніки утворюються використані картриджі, що складаються більш ніж 90% з пластика. За даними виробників більшість моделей картриджів розраховані на одноразове використання і додатковій заправці не підлягають.

Кількість які виникають використаних картриджів (маса) розраховується за формулою:

$$M = \sum m \cdot 0,000001 \cdot k \cdot \frac{n}{r}, \text{ m/рік,}$$

де:

0,000001 - коефіцієнт з грам в тонну;

k - кількість листів в пачці паперу (стандартна кількість листів в пачці формату A4 - 500);

n - кількість використаних пачок паперу, шт. ;

m - вага використаного картриджа, г;

r - ресурс картриджа, листів на одну заправку.

У паспортних даних на картриджі вказується ресурс, розрахований на 5% заповнення (економічний режим). При реальній експлуатації ресурс слід зменшувати на 30-50 відсотків (в залежності від якості друку), відповідно вводити поправочний коефіцієнт.

Вихідні дані для розрахунку

Модель картриджа	Сумісність (тип апарату)	Ресурс картриджа, лист / 1 заправка	Вага порожнього картриджа, г
НРС 3903A (Canon EP-V)	Hewlett Packard Laser Jet HP 5P/5MP/6P/6MP	4000	715

Підставимо значення, щоб дізнатися рівень утворення відходів типу використані картриджі

$$M = 12 \cdot 715 \cdot 000001 \cdot 500 \cdot \frac{9}{\frac{4000}{2}} = 0,019 \text{ т/год}$$

Загальна вага витратних комп'ютерних матеріалів типу використані картриджі, маніпулятор клавіатура та маніпулятор «миша» складе 0,01985 т/рік.

Висновки до розділу V

Багато користувачів і виробники помиляються, вважаючи, що з зменшенням і удосконаленням комп'ютерів, їх негативний вплив на екологію зменшується.

Тому вчені підкреслюють важливість вторинного використання обладнання. Перш ніж викинути «гаджет» в сміття, краще остаточно переконатися, що він не підлягає відновленню і тільки потім звертатися в конфігуратор комп'ютера. Можливо, він буде частково корисний в іншій збірці.

Використання енергоефективного комп'ютерного обладнання може дати значну економію в довгостроковій перспективі. Перехід на цифровий документообіг і застосування хмарних сховищ для взаємодії між відділами дозволяють знизити витрати на папір, одночасно сприяючи більш ефективному використанню природних ресурсів.

Зростаюча увага з боку суспільства до проблем захисту навколишнього середовища означає, що екологічні питання більше не можуть бути ігноруватися сучасними підприємствами. Багато підприємств вже усвідомили, що застосування відповідального підходу до екологічних питань не тільки може потенційно скоротити експлуатаційні витрати, але також дозволяє зміцнити імідж компанії в очах споживачів.

РОЗДІЛ VI. ОХОРОНА ПРАЦІ

Темпи зростання числа користувачів ПЕОМ неухильно зростають. Одночасно з цим стає все більш очевидною можлива небезпека для здоров'я працюючих на ПЕОМ.

Навіть виробники оргтехніки та комп'ютерів заздалегідь попереджають про небезпеку ПЕОМ. Так, наприклад, цей текст написаний на зворотному боці клавіатури Microsoft Internet Keyboard.

Робота з клавіатурою або мишею може викликати серйозні захворювання і травми. Тривала робота за комп'ютером, як і багато інших видів діяльності, іноді супроводжується неприємними відчуттями в кистях рук, передпліччях, в області плечей і шиї, а також інших частинах тіла. При постійних або повторюваних нездужаннях, болях, пульсаціях, поколюваннях, оніміння, почуття печіння або погіршення рухливості необхідно звернутися до лікаря, навіть якщо ці симптоми виникають не під час роботи на комп'ютері.

Вони можуть бути пов'язані з болючими, а іноді і приводять до інвалідності травмами і захворюваннями нервової системи та опорно-рухового апарату. До захворювань опорно-рухового апарату відносяться синдром зап'ястного каналу, тендовагініт, тендосиновіт тощо.

КАФЕДРА АКІК

НАУ 20 14 97 000 ПЗ

Розроб.	Радучич Д.С.			Охорона праці	Літ.	Арк.	Акрушів
Керівник	Синеглазов В.М.						
Консульт.	Козлітін О.О.				151 231М		
Н.контр.	Тупіцин М.Ф.						
Зав.кафедри	Синеглазов В.М.						

КАФЕДРА АКІК

НАУ 20 14 97 000 ПЗ

<i>Розроб.</i>	<i>Радучич Д.С</i>			<i>Охорона праці</i>	<i>Літ.</i>	<i>Арк.</i>	<i>Акрушів</i>
<i>Керівник</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						
<i>Консульт.</i>	<i>Козлітін О.О.</i>				<i>151 231М</i>		
<i>Н.контр.</i>	<i>Тупіцин М.Ф.</i>						
<i>Зав.кафедри</i>	<i>Синеглазов В.М.</i>						

6.1. Вимоги до техніки безпеки, протипожежні заходи

В даний час персональні комп'ютери широко використовуються в усіх організаціях. Впровадження комп'ютерних технологій принципово змінило характер праці і вимоги до організації та охорони праці.

Недотримання вимог безпеки призводить до того, що через деякий час роботи за комп'ютером співробітник починає відчувати певний дискомфорт: у нього виникають головні болі і різь в очах, з'являються втома і дратівливість.

У деяких людей порушується сон, погіршується зір, починають хворіти руки, шия, поперек тощо.

До найбільш поширених помилок, пов'язаних із забезпеченням умов праці працюючих на комп'ютерах відносяться:

- недостатні площа і об'єм виробничого приміщення;
- недотримання вимог, що пред'являються до температури і вологості робочих приміщень;
- низький рівень освітленості в приміщеннях і на робочих поверхнях апаратури;
- підвищений рівень низькочастотних магнітних полів від моніторів;
- довільна розстановка техніки і порушення вимог організації робочих місць;
- недотримання вимог до режимів праці і відпочинку;
- надмірна виробниче навантаження працівників.

Приміщення, де розміщуються робочі місця з ПЕОМ, повинні бути обладнані захисним заземленням (зануленням) відповідно до технічних вимог з експлуатації. Не слід розміщувати робочі місця з ПЕОМ поблизу силових кабелів і вводів, високовольтних трансформаторів, технологічного обладнання, що створює перешкоди в роботі ПЕОМ.

Для освітлення приміщень з ПЕОМ слід застосовувати світильники з дзеркальними параболічними ґратами, укомплектованими електронними пускорегулюючими апаратами (ЕПРА).

При розміщенні робочих місць з ПЕОМ відстань між робочими столами з відеомоніторами (у напрямі тилу поверхні одного відеомонітора і екрану іншого відеомонітора) повинно бути не менше 2,0 м, а відстань між бічними поверхнями відеомоніторів - не менше 1,2 м.

Екран відеомонітора повинен знаходитися від очей користувача на відстані 600 - 700 мм, але не ближче 500 мм з урахуванням розмірів алфавітно-цифрових знаків і символів.

Клавіатуру слід розташовувати на поверхні столу на відстані 100 - 300 мм від краю, зверненого до користувача, або на спеціальній, регульованій по висоті робочій поверхні, відокремленої від основної стільниці.

В випадках, коли характер роботи вимагає постійної взаємодії з ВДТ (набір текстів чи введення даних і т.п.) з напруженою увагою і зосередженістю, при виключенні можливості періодичного перемикавання на інші види трудової діяльності, не пов'язані з ПЕОМ, рекомендується організація перерв на 10 - 15 хв. через кожні 45 - 60 хв. роботи.

Під час регламентованих перерв з метою зниження нервово-емоційного напруження, стомлення зорового аналізатора, усунення впливу гіподинамії і гіпокінезії, запобігання розвитку позотонических втоми доцільно виконувати комплекси різних вправ.

Однак виробництво обчислювальної техніки є досить "брудним" з екологічної точки зору. Забруднення піддається як атмосфера (при виробництві паяльних робіт), так і водні басейни, в які скидаються

стічні води, використані в ході технологічного процесу виготовлення друкованих плат.

6.2. Розробка заходів щодо забезпечення безпеки праці

6.2.1. Забезпечення заходів безпеки по електромагнітним випромінюванням

Монітор повинен відповідати стандарту ТСО-99,2002 захисту від впливу електричних і магнітних полів, а так само відповідати СанПіН 2.2.2./2.41340-30 по електромагнітному випромінюванню і електростатичного поля.

Для того щоб знизити вплив випромінювань і полів при роботі з монітором, необхідно підтримувати відстань від монітора до користувача 450 - 700 мм.

Схеми розміщення робочих місць повинні враховувати відстані між робочими столами з відеомоніторами (у напрямі тилу поверхні одного відеомонітора і екрану іншого відеомонітора), яке повинно бути не менше 2,0 м, а відстань між бічними поверхнями відеомоніторів - не менше 1,2 м.

Також необхідно підтримувати правильну організацію праці та відпочинку. Згідно з рекомендаціями НДІ гігієни праці та профзахворювань АМН РФ робочий день за комп'ютером повинен бути не більше 6 годин, з додатковими перервами по 3 хвилини через кожні півгодини, а через 2 години роботи по 15 - 20 хвилин.

6.2.2. Зниження навантаження на очі

Втома зору при роботі з комп'ютером викликається мерехтінням, тремтінням зображення на екрані. Більш за все страждають оператори,

що займаються виведенням даних і зчитуванням текстової інформації, тому, що чим дрібніше символ, тим більше навантаження на зір.

Виникненню зорового стомлення сприяє використання несприятливих колірних поєднань і неправильна організація освітлення в приміщенні. Яскраве і нерівне висвітлення викликає небажані віддзеркалення, відблиски на екрані.

Монітор, який використовується при роботі, повинен мати гігієнічний сертифікат і маркування відповідності стандарту.

Конструкція монітора повинна забезпечувати можливість фронтального спостереження екрана шляхом повороту корпусу в горизонтальній площині навколо вертикальної осі і у вертикальній площині навколо горизонтальної з фіксацією в заданому положенні.

Верхньої частини і системного блоку повинні бути пофарбовані в матовий світло-сірий світло, що забезпечує дифузне розсіювання світла; коефіцієнт відображення - 0,42.

Для того щоб зменшити навантаження на зір людини, треба враховувати наступні рекомендації. При роботі з монітором відстань від монітора до користувача має дорівнювати 600 - 700 мм. Екран дисплея по висоті повинен бути розташований так, щоб кут між нормаллю до центра екрана і горизонтальною лінією погляду становив 20 градусів.

У горизонтальній площині кут спостереження екрана не повинен перевищувати 60 градусів.

Документ для введення даних рекомендується розташовувати на відстані 450-500 мм від очей оператора, переважно зліва, при цьому кут між екраном дисплея і документом у горизонтальній площині повинен складати 30-40 градусів. Кут нахилу клавіатури має дорівнювати 15 градусів.

Екран дисплея, документи і клавіатура мають у своєму розпорядженні так, щоб перепад яркостей поверхонь, що залежить від їх розташування щодо джерела світла, не перевищував 1:10 (рекомендованій значення 1: 3). При номінальних значеннях яркостей зображення на екрані 50-100 кд / м² освітленість документа повинна становити 300-500 лк.

Хороший результат зниження стомлюваності при роботі при роботі з комп'ютером дає правильна організація праці та відпочинку. Згідно з рекомендаціями НДІ гігієни праці та профзахворювань АМН РФ робочий день за комп'ютером повинен бути не більше 6 годин, з додатковими перервами по 3 хвилини через кожні півгодини, а через 2 години роботи по 15-20 хвилин.

Природне освітлення повинно здійснюватися через світлові прорізи, орієнтовані переважно на північ і північний схід і забезпечувати коефіцієнт природної освітленості (КПО) не нижче 1,2% в зонах зі стійким сніжним покривом і нижче 1,5% на решті території.

6.2.3. Зниження навантаження на кістково-м'язовий апарат

Нерухома напружена поза оператора, протягом тривалого часу прикутого до екрана дисплея, призводить до втоми, виникнення болю в хребті, шії, плечових суглобах. А інтенсивна робота з клавіатурою і мишкою викликає больові відчуття в ліктьових суглобах, передпліччях, зап'ястях, в кистях і пальцях рук.

Конструкція клавіатури, монітора, робочого місця повинна відповідати СанПіН 2.2.2./2.41340-30.

Вимоги до мікроклімату

Робота комп'ютерів і допоміжних пристроїв пов'язана з виділенням тепла. При високій температурі повітря у людей, що працюють в приміщеннях, виникає перегрів організму, що призводить до

підвищеного виділення поту і зниження працездатності. Користувач втрачає увагу, що може позначитися на результатах його роботи. Робота користувача за енерговитратами організму відноситься до 1 категорії робіт, тобто робіт легкої категорії, яка виконується сидячи і витрати енергії не перевищують 150 Ккал / год. Цій категорії відповідають оптимальні норми параметрів мікроклімату, наведені в таблиці 2

Для створення оптимальних метеоумов до приміщенні застосовують поєднання природної вентиляції з кондиціонуванням повітря.

Вимоги щодо запобігання шумів

Персональні комп'ютери є джерелами шуму. Шум виникає внаслідок роботи вентилятора, що знаходиться в корпусі комп'ютера, і віброакустичних шумів на верхньому порозі чутності, вироблених рядковим трансформатором дисплея. Так само присутні шуми, що видаються накопичувачами на жорсткому і м'якому магнітних дисках.

Всі ці шуми в цілому надають досить сильний вплив на психіку і загальний стан людини, викликаючи почуття невпевненості, обмеженості, тривоги, поганого самопочуття, що проводить до зниження продуктивності праці, виникнення помилок. На робочих місцях в приміщеннях для розміщення гучних агрегатів обчислювальних машин (принтери, сканери) рівень шуму не повинен перевищувати 75 дБА.

Щоб зменшити рівень шумів в приміщенні, використовують звукоізолюючі перепони, стіни і стелі обробляють спеціальними пористими плитами, добре поглинають звук.

Висновки до розділу VI

На робочому місці були забезпечені заходи щодо захисту людини і навколишнього середовища від шкідливого впливу персональних комп'ютерів і враховані всі вимоги відповідних санітарних правил і норм.

З огляду на, що всі розглянуті вище фактори ризику при роботі з персональним комп'ютером прямо пропорційні часу, проведеного за комп'ютером і поблизу нього були встановлені режими праці і відпочинку. Час безперервної роботи з екраном не перевищувало 1,5 - 2 години. Тривалість перерви для відпочинку становила від 5 до 15 хвилин.

Для захисту від шкідливого електромагнітного випромінювання ПК, впливу ПК на зір людини, а також захворювань м'язів і суглобів забезпечені заходи .

Дипломна робота виконана з дотриманням всіх вимог нормативно-технічної та супровідної документації по зберіганню, транспортуванню, використанню і утилізації стільникового полікарбонату, а також пічного (банного і опалювального) обладнання. Особливих заходів безпеки при зберіганні, транспортуванні, використанні даної продукції не потрібно.

ВИСНОВКИ

Завдяки даній дипломній роботі було проведено роботу над ознайомленням, опрацюванням та аналізом усіх матеріалів в результаті чого сформувались наступні результати та висновки:

1) Медицина як система наукових знань розвивається швидше, ніж її здатна вивчати людина. Однак це не означає, що комп'ютер замінить лікарів. Це лише інструмент допомоги. Без впровадження штучного інтелекту розвиток охорони здоров'я загальмується, а ефективність боротьби з важко визначеними захворюваннями знизиться.

2) Виконано огляд інтелектуальних медичних систем, а саме: використання штучного інтелекту в медичних діагностичних системах. Проаналізовано штучні нейронні мережі та їх класифікації. Розглянуто структури інтелектуальних медичних діагностичних систем. В результаті чого було сформульовано постановку задачі обробки медичних зображень.

3) Потім ми сформували фундаментальні поняття нейронної мережі UNET та її особливостей, таких як:

- Топологія;
- Математична модель шарів;
- Параметри.

Здійснено огляд методів структурно-параметричного синтезу нейронної мережі UNET.

4) На основі глибокого вивчення топологій та структур НМ, зроблено висновок, що нейронна мережа UNET є оптимальною для вирішення задач сегментації зображень.

5) Досліджено, що немає жодного алгоритму машинного навчання, який може працювати на всіх видах наборів даних.

6) Розроблена автоматизована система повністю відповідає поставленій технічній задачі. У даній програмі були реалізовані наступні процедури: зчитування зображення, первинна обробка (масштабування, нормування) та сегментація зображення за допомогою нейронної мережі UNET.

8) У ході тестування програми було проведено серію експериментів для аналізу якості сегментації для різної кількості зображень та діагностування хвороби легень. Результати подано у вигляді зображень.

9) Під час тестування вибірки з 11 зображень згорткова нейронна мережа абсолютно точно сегментувала усі зображення та в 4 випадках діагностувала наявність хвороби легень з ймовірністю більше 50%.

10) Досягнута максимальна ймовірність точності діагностування об'єктів, а саме – 72%.

11) Результати роботи представлені у вигляді таблиць та зображень.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. . Crick, F. H. C. and Mitchison, G. (1983). The function of dream sleep. *Nature*, 304, 111–114.
2. Ackley, D. H., Hinton, G. E., and Sejnowski, T. J. (1985). A learning algorithm for Boltzmann machines. *Cognitive Science*, 9, 147–169.
3. Alain, G. and Bengio, Y. (2013). What regularized auto-encoders learn from the data generating distribution. In *ICLR'2013*, arXiv:1211.4246 .
4. Alain, G., Bengio, Y., Yao, L., Ёric Thibodeau-Laufer, Yosinski, J., and Vincent, P. (2015). GSNs: Generative stochastic networks. arXiv:1503.05571.
5. Allen, R. B. (1987). Several studies on natural language and back-propagation. In *IEEE First International Conference on Neural Networks*, volume 2, pages 335–341, San Diego.
6. Anderson, E. (1935). The Irises of the Gasp  Peninsula. *Bulletin of the American Iris Society*, 59, 2–5.
7. Ba, J., Mnih, V., and Kavukcuoglu, K. (2014). Multiple object recognition with visual attention. arXiv:1412.7755 .
8. Bachman, P. and Precup, D. (2015). Variational generative stochastic networks with collaborative shaping. In *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning, ICML 2015, Lille, France, 6–11 July 2015*, pages 1964–1972.
9. Bacon, P.-L., Bengio, E., Pineau, J., and Precup, D. (2015). Conditional computation in neural networks using a decision-theoretic approach. In *2nd Multidisciplinary Conference on Reinforcement Learning and Decision Making (RLDM 2015)*.

10. Bagnell, J. A. and Bradley, D. M. (2009). Differentiable sparse coding. In D. Koller, D. Schuurmans, Y. Bengio, and L. Bottou, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems 21 (NIPS'08)*, pages 113–120.
11. Bahdanau, D., Cho, K., and Bengio, Y. (2015). Neural machine translation by jointly learning to align and translate. In *ICLR'2015*, arXiv:1409.0473.
12. Bahl, L. R., Brown, P., de Souza, P. V., and Mercer, R. L. (1987). Speech recognition with continuous-parameter hidden Markov models. *Computer, Speech and Language*, 2, 219–234.
13. Baldi, P. and Hornik, K. (1989). Neural networks and principal component analysis: Learning from examples without local minima. *Neural Networks*, 2, 53–58.
14. Baldi, P., Brunak, S., Frasconi, P., Soda, G., and Pollastri, G. (1999). Exploiting the past and the future in protein secondary structure prediction. *Bioinformatics*, 15(11), 937–946.
15. Baldi, P., Sadowski, P., and Whiteson, D. (2014). Searching for exotic particles in high-energy physics with deep learning. *Nature communications*, 5.
16. Ballard, D. H., Hinton, G. E., and Sejnowski, T. J. (1983). Parallel vision computation. *Nature*.
17. Barlow, H. B. (1989). Unsupervised learning. *Neural Computation*, 1, 295–311.
18. Barron, A. E. (1993). Universal approximation bounds for superpositions of a sigmoidal function. *IEEE Trans. on Information Theory*, 39, 930–945.

19. Bartholomew, D. J. (1987). Latent variable models and factor analysis. Oxford University Press.
20. Basilevsky, A. (1994). Statistical Factor Analysis and Related Methods: Theory and Applications. Wiley.
21. Bastien, F., Lamblin, P., Pascanu, R., Bergstra, J., Goodfellow, I. J., Bergeron, A., Bouchard, N., and Bengio, Y. (2012). Theano: new features and speed improvements. Deep Learning and Unsupervised Feature Learning NIPS 2012 Workshop.
22. Basu, S. and Christensen, J. (2013). Teaching classification boundaries to humans. In AAI'2013.
23. Baxter, J. (1995). Learning internal representations. In Proceedings of the 8th International Conference on Computational Learning Theory (COLT'95), pages 311–320, Santa Cruz, California. ACM Press.
24. Bayer, J. and Osendorfer, C. (2014). Learning stochastic recurrent networks. ArXiv e-prints.
25. Becker, S. and Hinton, G. (1992). A self-organizing neural network that discovers surfaces in random-dot stereograms. *Nature*, 355, 161–163.
26. Behnke, S. (2001). Learning iterative image reconstruction in the neural abstraction pyramid. *Int. J. Computational Intelligence and Applications*, 1(4), 427–438.

ВІДГУК

керівника дипломного проекту (роботи)

студента факультету _____ аеронавігації, електроніки та телекомунікацій

(назва факультету)

Національного авіаційного університету _____ Радучич Денис Сергійович

(прізвище, ім'я, по батькові студента(ки))

Керівник дипломної роботи _____

(посада ,

вчений ступінь та звання)

_____ (прізвище, ім'я, по батькові)

“ ___ ” _____ 2020 р.

Дипломну роботу студента Радучича Дениса Сергійовича присвячено розробці інтелектуальної медичної діагностичної системи на базі нейронних мереж UNET.

Зміст дипломної роботи повністю відповідає затвердженій темі та завданню дипломної роботи.

За час роботи над дипломною роботою студент Радучич Д.С. проявив вміння працювати з науково-технічною літературою, аналізувати теоретичний і дослідницький матеріал.

В роботі студента Радучича Д.С. проведено:

- розгляд проблем діагностування хвороби легенів;
- аналіз переваг та недоліків нейронної мережі UNET;

- обґрунтування необхідності використання структурно-параметричного алгоритму синтезу нейронної мережі UNET;
- розробка математичної моделі шарів нейронної мережі;
- реалізація програмного забезпечення сегментації зображень комп'ютерної томографії легенів та подальшої діагностики хвороби.

Пояснювальна записка дипломної роботи написана технічно грамотною мовою, графічні матеріали відповідають існуючим нормам ДСТУ.

Враховуючи вищенаведене вважаю, що дипломна робота виконана на високому рівні і заслуговує оцінки “добре”, а її автор Радучич Денис Сергійович присвоєння кваліфікації “магістр” з авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів..

Керівник дипломної роботи

“ _____ ” _____ 2020 р.

Пам'ятка керівнику дипломного проекту (роботи)

Відгук пишеться в довільній формі на даному бланку. У відгуку необхідно відобразити:

1. Відповідність виконаного студентом дипломного проекту (роботи) затвердженому завідувачем кафедри завданню.
2. Виконання студентом узгодженого з керівником календарного плану роботи над дипломним проектом (роботою).
3. Ступень самостійності студента і його здатність застосовувати набуті теоретичні знання та практичні вміння для вирішення професійних задач діяльності відповідно до вимог освітньо-кваліфікаційної характеристики фахівця.
4. Вмінні працювати з літературними джерелами, аналізувати теоретичний та практичний матеріал.

5.Рівень використання обчислювальної техніки під час виконання дипломного проекту (роботи)

6.Знання та дотримання вимог ДСТУ.

7.Якість оформлення пояснювальної записки та графічного матеріалу.

У кінці відгуку керівник дає характеристику в цілому про рівень виконаного дипломного проекту (роботи) і висловлює свою думку щодо можливості присвоєння студенту кваліфікації фахівця певного освітньо-кваліфікаційного рівня державною екзаменаційною комісією.

НАЦІОНАЛЬНИЙ АВІАЦІЙНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ

на дипломний проект (роботу) студента _____ факультету

аеронавігації, електроніки та телекомунікацій

(найменування факультету)

Радучич Денис Сергійович

(прізвище, ім'я, по батькові студента)

Рецензент _____

(посада, вчений ступінь та звання, прізвище, ім'я, по батькові)

“ _____ ” _____ 2020 р.

На рецензію представлено пояснювальну записку дипломної роботи студента Радучича Дениса Сергійовича на тему “Інтелектуальна медична діагностична система на базі нейронних мереж UNET”.

В роботі показано та аргументовано необхідність використання гібридної нейронної мережі UNET для задачі сегментації зображення та подальшого діагностування хвороби легенів.

У роботі проведено аналіз методів і засобів обробки зображень.

Пропонується розробка математичної моделі гібридної нейронної мережі.

Проведено дослідження математичної моделі нейронної мережі UNET. Аргументовано важливість використання даної нейронної мережі. Детально розглянуто питання шарів математиної моделі.

Представлено доцільність використання нейронної мережі UNET та використання структурно-параметричного алгоритму синтезу нейронної мережі. Обґрунтовано вибір генетичного алгоритму, як методу оптимізації гібридної нейронної мережі.

Розглянуто топологію нейронної мережі UNET. Розказано про переваги та недоліки кожної з мереж та необхідність їх поєднання у гібридну нейронну мережу.

Як результат проведеної роботи розроблено програмне забезпечення діагностування хвороби легенів, а саме оптимізація та пришвидшення роботи лікарів.

Як приклад у роботі показано комп'ютерна томографія легенів та продемонстровано результати діагностики хвороби легень.

Для реалізації покращеної роботи діагностики, необхідна база даних зображень комп'ютерної томографії легень.

Пояснювальна записка дипломної роботи написана технічно грамотною мовою, графічні матеріали відповідають існуючим нормам СТУ.

До недоліків дипломної роботи можна віднести відсутність можливості діагностування інших хвороб.

Незважаючи на вищевказане дипломна робота в цілому виконана на високому рівні і заслуговує оцінки “відмінно”, а її автор Радучич Денис Сергійович присвоєння кваліфікації “магістр” з авіаційних комп'ютерно-інтегрованих комплексів.

Рецензент _____

—

З рецензією ознайомлений (а) _____

(підпис студента)

“ _____ ” _____ 2020 р.

ПАМ'ЯТКА РЕЦЕНЗЕНТУ

Рецензія пишеться в довільній формі. В рецензії необхідно відмітити:

8. Відповідність виконаного студентом дипломного проекту (роботи) затвердженій темі та завданню.

9. Повноту виконання завдання, глибину опрацювання поставлених задач, вірність прийнятих рішень.

10.Цілеспрямованість, новизну та якість проведених досліджень.

11.Науково-технічний рівень опрацювання питань експлуатації та технологічність розроблених пристроїв

12.Рівень використання комп'ютерної техніки під час виконання дипломного проекту (роботи)

13.Рівень вирішення питань наукової організації праці, охорони праці та навколишнього середовища тощо.

14.Вміння працювати з літературними джерелами, аналізувати теоретичний та практичний матеріал.

15.Стиль та оформлення пояснювальної записки.

16.Виявлені недоліки в дипломному проекті (роботі).

17.Якість оформлення графічного матеріалу та його відповідність вимогам діючих стандартів.

В кінці рецензії рецензент дає мотивовану оцінку дипломному проекту (роботі) в цілому за чотирибальною системою (відмінно, добре, задовільно, незадовільно) і робить висновок про можливість присвоєння автору

проекту (роботи) кваліфікації фахівця відповідного освітньо-кваліфікаційного рівня за даною спеціальністю.