

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерної інженерії та управління
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Модель комп'ютерної системи людино-машинного
спілкування

(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КСМм-23-1
Меденицький О.Д.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерні системи та мережі
(повна назва освітньої програми)

Керівник: проф. Кучук Н.Г.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ЕОМ

(підпис)

Коваленко А.А.

(прізвище, ініціали)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ комп'ютерної інженерії та управління _____

Кафедра _____ електронних обчислювальних машин _____

Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Спеціальність _____ 123 «Комп'ютерна інженерія» _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-професійна _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма _____ Комп'ютерні системи та мережі _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

“ _____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту _____ Меденицькому Олексію Дмитровичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Модель комп'ютерної системи людино-машинного спілкування _____

затверджена наказом по університету від “ 22 ” листопада 2024 р. № 1237 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії _____ 20 січня 2025 р.

3. Вхідні дані до роботи _____ С++, середа Visual Studio 2010, операційна система –Windows
або Linux, 1Гб оперативної пам'яті ПК процесор на 1ГГц, 100Мб вільної пам'яті на _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі _____

1) аналіз інформаційних людино-машинних систем _____

2) моделювання роботи людини-оператора у системі «людина-дисплей» _____

3) дослідження комп'ютерної системи та очисювальних експериментів _____

4) висновки. _____

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) _____

Слайд-презентація – 13 слайдів _____

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Огляд інформаційних людино-машинних систем	26.11.24-30.11.24	
2	Вибір та обґрунтування методики	02.12.24-05.12.24	
3	Вибір інструментальних засобів	06.12.24-10.12.24	
4	Розробка моделі КС	11.12.24-21.12.24	
5	Проведення експериментів	23.12.24-03.01.25	
6	Оформлення матеріалів кваліфікаційної роботи	04.01.25-07.01.25	
7	Подання кваліфікаційної роботи її попередній захист	08.01.25-11.01.25	
8	Подання кваліфікаційної роботи на рецензування	13.01.25-17.01.25	

Дата видачі завдання 25 листопада 2024 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

проф. Кучук Н.Г.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 58 с., 13 рис., 8 табл., 1 дод., 20 джерел.

КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА, КАРТИ КОХОНЕНА, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ЛЮДИНА-МАШИНА, ЛЮДИНА-ОПЕРАТОР.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка моделі роботи людини-оператора при вирішенні задачі розпізнавання та класифікації зображень, а також комп'ютерної системи нейромережевого розпізнавального комплексу, заснованого на даній моделі.

У ході виконання кваліфікаційної роботи проведено аналіз систем "людина-машина" і "людина-комп'ютер" показав, що найбільший інтерес представляють інформаційні системи, які використовуються для отримання інформації, необхідної для розпізнавання зображень та прийняття рішень людиною-оператором, що сприймає інформацію з екрана дисплея комп'ютера.

Було розроблено КС для моделювання багат шарових нейронних мереж прямого поширення, карт Кохонена, що самоорганізуються, і гібридних нейронних мереж.

ABSTRACT

Master's thesis: 58 pages, 13 figures, 8 tables, 1 appendices, 20 sources.

COMPUTER SYSTEM, KOHONEN MAPS, NEURAL NETWORKS,
HUMAN-MACHINE, HUMAN-OPERATOR.

The major goal of this thesis is develop a model of the work of a human operator in solving the problem of image recognition and classification, as well as a computer system of a neural network recognition complex based on this model.

During the qualification work, an analysis of the "human-machine" and "human-computer" systems was carried out and showed that the greatest interest is represented by information systems that are used to obtain information necessary for image recognition and decision-making by a human operator who perceives information from the computer display screen.

A CS was developed for modeling multilayer feedforward neural networks, self-organizing Kohonen maps, and hybrid neural networks.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	7
ВСТУП	8
1 АНАЛІЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ЛЮДИНО-МАШИННИХ СИСТЕМ.....	10
1.1 Основні поняття інженерної психології	10
1.2 Основні характеристики системи «людина-машина».....	13
1.3 Роль людини в системі «людина-машина»	16
2 МОДЕЛЮВАННЯ РОБОТИ ЛЮДИНИ-ОПЕРАТОРА У СИСТЕМІ «ЛЮДИНА-ДИСПЛЕЙ»	21
2.1 Побудова імітаційної моделі людини-оператора.....	21
2.2 Імітаційне моделювання з розпізнавання зображень людиною- оператором.....	24
2.3 Оцінка зорової втоми людини-оператора в експерименті з розпізнавання зображень.....	28
3 ДОСЛІДЖЕННЯ КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ТА ОЧИСЮВАЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ.....	34
3.1 Загальна схема роботи комп'ютерної системи	34
3.2 Комп'ютерне моделювання нейромережевого класифікатора та експеримент з операторами.....	41
ВИСНОВКИ.....	48
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	49
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	51

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ
І ТЕРМІНІВ

АРМ – автоматизоване робоче місце

ЗВІ – засоби відображення інформації

СЛМ – система «людина-машина»

КО – керований об'єкт

КС – комп'ютерна система

ЕОМ – електронно-обчислювальна машина

УСМ – узагальнений структурний метод

SOM – self-organizing map

UML – unified modeling language

ВСТУП

Зближення технологій, що підвищують можливості людини в освоєнні біотехнологій, інформаційних технологій та когнітивних наук, є одним із сучасних напрямків у розвитку науки та техніки. Про важливість та актуальність цього напрямку можна судити тому, що цю проблему обговорювали у доповіді міністерства оборони Великобританії «Стратегічний контекст майбутнього» та на конференції «Конвергенція технологій, що підвищують можливості людини: нанотехнології, біотехнології, інформаційні технології та когнітивні науки». Цю конференцію провела група із вивчення проблем національної безпеки США. Реальне зближення фундаментальних та прикладних досліджень здійснюється Агентством з проривних дослідницьких проєктів у галузі оборони США (DARPA) та японською програмою ERATO (Exploratory Research for Advanced Technology).

Результати таких досліджень призведуть до кібернетики до того, що максимально зблизяться можливості природного та штучного інтелектів за рахунок освоєння нейроподібних обчислювальних технологій. У військовій техніці – до розвитку інтерфейсів для системи «людина-машина», розробки систем, що імітують поведінку водіїв та пілотів бронетанкової та авіаційної техніки, підводних човнів, кораблів, розвитку більш досконалих методів навчання та тренування військовослужбовців. Йде реальне фінансування досліджень, спрямованих на зближення біо- та інформаційних технологій, внаслідок чого настає якісно новий етап розвитку та дослідження людино-машинних систем, у яких перерозподіляються функції між штучним та природним інтелектами.

Метою роботи є розробка моделі роботи людини-оператора при вирішенні задачі розпізнавання та класифікації зображень, а також нейромережевого розпізнавального комплексу, заснованого на даній моделі.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання.

1. Розробити структурну модель роботи людини-оператора в системі «людина-дисплей» на підставі досліджень у галузі інженерної та когнітивної психології, психофізики та теорії статистичних рішень.
2. На основі структурної моделі розробити методику натурального експерименту та провести експеримент із групою операторів.
3. Дослідити можливість та особливості застосування нейронних мереж для імітаційного моделювання роботи людини-оператора, що розпізнає зображення на екрані дисплея комп'ютера.

1 АНАЛІЗ ІНФОРМАЦІЙНИХ ЛЮДИНО-МАШИННИХ СИСТЕМ

1.1 Основні поняття інженерної психології

Інженерна психологія є галузь науки, що вивчає особливості та закономірності відносин між людиною і технікою. Традиційним визначенням інженерної психології вважатимуться таке висловлювання [3]: «Інженерна психологія – є наукова дисципліна, вивчає об'єктивні закономірності процесів інформаційного взаємодії людини і техніки з використання їх у практиці проектування, створення та вивчення СЛМ». Таким чином, предметом інженерної психології є система «людина-машина» (як синонім часто використовуються поняття «антропотехнічна система», «ергатична система», «ерготехнічна система», «система «людина-техніка»). Головним суб'єктом праці інженерної психології є «оператор» (той, хто з допомогою інформаційних процесів взаємодіє зі складною інформаційною системою). Мета інженерної психології – створення психологічних основ для проектування обладнання з урахуванням впливу «людського фактора» та підвищення продуктивності системи «людина-машина».

Розглядаючи поняття системи "людина-машина", слід звернути увагу на деякі термінологічні особливості. Крім терміна система «людина – машина», у науковій літературі можна зустріти й інші, подібні терміни: антропотехнічна система, ергатична система, система «людина-техніка», система «оператор-машина» та ін.

Виходячи з предмета та мети інженерної психології, можна зробити висновок, що ця наукова дисципліна знаходиться на стику технічних та психологічних наук. Суміжною з інженерною психологією дисципліною є також ергономіка. Ергономіка – галузь науки, що вивчає людину та її діяльність в умовах виробництва, з метою вдосконалення знарядь, умов і процесу праці [4, 3]. Предметом дослідження ергономіки, як і інженерної

психології, є системи «людина-машина», зокрема і так звані ерготичні системи [3].

Оскільки інженерна психологія перебуває в стику технічних і психологічних наук, розгорнуто відповісти питанням «Що вивчає інженерна психологія?» можна двома способами [1].

Як психологічна наука інженерна психологія вивчає психічні та психофізіологічні процеси та властивості людини, з'ясовуючи, які вимоги до окремих технічних пристроїв та побудови СЛМ загалом впливають з особливостей людської діяльності, тобто вирішує завдання пристосування техніки та умов праці до людини.

Як технічна наука інженерна психологія вивчає принципи побудови складних інформаційних систем, пости та пульти управління, кабіни машин, технологічні процеси для з'ясування вимог, що висуваються до психологічних, психофізіологічних та інших властивостей людини-оператора.

У своєму розвитку інженерна психологія пройшла два основні етапи. Характерним йому є підхід, що з аналізу систем «людина - машина» основну увагу приділяє техніці, а не оператору (машиноцентричний підхід). При цьому людина розглядається як проста ланка СЛМ тобто окремо взятих сигналів, з яких інформація передається людині. керуючих рухів. Ці дослідження дали корисні результати. Вони дозволили розробити інженерно-психологічні вимоги до різних типів засобів відображення інформації та органів управління, до їх взаємного розташування, послідовності використання тощо. Тому накопичені в цих дослідженнях дані мають обмежене застосування.

Виникнення інженерної психології передувало розвиток фізіології та антропології, а також практичної діяльності, пов'язаної з безпекою та організацією праці. трактуванні значущості людського чинника у системі «людина-машина». пристосовувати техніку і схему її функціонування до людини чи колективу, а й формувати їх здібності відповідно до вимог, які

пред'являє до них сучасна техніка. систем «людина-машина». Цей етап розвитку інженерної психології називають проєктивним.

У процесі розвитку інженерної психології здійснився перехід від відносно простих і приватних питань до більш складних і загальних. впливає з логіки розвитку інженерної психології як науку і з практичних вимог практики.

Виділяють такі завдання інженерної психології як науки [3]:

1. Розробка теоретичних основ проєктування діяльності людини-оператора з урахуванням специфіки техніки та робочого середовища, що експлуатується.

2. Дослідження закономірностей взаємодії людини з технічними системами та навколишнім середовищем.

3. Розробка принципів створення систем «людина-машина» та алгоритмів діяльності операторів.

4. Вивчення чинників (зокрема психологічних), які впливають діяльність оператора.

5. Знаходження найефективнішого розподілу функцій між людиною та технікою у системі «людина-машина».

6. Вивчення процесів перетворення інформації оператором: прийом інформації, переробка інформації, прийняття рішення, здійснення впливів, що управляють.

7. Узагальнення досвіду створення та експлуатації людино-машинних систем, стандартизація ефективних рішень.

8. Пошук зв'язків між якістю праці та забезпечуючи його ергономічними параметрами.

9. Розробка методології побудови робочих місць та інтерфейсів.

10. Вивчення діяльності груп операторів, процесу їхньої взаємодії.

11. Проєктування та оцінка систем «людина-машина». Це узагальнююче завдання, і за її вирішенні використовуються результати, отримані під час вирішення всіх попередніх завдань.

Як приклади конкретних практичних завдань інженерної психології можна назвати такі: проведення комплексних ергономічних експертиз, проектування довкілля, використання певних стандартів поведінки з виробництва, тощо. Розглянувши завдання інженерної психології, стає очевидною її основна мета – підвищення ефективності систем «людина-машина».

1.2 Основні характеристики системи «людина-машина»

Розглянемо, що предмет вивчення, і які завдання вирішує інженерна психологія. Предмет інженерної психології – процеси та структура інформаційної взаємодії людини та технічних систем, у тому числі прийому, переробки, зберігання інформації, прийняття рішень та психічного регулювання керуючих дій.

Об'єктом інженерної психології є система «людина-машина». Під системою загальної теорії систем розуміється комплекс взаємозалежних і взаємодіючих між собою елементів, призначений на вирішення єдиної завдання [6]. Системи можуть бути класифіковані за різними ознаками. Одним із них є ступінь участі людини в роботі системи. З цієї точки зору розрізняють автоматичні, автоматизовані та неавтоматичні системи. Робота автоматичної системи здійснюється без участі людини. У неавтоматичній системі робота виконується людиною без застосування технічних пристроїв. У роботі автоматизованої системи бере участь і людина, і технічні пристрої. Така система є системою «людина-машина». Таким чином, під СЛМ розуміється система, що складається з людини-оператора (групи операторів) та машини, за допомогою якої він здійснює (вони здійснюють) трудову діяльність. Машинною у разі називаються технічні засоби, використовувані у процесі діяльності. Під оператором в ергономіці та інженерної психології розуміється людина, яка здійснює трудову діяльність, основу якої становить взаємодію з об'єктом

впливу, машиною та середовищем на робочому місці при використанні інформаційної моделі та органів управління.

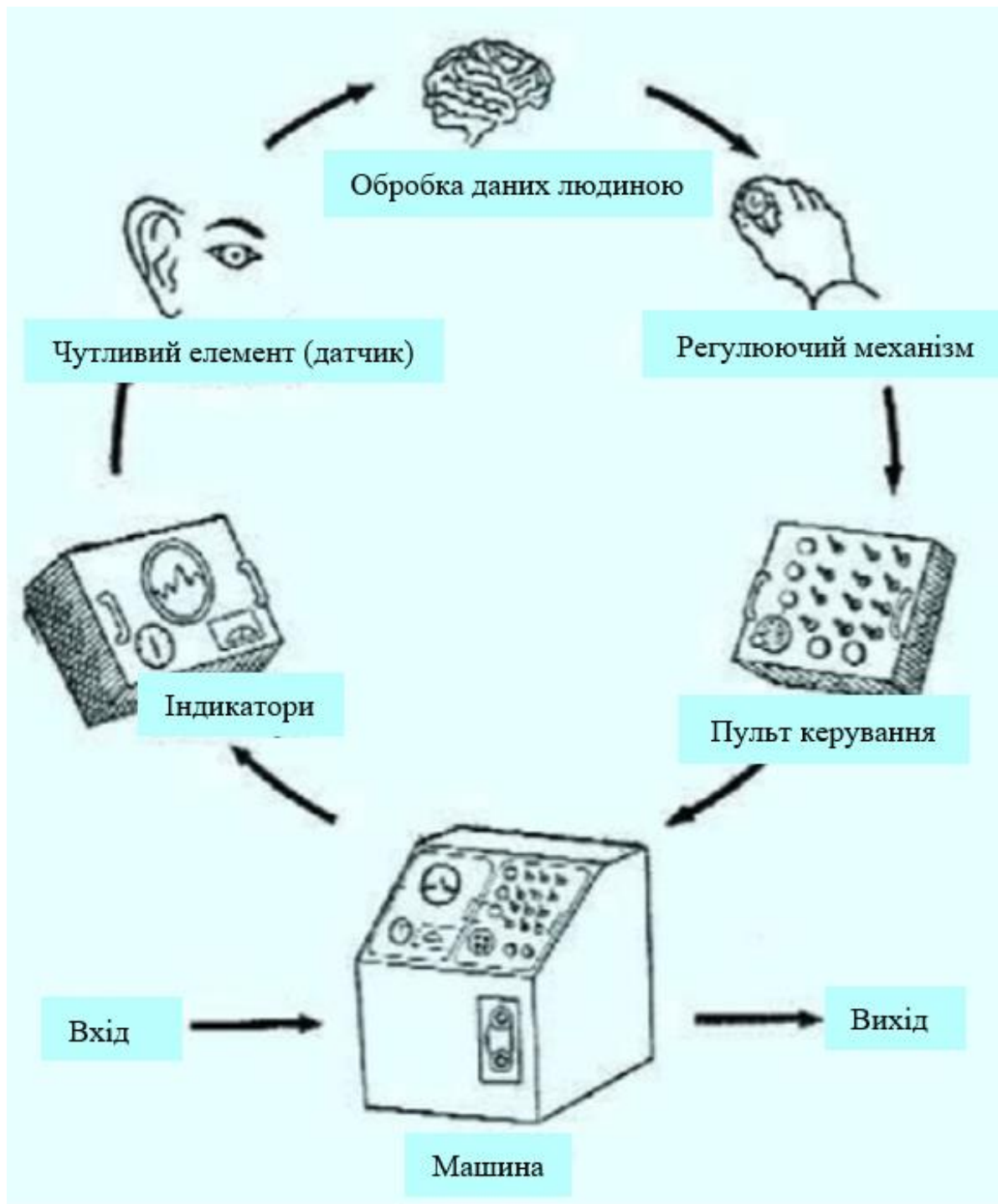


Рисунок 1.1 – Структурна схема системи «людина-машина»

Теорія інженерної психології розглядає функціонування технічних пристроїв та діяльність людини щодо роботи з цими пристроями як єдиний взаємопов'язаний процес. Саме ця концепція призвела до виникнення сучасного поняття системи «людина-машина».

Структурну схему системи «людина-машина» показано на рисунку 1.1. Зміни стану керованого об'єкта (КО) надходять у обчислювальні та логічні пристрої системи та після деякої обробки відображаються на засобах відображення інформації (дисплеях та індикаторах). Отже, оператор сприймає не безпосередньо стан КО, а образ, званий інформаційною моделлю. Інформаційна модель формується за допомогою засобів відображення інформації. Інформаційна модель має із заданою точністю відображати стан КО. Крім того, необхідно враховувати людський фактор – модель повинна відповідати можливостям оператора прийому та переробки інформації. На підставі сприйнятого за допомогою органів чуття стану інформаційної моделі у оператора формується концептуальна модель КО, яка містить отримане оператором уявлення про стан КО. Концептуальна модель порівнюється з деяким еталоном, що зберігається в пам'яті оператора і відображає необхідний стан КО. Після цього оператором приймається рішення про необхідність зміни поточного стану КО. Це рішення передається ефекторам (органи руху), за допомогою яких командна інформація вводиться в машину, внаслідок чого здійснюється переведення КО у потрібний стан. На цьому закінчується цикл регулювання у системі «людина-машина».

Дослідники у сфері інженерної психології виділяють різні типи систем «людина-машина» [6].

Цільове призначення системи надає визначальний вплив на її характеристики і тому є вихідним ознакою. За цільовим призначенням можна назвати такі класи систем.

1. Управляючі системи. Вони основним завданням людини є управління машиною (чи комплексом).

2. Обслуговуючі системи. У таких системах людина контролює стан машинної системи, шукає несправності, здійснює налагодження, налаштування, ремонт тощо. п.

3. Навчальні системи. Системи цього класу виробляють у людини певні навички (технічні засоби навчання, тренажери тощо).

4. Інформаційні системи. Основне завдання інформаційних систем забезпечувати пошук, накопичення або отримання необхідної для людини інформації.

5. Дослідницькі системи. Використовуються для аналізу тих чи інших явищ, моделюванні, пошуку нової інформації, нових завдань.

Особливість керуючих та обслуговуючих систем у тому, що об'єктом цілеспрямованих впливів у яких є машинний компонент системи. У навчальних та інформаційних СЛМ об'єктом впливів є людина. У дослідницьких системах вплив має і ту, й іншу спрямованість.

За ознакою характеристики «людської ланки» можна виділити два класи СЛМ:

- моносистеми, до складу яких входить одна людина та один або кілька технічних пристроїв;
- полісистеми, до складу яких входить певний колектив людей та взаємодіючий з ним комплекс технічних пристроїв.

За типом і структурою машинного компонента можна виділити інструментальні СЛМ, до складу яких як технічні пристрої входять інструменти та прилади. Відмінною рисою цих систем, зазвичай, є вимога високої точності виконуваних людиною операцій.

1.3 Роль людини в системі «людина-машина»

Система «людина-машина» є окремий випадок складних інформаційних систем, у яких функціонування машини та діяльність людини-оператора пов'язані єдиним інформаційним процесом.

Розрізняють кілька типів операторської діяльності. Ці типи класифікуються залежно від основної функції, що виконується людиною-оператором, та частки образного, понятійного, сенсомоторного компонентів, включених в операторську діяльність.

1. Оператор-технолог. Безпосередньо включений в технологічний процес, працює в основному в режимі негайного обслуговування, здійснює переважно виконавські дії, керуючись інструкціями, що чітко регламентують дії, що містять, як правило, повний набір ситуацій і рішень. Це оператори технологічних процесів, автоматичних ліній.

2. Оператор-маніпулятор. Основну роль його діяльності грають механізми сенсомоторної регуляції й у меншій мірі — понятійного і образного мислення. До функцій оператора-маніпулятора належить управління маніпуляторами, роботами.

3. Оператор-спостерігач, контролер. Це класичний тип оператора (оператор станції радіолокації, диспетчер транспортної системи). Для даного типу діяльності характерна велика вага інформаційних та концептуальних моделей. Він може працювати як у режимі негайного, і відставленого обслуговування. Такий тип діяльності є масовим для операторів технічних систем, які працюють у реальному масштабі часу.

4. Оператор-дослідник. Значно більшою мірою у його діяльності використовується апарат понятійного мислення та досвід, закладений у концептуальних моделях. Органи управління грають йому ще меншу роль, а вага інформаційних моделей досить великий. До цієї категорії операторів належать дослідники будь-якого профілю: користувачі обчислювальних систем, дешифрувальники об'єктів (зображень).

5. Оператор-керівник. Він керує не технічними компонентами системи, а іншими людьми. Управління здійснюється як безпосередньо, так і опосередковано через технічні засоби і канали зв'язку. До цієї категорії належать керівники різних рівнів, особи, які приймають відповідальні

рішення, що мають відповідні знання, волю та інтуїцію. Основний режим діяльності оператора-керівника – оперативне мислення.

Найбільш поширеним типом операторської діяльності є робота оператора-спостерігача, тому дослідження цього діяльності є актуальним завданням.

При організації взаємозв'язку людини і машини в СЛМ основна роль належить не так анатомічним і фізіологічним, скільки психологічним властивостям людини: сприйняттю, пам'яті, мисленню, увазі [5]. Тому від психологічних властивостей людини багато в чому залежить її інформаційна взаємодія з машиною.

Діяльність людини-оператора у складній системі “людина-машина” характеризується такими особливостями [3].

1. Інформаційні системи безперервно ускладнюються і, отже, безперервно розширюються функції оператора і коло завдань, що їм вирішуються.

2. У складній інформаційній системі між людиною та керованим об'єктом вклинюється система дистанційної передачі та обробки інформації.

3. У сучасній інформаційній складній системі навантаження на сенсорні канали сприйняття (зорові, слухові, тактильні)

розподіляються нерівномірно. А при дистанційному управлінні основне навантаження лягає на зоровий канал, який часто виявляється перевантаженим.

4. Часто оператору доводиться працювати при жорстких обмеженнях на швидкість і точність дій за характерно високої ціни помилки та великої емоційної напруженості, наприклад оператор радіолокаційної станції (РЛС), черговий оператор АЕС, космонавт.

5. У деяких системах оператору доводиться працювати у незвичайних умовах життєдіяльності.

б. Можливості сучасних технічних пристроїв інформаційних систем істотно наблизилися до можливостей людини, а за деякими показниками перевершили його. , а яку – комп'ютеру.

Проведемо порівняння. За швидкістю, точності, обсягом переробки окремих сигналів сучасні комп'ютери значною мірою перевершують можливості людини. Для сприйняття одиниці інформації нервовій клітині потрібно 0.01 с, а комп'ютери сприймає біт за час набагато менше. Однак мозок людини здатний до паралельної та асоціативної обробки інформації.

Під сприйняттям у психології розуміється відображення предметів та явищ у сукупності їх властивостей. Технічно можливо відобразити лише окремі властивості явищ, зазвичай поза їхніми взаємозв'язками, а можливості щодо об'єднання та узагальнення сигналів поки що обмежені. На відміну від комп'ютера, людина здатна миттєво сприймати цілі комплекси найрізноманітніших ознак предметів через сигнали різних модальностей (зорових, слухових, тактильних), виробляти їх узагальнення, формувати образ трансформувати його з позицій завдання. Людина здатна пристосовуватися до умов сприйняття, долати труднощі при сприйнятті невизначеної, двозначної інформації та оцінювати показники імовірнісного порядку. Людині властива константність сприйняття розмірів, форми, кольору тощо, що дозволяє йому незалежно умов пред'явлення об'єкта спостереження (видалення, розташування зору, освітлення тощо.) впізнавати об'єкт.

Перевага машинної пам'яті проявляється під час зберігання однотипних даних. Перевага пам'яті людини у зберіганні значної частини зв'язків. Машинну пам'ять можна вільно прати, а прибрати зовнішнім впливом дані з пам'яті людини або неможливо або дуже важко. У той же час людина здатна забувати непотрібні йому відомості.

Для відтворення на комп'ютері процесів мислення потрібне суттєве збільшення інтегральних можливостей введення інформації через їх недостатню гнучкість і пластичність у процесах мислення. Потрібна розробка

такої великої кількості різних програм перетворення, об'єднання та узагальнення інформації якою володіє людина. Однак при вирішенні окремих завдань з великою кількістю однорідних та взаємопов'язаних даних комп'ютер значно перевершує людину.

За моторними функціями сучасні комп'ютери, безумовно, перевершують людину. обмежений часто лише певним набором відповідей. Людина ж використовує значно більшу кількість варіантів дій у відповідь, які практично дуже важко або неможливо заздалегідь передбачити в комп'ютері.

Людина здатна до високого ступеня самоорганізації на різних рівнях. У комп'ютера ці здібності до самоорганізації та використання накопичуваного в пам'яті «досвіду» поки невеликі. У разі виникнення «труднощів» у роботі технічної ланки машина або припиняє роботу, або результат її дії виявляється безглуздом для системи. Людина ж у таких випадках шукає шляхи до збереження нормальної роботи системи та до досягнення мети.

Впливи як зовнішні, так і внутрішні на людину і машину принципово різні. Людина швидко втомлюється, їй потрібний періодичний відпочинок. Людина неспроможний тривалий час зосередити увагу певному об'єкті може відволікатися. Він чутливий до різних стресових ситуацій, схильний до впливу суб'єктивних фактів та емоцій. Усіх цих «недоліків» немає у машини. Однак машина чутлива до магнітних та електричних полів (перешкод), до зовнішньої температури тощо.

2 МОДЕЛЮВАННЯ РОБОТИ ЛЮДИНИ-ОПЕРАТОРА У СИСТЕМІ «ЛЮДИНА-ДИСПЛЕЙ»

2.1 Побудова імітаційної моделі людини-оператора

В інформаційних системах обробки інформації людина-оператор є основною ланкою, що забезпечує ефективність роботи системи. Його робота полягає у сприйнятті інформації, її обробки та прийняття рішення. Сприйняття та обробка інформації полягає у виявленні та розпізнаванні сигналів та зображень, що пред'являються на різних типах індикаторів (2.1, 2.2). Нехай,

$$\vec{S} = [s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_n)] = (s_1, s_2, \dots, s_n)$$

$$\vec{X} = [x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n)] = (x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (2.1)$$

$$t_0 \leq t_1 \leq t_2 \leq \dots \leq t_n \leq T + t \quad (2.2)$$

Де S та T представляють відповідно n -мірні вектори сигналу та даних, що спостерігаються в просторах Ω і Γ , Ω – простір сигналів, P – простір спостережень. Крім простору сигналів та спостережуваних даних розглядається також простір шумів N та простір рішень Δ .

Вектор $\gamma = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m]$ представляє сукупність m рішень $\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_m$ щодо сигналу S , заснованих на даних X отриманих в результаті спостереження.

Нехай $\delta(\gamma/X)$ – правило вибору рішень, яке може представляти або можливість, або щільність ймовірності прийняття рішення γ на підставі спостережуваних даних X . Величини $W(S)$ або $W(\theta)$ представляють відповідно густини ймовірностей n -мірного вектора S або випадкового параметра θ сигналу S ; (X/S) – умовна n -вимірна щільність ймовірності даних

X , що спостерігаються, при даному сигналі S (індекс n вказує, що nW є функцією обсягу вибірки чи часу спостереження), $W(N)$ – щільність ймовірності шуму N , що складається з сигналом адитивно.

Для оцінки якості системи вибирається середня вартість або середня втрата, пов'язана з правилом вибору рішення співвідношенням (2.3).

$$L(\vec{S}, \delta) = M_{\vec{S}, \vec{X}} \{F(\vec{S}, \gamma)\} = \int_{\Omega} d\vec{S} \int_{\Gamma} d\vec{X} \int_{\Delta} F(\vec{S}, \gamma) W(\vec{S}) W_n(\vec{X} | S) \delta(\gamma | \vec{X}) d\gamma, \quad (2.3)$$

$$M_{\vec{S}, \vec{X}} \{F(\vec{S}, \gamma)\} \quad (2.4)$$

Математичне очікування втрати (2.4), коли розподіл сигналів $W(S)$ відомо, це математичне очікування залежить від вирішального правила δ та розподілу $W(S)$ і називається функцією ризику.

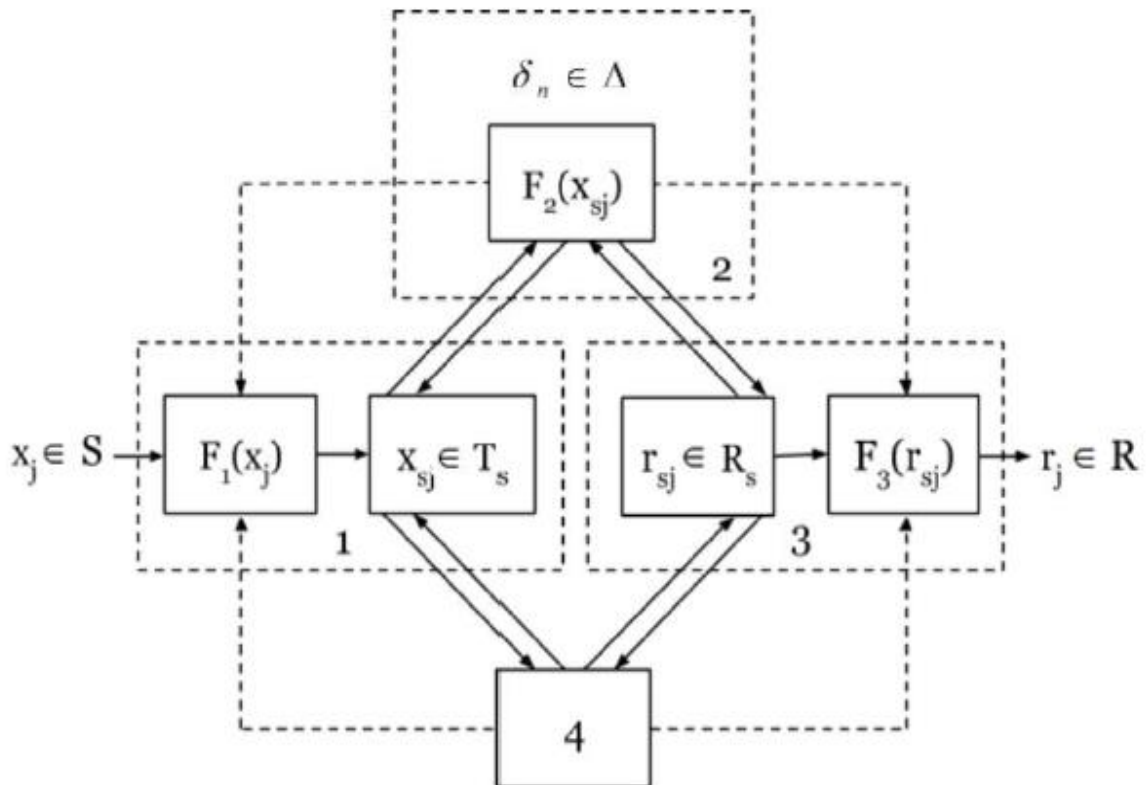


Рисунок 2.1 – Структурна модель роботи людини-оператора завдання розпізнавання зображень

Є два роду можливих помилок. Помилка 1-го роду, коли шум приймається за сигнал і шум (хибна тривога при виявленні або помилка 1 роду при розпізнаванні), та помилка 2-го роду, коли приймається рішення про наявність тільки шуму, а насправді є шум і сигнал (перепустка сигналу при виявленні або помилка 2-го роду при розпізнаванні). Застосування теорії статистичних рішень до завдань розпізнавання образів дозволяє побудувати як і у разі виявлення сигналів оптимальний байєсівський класифікатор.

Розглянемо роботу моделі, представленої рисунку 2.1. Блок 1 – когнітивна підсистема, блок 2 – вирішальна підсистема, блок 3 – виконавча підсистема, блок 4 – внутрішні джерела інформації та пам'ять.

Одним із основних припущень сучасної психофізики є припущення про існування «простору відчуттів» чи «сенсорного простору». Передбачається, що поряд з фізичним простором, в якому визначені об'єкти, що відчуються людиною, такі як звук, світло, зображення і так далі, є простір відчуттів. Існування сенсорного простору є не лише теоретичною гіпотезою, але підтверджено експериментально у психофізичних експериментах [9].

При сприйнятті об'єкти відображаються нейронною системою сенсорний простір, і на підставі цього відображення приймаються рішення. Слід зазначити, що під нейронною системою людини розуміється сенсорна система, що включає рецептори, механізми прийняття рішення, пам'ять і «вихідні органи», що здійснюють реакції.

При сприйнятті вхідного впливу велике значення має поріг відчуття чи поріг сприйняття. Поріг x^* є критичним значенням стимулу, тобто. той мінімальний вплив, який сприймає нейронна система людини. Саме в цьому сенсі розуміли поріг Вебер, Фехнер та інші дослідники. Поняття порога відчуття та його виміру присвячено багато робіт [8]. Застосування теорії статистичних рішень дозволило запровадити поріг Δ_0 , який узагальнює поняття порога x^* , введеного Вебером та Фехнером, і використовується на практиці. У сенсорному просторі поріг як важливий фактор включений у процес ухвалення рішення. На підставі поняття сенсорного простору можна

запропонувати психофізичну інтерпретацію відносин правдоподібності $(X) n$. Можна вважати, що $(X)n$ задає перетворення простору стимулів у сенсорний простір.

Блок внутрішньої інформації відбиває вплив на інші підсистеми схеми минулого досвіду людини, особливостей процесів пам'яті та уваги, мотиваційно-оцінних структур, а також емоційного стану. Для роботи моделі необхідно здійснити відображення, характер якого визначається роботою блоку ухвалення рішення. Кінцеві члени цього відображення фіксує експериментатор.

$$S \rightarrow T_s \rightarrow R_s \rightarrow R$$

Дане відображення є інформаційним процесом обробки вхідної сенсорної інформації з метою отримання конкретних результатів дій людини.

Модель може поширюватися на завдання, що використовують інші правила та критерії, наприклад, мінімаксий критерій, критерій Неймана-Пірсона, критерій «ідеального спостерігача».

Людино-машинна система це інформаційна система, цільове призначення, елементний склад і структура якої орієнтовані на різноманітні перетворення даних та інформації на користь забезпечення потреб користувачів [2]. На підставі такого визначення інформаційної системи структурна модель роботи людини оператора може бути представлена у вигляді наступних підсистем: 1 – когнітивна, 2 – вирішальна, 3 – виконавча, 4 – внутрішні джерела інформації та пам'ять.

2.2 Імітаційне моделювання з розпізнавання зображень людиною-оператором

Встановимо цілі експерименту з людиною оператором. Основна мета експерименту – збір даних про ефективність роботи людини-оператора в

задачі класифікації зображень, для подальшого аналізу та порівняння з результатами функціонування автоматизованого розпізнавального комплексу

Вхідними параметрами експерименту є спотворені зображення класифікації. Сформулюємо завдання класифікації зображень таким чином. Нехай є зображення двох класів: перший будемо умовно називати істинними цілями (або просто «цілями»), а інший помилковими («пастками»). Примірники класів представлені на рисунку 2.2.

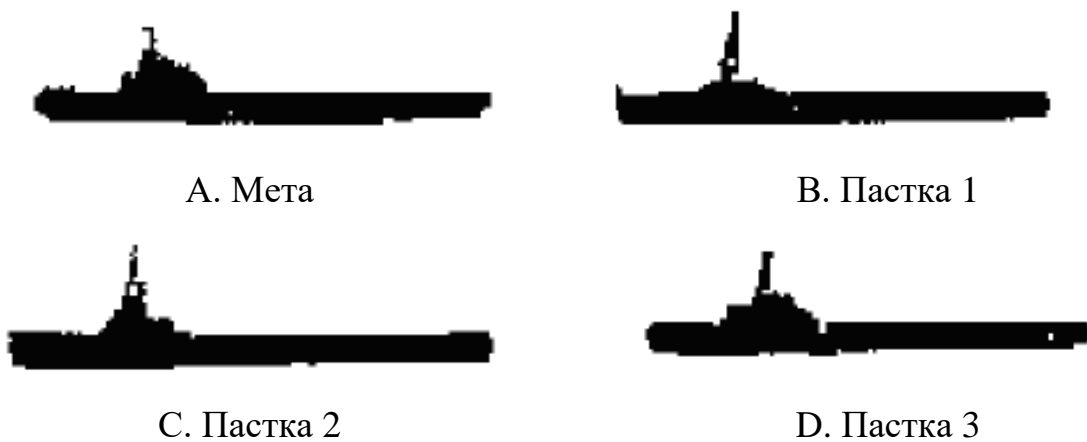
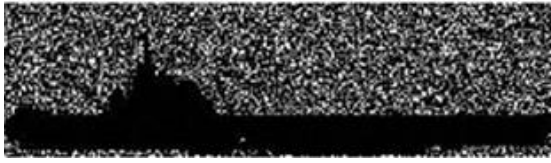


Рисунок 2.2 – зразки зображень класів цілі (A) та «пастки» (B, C, D)

Всі зображення растрові, приведені до одного розміру та є бінарними - складаються лише з чорних та білих пікселів. при розпізнаванні висуваються спотворені зображення у випадковому порядку, необхідно визначити належність кожного з об'єктів до одного з класів. Приклади спотворених зображень представлені рисунку 2.3.

Опишемо тепер умови проведення експерименту. Вхідними параметрами в експерименті виступають спотворені зображення двох описаних вище класів як спотворюючих ефектів використовується ряд моделей зашумлення зображення, представлених у [13]: адитивний гаусов шум, імпульсний шум, шум Релея.



А. Мета



В. Пастка 1



С. Пастка 2



D. Пастка 3

Рисунок 2.3 – Спотворені зображення класів «мети» (А) та «пастки» (В, С, D)

Розглянемо моделі шумів більше детально. Щільність розподілу ймовірностей гаусового шуму задається виразом

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2}, \quad (2.4)$$

де z є значення яскравості, μ – середнє значення випадкової величини z , σ – її середньоквадратичне відхилення.

Ступінь спотворення зображень варіювалася в різних експериментах. Кожен з операторів брав участь у кількох експериментах, з послідовним підвищенням граничного ступеня спотворення. Експерименти проводилися з контрольними вибірками різного обсягу (40-115 об'єктів), при цьому із збільшенням обсягу контрольної вибірки збільшувалася і гранична міра спотворення зображень.

В експерименті брали участь оператори, попередньо ознайомлені з суттю експерименту і еталонні, що уважно вивчили зразки зображень, що забезпечувало чистоту експериментів. Оператор повинен за зображенням, що пред'являється на дисплеї, визначити його приналежність до одного з класів

(«мети» чи «пастки»). На результат роботи оператора може вплинути час, протягом якого він спостерігав справжню чи хибну мету. З фізіології зору відомо, що час, необхідний для розпізнавання зображення, коливається в межах 200-500 мсек. Для всіх операторів вибрано час пред'явлення зображення дорівнює 2 сек. Цей час показу зображення суворо витримувалося, оператор працював за умов відсутності дефіциту часу.

Рішення, ухвалені оператором, фіксувалося на лічильнику результатів наступним чином:

$n_{\text{цц}}$ – кількість пред'явлень, у яких оператор впізнав справжню мету, коли він пред'являлася;

$n_{\text{лл}}$ – кількість пред'явлень, у яких оператор прийняв справжню мету помилкову;

$n_{\text{лц}}$ – число пред'явлень, у яких хибну мету було прийнято за хибну;

$n_{\text{цл}}$ – число пред'явлень, коли оператор помилкову мету вважав справжню.

Для даних вираховувалися ймовірності $P_{\text{цц}} = n_{\text{цц}}/n_1$; $P_{\text{лл}} = n_{\text{лл}}/n_2$; де n_1 – число пред'явлень істинної мети, n_2 – число пред'явлень хибної мети. Використовуючи отримані дані можна обчислити усереднені ймовірності правильного розпізнавання прав. і ймовірність помилки $P_{\text{ош}}$, а також їхня залежність від ступеня спотворення зображення. Ці ймовірності є оцінкою роботи людини-оператора у складній системі.

Основним обладнанням в експерименті є дисплей LSD, на якому операторам пред'являються зображення для класифікації. Для експерименту було розроблено спеціальне програмне забезпечення мовою програмування C++ серед Visual Studio 2010. Головне вікно програми, з допомогою якої виконується експеримент, зображено рисунку 2.4.



Рисунок 2.4 – Вікно програми, за допомогою якої виконується експеримент із людиною-оператором

Подана програма демонструє випробуваному почергово зашумлені зображення. Інтерфейс програми дозволяє віднести зображення, що демонструється, до одного з класів («Цілі» або «Пастки»). Після закінчення експерименту результати можуть бути збережені в текстовому файлі для подальшого аналізу.

2.3 Оцінка зорової втоми людини-оператора в експерименті з розпізнавання зображень

Під час проведення експериментів з операторами слід звертати увагу до їх психофізичні характеристики. Показано, що при роботі з дисплеєм розвивається втома та психічна напруженість, знижується задоволеність роботою через її одноманітність, і як наслідок усієї системи «людина-

дисплей» [6]. Тому спостереження за втомою операторів є актуальним завданням під час проведення експерименту. У системі «людина-дисплей» найбільше навантаження посідає зоровий аналізатор, тому особливу увагу варто звертати саме на зорову втому. У роботі [4] обґрунтовано важливість відстеження зорової втоми людини-оператора для оцінки її функціонального стану та якості її роботи, а, отже, і якості роботи всієї системи «людина-дисплей».

Під час проведення експерименту фіксуватимемо зорове стомлення операторів з допомогою методики, представленної у роботі [6].

Суть методики полягає в наступному: випробуваному пропонується дивитись з деякої відстані на робоче вікно екрана монітора, на якому представлено чорне на білому тлі кільце (рисунок 2.5).

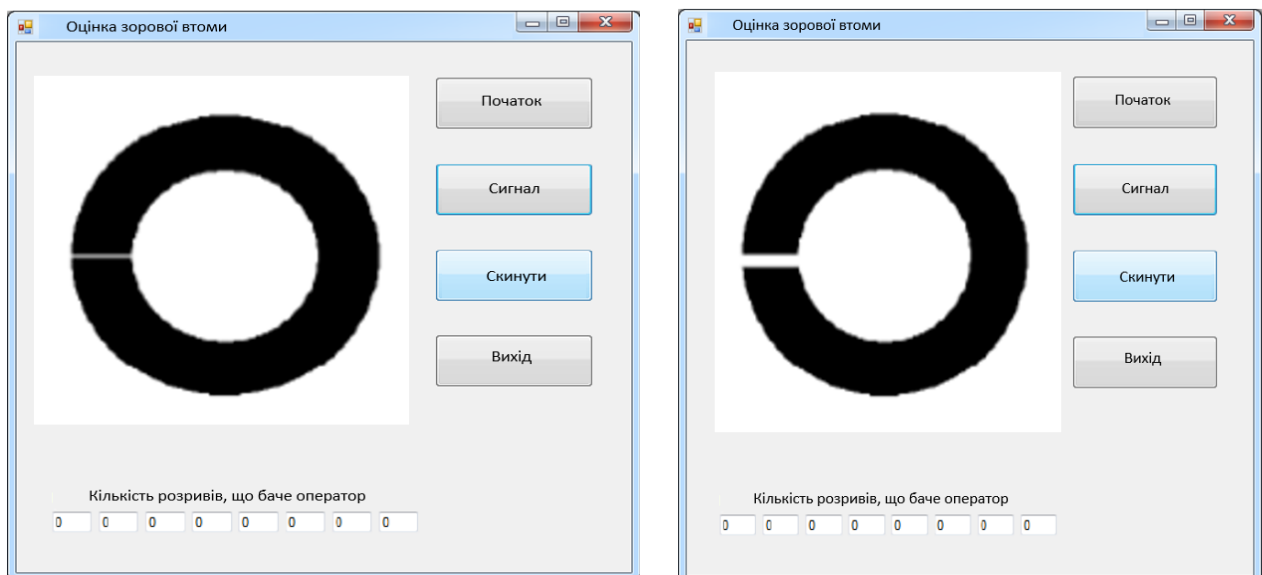


Рисунок 2.5 – Оцінка зорової втоми

Спостереження починається з натискання на кнопку «ПОЧАТОК» і включає десять пред'явлень тестового об'єкта – розриву в цьому кільці. При кожному наступному пред'явленні розрив автоматично з'являється на новому місці протягом фіксованого інтервалу часу, що становить дві секунди. Якщо оператор бачить розрив цілком ясно, йому необхідно подати відповідний

сигнал шляхом натискання на кнопку «СИГНАЛ» (рисунок 2.5). При кожному такому натисканні у спеціальному полі відобразатиметься їхня кількість i , отже, кількість періодів ясного бачення, починаючи з нуля. Коли кількість пред'явлень тестового об'єкта досягне десяти, кількість поданих сигналів фіксується та програма завершує роботу. Усього проводиться вісім послідовних експериментів з кожним оператором, у своїй ширині розриву збільшується щоразу однією піксель з однієї до восьми, тобто. до такого обсягу тестового об'єкта, коли випробуваний починає завжди чітко його розрізняти. При натисканні на кнопку "скидання" всі результати обнуляються, кнопка "вихід" негайно завершує роботу програми.

При обробці отриманих експериментальних даних обчислювалася середня можливість виявлення тестового об'єкта, тобто. показник «стійкості ясного бачення», взятий у середньому за всіма операторами до здійснення зорової роботи та після неї. Розрахунки велися з використанням наступної формули (2.5):

$$C_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_{ik}, \quad (2.5)$$

де показник «стійкості ясного бачення» i -го оператора в k -му експерименті, n – кількість операторів, що брали в ньому участь.

Наведемо узагальнені результати, отримані у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Середні показники для операторів до та після зорової роботи

	Ширина розриву в кільці, у пікселях							
	Показник «стійкості ясного бачення»							
	1	2	3	4	5	6	7	8
C_{k1}	0,653	0,847	0,927	0,967	1,000	0,993	1,000	1,000
C_{k2}	0,573	0,793	0,913	0,933	0,980	0,980	0,987	0,987
C_1-C_2	0,080	0,054	0,014	0,034	0,020	0,013	0,013	0,013

У таблиці 2.1 C_{k1} – показник, обчислений для невтомлених операторів; C_{k1} – для стомлених, після здійснення зорової роботи; а C_{k2} – їхня різниця, що характеризує ступінь стомлення операторів.

За наведеною методикою проведемо відповідні вимірювання в процесі проходження експерименту з класифікації. Мета виміру – визначити чи піддається людина-оператор під час експерименту зоровому стомленню. На підставі результатів вимірювання буде винесено рішення щодо чистоти експерименту. Ширина кільця з розривом, з допомогою якого обчислювався показник «стійкості ясного бачення», безпосередньо впливає на обсяг об'єкта виявлення («розриву»), можна припустити, що змінюючи ширину кільця, можна отримати принципово різні результати вимірів.

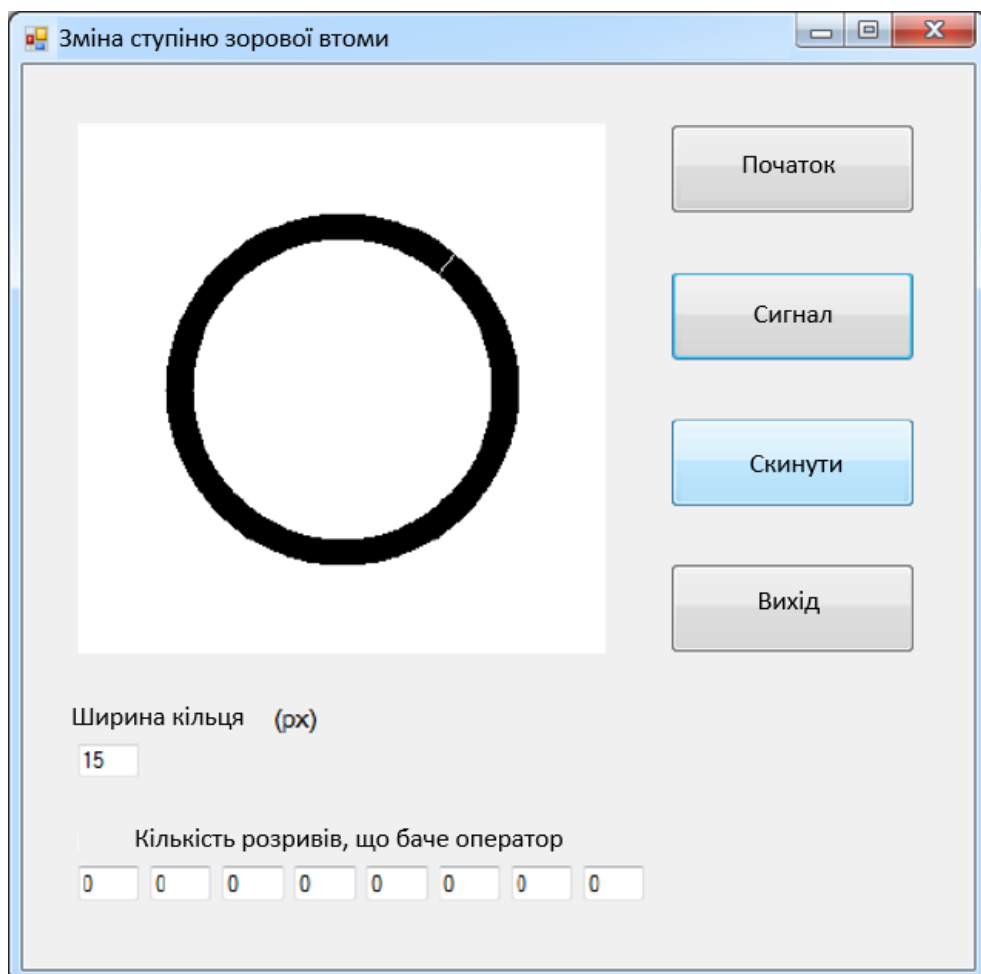


Рисунок 2.6 – Вікно програми, за допомогою якої виконується експеримент із людиною-оператором

Для обчислення показника «стійкості ясного бачення» було розроблено програмне забезпечення мовою програмування C++ у середовищі Visual Studio 2010, що повторює функціонал, представлений у [7], але дозволяє змінювати та враховувати при аналізі результатів ширину кільця. Вікно описаної програми представлено рисунку 2.6.

Обчислюватимемо показник «стійкості ясного бачення» до і після експерименту з класифікації зображень. Кожному з піддослідних буде запропоновано визначити кількість ясно видимих розривів розміром від 1 до 8 пікселів при ширині кільця 5, 10 та 20 пікселів. Обчислимо показник «стійкості ясного бачення», взятий у середньому за всіма операторами до здійснення зорової роботи та після неї за допомогою формули (2.5).

Таблиця 2.2 – Середні показники для операторів до та після зорової роботи

Оператори		Ширина розриву в кільці, у пікселях							
		Показник «стійкості ясного бачення» ймовірність знаходження текстового об'єкту							
	Ширина кільця, у пікселях	1	2	3	4	5	6	7	8
C _{k1}	5	0,83	0,95	0,98	0,99	0,99	0,99	1,00	1,00
	10	0,96	1,00	0,99	0,98	1,00	0,99	0,99	1,00
	20	0,99	0,99	1,00	1,00	0,99	1,00	1,00	1,00
C _{k2}	5	0,82	0,93	1,00	0,97	0,99	0,99	0,99	1,00
	10	0,92	0,99	0,99	0,99	1,00	0,99	1,00	1,00
	20	0,99	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99	1,00	1,00
C ₁₋ C ₂	5	0,01	0,02	-0,02	0,02	0,00	0,00	0,01	0,00
	10	0,04	0,01	0,00	-0,01	0,00	0,00	-0,01	0,00
	20	0,00	-0,01	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00

Як видно з таблиці 2.2 зміна ширини кільця значно впливає на результати дослідів. Так, найгірші середні значення показника «стійкості ясного бачення» отримані за найменшої ширини кільця (5 пікселів). Саме за цими значеннями найзручніше судити про зорову втому операторів.

З отриманих результатів вимірювання показника «стійкості ясного бачення» можна дійти невтішного висновку, що у процесі проходження експерименту з класифікації зображень оператори не піддавалися значному зоровому стомленню.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ТА ОЧИСЛЮВАЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

3.1 Загальна схема роботи комп'ютерної системи

Проведемо обчислювальний експеримент із нейромережевим класифікатором зображень. Розглянемо загальну схему роботи класифікатора на базі зображень, що класифікуються, створюється карта відмінностей, яка розбивається на деяку кількість фрагментів за допомогою сегментації. Для кожного з фрагментів вчиться нейронна мережа. Виходи згорткових нейронних мереж надходять до гібридного класифікатора.

Програмний комплекс для моделювання даного класифікатора був розроблявся мовою програмування C++ серед Visual Studio 2010. У обчислювальному експерименті підсумковий класифікатор зображень показав високі результати – до 96% правильно розпізнаних зображень (таблиця 3.1).

Таблиця 3.1 – Результати роботи нечіткої нейронної мережі

Номер досвіду	Епох навчання згорткових нейронних мереж	Епох навчання мережі нечіткої логіки	Імовірність правильної класифікації
1	10	50	61%
2	20	50	66%
3	30	50	68%
4	10	100	72%
5	20	100	84%
6	30	100	87%
7	10	200	75%
8	20	200	92%
9	30	200	95%
10	10	500	77%
11	20	500	92%
12	30	500	96%

Високий відсоток розпізнавання досягається при великій кількості епох навчання мережі нечіткої логіки, проте, якщо при цьому не буде проведено достатнє налаштування нейронної згорткової мережі, якість розпізнавання знизиться.

Розмежування відповідальності між мережами і мережею нечіткої логіки дозволяють класифікувати зображення навіть у тому випадку, коли одна або кілька ділянок зображення будуть спотворені до невпізнанності, спираючись у своєму рішенні на ділянки, що залишилися. Варто зазначити, що описана архітектура дозволяє навчати кожен з мереж мереж паралельно, що сприяє мінімізації сумарного часу навчання.

Тимчасові витрати на навчання подано у таблиці 3.2. Для кожної мережі представлено мінімальне і максимальне значення за результатами 10 експериментів, при цьому для згорткової нейронної мережі представлені значення для різних фрагментів карти відмінностей.

Таблиця 3.2 – Час роботи алгоритмів

Нейронна мережа	Епох навчання	Витрачений час (с)
Згорткова нейронна мережа	30	5,122 – 7,513
		9,788 – 13,547
		11,419 – 15,207
		6,714 – 9,391
		8,628 – 11,410
Гібридна нейронна мережа	500	30,187 – 35,534

В результаті проведеного досвіду можна зробити висновок, що використання гібридного класифікатора описаної архітектури є кращим при розв'язанні задач класифікації зображень значного розміру, за наявності невеликої навчальної вибірки. Однак при цьому виникає питання про прийнятність використання в класифікаторі такого класифікатора згорткових нейронних мереж. Згорткові нейронні мережі розроблялися виходячи з передумови, що їх налаштування буде проходити в умовах великого обсягу навчальної вибірки та 100 остаточне рішення про належність до того чи

іншого класу прийматиме шар повного зв'язку мережі. Для розглянутої нами завдання розпізнавання зображень кораблів за умов невеликого набору навчальних прикладів, можна буде доцільніше використовувати інший тип нейронних мереж як ядра когнітивної підсистеми. В якості такого типу мереж пропонується використовувати карту Кохонена, що самоорганізується: нейромережевий алгоритм, що навчається без вчителя, з порівняно простою архітектурою [20].

Розглянемо загальні положення моделювання карток кохонена, що самоорганізуються. Алгоритм функціонування самоорганізованих карт є одним із варіантів кластеризації багатовимірних векторів. всі нейрони карт, що самоорганізуються, упорядковані в деяку структуру. Зазвичай як така структура виступає чотирикутна (іноді шестикутна) сітка (рисунок 3.1).

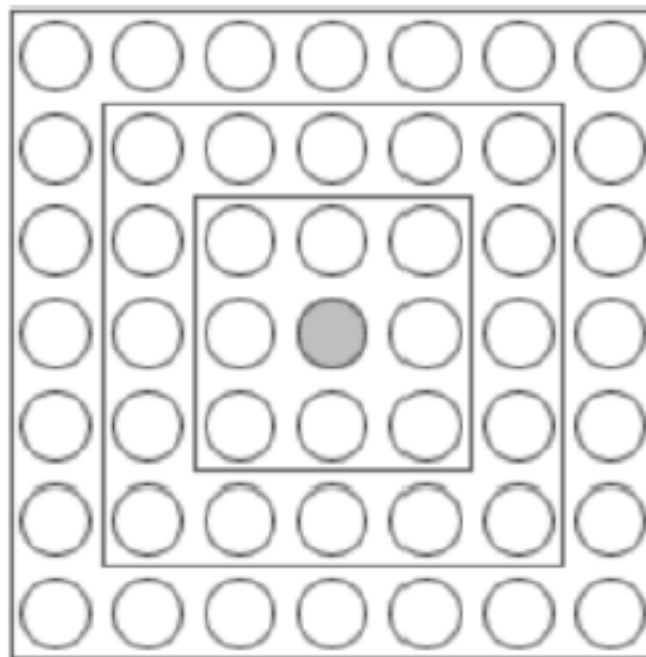


Рисунок 3.1 – Чотирикутна сітка карти Кохонена (SOM), що самоорганізується

У ході навчання модифікуються ваги нейрона-переможця та його найближчих сусідів. Кількість нейронів, які вважаються сусідами на

конкретній ітерації алгоритму, називається радіусом навчання. Кожен нейрон характеризується n -мірним вектором вагових коефіцієнтів $w=[w_1, w_2, \dots, w_n]T$, де n визначається розмірністю вхідних векторів, і рівень модифікації залежить від близькості до нейрону-переможцю. Через війну схожі вектори вихідного простору виявляться поруч із сітці. При цьому, як було зазначено вище, нейрони також взаємодіють один з одним. Розмір цієї взаємодії визначається відстанню між нейронами на сітці. Таким чином, карти, що самоорганізуються, виконують функцію проектування багатовимірного простору в простір з більш низькою розмірністю.

Перед застосуванням алгоритму SOM необхідно визначитися з конфігурацією сітки та кількістю нейронів у мережі. Саме від кількості нейронів у сітці залежить деталізація результату роботи алгоритму та точність узагальнюючої здатності карти. Іноді рекомендується використовувати максимально можливу кількість нейронів у карті. При цьому початковий радіус навчання значною мірою впливає на узагальнюючу здатність. У випадку, коли кількість вузлів карти перевищує кількість прикладів у навчальній вибірці, успіх роботи SOM великою мірою залежить від вибору початкового радіусу навчання. Однак, якщо розмір картки становить десятки тисяч нейронів, то навчання займе надто багато часу та обчислювальних ресурсів. Тому в реальних завданнях розумно шукатиме допустимий компроміс при виборі кількості вузлів.

Перед початком навчання картки необхідно проініціалізувати вагові коефіцієнти нейронів. Вдало обраний спосіб ініціалізації може суттєво прискорити навчання. Ініціалізувати початкові значення можна як випадковими значеннями, і елементами навчальної вибірки. Після ініціалізації починається покрокова корекція вагових коефіцієнтів. На кожному кроці навчання з вихідного набору даних вибирається один із образів, а потім проводиться пошук найбільш схожого на нього вектора коефіцієнтів нейронів. Знайдений нейрон визнається нейроном-переможцем.

Під схожістю в даній задачі розуміється відстань між векторами, що зазвичай обчислюється в евклідовому просторі. Таким чином,

$$|x - w_c| = \min_i \{ |x - w_i| \}, \quad (3.1)$$

де i – індекс вузла, c – нейрон-переможець. Після визначення нейрона-переможця ваги мережі коригуються. Для модифікації вагових коефіцієнтів використовується формула:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + h_{ci}(t) [x(t) - w_i(t)] \quad (3.2)$$

где i – індекс вузла, t - номер епохи, вектор $x(t)$ вибирається случайно из обучающей выборки на итерации t , а $h(t)$ - функция соседства нейронов. Эта функция представляет собой невозрастающую функцию от времени и расстояния между нейроном-победителем и соседними нейронами в сетке. Простым примером функции соседства, является функция, определяющая окрестность узла-победителя:

$$h_{\alpha}(t) = \begin{cases} \alpha(t), & i \in N_c(t) \\ 0, & i \notin N_c(t) \end{cases}, \quad (3.3)$$

де $N_c(t)$ – безліч індексів точок, що є сусідами з вузлом-переможцем, $\alpha(t)$ – коефіцієнт швидкості навчання. $N_c(t)$ і $\alpha(t)$ монотонно зменшуються з часом.

Навчання складається з двох основних фаз: на початковому етапі вибирається досить велике значення швидкості навчання і радіуса навчання, що дозволяє розташувати вектора нейронів відповідно до розподілу прикладів у вибірці, а потім проводиться точна підстроювання ваг, коли значення параметрів швидкості навчання набагато менше початкових.

Основна перевага карток Кохонена, що самоорганізуються, полягає в наочності вихідної інформації. Ці мережі дозволяють спростити

багатовимірну структуру і є поряд, наприклад, з відображенням Семмона одним з методів проектування багатовимірного простору в простір з більш низькою розмірністю [6].

Базовим щодо самоорганізованих карт Кохонена є поняття навчання без вчителя. Як було показано, ваги карти модифікуються лише на основі вхідних значень. Картки Кохонена, що самоорганізуються, вчать розуміти структуру багатовимірних даних і вирішувати завдання їх кластеризації.

Повернемося тепер до нашої задачі класифікації зображень. Для кожної з областей, виділених у процесі сегментації, на еталонних зображеннях сформуємо карту, що самоорганізується. Результати одного з фрагментів представлені на рисунку 3.2.

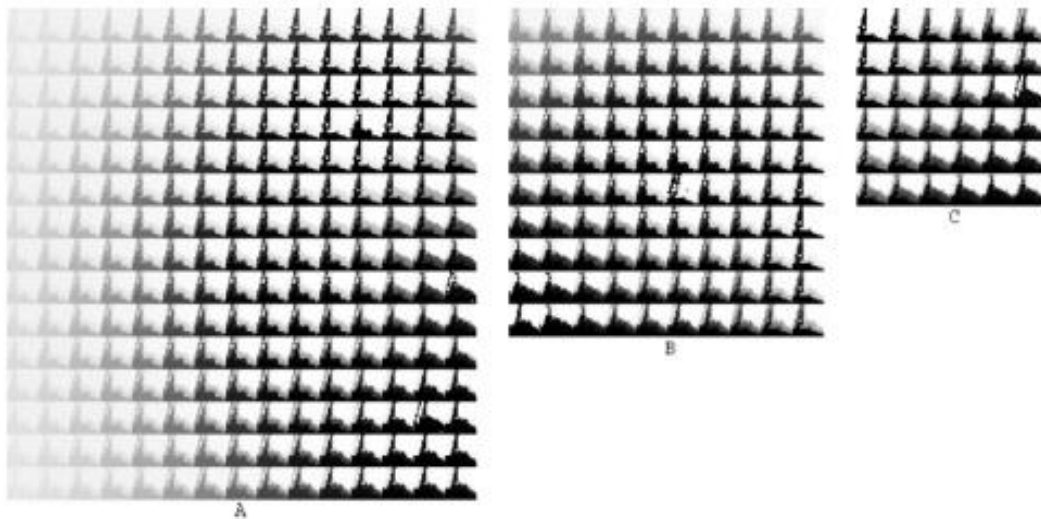


Рисунок 3.2 – Самоорганізовані карти Кохонена: А – розміром 15 x 15 осередків; В – розміром 10 x 10 осередків; С – розміром 6 x 6 осередків

Коли нейромережевій моделі передається зображення для класифікації, зображення сегментуються на фрагменти і для кожного з фрагментів шукається найближча комірка з відповідної карти Кохонена.

Вибір самоорганізованих карт кохонена як базис когнітивної підсистеми обумовлений низькою переваг, які вони дають. Перелічимо ці переваги.

1. Картки Кохонена, що самоорганізуються, зручно масштабувати, залежно від доступних обчислювальних ресурсів, що наочно показано на рисунку 3.2.

2. Результат роботи карток Кохонена, що самоорганізуються, наочний і зручний для зорового сприйняття та аналізу.

3. Картки Кохонена, що самоорганізуються, забезпечують приведення багатовимірної ознаки в ознаку двовимірну, або навіть одновимірну. Пояснимо цю думку докладніше з прикладу. Допустимо, як одну з ознак для обробки, в нашу мережу подається зображення розміром 20 на 20 пікселів. Якщо подати його в блок прийняття рішень без будь-якої попередньої обробки, то ця ознака розглядатиметься як вектор із 400 елементів. При використанні SOM зображення-ознака буде порівнюватися з комірками карти, і блок прийняття рішення буде переданий з координатами максимально схожої комірки (розмірністю 2, якщо розглядати SOM як матрицю, або 1, якщо розглядати SOM як масив).

4. Картки Кохонена, що самоорганізуються, можуть використовуватися як для простого впорядкування вхідних ознак, так і для моделювання нових ознак. Так, наприклад, всі зображення, представлені на рисунку 3.2, згенеровані всього з 4 еталонних зображень.

5. За допомогою самоорганізованих карт Кохонена можна обробляти різні типи даних: числові, графічні, звукові і так далі. Ця особливість не знаходить застосування у вирішенні поточного завдання класифікації зображень, проте вона є важливою для згадки.

Таким чином, карти Кохонена використовуються для перетворення багатовимірної ознаки (ділянки зображення) на одновимірну ознаку (координату найбільш близькій до пред'явленого образу комірки). Безліч одновимірних ознак – безлічі психічних образів $\{xs\}$. Надалі, безліч таких ознак буде передано вирішальній підсистемі, що моделюється гібридною нейронною мережею.

3.2 Комп'ютерне моделювання неймережевого класифікатора та експеримент з операторами

Розглянемо етапи роботи розпізнавального комплексу від початку до кінця. На кожному зображенні тестової вибірки виділяються фрагменти, виходячи з проведеної раніше процедурою сегментації. Кожен із фрагментів порівнюється з осередками відповідної йому карти Кохонена, що самоорганізується, сформованої на етапі навчання. Номери осередків передаються як вхідні параметри гібридному класифікатору. На виході класифікатора отримуємо два речові числа, порівнюючи які робиться висновок про належність зображення до того чи іншого класу. У цьому алгоритмі сегментація зображення і набір карт Кохонена, що самоорганізуються, відповідає когнітивній підсистемі, а гібридна мережа – вирішальній підсистемі в структурній моделі роботи людини-оператора. Загальна схема функціонування неймережевого класифікатора представлена на рисунку 3.3.

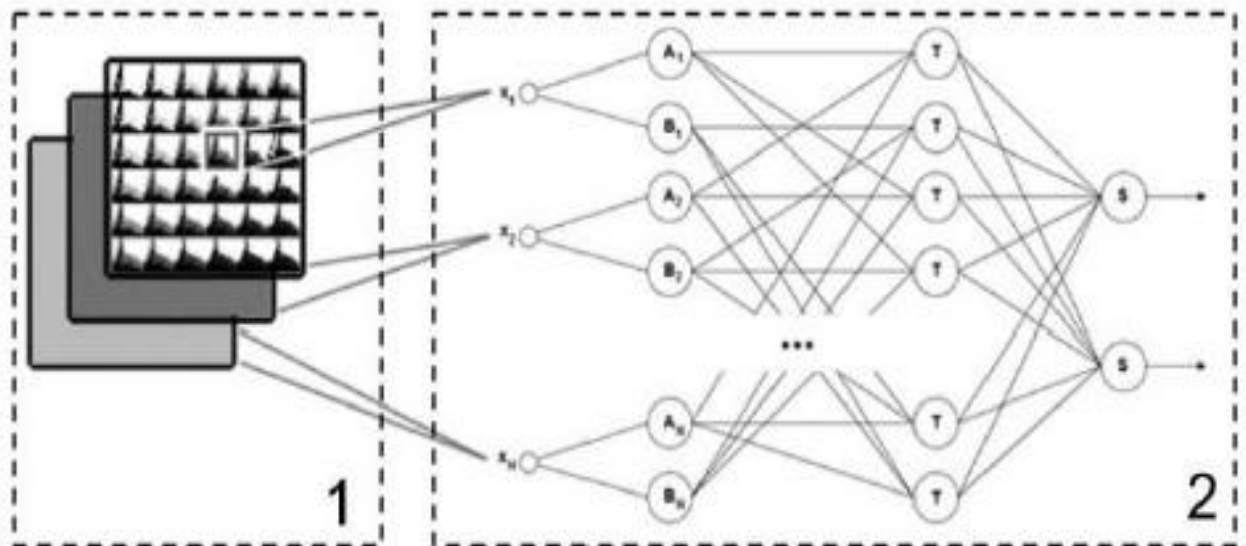


Рисунок 3.3 – загальна схема функціонування неймережевого класифікатора, блок 1 відповідає когнітивній підсистемі, а блок 2 – вирішальної

КС для моделювання нейромережевого класифікатора був розроблений мовою програмування C++ у середовищі Visual Studio 2010 та повністю відповідає парадигмі об'єктно-орієнтованого програмування [7]. Він являє собою бібліотеки класів, що реалізують ряд нейромережевих алгоритмів: багатопланові мережі прямого поширення, згорткові нейронні мережі, карти кохонена, що самоорганізуються, гібридні нейронні мережі. З UML-схемою класів (UML fuzzy and cohonennet 1.0 direct and convolutionnet 1.0) можна ознайомитися малюнку 3.4 головне вікно програми, написаної з допомогою представлених бібліотек, зображено на рисунку 3.5.

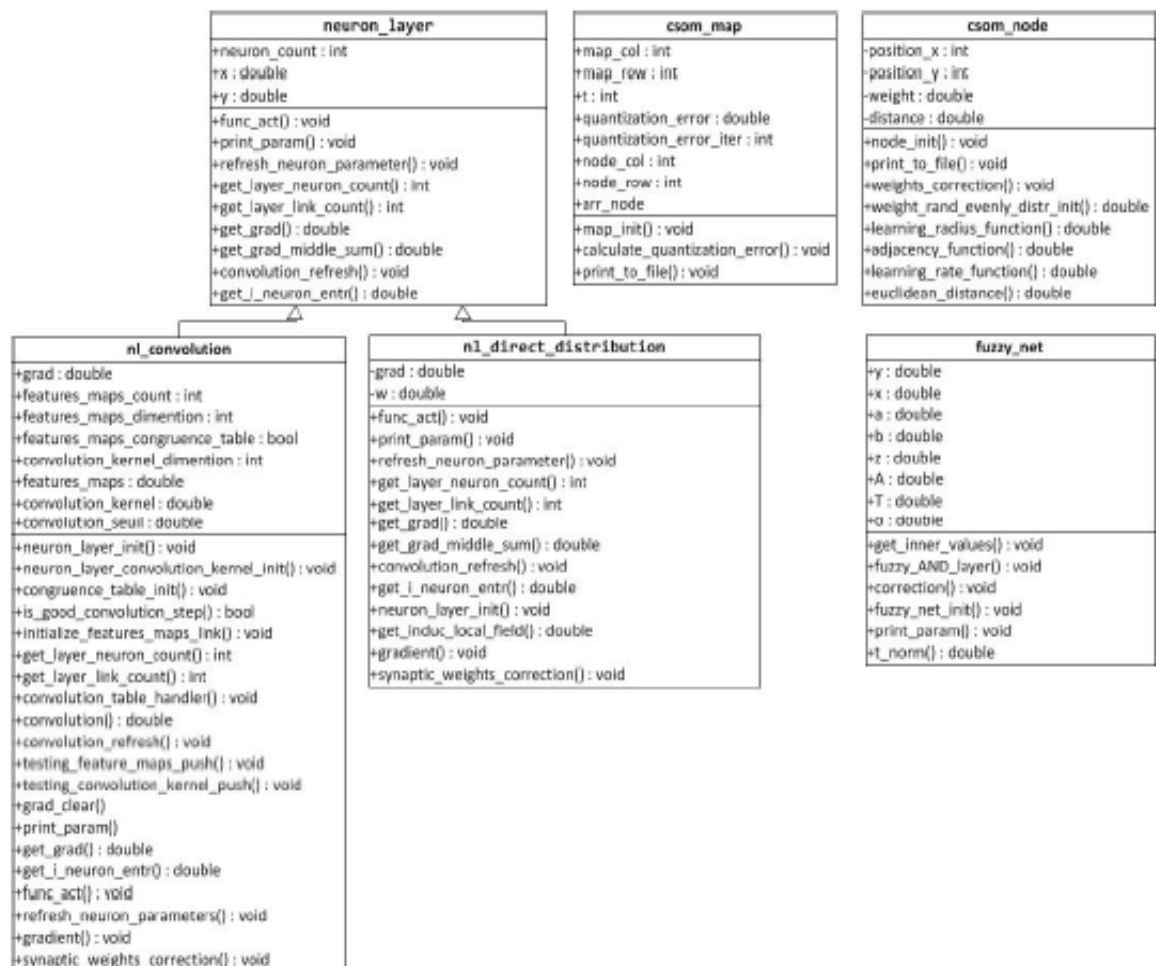


Рисунок 3.4 – UML-схема класів

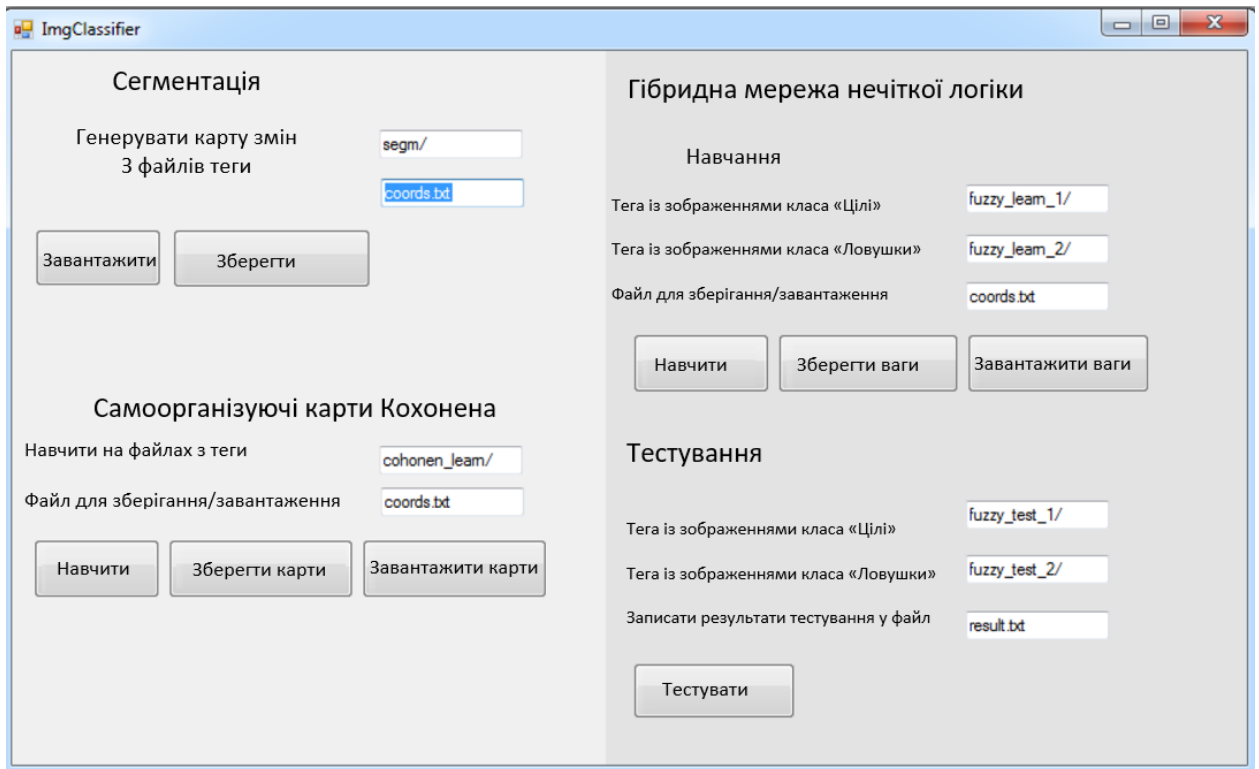


Рисунок 3.5 – Вікно програми

В результаті роботи програми ми отримуємо детальну інформацію про правильно та неправильно класифіковані зображення, записану в текстовий файл для подальшого аналізу.

Представлена програма дозволяє послідовно пройти всі кроки навчання та тестування нейромережевого класифікатора. За допомогою представленого інтерфейсу кожен з кроків навчання може бути записаний у текстовий файл, який можна завантажити при наступному завантаженні програми.

Управління тестовою та навчальною вибіркою здійснюється через файлову систему: розроблений інтерфейс дозволяє вибирати адреси папок із зображеннями для кожного з етапів роботи. загальну схему роботи КС з класифікації образів представлено на рисунку 3.6.

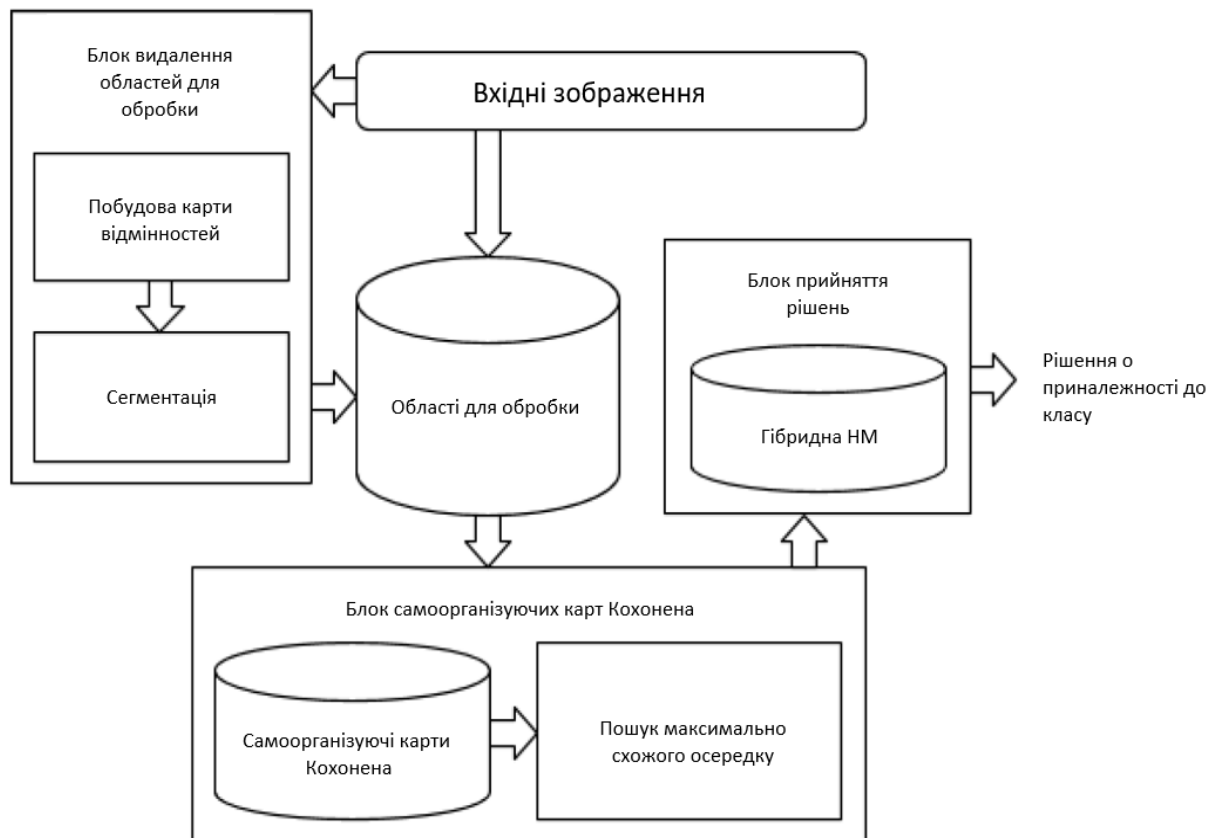


Рисунок 3.6 – Модель КС за класифікацією зображень

Експеримент із оператором. В експерименті брали участь навчені оператори, що забезпечувало чистоту експериментів. Оператор повинен за зображенням, що пред'являється на дисплеї, визначити його приналежність до одного з класів («мети» або «пастки»). Детально методику проведення експерименту з людиною-оператором було розглянуто раніше у розділі II.

Експерименти проводилися з контрольними вибірками різного об'єму, при цьому зі збільшенням об'єму контрольної вибірки збільшувався граничний ступінь спотворення зображень. Результати експериментів з людиною-оператором та нейронною мережею представлені в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Результати експериментів з людиною-оператором та нейронною мережею

Обсяг контрольної вибірки		40 приклад, 15% макс. відсоток зашум- лення	55 приклад, , 25% макс. відсоток зашум- лення	70 приклад, 35% макс. відсоток зашум- лення	85 приклад, 45% макс. відсоток зашум- лення	100 приклад, 55% макс. відсоток зашум- лення	115 приклад, 65% відсоток зашумлення
Людина - оператор	R _{прав.}	0.99	0.98	0.96	0.91	0.85	0.80
Людина - оператор	R _{пом.}	0.01	0.02	0.04	0,09	0.15	0.20
НМ	R _{прав.}	0.99	0.99	0.96	0.92	0.92	0.87
НМ	R _{пом.}	0.01	0.01	0.04	0.08	0.08	0.13

Проведемо статистичний аналіз одержаних результатів. Перевіримо належність розглянутих вибірок однієї генеральної сукупності. Для перевірки однорідності застосуємо непараметричний ранговий критерій Вілкоксона [4]. Гідність цього критерію полягає в тому, що він застосовний до випадкових величин, розподіл яких невідомі. Суть критерію полягає у перевірці нульової гіпотези, яка стверджує, що функції розподілу рівні. Гіпотеза H_0 приймається, якщо

$$S = \sum_{x_i \geq 0} R_i^+ = \sum_{i=1}^n R_i h(x_i) > C \quad (3.3)$$

де R_i^+ – ранг позитивного елемента x_i у варіаційному ряду, складеному з абсолютних значень незалежних вимірів x_1, x_2, \dots, x_n ; $h(x)$ – функція одиничного стрибка, C – критичне значення Вілкоксону.

Для того щоб при заданому рівні значущості перевірити нульову гіпотезу $H_0: F_1(x) = F_2(x)$ про однорідність двох вибірок ($n_1 < n_2$) при альтернативі $H_1: F_1(x) \neq F_2(x)$, необхідно

1. Розташувати обидві вибірки у порядку, тобто. у вигляді одного варіаційного ряду і знайти значення критерію $W_{\text{спост}}$ – суму порядкових номерів елементів першої вибірки.

2. Знайти по таблиці значень нижню критичну точку $w_{\text{ниж.кр.}}(Q, n_1, n_2)$

3. Знайти верхню критичну точку за формулою

$$W_{\text{верх.кр.}} = (n_1 + n_2 + 1) n_1 + w_{\text{ниж.кр.}}$$

Якщо $W_{\text{спост.}} < w_{\text{ниж.кр.}}$ або $W_{\text{спост.}} > w_{\text{верх.кр.}}$ – нульову гіпотезу відкидають.

Якщо $w_{\text{ниж.кр.}} < W_{\text{спост.}} < w_{\text{верх.кр.}}$ – нульову гіпотезу приймають.

Перевіримо гіпотезу про однорідність експериментальних вибірок за рівня значимості $\alpha=0.05$. З двох вибірок збудуємо один варіаційний ряд, елементи якого пронумеруємо:

Таблиця 3.4 – Варіаційний ряд

Порядковий номер	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Варіаційний ряд	0.99	0.99	0.99	0.98	0.96	0.96	0.92	0.92	0.91	0.87	0.85	0.8

Знайдемо значення критерію Вілкоксона – суму порядкових номерів елементів вибірки результатів експерименту з нейромережевим класифікатором

$$W_{\text{спост.}} = 1 + 3 + 5 + 7 + 8 + 10 = 34.$$

Знайдемо за таблицями [12] нижню критичну точку, враховуючи, що

$$Q = \alpha / 2 = 0,05 / 2 = 0,025, n_1 = 6, n_2 = 6.$$

$$w_{\text{верх.кр.}} = (n_1 + n_2 + 1) n_1 + w_{\text{ниж.кр.}} = 52$$

Знайдемо верхню критичну точку

Оскільки $26 < 34 < 52$, тобто $w_{\text{ниж.кр.}} < W_{\text{спост.}} < w_{\text{верх.кр.}}$ – гіпотеза об однородності виборок приймається.

Отже роботу людини-оператора з розпізнавання зображень можна описати запропонованою автором моделлю з ймовірністю 0,95.

З результатів проведених експериментів видно, що нейронна мережа показала високу розпізнавальну здатність, ніж людина-оператор. Зазначимо, що подібні висновки є правомірними для вузького класу завдань з розпізнавання зображень: усі зображення були спочатку приведені до одного розміру, який не змінювався у процесі тестування; крім того в експериментах використовувалося лише два типи спотворюючих впливів. У той же час ідея розбиття нейромережових моделей на блоки відповідно до введеної психофізичної моделі представляється універсальною, а сама модель – актуальною для подальших досліджень. Крім того, використання розпізнавального комплексу, заснованого на картах Кохонена, що самоорганізуються, і гібридної нейронної мережі, має ряд переваг.

1. Картки Кохонена, що самоорганізуються, добре масштабуються (залежно від доступних обчислювальних ресурсів) і результат їх роботи наочний, що робить їх вкрай привабливими для використання інженером-проектувальником нейронної мережі.

2. Гібридна нейронна мережа реалізує зрозумілу систему нечітких висновків та дозволяє використовувати при класифікації математичний апарат теорії нечіткої логіки.

3. За рахунок поділу вихідного образу на кілька фрагментів, гібридна нейронна мережа може при відповідному налаштуванні успішно виконувати класифікацію при частковій або навіть повній втраті інформації на одному з них.

4. Застосування наведеної нейромережової моделі обґрунтовано з погляду психофізики, нейромережового моделювання та теорії статистичних рішень.

ВИСНОВКИ

Аналіз систем "людина-машина" і "людина-комп'ютер" показав, що найбільший інтерес представляють інформаційні системи, які використовуються для отримання інформації, необхідної для розпізнавання зображень та прийняття рішень людиною-оператором, що сприймає інформацію з екрана дисплея комп'ютера.

На підставі теорії статистичних рішень та досліджень у галузі інженерної психології та психофізики синтезовано структурну модель роботи людини-оператора в системі «людина-машина», яка враховує взаємозв'язки між пам'яттю, сприйняттям, генеруванням внутрішніх уявлень. Щодо моделі висунуто низку математичних тверджень.

Розроблено методику проведення експерименту з класифікації зображень людиною-оператором, відмінною рисою якої є відстеження зорової втоми оператора на підставі обчислення показника «стійкості ясного бачення» до та після експерименту. Для проведення експерименту розроблено спеціальне програмне забезпечення.

Обчислювальний експеримент з нейромережним розпізнавальним комплексом та експеримент із групою операторів показали, що запропонована структурна модель та її програмна реалізація адекватно описують роботу людини-оператора.

З статистичного аналізу можна дійти невтішного висновку у тому, що роботу людини-оператора з розпізнавання зображень можна описати запропонованої автором моделлю з ймовірністю 0,95. Проведено експеримент, в якому показано переваги розробленого комплексу над алгоритмом згорткових нейронних мереж.

На базі розроблених алгоритмів розроблено програмне забезпечення для класифікації зображень. Розроблені бібліотеки для моделювання мереж прямого поширення, карт Кохонена, що самоорганізуються, і гібридних нейронних мереж написані з використанням парадигми ОПП, можуть бути легко інтегровані в будь-які програми мовою C++.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Меденицький О.Д., Кучук Н.Г. Роль людини у системі «людина-машина». Тези доповідей 12-ої міжнародної науково-технічної конференції «Проблеми інформатизації», 21-22 листопада 2024р. Баку: ІСУ – Харків: ХНУРЕ, 2024.
2. Н.Г. Кучук, А.П. Шиман, А.М. Філоненко, С.С. Бульба. Розрахунок ефективності використання обчислювальних ресурсів самовідновлювальної комп'ютерної системи. Системи управління, навігації та зв'язку, 2021, № 3(65) С. 92-95.
3. LeCun Y. Efficient Learning and Second-order Methods. A Tutorial на NIPS 93 / Y. LeCun. - Denver, 1993. - 311 p.
4. Treisman AM Strategies and Models of Selective Attention / AM Treisman // Psychological Review. - 1969. № 76. - P. 282.
5. Pepys, S. (1825). The Diary of Samuel Pepys, ESQ., F.R.S. From 1659 to 1669, With Memoir, edited by Richard Lord Braybrooke. London and New York: Frederick Warne.
6. Qin, C. et al. (2023). Is Chatgpt a General-purpose Natural Language Processing Task Solver? arXiv preprint: 2302.06476.
7. Radford, A., et al. (2018). Improving Language Understanding by Generative Pre-training. OpenAI, Preprint.
8. Scott, J. (2021). Social Network Analysis: a Handbook. Newbury Park: Sage.
9. Severyn, A., and Moschitti, A. (2020). Twitter Sentiment Analysis with Deep Convolutional Neural Networks. In Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, Santiago, Chile.
10. Forouzan B. Data Communications and Networking / B. Forouzan. – McGraw-Hill Company Inc., 2019. – 1187 p.

11. Koumpouros, Y. Revealing the true potential and prospects of augmented reality in education. *Smart Learning Environments*. – 2023. – 11(1), 2. – P. 1–14.

12. Milgram P., Kishino F. A taxonomy of mixed reality visual displays // *IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems*. – 1994. – T. 77. – №. 12. – P. 1321- 1329.

13. R. Azuma, “A Survey of Augmented Reality,” *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*. vol. 6, no. 4, Aug. 1997, pp. 355-385.

14. Yasumuro Y. et al. Consistent Presentation of Interactive Virtual Objects in Real Space with 3D Markers–Interactive Virtual Interior Design– // *Digital Image Computing: Techniques and Applications, Proceedings of the VIIth Biennial Australian Pattern Recognition Society Conference*. – 2003. – P. 653-662

15. Olifer V. *Computer Networks: Principles, Technologies and Protocols for Network Design* / V. Olifer, N. Olifer. – John Wiley & Sons, 2023. – 996 p.

16. Stallings W. *Data and Computer Communications* / W. Stallings. – Pearson Education, 2024. – 1023 p.

17. Sobania, D., Briesch, M., Hanna, C., & Petke, J. (2023). An analysis of the automatic bug fixing performance of ChatGPT. arXiv preprint: 2301.08653.

18. Tamkin, A., Brundage, M., Clark, J., and Ganguli, D. (2021). Understanding the Capabilities, Limitations, and Societal Impact of Large Language Models. arXiv preprint:2102.02503.

19. Tai, K. S., Socher, R., and Manning, C. D. (2021). Improved Semantic Representations from Tree-structured Long Short-term Memory Networks. arXiv preprint: 1503.00075.

20. Vaswani, A., et al. (2017). Attention is All You Need. In *Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017)*, Long Beach.