

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БУДІВНИЦТВА І
АРХІТЕКТУРИ**

ТЕРЕЙКОВСЬКА Людмила Олексіївна



УДК 004.93

**МЕТОДОЛОГІЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ
ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ СЛУХАЧІВ СИСТЕМИ ДИСТАНЦІЙНОГО
НАВЧАННЯ**

Спеціальність 05.13.06 – Інформаційні технології

Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Київ – 2022

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана на кафедрі інформаційних технологій проектування та прикладної математики Київського національного університету будівництва і архітектури Міністерства освіти і науки України

Науковий консультант: доктор технічних наук, професор
Бушуєв Сергій Дмитрович,
завідувач кафедри управління проектами,
Київський національний університет
будівництва і архітектури, МОН України.

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор
Биков Валерій Юхимович,
академік НАПН України,
директор Інституту цифровізації
освіти НАПН України

доктор технічних наук, доцент
Корж Роман Орестович,
проректор з науково-педагогічної роботи та
соціального розвитку,
Національний університет «Львівська політехніка»,
МОН України

доктор технічних наук, професор
Аль-Амморі Алі Нурддинович,
завідувач кафедри інформаційно-аналітичної діяльності
та інформаційної безпеки
Національний транспортний університет,
МОН України.

Захист відбудеться " 02" лютого 2023 року об 11 годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 26.059.01 при Національному транспортному університеті, за адресою: 01010, м. Київ, вул. Омеляновича-Павленка, 1, зал засідань ауд. 333.

З дисертацією можна ознайомитись у бібліотеці Національного транспортного університету за адресою: 01103, м. Київ, вул. М. Бойчука, 42.

Автореферат розісланий " ____ " _____ 2022 р.

Вчений секретар
спеціалізованої вченої ради Д 26.059.01
кандидат технічних наук, професор

О.І. Мельниченко

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Відповідно до уявлень сучасної науки, одним із найбільш перспективних напрямків розвитку систем дистанційного навчання (СДН) є застосування в них технологій, що дозволяють ефективно організувати пізнавальну діяльність слухачів для засвоєння ними навчальних матеріалів. При цьому вкрай важливу роль відіграє емоційний стан (ЕС) слухачів, що вказує на доцільність впровадження в СДН відповідних засобів розпізнавання ЕС. Водночас в більшості відомих СДН засоби розпізнавання ЕС не використовуються, хоча можливість їх впровадження підтверджується відомими фактами використання відповідних технологій та програмних додатків (системи розпізнавання емоцій компаній Microsoft, Taigusys, HireVue, Pymetrics). Вказані системи в основному використовуються для оцінки відповідності респондентів професійним вимогам, а використані в них модулі розпізнавання побудовані на базі нейромережових моделей (НММ) та методів аналізу біометричних параметрів (БП). Разом з тим, впровадження відомих засобів автоматизованого розпізнавання ЕС у вітчизняні СДН викликає необхідність їх складної адаптації до варіативності умов застосування, пов'язаних з терміном розробки, допустимою величиною похибки розпізнавання, акустичними факторами, особливостями відеопотоку та аудіопотоку, характеристиками сенсорів отримання інформації, ресурсоемністю створення та функціонування. Також недоліками поширених засобів розпізнавання ЕС є висока вартість та відсутність детальної науково-технічної документації.

В такій постановці є актуальною **науково-прикладна проблема** розробки методології розпізнавання ЕС слухачів СДН, що базується на нейромережових методах і моделях аналізу БП та орієнтована на створення відповідних інструментальних засобів, які розширюють функціональні можливості СДН. Вказана проблема викликана об'єктивним протиріччям між потребою автоматизованого розпізнавання ЕС слухача СДН на основі аналізу БП та відсутністю засобів такого аналізу.

Теоретичні та практичні результати, що пов'язані з розробкою та впровадженням технологій розпізнавання ЕС, отримані такими вітчизняними та іноземними вченими, як Аль-Амморі А.Н., Биков В.Ю., Бодянський Є.В., Бушуєв С.Д., Данчук В.Д., Корж Р.О., Любчик Л.М., Михайленко В.М., Руденко О.Г., Ekman P., Partila P., Ranganathan H. та інші. Але, незважаючи на запропоновані підходи та рішення, у відомій літературі практично відсутні наукові публікації, в яких об'єктом дослідження були б процеси розпізнавання ЕС слухачів СДН. Крім того, потребують доопрацювання і нейромережові моделі та методи аналізу БП слухача СДН, що використовуються для розпізнавання.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Тематика дисертаційної роботи та одержані результати безпосередньо пов'язані з виконанням держбюджетних науково-дослідних робіт

Київського національного університету будівництва і архітектури по темах: «Нейромережеві методи, моделі та засоби інформаційної технології управління емоційним станом слухачів системи дистанційного навчання» (№ДР 0122U001768), «Методи та засоби розпізнавання емоцій диктора» (№ДР 0121U110859), «Теоретичні основи інформаційної технології розпізнавання психоемоційного стану слухачів системи дистанційного навчання» (№ДР 0121U110668), в яких здобувач була науковим керівником та Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського" по темі «Методи, моделі та комп'ютерні засоби виявлення деструктивного впливу в медіапросторі» (№ДР 0121U110662). Також результати дисертаційного дослідження впроваджені в навчальний процес Київського національного університету будівництва і архітектури, Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського" та Національного авіаційного університету при викладанні дисциплін галузі знань «Інформаційні технології».

Наукова новизна дисертаційного дослідження полягає в тому, що розроблені теоретичні основи, моделі, методи та засоби автоматизованого розпізнавання емоційного стану слухачів системи дистанційного навчання є новим напрямом досліджень в галузі інформаційних технологій.

Об'єктом дослідження є процеси розпізнавання емоційного стану слухачів системи дистанційного навчання.

Предметом дослідження є моделі, методи та засоби процесів розпізнавання емоційного стану слухачів системи дистанційного навчання.

Основна гіпотеза дослідження полягає у можливості забезпечення ефективного розпізнавання емоційного стану та особи слухача системи дистанційного навчання за рахунок нейромережевого аналізу біометричних параметрів, котрі можуть бути зареєстровані за допомогою загальнопоширеного апаратно-програмного забезпечення.

Метою дослідження є розв'язання науково-прикладної проблеми, пов'язаної з розпізнаванням емоційного стану слухачів системи дистанційного навчання шляхом розробки відповідної методології, що базується на нейромережевих методах і моделях аналізу біометричних параметрів та орієнтованої на створення відповідних засобів, які розширюють функціональні можливості системи дистанційного навчання.

Завдання дисертаційного дослідження. Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати наступні завдання:

– виконати аналіз передумов та перспектив впровадження технологій розпізнавання емоційного стану в систему дистанційного навчання;

– побудувати концептуальну модель розпізнавання емоційного стану слухача системи дистанційного навчання на основі нейромережевого аналізу біометричних параметрів, що реєструються за допомогою розповсюдженого апаратного забезпечення;

– удосконалити підходи до застосування нейронних мереж для аналізу біометричних параметрів заради розпізнавання емоційного стану та особи

слухача системи дистанційного навчання;

- побудувати моделі обробки біометричних параметрів, асоційованих з зображеннями для нівелювання завад, характерних для умов системи дистанційного навчання;

- розробити метод застосування вейвлет-перетворень для фільтрації вхідного поля нейромережевої моделі, призначеної для розпізнавання емоційного стану та особи слухача системи дистанційного навчання на основі біометричних параметрів, асоційованих з зображеннями;

- створити комплекс методів формування вхідного поля нейромережевих моделей, призначених для аналізу біометричних параметрів задля розпізнавання емоційного стану та особи слухача;

- розробити метод формування навчальних прикладів, призначених для використання в нейромережевих моделях аналізу біометричних параметрів;

- побудувати метод розробки архітектури згорткової нейронної мережі, призначеної для аналізу біометричних параметрів;

- розробити метод нейромережевого розпізнавання емоцій за одним із основних біометричних параметрів;

- розробити методологію автоматизованого розпізнавання емоційного стану слухача системи дистанційного навчання;

- побудувати архітектуру системи автоматизованого розпізнавання емоційного стану;

- провести експериментальні дослідження, спрямовані на оцінку ефективності запропонованих рішень.

Методи дослідження. Використовувались методи дослідження, що ґрунтуються на методологічному базисі теорії складних систем, теорії інформації, розпізнавання образів і системному аналізі – для аналізу предметної області досліджень і окреслення перспектив впровадження технології розпізнавання емоційного стану в систему дистанційного навчання; теорії нейронних мереж, вейвлет-перетворень, кодування, прийняття рішень, моделювання, методи цифрової обробки сигналів та біометрії – для розроблення моделей та методів розпізнавання емоційного стану та особи; методів імітаційного моделювання, об’єктно-орієнтованого проектування та елементів теорії алгоритмів, програмування та планування експерименту – для розроблення структурних рішень та інструментальних засобів автоматизованого розпізнавання емоційного стану.

Наукова новизна отриманих результатів. Основний науковий результат полягає в тому, що розроблено і науково обґрунтовано методологію автоматизованого розпізнавання емоційного стану слухача системи дистанційного навчання, яка включає інтегровану сукупність підходів, моделей, методів нейромережевого аналізу біометричних параметрів та орієнтована на створення відповідних інструментальних засобів, котрі розширюють функціональні можливості системи дистанційного навчання. В процесі розв’язання означеного проблемного методологічного завдання отримано наступні нові наукові результати:

Вперше розроблено:

– методологію автоматизованого розпізнавання емоційного стану, що за рахунок інтегрованого застосування відомих та запропонованих підходів, моделей та методів нейромережевого аналізу біометричних параметрів, забезпечує можливість створення ефективних інструментальних засобів розпізнавання емоційного стану, які розширюють функціональні можливості системи дистанційного навчання;

– концептуальну модель розпізнавання емоційного стану слухачів системи дистанційного навчання, яка за рахунок конкретизації операцій нейромережевого аналізу біометричних параметрів та за рахунок обґрунтованого переліку параметрів оцінки ефективності розпізнавання забезпечила формалізований опис напрямків досліджень з розробки відповідних засобів автоматизованого розпізнавання;

– метод формування вхідного поля нейромережевої моделі аналізу клавіатурного почерку слухача системи дистанційного навчання, що за рахунок подання параметрів клавіатурного почерку у вигляді кольорового рисунку, придатного для аналізу за допомогою згорткової нейронної мережі, забезпечує можливість ефективного розпізнавання емоцій та особи слухача системи дистанційного навчання за клавіатурним почерком;

– метод формування вхідного поля нейромережевої моделі аналізу голосового сигналу, що за рахунок застосування процедур перевірки характеристик клієнтського апаратно-програмного забезпечення, валідації величин зареєстрованих параметрів, перевірки відсутності багатоголосся та часу реверберації, приведення параметрів голосового сигналу та за рахунок адаптації параметрів голосового сигналу до аналізу згортковою нейронною мережею забезпечує можливість ефективного розпізнавання емоцій та особи слухача системи дистанційного навчання за голосом.

Удосконалено:

– підходи до визначення конструктивних параметрів, навчання та мінімізації ресурсоємності нейромережевих моделей, що за рахунок теоретичного обґрунтування діапазону значень конструктивних параметрів, кодування очікуваного вихідного сигналу навчальних прикладів із можливістю врахування близькості еталонів визначених класів, навчання нейромережевої моделі з використанням експертних даних, обґрунтованої мінімізації кількості вхідних параметрів, забезпечили можливість розробки ефективних методів формування вхідного поля нейромережевої моделі та ефективних методів нейромережевого розпізнавання емоцій та особи слухача системи дистанційного навчання;

– метод формування вхідного поля нейромережевої моделі аналізу біометричних параметрів, асоційованих з зображеннями, що за рахунок адаптації процедур, пов'язаних з обробкою зображень, нівелюванням впливу типових завад та процедур визначення параметрів ключових і контрольних точок, до вимог нейромережевого аналізу зображень обличчя, вушної раковини, райдужної оболонки ока, сітківки ока та відбитку пальця, забезпечує можливість ефективного розпізнавання емоцій та особи слухача

системи дистанційного навчання за біометричними параметрами, асоційованими з зображеннями;

– метод розробки архітектури згорткової нейронної мережі, призначеної для аналізу біометричних параметрів, який за рахунок використання запропонованих критеріїв ефективності та принципів адаптації конструктивних параметрів нейронної мережі до умов функціонування, дозволяє зменшити обсяг експериментальних досліджень, пов'язаних з розробкою архітектури згорткової нейронної мережі;

– метод нейромережевого розпізнавання емоцій, що за рахунок застосування запропонованих рішень щодо формування вхідного поля та архітектури нейромережевої моделі для аналізу зображення обличчя, голосового сигналу, клавіатурного почерку та рішень щодо відображення у вихідному полі нейромережевої моделі схожості еталонів емоцій, дозволяє за прийнятної ресурсоемності підвищити точність розпізнавання емоцій слухача системи дистанційного навчання за вказаними біометричними параметрами, що реєструються за допомогою розповсюдженого апаратно-програмного забезпечення.

Отримали подальший розвиток:

– моделі обробки біометричних параметрів, асоційованих з зображеннями, що за рахунок врахування особливостей реєстрації зображень в умовах системи дистанційного навчання, вимог до підготовки вхідних даних згорткової нейронної мережі та за рахунок обґрунтованого застосування технологій комп'ютерного зору забезпечили теоретичний базис розробки методу формування вхідного поля нейромережевих моделей аналізу біометричних параметрів, асоційованих з зображеннями;

– метод застосування вейвлет-перетворень для фільтрації вхідного поля нейромережевої моделі аналізу біометричних параметрів, асоційованих з зображеннями, що за рахунок інтеграції вейвлет-коефіцієнтів, розрахованих з використанням ефективного типу базисного вейвлету для послідовно зареєстрованих зображень, забезпечує можливість фільтрації завад, типових для умов системи дистанційного навчання;

– метод формування навчальних прикладів для нейромережевої моделі аналізу біометричних параметрів, що за рахунок обробки навчальних прикладів ймовірнісною нейронною мережею дозволяє врахувати в очікуваному вихідному сигналі близькість еталонів визначених класів, що забезпечує можливість зменшення ресурсоемності процесу навчання.

Одержані результати загалом утворюють теоретико-інструментальну основу інформаційної технології автоматизованого розпізнавання емоційного стану слухача системи дистанційного навчання.

Практичне значення одержаних результатів. Отримані у дисертаційній роботі наукові результати є методологічною базою для розробки і впровадження ефективних інструментальних засобів у вигляді програмних або програмно-апаратних модулів розпізнавання емоційного стану, які мають достатню точність розпізнавання та адаптовані до застосування в умовах системи дистанційного навчання.

Практична цінність полягає у наступному:

– розроблена архітектура системи автоматизованого розпізнавання емоційного стану, що може бути використана для розширення функціональних можливостей сучасних систем дистанційного навчання;

– розроблене алгоритмічне і програмне забезпечення модулів, що реалізують розпізнавання емоцій та особи користувача інформаційної системи за голосовим сигналом, зображенням обличчя та клавіатурним почерком;

– розроблене спеціалізоване програмне забезпечення, що базується на створених нейромережових методах і моделях, дозволило забезпечити можливість розпізнавання емоційного стану та підвищити оперативність створення алгоритмів функціонування програмних засобів аналізу біометричних параметрів користувачів інформаційних систем, що підтверджується актами впровадження в діяльність Київського національного університету будівництва і архітектури (акти впровадження від 16.05.2022, 19.05.2022, 20.05.2022) та Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського" (акт впровадження від 18.05.2022);

– розроблені програми, що реалізують запропоновані моделі та методи, впроваджені в навчальний процес на кафедрі управління проектами Київського національного університету будівництва і архітектури (акт впровадження від 23.05.2022), кафедрі прикладної математики Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського" (акт впровадження від 25.05.2022) та на кафедрі безпеки інформаційних технологій Національного авіаційного університету (акт впровадження від 26.05.2022).

Особистий внесок здобувача. Всі основні положення та результати дисертаційної роботи, що виносяться на захист, отримані здобувачем самостійно. У дисертаційній роботі автором не використовувалися розробки і ідеї, що належать співавторам спільних наукових праць. Конкретний внесок автора в кожен із вказаних праць визначено у переліку публікацій за темою дисертації. При вирішенні проблеми і задач дисертаційного дослідження із опублікованих у співавторстві робіт здобувачем використано тільки особисто отримані результати.

Апробація результатів дисертації. Основні результати дисертації доповідались та отримали позитивні оцінки на 32 міжнародних наукових конференціях: «Актуальні питання забезпечення кібербезпеки та захисту інформації» (Верхнє Студене, 2017); «Information Technologies and Management» (Riga, 2017); «ABIA-2017» (Київ, 2017); «Кібербезпека в Україні: правові та організаційні питання» (Одеса, 2020); «Управління розвитком технологій» (Київ, 2018, 2020); «Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем управління організаційно-технічними та технологічними комплексами» (Київ, 2016, 2018, 2020); «Aviation in the XXI-st Century» (Kyiv, 2018); «Безпека соціально-економічних процесів в кіберпросторі» (Київ, 2019); «Build-Master-Class»

(Київ, 2017); «Розподілені програмні системи і технології» (Київ, 2020); XVIII International Conference on Data Science and Intelligent Analysis of Information (Kyiv, 2018); 1st International Conference on Cyber Hygiene and Conflict Management in Global Information Networks (Lviv, 2019); International Conference on Computer Science, Engineering and Education Applications (Kyiv, 2018-2020); міжнародних конференціях IEEE 2017–2022 років.

Публікації. За тематикою дослідження опубліковано 66 наукових робіт (48 основних з яких наведено в авторефераті), у тому числі: 1 монографія, 15 наукових статей в міжнародних виданнях, що входять в бази даних Scopus та Web of Science, 2 статті в іноземних наукових журналах, 24 наукові статті у фахових наукових журналах України, 24 тези доповідей наукових конференцій, 8 з яких проіндексовані в базах даних Scopus та Web of Science.

Структура та обсяг роботи. Дисертація складається з анотації, змісту, списку скорочень, вступу, п'яти розділів, загальних висновків, списку використаних джерел та додатків. Загальний обсяг дисертації складає 395 сторінок, в тому числі 89 рисунків, 31 таблицю, список літератури з 327 найменувань на 39 сторінках і 2 додатків на 20 сторінках.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У вступі обґрунтовано актуальність теми дисертації, визначено мету і задачі дослідження, розкрито наукову новизну та практичне значення отриманих результатів, наведені дані щодо їх апробації та впровадження.

У першому розділі охарактеризовано науково-прикладну проблему розробки методології розпізнавання ЕС слухачів СДН та проведено аналіз технологій розпізнавання емоцій людини за БП, що підлягають реєстрації за допомогою розповсюдженого апаратно-програмного забезпечення (АПЗ) СДН. На основі науково-прикладних робіт в області педагогіки, психології та управління проектами показано необхідність гармонізації ЕС слухачів СДН за рахунок використання емоційних концептів як вербального, так і невербального характеру, адаптованих до розпізнаного поточного ЕС кожного слухача.

Визначено, що забезпечити таку адаптацію доцільно за рахунок впровадження в СДН інформаційної технології автоматизованого розпізнавання емоцій слухача на основі нейромережевого аналізу БП. Показано перспективність інтеграції в цю технологію нейромережевих засобів (НМЗ) розпізнавання особи слухача СДН за БП, що дозволить підвищити точність розпізнавання ЕС та забезпечить можливість підтвердження особи слухача під час навчання.

Запропоновано класифікувати БП на основні, що використовуються для розпізнавання ЕС і особи слухача, та допоміжні - тільки для розпізнавання особи. До основних БП відносяться зображення обличчя (ЗО), голосовий сигнал (ГС) та клавіатурний почерк (КП). До допоміжних параметрів відносяться відбитки пальців (ВП), райдужна оболонка ока (РО),

сітківка ока (СО) та зображення вушної раковини (ЗВР). Обґрунтовано чотири групи параметрів оцінки ефективності засобів автоматизованого розпізнавання емоційного стану (ЗАРЕС). До групи А віднесено базові параметри, що характеризують повноту розпізнавання базових емоцій, можливість розпізнавання складних емоцій та ЕС, необхідність розпізнавання особи, точність та обчислювальну складність розпізнавання. Група В характеризує особливості розпізнавання ЗАРЕС, група С - особливості технічної реалізації, а група D - сервісні можливості ЗАРЕС. Використавши запропоновані групи параметрів, проведено аналіз відомих технологій розпізнавання ЕС, результати якого вказують на те, що для впровадження ЗАРЕС в СДН необхідно розвинути теоретико-методологічні засади в області нейромережевого розпізнавання емоцій, особи та ЕС на основі комплексного аналізу БП з урахуванням очікуваних умов застосування.

Таким чином, обґрунтовано *актуальність* досліджень, пов'язаних з розробкою методології автоматизованого розпізнавання ЕС слухачів СДН. Зважаючи на отримані результати аналізу та визначений напрямок дослідження, обґрунтовано постановку наукових завдань, що дозволило визначити мету, завдання, проблемне поле і методологічну базу дослідження.

Другий розділ присвячено розвитку методологічного забезпечення технології автоматизованого розпізнавання ЕС слухачів СДН.

Для конкретизації операцій нейромережевого аналізу БП, а також для обґрунтування переліку параметрів оцінки ефективності розпізнавання розроблено *концептуальну модель розпізнавання ЕС слухачів СДН*. Модель забезпечує формалізацію причинно-наслідкових зв'язків, властивих процесу розпізнавання ЕС, визначених необхідністю підвищення ефективності СДН та встановлення впливу операцій, пов'язаних з нейромережевим аналізом БП, на ефективність ЗАРЕС. Аналітичне представлення даної моделі:

$$H_{\Sigma} = f(H_D, H_A, H_R), \quad (1)$$

$$H_D = f(h_{D1}, h_{D2}), \quad (2)$$

$$H_A = f(h_{A1}, h_{A2}), \quad (3)$$

$$H_R = f(h_{R1}, h_{R2}, h_{R3}), \quad (4)$$

де H_{Σ} – інтегральна ефективність ЗАРЕС; H_D , H_A – ефективність розробки та використання НММ; H_R – ефективність реєстрації БП; h_{D1} , h_{D2} – визначення виду та параметрів НММ; h_{A1} , h_{A2} – формування параметрів навчальних прикладів та навчальної вибірки; h_{R1} – визначення БП; h_{R2} – фільтрація зареєстрованих БП; h_{R3} – нейромережевий аналіз БП.

Складові (1-4) визначають операції, що впливають на ефективність нейромережевих ЗАРЕС. Також наведено означення, використані для гармонізації термінології в області НМЗ розпізнавання ЕС:

- *Методологія розпізнавання ЕС слухачів СДН* – система знань в області автоматизованого розпізнавання ЕС, підходів, моделей, методів, засобів та інформації, що використовуються для автоматизованого розпізнавання ЕС слухачів конкретної СДН.

- *Емоції* – це психічне відображення у формі безпосереднього, упередженого переживання життєвого сенсу явищ і ситуацій, обумовленого відношенням їх об'єктивних властивостей до потреб суб'єкта.

- *ЕС* – це складний психічний стан відображення у формі переживання значимості впливу зовнішніх та внутрішніх стимулів. ЕС може включати в себе декілька емоцій, а тривалість ЕС більша, ніж тривалість емоції.

- *БП* – параметри, що визначають фізіологічні і/або поведінкові характеристики людини.

Використавши концептуальну модель, визначено доцільність удосконалення підходів до нейромережевого аналізу БП.

Підхід до обґрунтування принципової можливості застосування НМЗ для розпізнавання емоцій базується на теоремі Колмогорова-Арнольда, яка доводить можливість апроксимації неперервної функції багатьох змінних за допомогою НММ з прямим розповсюдженням сигналу та з кількістю схованих нейронів, що на одиницю перевищує кількість вхідних нейронів. Можливість застосування даної теореми в області розпізнавання емоцій реалізоване за рахунок авторського представлення моделі розпізнавання емоцій та особи слухача СДН шляхом нейромережевого аналізу БП:

$$\exists \{x_n(t)\} \in \{x_n^{E,j}\} \stackrel{NN}{\Rightarrow} E_j, \quad (5)$$

$$\exists \{x_n(t)\} \in \{x_n^{I,k}\} \stackrel{NN}{\Rightarrow} I_k, \quad (6)$$

де $\{x_n(t)\}$ – зареєстровані в момент часу t значення n -го БП; $\{x_n^{E,j}\}$ – значення n -го БП для j -ої емоції; $x_n^{I,k}$ – значення n -го БП для особи k -го слухача; E_j – j -та емоція слухача СДН; I_k – особа k -го слухача СДН.

Формування означеного підходу забезпечило теоретичне обґрунтування доцільності застосування НМ для розпізнавання емоцій.

Підхід до визначення конструктивних параметрів забезпечує можливість визначення найбільш ефективної архітектури НММ:

$$h_{D1}(v_i) \rightarrow \max, v_i \in \{V\}_I, \quad (7)$$

$$h_{D2}(v_{max}, m_k) \rightarrow \max, m_k \in \{M\}_K, v_{max} \in \{V\}_I, \quad (8)$$

де v_i – i -ий вид НММ; $\{V\}_I$ – множина прийнятних видів НММ; I – кількість прийнятних видів НММ; v_{max} – найбільш ефективний вид НММ; m_k – k -та комбінація параметрів найбільш ефективного виду НММ; $\{M\}_K$ – множина допустимих комбінацій параметрів.

Використавши цей підхід, обґрунтовано принципи адаптації ЗНМ до умов аналізу БП, що забезпечують правила визначення кількості згорткових шарів, кількості карт ознак, структури зв'язків та розміру ядра згортки.

Підхід до навчання НММ визначається (9, 10) та забезпечує зменшення часу навчання НММ за рахунок кодування очікуваного вихідного сигналу навчальних прикладів з урахуванням близькості еталонів образів та розробку архітектури НММ з використанням експертних даних.

$$y(u \in \{U_{E_i}\}): y(u \in \{U_{E_n}\}) \sim \chi(E_i, E_n), \quad (9)$$

$$if (x_1 = L_1) \wedge (x_2 = L_2) \wedge \dots (x_K = L_K) \rightarrow P(m), \quad (10)$$

де $y(u \in \{U_{E_i}\})$ – очікуваний вихідний сигнал для навчальних

прикладів для i -ої емоції; $\chi(E_i, E_n)$ – відстань між еталонами емоцій; x_1, \dots, x_K – значення показників БП для m -ої емоції; L_1, L_2, \dots, L_K – фіксовані величини; $P(m)$ – ймовірність відображення m -ої емоції.

Також запропоновано *підхід до мінімізації ресурсоемності НМЗ* та обґрунтовано доцільність застосування при побудові ЗАРЕС відомих підходів до створення НМЗ.

З використанням запропонованих підходів *розроблено моделі обробки БП, асоційованих з зображеннями*, що дозволяють нівелювати завади і викривлення, типові для СДН, та забезпечують теоретичний базис розробки методів формування вхідного поля НММ розпізнавання емоцій. До таких БП відносяться ЗО, ВП, РО, СО та ЗВР, котрі підлягають аналізу за допомогою ЗНМ, вхідне поле якої співвідносяться з зареєстрованим зображенням. В якості прототипу використано *модель обробки ЗО*, в якій відображено процедури виділення контуру, центрування, масштабування, бінаризації, корекції яскравості і визначення 14 ключових точок і 23 контрольних точок для розпізнавання емоцій та особи слухача СДН. Показано доцільність застосування капсульної НМ та вейвлет-перетворень для нівелювання викривлень, типових для СДН.

На базі капсульної НМ *розроблена НММ CapsNetEm*, що забезпечує розпізнавання емоцій на повернутому ЗО. Структура *CapsNetEm* показана на рис. 1, де позначено: Conv – згортковий шар; PrimaryCaps, DigitCaps – шари первинних та згорткових капсул; B_0 – розмір зображення; B_1 – розмір карт ознак в Conv; B_2 – розмір сітки в PrimaryCaps; B_3, C_3 – кількість одиниць згортки та капсул в DigitCaps; C_2, L_2 – кількість каналів та одиниць згортки в PrimaryCaps; L_1 – кількість карт ознак в Conv; a – ядро згортки. Основою математичного забезпечення CapsNetEm є (11-16).

$$v_j = \frac{\|s_j\|^2}{1 + \|s_j\|^2} \frac{s_j}{\|s_j\|}, \quad (11)$$

$$\hat{u}_{j|i} = W_{i,j} u_i, \quad (12)$$

$$s_j = \sum_{i=1}^{C_3} (c_{i,j} \hat{u}_{j|i}), \quad (13)$$

$$c_{i,j} = \exp(b_{i,j}) / \sum_{k=1}^{C_2} \exp(b_{i,j,k}), \quad (14)$$

$$\Delta b_{i,j} = v_j \hat{u}_{j|i}, \quad (15)$$

$$b_{i,j} = b_{i,j} + \Delta b_{i,j}, \quad (16)$$

де v_j – вхідний вектор j -ої капсули в DigitCaps; s_j – складова j -ої капсули DigitCaps у вихідному сигналі; $c_{i,j}$ – коефіцієнт узгодженості між i -ою капсулою в PrimaryCaps та j -ою капсулою в DigitCaps; $\hat{u}_{j|i}$ – прогнозований вихід i -ої капсули в PrimaryCaps; $W_{i,j}$ – матриця вагових коефіцієнтів між i -ою капсулою в PrimaryCaps та j -ою капсулою в DigitCaps;

$b_{i,j}$ – ймовірність зв'язку між i -ою капсулою в PrimaryCaps та j -ою капсулою в DigitCaps; u_i – вихід i -ої капсули PrimaryCaps; $\Delta b_{i,j}$ – коефіцієнт корекції.

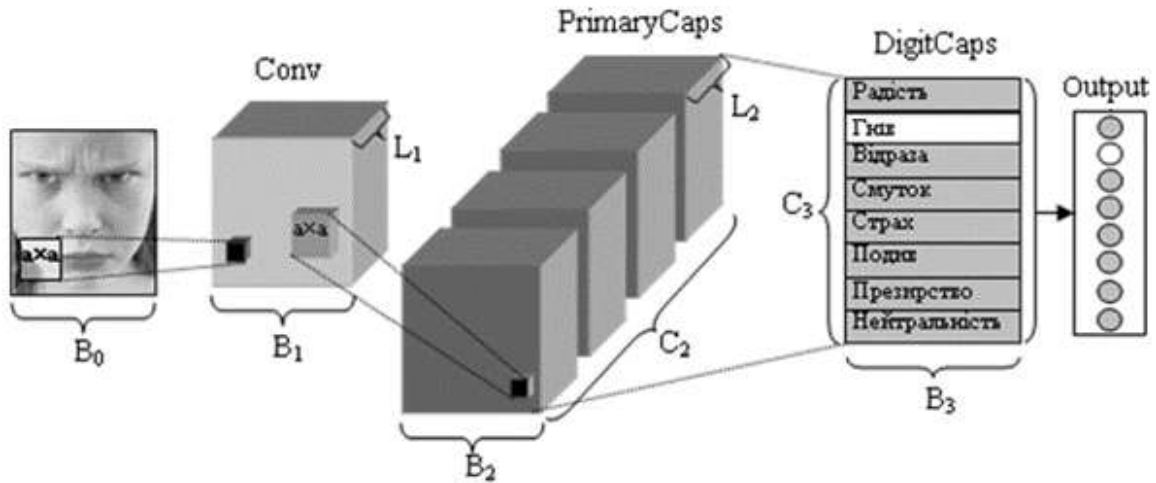


Рис. 1. Структура CapsNetEm

Навчання CapsNetEm полягає у мінімізації функціоналу:

$$\sum_{k=1}^{C_3} E_k \rightarrow \min, \quad (17)$$

$$E_k = T_k \max(0, m^+ - \|v_k\|)^2 + \lambda(1 - T_k) \max(0, \|v_k\| - m^-)^2. \quad (18)$$

Для капсули, яка відповідає k -ій емоції, $T_k = 1$, якщо на ЗО ця емоція відображається, інакше $T_k = 0$. При цьому $m^+ = 0,9$, $m^- = 0,1$, $\lambda = 0,5$.

На відміну від капсульної НМ, в CapsNetEm блок декодування не використовується, оскільки потреба у відновленні повернутого ЗО відсутня, за рахунок чого ресурсоемність НММ зменшується приблизно на 15%.

Третій розділ присвячено розробці методів формування вхідного поля НММ розпізнавання емоцій слухачів СДН.

Розроблено метод застосування вейвлет-перетворень для фільтрації вхідного поля НММ аналізу БП, асоційованих з зображеннями, що за рахунок інтеграції вейвлет-коефіцієнтів для послідовно зареєстрованих зображень, які розраховуються на основі ефективного типу базисного вейвлету, забезпечує можливість фільтрації завад, типових для СДН. Для цього за допомогою (19, 20) визначається матриця вейвлет-коефіцієнтів кожного із зображень, надалі значення вейвлет-коефіцієнтів попарно інтегруються та реалізується зворотне вейвлет-перетворення.

$$\mathbf{W}_{m,k}(i) = \frac{1}{\sqrt{2^m}} \sum_{n=0}^{N-1} (q(x_n, i) \varphi^*(2^m x_n - k)), \quad (19)$$

$$q(x_n, i) = \frac{\pi}{\ln(2)} \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} (\varphi^*(x_n) \mathbf{W}_{m,k}(i)), \quad (20)$$

де $\mathbf{W}_{m,k}(i)$ – матриця вейвлет-коефіцієнтів; i – номер кольорового каналу; k – зсув; m – масштаб; x_n – координата n -ої точки; N – розмір зображення; $q(x_n)$ – яскравість кольору в x_n ; φ – базисний вейвлет.

Структурна схема методу показана на рис. 2.

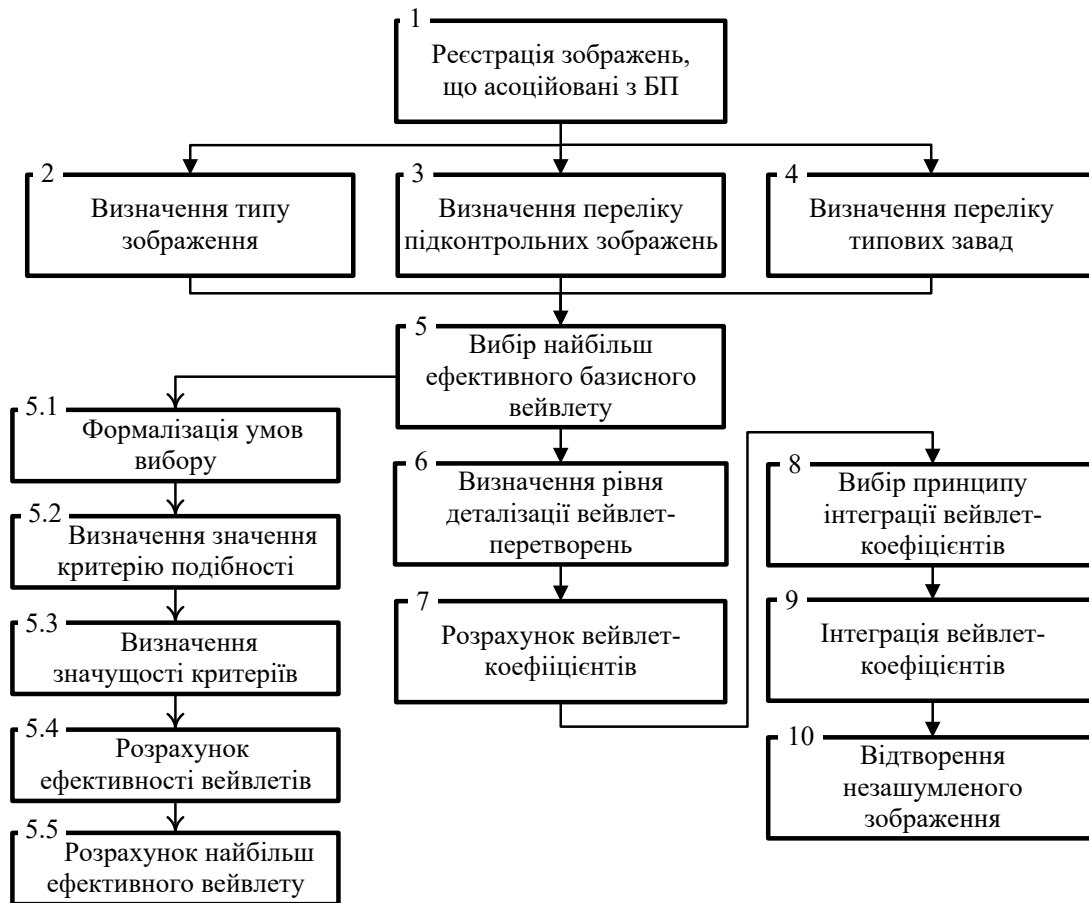


Рис. 2. Структурна схема методу застосування вейвлет-перетворень для фільтрації вхідного поля

На відміну від відомих, у методі визначається найбільш ефективний тип базисного вейвлету, а результати визначення використовуються для розрахунку вейвлет-коєфіцієнтів послідовно зареєстрованих зображень.

Розроблено метод формування вхідного поля НММ аналізу БП, асоційованих з зображеннями, що за рахунок адаптації процедур, пов'язаних із обробкою зображень, нівелюванням впливу типових завод та процедур визначення параметрів ключових та контрольних точок, до вимог нейромережевого аналізу ЗО, ЗВР, ВП, РО та СО, забезпечує можливість ефективного розпізнавання емоцій та особи слухача СДН. Метод базується на запропонованих моделях обробки БП з урахуванням підходу до мінімізації ресурсоемності НМЗ. Аналітична модель методу:

$$\langle \mathbf{B}, \mathbf{F}_{reg}, \mathbf{U}_{img}, \mathbf{U}_{CNN}, H_{CNN}, L_{CNN}, q_x, q_y, q_R, q_G, q_B, q_A \rangle \rightarrow \Psi^{Im}, \quad (21)$$

$$\mathbf{B} = \{b_1, b_2, b_3, b_4, b_5\}, \quad (22)$$

де b_1, b_2, b_3, b_4, b_5 – ЗО, ЗВР, ВП, РО, СО; \mathbf{F}_{reg} – значення параметрів зображення; \mathbf{U}_{img} – вимоги до зображень; \mathbf{U}_{CNN} – вимоги до вхідних параметрів ЗНМ; H_{CNN}, L_{CNN} – розмір вхідного поля ЗНМ; q_x, q_y – координати пікселів; q_R, q_G, q_B, q_A – показники каналів кольору; Ψ^{Im} – вхідне поле ЗНМ.

Виконання методу розділено на 9 етапів.

Етап 1. Центрування зареєстрованого зображення. Входом етапу є $b \in \mathbf{B}, \mathbf{U}_{img}, \mathbf{U}_{CNN}, \mathbf{F}_{reg}$, а його виконання розділено на наступні кроки:

1.1. Визначення зовнішніх кордонів за методом Віоли-Джонса.

1.2. Визначення центру зображення:

$$\sum_{m=1}^M \frac{v_m(x_m, y_m) - c(x_c, y_c)}{\|v_m(x_m, y_m) - c(x_c, y_c)\|} = 0, \quad (23)$$

$$F_1 = \sum_{m=1}^M \frac{v_m(x_m, y_m)}{\|v_m(x_m, y_m) - c(x_c, y_c)\|}, \quad (24)$$

$$F_2 = \sum_{m=1}^M \frac{1}{\|v_m(x_m, y_m) - c(x_c, y_c)\|}, \quad (25)$$

$$c(x_c, y_c) = F_1/F_2, \quad (26)$$

де v_m – яскравість m -ої точки; M – кількість точок; x_m, y_m – координати m -ої точки; c – яскравість центру; x_c, y_c – координати центру.

1.3. Розрахунок лінійного зсуву по осі абсцис $\Delta_x = x_c - x_0$ та по осі ординат $\Delta_y = y_c - y_0$; x_c, y_c розраховуються з використанням (23-26).

1.4. Перенесення зображення, що для кожної точки визначається виразами: $x_{shift}(i) = x_{initial}(i) - \Delta_x$; $y_{shift}(i) = y_{initial}(i) - \Delta_y$.

1.5. Визначення осі симетрії зображення. Реалізується за допомогою виразів, наведених в запропонованій моделі обробки ЗО.

1.6. Розрахунок кута повороту φ за допомогою виразу:

$$\varphi = \cos^{-1} \left(\frac{a_1 a_2 + b_1 b_2}{\sqrt{a_1^2 + b_1^2} \sqrt{a_2^2 + b_2^2}} \right), \quad (27)$$

де a_1, b_1 – коефіцієнти опису осі симетрії зображення; a_2, b_2 – коефіцієнти опису вертикальної осі вхідного поля ЗНМ.

1.7. Поворот зображення. Розрахунок координат точок зображення $x_{\varphi, i} = x_i \cos \varphi - y_i \sin \varphi$ та $y_{\varphi, i} = x_i \sin \varphi + y_i \cos \varphi$.

Виходом етапу 1 є $\{f_c\}$ – множина точок відцентрованого зображення.

Етап 2. Обмеження розміру зображення. Входом етапу є $\{f_c\}$ та \mathbf{U}_{img} .

2.1. Формування множини точок $\{Cut\}$, що мають бути видалені.

2.2. Формування обмеженого зображення $\{f_{cut}\}$, що є виходом етапу.

Етап 3. Масштабування обмеженого зображення. На вхід етапу подаються $\{f_{cut}\}, H_{CNN}, L_{CNN}, \mathbf{U}_{CNN}$. Виконання етапу розділено на 5 кроків.

3.1. Визначення ширини та висоти обмеженого зображення:

$$L_{cut} = |x^{max} - x^{min}|, \quad H_{cut} = |y^{max} - y^{min}|. \quad (28)$$

3.2. Перевірка мінімального розміру, що визначається виразом:

$$if (L_{cut} < L_{min}) \vee (H_{cut} < H_{min}) \Rightarrow stop, \quad (29)$$

де L_{min}, H_{min} – задані в \mathbf{U}_{CNN} мінімальні розміри зображення.

3.3. Розрахунок коефіцієнтів зміни розміру m_x, m_y .

3.4. Перевірка рівня геометричних спотворень:

$$if (m_x > (1 \pm \delta)) \wedge (m_y < (1 \pm \delta)) \Rightarrow stop, \quad (30)$$

$$\text{if } (m_x < (1 \pm \delta)) \wedge (m_y > (1 \pm \delta)) \Rightarrow \text{stop}, \quad (31)$$

де δ – коефіцієнт допустимого викривлення.

3.5. Масштабування зображення. Спочатку розраховуються m .

$$\text{if } (m_x > 1) \wedge (m_x \geq m_y) \Rightarrow m = m_y \quad \text{else } m = m_x, \quad (32)$$

$$\text{if } (m_x < 1) \wedge (m_x \geq m_y) \Rightarrow m = m_x \quad \text{else } m = m_y, \quad (33)$$

$$m = \text{RoundMin}(m, 2^r). \quad (34)$$

Надалі за допомогою апарату бікубічної інтерполяції проводиться масштабування зображення, результат якого $\{f_{scale}\}$ є виходом 3 етапу.

Етап 4. Первинна обробка масштабованого зображення. На вхід етапу подаються b , $\{f_{scale}\}$, U_{CNN} . Кроки етапу:

4.1. Корекція яскравості пікселів.

4.2. Визначення контурів об'єктів зображення за алгоритмом Кенні.

4.3. Приведення кольорового зображення до заданого формату.

Вихід етапу 4 - множина параметрів обробленого зображення $\{f_{pr}\}$.

Етап 5. Нівелювання впливу типових завад. Входом етапу є b , $\{f_{pr}\}$.

5.1. Нівелювання завад. Використано розроблений метод застосування вейвлет-перетворень для фільтрації вхідного поля.

5.2. Відновлення повернутого зображення СО.

Вихід етапу - множина параметрів відновленого зображення $\{f_{filter}\}$.

Етап 6. Визначення параметрів ключових точок для розпізнавання емоцій. На вхід даного етапу подаються b_i , $\{f_{filter}\}$, U_{CNN} . Два кроки етапу реалізують рішення, отримані при розробці моделі обробки ЗО. Виходом етапу є множина значень параметрів ключових точок $\{f_{key_p}\}$.

Етап 7. Визначення параметрів контрольних точок для розпізнавання особи. На вхід етапу подаються b_i , U_{CNN} , $\{f_{filter}\}$. Етап реалізує рішення, отримані при розробці моделей обробки ЗО, ВП, РО, СО та ЗВР. Вихід етапу - множина значень параметрів контрольних точок $\{f_{check_p}\}$.

Етап 8. Нормалізація параметрів зображення. На вхід етапу подаються b_i , U_{CNN} , H_{CNN} , L_{CNN} , $\{f_{filter}\}$, $\{f_{key_p}\}$, $\{f_{check_p}\}$.

8.1. Визначення точки початку відліку. При аналізі всього зображення точкою відліку є нижній лівий кут. При аналізі за контрольними та ключовими точками початок відліку визначений в моделі обробки b_i .

8.2. Нормалізація координат ключових та контрольних точок.

8.3. Нормалізація кольору. Виходом етапу є F_{nm} .

Етап 9. Кодування параметрів зображення. Вхід етапу - F_{nm} , U_{CNN} , H_{CNN} , L_{CNN} . Кодується колір та координати пікселів. Виходом етапу та методу в цілому є Ψ^{Im} - вхідне поле ЗНМ.

Розроблено метод формування вхідного поля НММ аналізу КП, що за рахунок забезпечення можливості подання параметрів КП у вигляді багатоканального кольорового рисунку, придатного для аналізу за допомогою ЗНМ, забезпечує можливість ефективного розпізнавання особи та емоцій слухача СДН. Аналітична модель методу записується за

допомогою (35), а його виконання розділено на 5 етапів.

$$\langle \{SD\}, \{\Theta_S\}, TK, \{\tau_r\} \rangle \rightarrow \langle H, L, \|X\| \rangle, \quad (35)$$

де $\{SD\}$ – доступні символи; $\{\Theta_S\}$ – обмеження на використання символів; TK – тип клавіатури; $\{\tau_r\}$ – значення параметрів КП; H, L – висота та ширина вхідного поля ЗНМ; $\|X\|$ – параметри вхідного поля ЗНМ.

Етап 1. Визначення параметрів символних даних. Вхідними даними етапу є $\{SD\}$ та $\{\Theta_S\}$. При виконанні етапу визначаються: $\{S_u\}, C_S$ - множина та кількість допустимих символів; V_T - максимальний обсягу тексту; множина $\{S\}$, що є результатом упорядкування $\{S_u\}$ за номером символу в алфавіті, визначеному в $\{\Theta_S\}$. Виходом етапу є значення C_S, V_T та $\{S_u\}$.

Етап 2. Визначення параметрів вхідного поля. Вхід етапу - $\{S\}, V_T, C_S$.

2.1. Визначення розмірності осі ординат за рахунок співвіднесення осі ординат вхідного поля з символами, що входять до $\{S\}$.

2.2. Розрахунок розміру вхідного поля.

2.3. Розрахунок кількості доповнюючих рядків та стовбців:

$$A_r = L - V_T, \quad A_c = H - C_S. \quad (36)$$

Виходом етапу є A_r, A_c, H, L .

Етап 3. Розрахунок параметрів растрів. Вхід етапу - $\{S\}, \{\Theta_S\}$ та $\{\tau_r\}$.

3.1. Визначення відповідності значень першого растру з символами:

$$R_1(i) = i / C_S, \quad (37)$$

де $R_1(i)$ – закодований i -ий символ; i – номер символу в $\{S\}$.

3.2. Визначення множини значень растрів. Співставивши $\{\Theta_S\}$ та $\{\tau_r\}$, визначається $\{DKP\}$ - множина параметрів динаміки КП, що аналізуються, та K_R - кількості растрів.

Етап 4. Розрахунок параметрів КП. Вхід етапу – $TK, \{\tau_r\}$.

4.1. Визначення параметрів приведення початкових даних.

4.2. Отримання початкових даних для розрахунку параметрів КП.

4.3. Приведення початкових даних до клавіатури стандартного типу.

4.4. Розрахунок терміну утримання клавіш (τ_r) та терміну між натисканням двох окремих клавіш (τ_b):

$$\tau_r(i) = t_u(i) - t_d(i), \quad (38)$$

$$\tau_b(i, i - 1) = t_u(i) - t_d(i - 1), \quad (39)$$

де t_d, t_u - момент часу натиснення та відпускання клавіші;

4.5. Фільтрація τ_r та τ_b , що реалізується за допомогою виразів:

$$\text{if } \tau_{r,bg} < \tau_r \rightarrow \tau_r = \tau_{r,bg} \quad \text{else } \tau_r = \tau_r, \quad (40)$$

$$\text{if } \tau_{b,bg} < \tau_b \rightarrow \tau_b = \tau_{b,init} \quad \text{else } \tau_b = \tau_b, \quad (41)$$

де $\tau_{r,bg}, \tau_{b,bg}$ та τ_r, τ_b – початкові та граничні значення τ_r та τ_b .

4.6. Розрахунок ν_r, ν_b, q_{br} , що описують динаміку терміну утримання клавіш, динаміку терміну між натисненням клавіш та відношення τ_r до τ_b .

Виходом етапу є $\{r\}$ - множина приведених параметрів КП.

Етап 5. Формування вхідного поля ЗНМ. На вхід етапу подаються $K_R, \{\{R\}_J, \{DKP\}_J\}$ та $\{r\}$. Для формування використовуються вирази:

$$\text{if } j == 1 \rightarrow (r_1, r_2, \dots, r_R), h = 1, l = 1, \quad (42)$$

$$if j > 1 \rightarrow (r_1, r_2, \dots, r_R), h = h(s_{j-1}), l = j, \quad (43)$$

де j – номер введеного символу; r_k – значення k -го параметру КП, що відповідає k -му растру; h, l - координати комірки вхідного поля ЗНМ; $h(s_j)$ – координата по осі ординат j -го символу, що входить до $\{S\}$.

Виходом п'ятого етапу і метода в цілому є $\|X\|$. Результат виконання запропонованого методу проілюстровано на рис. 3.

Z	27												
Y	26				32;51								
X	25												
W	24												
V	23												
U	22												
T	21					104;37							
S	20												
R	19								101;36				
Q	18												
P	17												
O	16												
N	15												
M	14												
L	13												
K	12												
J	11												
I	10												
H	9		101;55					101;44					
G	8												
F	7												
E	6			121;51					114;64				
D	5												
C	4												
B	3												
A	2												
	1	104;49				116;52							
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
		H	E	Y		T	H	E	R	E			

Рис. 3. Відображення тексту «HEY THERE», закодованого у вигляді зображення з двоканальним растром

Розроблено метод формування вхідного поля НММ аналізу ГС, що за рахунок застосування процедур перевірки характеристик клієнтського АПЗ, валідації величин зареєстрованих параметрів, перевірки відсутності багатоголосся та часу реверберації, приведення параметрів ГС та за рахунок адаптації параметрів ГС до ЗНМ забезпечує можливість ефективного розпізнавання емоцій та особи слухача СДН. Аналітична модель методу:

$$\langle \mathbf{U}_{vr}, \mathbf{U}_{vp}, \langle V_{reg} \rangle, \mathbf{U}_V, \mathbf{U}_{NN}, \mathbf{D}_V \rangle \rightarrow \Psi^V, \quad (44)$$

де $\mathbf{U}_{vr}, \mathbf{U}_{vp}$ – вимоги до реєстрації та до обробки ГС; $\langle V_{reg} \rangle$ - кортеж параметрів зареєстрованого ГС; \mathbf{U}_{NN} - вимоги до вхідного поля НММ; \mathbf{D}_V – параметри клієнтського АПЗ; Ψ^V - вхідне поле НММ.

Етап 1. Базова оцінка значень зареєстрованих параметрів ГС. Входом етапу являються $\mathbf{U}_{vr}, \mathbf{D}_V, \langle V_{reg} \rangle$. Етап розділяється на кроки.

1.1. Валідація апаратно-програмного забезпечення:

$$if q' \in [q_{reg}^{min}, q_{reg}^{max}] \rightarrow RS_{check} = true \quad else \quad RS_{check} = false, \quad (45)$$

де $q_{reg}^{min}, q_{reg}^{max}, q'$ - допустимі та реальні значення параметру АПЗ;

RS_{check} – результат перевірки.

1.2. Валідація результатів реєстрації, що полягає у порівнянні зареєстрованих параметрів ГС з допустимими.

Вихід етапу RS_{check} свідчить про можливість реалізації методу.

Етап 2. Приведення параметрів ГС. Вхід етапу $\langle V_{reg} \rangle$ та U_{vp} .

2.1. Приведення типу ГС. При стереоканальному реалізується так:

$$x_{reg,m} = 0,5(x_{reg,1} + x_{reg,2}), \quad (46)$$

де $x_{reg,i}$ – амплітуда ГС, зафіксована на i -му каналі реєстрації.

2.2. Розрахунок коефіцієнтів приведення частоти та глибини дискретизації ГС – k_f, k_d .

2.3. Децимація ГС. Виконується, коли $k_f > 1$:

$$h(f_{reg}) = \begin{cases} 1, & \text{if } f_{reg} \leq 0,5f_a \\ 0, & \text{if } f_{reg} > 0,5f_a \end{cases} \quad (47)$$

$$x(z) = x_{reg}(z \times k_f - 1), \quad z \in \mathbf{Z}, \quad (48)$$

де $h(f_{reg})$ – фільтр низьких частот; f_a – частота Найквіста; $\bar{x}(z)$ – приведення значення амплітуди ГС для z -ої точки.

2.4. Інтерполяція ГС. Виконується коли $k_f < 1$:

$$x(z\tau_a) = \begin{cases} x_{reg}(z\tau_{reg}^{-1}k_f), & z = 0, \frac{1}{k_f}, \frac{2}{k_f}, \dots, K_{reg}. \\ 0 & \text{для інших } z \end{cases} \quad (49)$$

$$h(f_{in}) = \begin{cases} k_f^{-1}, & \text{if } f_{in} \leq 2k_f f_a^{-1} \\ 0, & \text{if } f_{in} > 2k_f f_a^{-1}. \end{cases} \quad (50)$$

2.5. Приведення глибини дискретизації.

2.6. Застосування фільтра низьких частот з частотою зрізу f_V^{max} .

2.7. Застосування фільтра високих частот з частотою зрізу f_V^{min} .

Вихід етапу $\langle \bar{V}_{reg} \rangle = \langle \bar{f}_{reg}, \bar{d}_{reg}, \{\bar{x}_{reg}\} \rangle$, \bar{f}_{reg} – частота дискретизації ГС; \bar{d}_{reg} – глибина дискретизації ГС; $\{\bar{x}_{reg}\}$ – зареєстровані параметри ГС.

Етап 3. Додаткова оцінка значень зареєстрованих параметрів ГС. Вхід етапу $\langle \bar{V}_{reg} \rangle$, U_{vr} та U_{vp} .

3.1. Перевірка рівня шуму при реєстрації ГС:

$$\text{if } R_{reg} \leq R_a \rightarrow RS_{check} = true \text{ else } RS_{check} = false, \quad (51)$$

$$f_{mt} = \max_A(\Phi(f, A)), \quad (52)$$

$$\Phi = \{(f_{V_{min}}, A_{V_{min}}), (f_{V_{min}+1}, A_{V_{min}+1}), \dots, (f_{V_{max}}, A_{V_{max}})\}, \quad (53)$$

$$\text{if } f_{mt} \in [f_{mt}^{min}, f_{mt}^{max}] \rightarrow RS_{check} = true \text{ else } RS_{check} = false, \quad (54)$$

де f_{mt} – частота основного тону; $f_{V_{min}}, f_{V_{max}}$ – екстремуми частот ГС для пошуку f_{mt} ; $A_{V_{min}+i}$ – модуль коефіцієнтів Фур'є для частоти $f_{V_{min}+i}$, $f_{mt}^{min}, f_{mt}^{max}$ – нижній та верхній діапазон частот основного тону голосу.

3.2. Перевірка відсутності багатоголосся. Амплітуда основного тону mt порівнюється з амплітудою mt_1 , розрахованою за (51-54) при вилученні із Φ елементу (f_{mt}, A_{mt}) . Якщо $mt > 0,2mt_1$, то $RS_{check} = false$.

3.3. Перевірка часу реверберації τ_{rv} , що реалізується на основі пошуку в ГС відлуння цього ж сигналу. Якщо $\tau_{rv} > 0$, то $RS_{check} = false$.

Етап 4. Формування інтервалів розпізнавання. Вхід етапу $\langle \bar{V}_{reg} \rangle$, U_{vp} .

4.1. Сегментація ГС за рахунок видалення пауз:

$$\text{if } \bar{x}_{reg,i} \geq 0,1R_a \rightarrow \bar{x}_{reg,i} \in X_{ss}, \quad (55)$$

де $\bar{x}_{reg,i}$ – амплітуда ГС в i -ий момент часу; X_{ss} – множина, що містить значення амплітуд ГС з видаленими паузами.

4.2. Визначення інтервалів розпізнавання. Із X_{ss} виділяються фрагменти розпізнавання з заданою тривалістю τ_{em} :

$$X_{ss} = \{x_{ss}^1, x_{ss}^2, \dots, x_{ss}^k\}, \quad (56)$$

$$x_{ss}^k = \{x_{ss,1}^k, x_{ss,2}^k, \dots, x_{ss,L}^k\}, \quad (57)$$

$$L = \tau_{em} \times f_a, \quad (58)$$

де x_{ss}^k – k -ий фрагмент ГС.

4.3. Визначення квазістаціонарних фрагментів (QF). Кожен фрагмент τ_{em} розділяється на ряд QF тривалістю τ_{qsf} . При виконанні 4.2 та 4.3. враховується: $1,2 \text{ с} \leq \tau_{em} \leq 1,5 \text{ с}$; $0,01 \text{ с} \leq \tau_{qsf} \leq 0,06 \text{ с}$; $\tau_{em}/\tau_{qsf} = z$; n, z – цілі числа. Виходом етапу є X_{ss} , L і уточнені значення τ_{em} та τ_{qsf} .

Етап 5. Спектральний аналіз. Вхідні дані - X_{ss} та f_a . Визначається значення модулів коефіцієнтів Фур'є піддослідного інтервалу ГС - A_{ss} .

Етап 6. Розрахунок мел-кепстральних коефіцієнтів (MFCC). Вхід етапу - A_{ss} . Для піддослідного інтервалу ГС розраховуються елементи множини значень MFCC K_{mfcc} .

Етап 7. Формування вхідного поля. Вхід етапу - K_{mfcc} та U_{NN} .

7.1. Попередній розрахунок розміру вхідного поля. Для $tp_{NN} = MLP$ розмір вхідного поля $N_{MLP,in}$ дорівнює потужності K_{mfcc} . Для $tp_{NN} = CNN$ L_{CNN} дорівнює кількості MFCC, а H_{CNN} дорівнює кількості QF на τ_{em} .

7.2. Визначення розмірності вхідного поля. Для $tp_{NN} = MLP$:

$$j = 1 + \text{Round}(i K_{mel}^{-1}), \quad (59)$$

$$\psi_{n_{MLP}} = k_{mfcc,i,j}, \quad i = 1, 2, \dots, N_{MLP,in}, \quad (60)$$

де $\psi_{n_{MLP}}$ – вхідний сигнал нейрону з номером n_{MLP} ; $k_{mfcc,i,j}$ – значення i -го MFCC на j -му QF приведенного ГС.

Для $tp_{NN} = CNN$:

$$n_{cnn}(i, j) = n_{mel}(i, j); \quad i = 1, 2, \dots, K_{mel}; \quad j = 1, 2, \dots, K_{mel}, \quad (61)$$

де $n_{cnn}(i, j)$ – (i, j) -ий вхідний нейрон; $n_{mel}(i, j)$ – i -ий MFCC.

7.3. Приведення вхідного поля до розміру, заданого в U_{NN} . Вихід кроку та методу - Ψ_{MLP}^V та Ψ_{CNN}^V .

Результат виконання методу для ЗНМ проілюстровано на рис. 4.

	MFCC-1	MFCC-2	MFCC-3	MFCC-4	MFCC-5
QF-1	15,41	15,39	6,31	10,24	10,12
QF-2	14,57	18,32	10,59	8,98	8,22
QF-3	13,24	15,83	9,05	10,13	5,06
QF-4	11,48	16,30	7,65	7,41	3,65
QF-5	13,64	19,28	6,77	11,14	4,43

Рис. 4. Фрагментарне відображення ГС при озвучуванні тексту «Say the word bite»

Перспективи вдосконалення запропонованого комплексу методів пов'язані із вибором принципу інтеграції вейвлет-коефіцієнтів та обробкою ГС слухача СДН в умовах нерозбірливості мовлення.

Четвертий розділ присвячено розробці методів нейромережевого розпізнавання емоцій та особи слухача СДН.

Розроблено метод формування навчальних прикладів для НММ аналізу БП, який за рахунок обробки навчальних прикладів (НП) ймовірнісною нейронною мережею (PNN) дозволяє врахувати в очікуваному вихідному сигналі близькість еталонів класів, котрі мають бути розпізнані, що забезпечує можливість зменшення ресурсоемності процесу навчання. Аналітична модель даного методу описується виразами (62-64).

$$\langle \mathbf{Q}, b, R, \mathbf{G}, \mathbf{U}, \mathbf{E}, \mathbf{S}, \mathbf{D} \rangle \rightarrow \langle \mathbf{X}, \mathbf{Y} \rangle, \quad (62)$$

$$\mathbf{x}_r = |x_1, x_2, \dots, x_K|, \quad (63)$$

$$\mathbf{x}_r = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,L} \\ \dots & \dots & \dots \\ x_{1,H} & \dots & x_{H,L} \end{bmatrix}, \quad (64)$$

де $\mathbf{Q} = \{\mathbf{q}_r\}_R$ – множина значень показників БП; \mathbf{q}_r – множина значень показників БП для r -го НП; $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_r\}_R$, $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_r\}_R$ – множина значень вхідних та вихідних параметрів НММ; \mathbf{x}_r , \mathbf{y}_r – множина значень вхідних та вихідних параметрів НММ для r -го НП; R – кількість НП; \mathbf{G} – множина показників, що характеризують БП; \mathbf{U} – вимоги до вхідних параметрів НММ; \mathbf{E} – множина емоцій; \mathbf{S} – множина слухачів, особи яких мають бути розпізнані; \mathbf{D} – експертні дані для обробки БП; K – кількість вхідних параметрів НММ; H, L – розміри вхідного поля ЗНМ; $b \in \{\mathbf{B}, \mathbf{Y}, \mathbf{\Psi}\}$ – тип БП; \mathbf{B} – множина БП, асоційованих з зображеннями; \mathbf{Y} , $\mathbf{\Psi}$ – КП та ГС слухача.

Вираз (63) описує вхідне поле MLP, а (64) – ЗНМ. Розрахунок значень вихідних сигналів нейронів шару додавання, що є результатом застосування PNN для обробки НП (крок 4.1) описується (65, 66):

$$Y_n = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I y_i, \quad (65)$$

де Y_n – вихідний сигнал n -го нейрону шару додавання; I – кількість нейронів шару образів, пов'язаних з n -им нейроном шару додавання; y_i – вихідний сигнал i -го нейрону шару образів.

$$y_j = \sum_{k=1}^K \exp\left(-\sigma^{-2}(w_{k,j} - x_k)^2\right), \quad (66)$$

де y_j – вихідний сигнал j -го нейрону шару образів; x_k – k -та компонента невідомого образу; $w_{k,j}$ – ваговий коефіцієнт зв'язку між k -им вхідним та j -им нейроном шару образів; K – кількість компонент вхідного образу; σ – радіус функції Гауса.

Структурна схема методу показана на рис. 5.

Проведені дослідження вказують на те, що застосування даного методу дозволяє приблизно в 1,3-1,5 рази зменшити кількість навчальних ітерацій відносно випадку застосування прикладів, в яких використана загальновідома процедура кодування очікуваного вихідного сигналу.

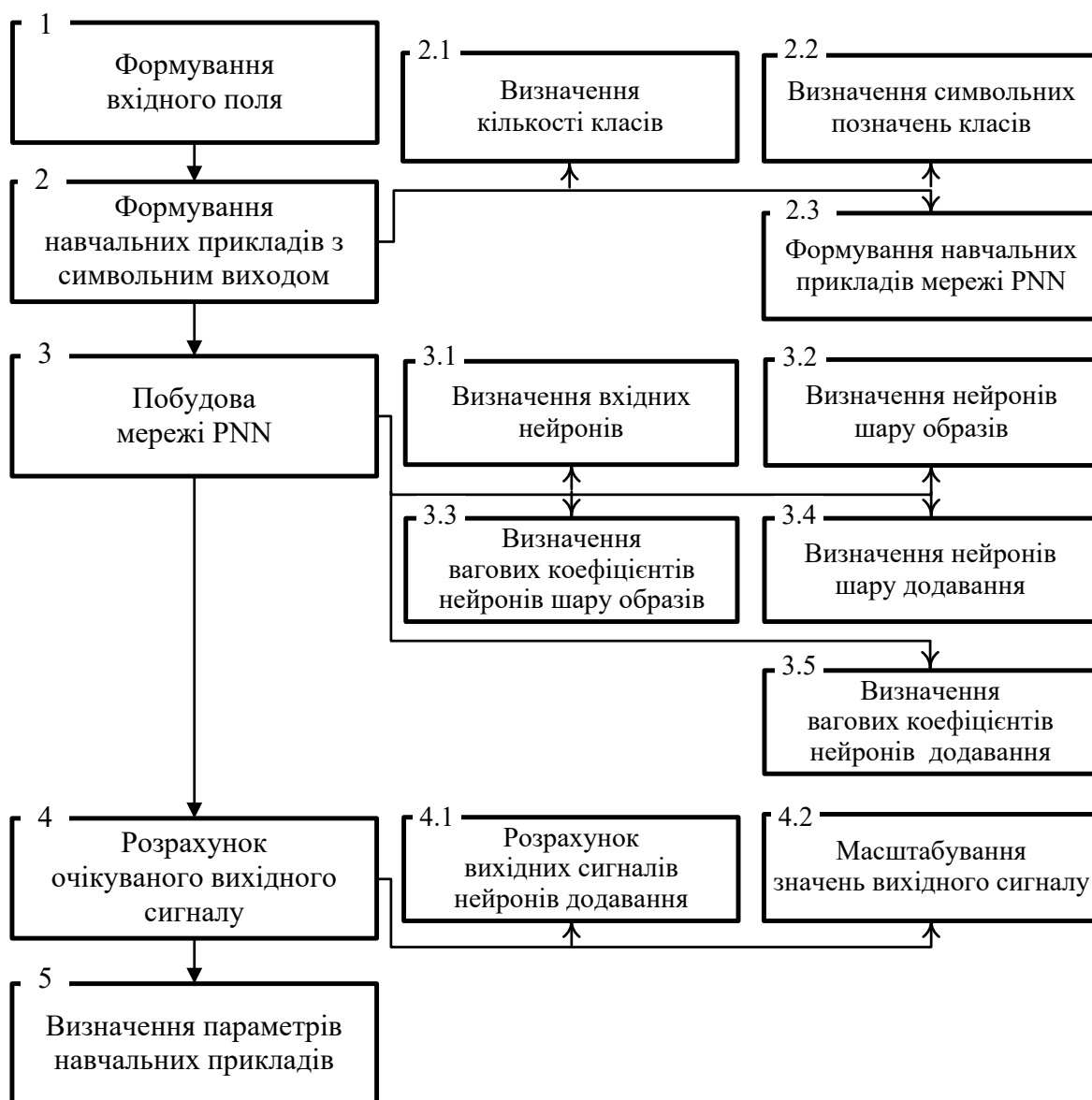


Рис. 5. Структурна схема методу формування навчальних прикладів

Побудовано метод розробки архітектури ЗНМ, призначеної для аналізу БП слухача СДН, який за рахунок використання запропонованих критеріїв ефективності та принципів адаптації конструктивних параметрів дозволяє зменшити обсяг експериментальних досліджень, пов'язаних з розробкою архітектури ЗНМ, структурна схема якого показана на рис. 6. Аналітична модель методу:

$$\langle \mathbf{U}^{CNN}, \mathbf{V}_I^{CNN}, \mathbf{R}^{CNN}, \Psi, \mathbf{Y} \rangle \rightarrow \langle \mathbf{v}_{max}^{CNN}, \mathbf{m}_{max}^{CNN} \rangle, \quad (67)$$

$$h_{D1}^{CNN}(v_i^{CNN}) \rightarrow \max, v_i^{CNN} \in \mathbf{V}_I^{CNN}, \quad (68)$$

$$h_{D2}^{CNN}(v_{max}^{CNN}, m_k^{CNN}) \rightarrow \max, m_k^{CNN} \in \{M^{CNN}\}_I, v_{max}^{CNN} \in \{V^{CNN}\}_I, \quad (69)$$

де \mathbf{U}^{CNN} – множина вимог до ЗНМ; \mathbf{R}^{CNN} – критерії ефективності видів ЗНМ; Ψ – вхідне поле ЗНМ; \mathbf{Y} – вихідне поле ЗНМ; \mathbf{v}_{max}^{CNN} – множина найбільш ефективних видів ЗНМ; \mathbf{m}_{max}^{CNN} – множина параметрів найбільш ефективних видів ЗНМ; v_i^{CNN} – і-ий вид ЗНМ; $h_{D1}^{CNN}(v_i^{CNN})$ – ефективність і-го виду ЗНМ; $h_{D2}^{CNN}(v_i^{CNN}, m_k^{CNN})$ – ефективність і-го виду ЗНМ при k-ій

комбінації конструктивних параметрів; V_I^{CNN} – множина прийнятних видів ЗНМ; $\{M^{CNN}\}_I$ – множина допустимих комбінацій параметрів ЗНМ.

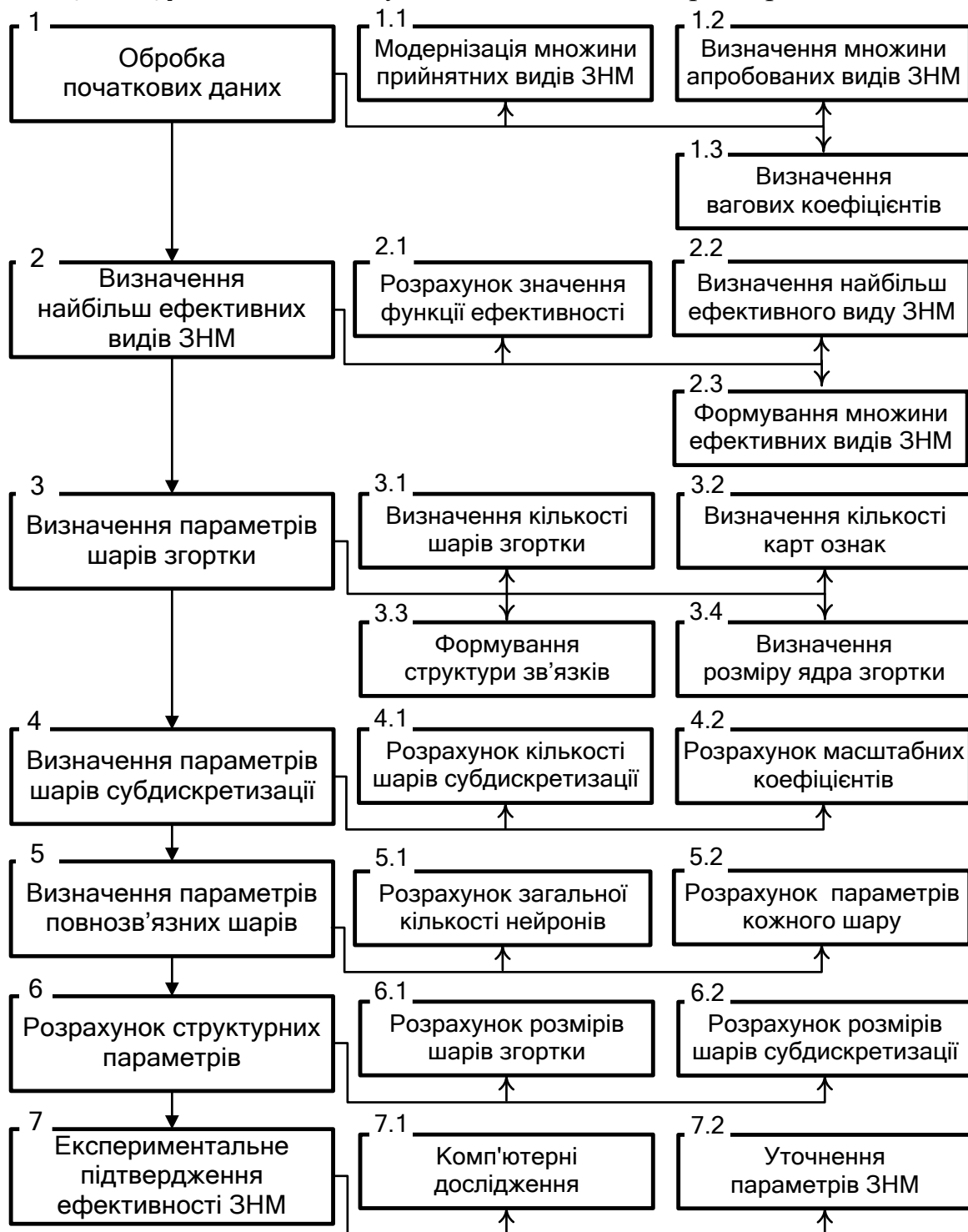


Рис. 6. Структурна схема методу розробки архітектури ЗНМ

В базовому варіанті до складу V_I^{CNN} відносяться AlexNet, Overfeat, VGG-16, VGG-19, Inception, GoogleNet, MobileNet, ResNet, Network-in-network, ENet, SqueezeNet, LeNet, CapsNetEm. Перелік критеріїв ефективності, що використовуються на 2 етапі методу: наявність доступних навчальних БД БП; наявність інструментарію для реалізації ЗНМ; низька ресурсоемність; низький термін навчання; достатня точність розпізнавання

можливість розпаралелювання обчислень; низький термін розпізнавання; пристосованість до розпізнавання повернутих зображень.

Проведені дослідження вказують, що застосування запропонованого методу дозволяє в 1,1-1,2 рази зменшити обсяг експериментальних досліджень, пов'язаних з розробкою архітектури ЗНМ, призначеної для аналізу БП в умовах СДН. Перспективи подальшого вдосконалення методу полягають у модифікації множини прийнятних видів ЗНМ та у вдосконаленні процедур визначення конструктивних параметрів ЗНМ за рахунок використання сучасних досягнень в області НММ.

Побудовано метод нейромережевого розпізнавання емоцій слухача СДН за одним із основних БП, що за рахунок застосування запропонованих рішень щодо формування вхідного поля та архітектури НММ для аналізу ЗО, ГС, КП та рішень щодо відображення у вихідному полі НММ схожості еталонів емоцій, дозволяє за прийнятної ресурсоемності підвищити точність розпізнавання. Аналітична модель методу описується виразами (70-74).

$$\langle \mathbf{BP}^b, \mathbf{E}, \mathbf{V}^a, \langle \mathbf{D}^a \rangle, \mathbf{R}^a, \mathbf{M}^{V^a}, \Theta^b, \Theta^{hv,b}, \rho \rangle \rightarrow \mathbf{O}^E, \quad (70)$$

де \mathbf{BP}^b – множина зареєстрованих значень одного із основних БП; \mathbf{E} – базові емоції; \mathbf{V}^a – прийнятні види НММ; \mathbf{R}^a – критерії ефективності для \mathbf{V}^a ; $\langle \mathbf{D}^a \rangle$ – експертні дані; \mathbf{M}^{V^a} – параметри \mathbf{V}^a ; Θ^b – параметри умов реєстрації та обробки БП; $\Theta^{hv,b}$ – параметри АПЗ; ρ – мінімально допустимі показники ефективності НММ; \mathbf{O}^E – результати розпізнавання емоцій.

$$\mathbf{BP}^b \in \langle \mathbf{BP}^f, \mathbf{BP}^v, \mathbf{BP}^{ks} \rangle, \quad (71)$$

де $\mathbf{BP}^f, \mathbf{BP}^v, \mathbf{BP}^{ks}$ – зареєстровані параметри ЗО, ГС, КП.

$$\langle \mathbf{D}^a \rangle = \langle \mathbf{D}_{V\alpha}^{f,E}, \mathbf{D}_{\alpha}^{f,E}, \mathbf{D}_{V\alpha}^{v,E}, \mathbf{D}_{\alpha}^{v,E}, \mathbf{D}_{V\alpha}^{ks,E}, \mathbf{D}_{\alpha}^{ks,E}, \mathbf{D}_{pr}^f, \mathbf{D}_{pr}^v, \mathbf{D}_{pr}^{ks} \rangle, \quad (72)$$

де $\mathbf{D}_{\alpha}^{f,E}, \mathbf{D}_{\alpha}^{v,E}, \mathbf{D}_{\alpha}^{ks,E}$ – експертні дані щодо вагових коефіцієнтів \mathbf{R}^a для розпізнавання емоцій за ЗО, ГС та КП; $\mathbf{D}_{V\alpha}^{f,E}, \mathbf{D}_{V\alpha}^{v,E}, \mathbf{D}_{V\alpha}^{ks,E}$ – експертні дані щодо НММ для розпізнавання емоцій за ЗО, ГС та КП; $\mathbf{D}_{pr}^f, \mathbf{D}_{pr}^v, \mathbf{D}_{pr}^{ks}$ – експертні дані, що стосуються обробки параметрів ЗО, ГС та КП.

$$\Theta^b = \{ \Theta^f, \Theta^v, \Theta^{ks} \}, \quad (73)$$

де $\Theta^f, \Theta^v, \Theta^{ks}$ – параметри умов реєстрації та обробки ЗО, ГС та КП.

$$\Theta^{hv,b} = \{ \Theta^{hb,f}, \Theta^{hb,v}, \Theta^{hb,ks} \}, \quad (74)$$

де $\Theta^{hb,f}, \Theta^{hb,v}, \Theta^{hb,ks}$ – параметри АПЗ для реєстрації ЗО, ГС та КП.

Структурна схема виконання методу показана на рис. 7. При розробці методу використано відомі та запропоновані підходи до створення НМЗ аналізу БП. Перший етап методу в залежності від типу БП співвідноситься з одним із запропонованих методів формування вхідного поля НММ, що базуються на (21-34, 35-43, 44-61). Для нівелювання типових завод ЗО використовується метод застосування вейвлет-перетворень для фільтрації вхідного поля, що базується на (19, 20). Другий етап асоційовано з розробленим методом формування навчальних прикладів для НММ аналізу БП, який базується на (62-66). Визначення на третьому етапі множини архітектурних параметрів ефективних видів НММ \mathbf{v}_{max} реалізується на

основі оцінки ефективності V^a з використанням методу розробки архітектури ЗНМ, призначеної для аналізу БП. Асоційований з навчанням НММ четвертий етап методу виконується на основі загальновідомих методів навчання, з використанням навчальних прикладів, сформованих на третьому етапі. Для формування навчальної вибірки можливо використовувати доступні БД ЗО, ГС та КП. Визначення множини верифікованих НММ v_{ver} , що здійснюється на п'ятому етапі, полягає у розрахунку показників ефективності для НММ із складу v_{max} та вилученні із v_{max} тих НММ,

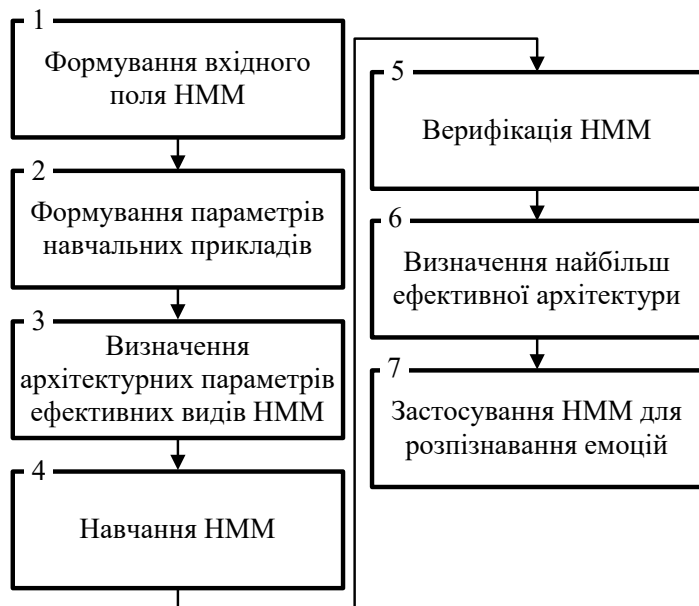


Рис. 7. Структурна схема методу нейромережевого розпізнавання емоцій для яких похибка розпізнавання δ_{av} менша, ніж допустима.

Особливістю шостого етапу є проведення комп'ютерних експериментів для уточнення архітектурних параметрів найбільш ефективної НММ, що відповідає умові:

$$v_{eff} = \min_{\delta_{av}}(v_{ver}). \quad (75)$$

При виконанні етапу 7 формується вхідне поле НММ, що подається для аналізу в v_{eff} . Виходом етапу та методу є O^E – множина розпізнаних емоцій слухача. Перспективи розвитку методу полягають у застосуванні способів навчання НММ, адаптованих до паралельної реалізації.

Визначено етапи реалізації методології автоматизованого розпізнавання ЕС, що за рахунок інтегрованого застосування відомих та запропонованих підходів, моделей та методів нейромережевого аналізу БП, забезпечує можливість створення ефективних інструментальних засобів розпізнавання ЕС, які розширюють функціональні можливості СДН. Вхідні дані та результат реалізації методології описуються (76, 77).

$$T^{in} = \langle N^{BP}, \langle BP^s \rangle, E, I, V^t, M^{V^t}, \langle D^r \rangle, \langle D^a \rangle, \Theta^p, \Theta^{p,a}, \Theta^{hv}, \rho, \langle BP^r \rangle \rangle, \quad (76)$$

$$M^{out} = \langle O^E, O^{ES}, O^I \rangle, \quad (77)$$

де N^{BP} – ідентифікатори БП; $\langle BP^s \rangle$ – значення показників БП, які використовуються для побудови НММ; E, I – множини емоцій та осіб слухачів, що мають бути розпізнані; V^t – апробовані види НММ; M^{V^t} – параметри V^t ; $\langle D^r \rangle$ – експертні дані, що стосуються реєстрації та обробки БП; $\langle D^a \rangle$ – експертні дані, що стосуються НММ; $\Theta^{p,m}, \Theta^{p,a}$ – показники основних та додаткових БП; Θ^{hv} – показники АПЗ; ρ – мінімально допустимі показники ефективності розпізнавання; $\langle BP^r \rangle$ – зареєстровані

значення БП для розпізнавання ЕС та особи слухача СДН, $\mathbf{O}^E, \mathbf{O}^{ES}, \mathbf{O}^I$ – результати розпізнавання емоцій, ЕС та особи слухача.

Структурно-аналітичне відображення 1-4 етапів запропонованої методології показано на рис. 8, а 5-8 етапів – на рис. 9.

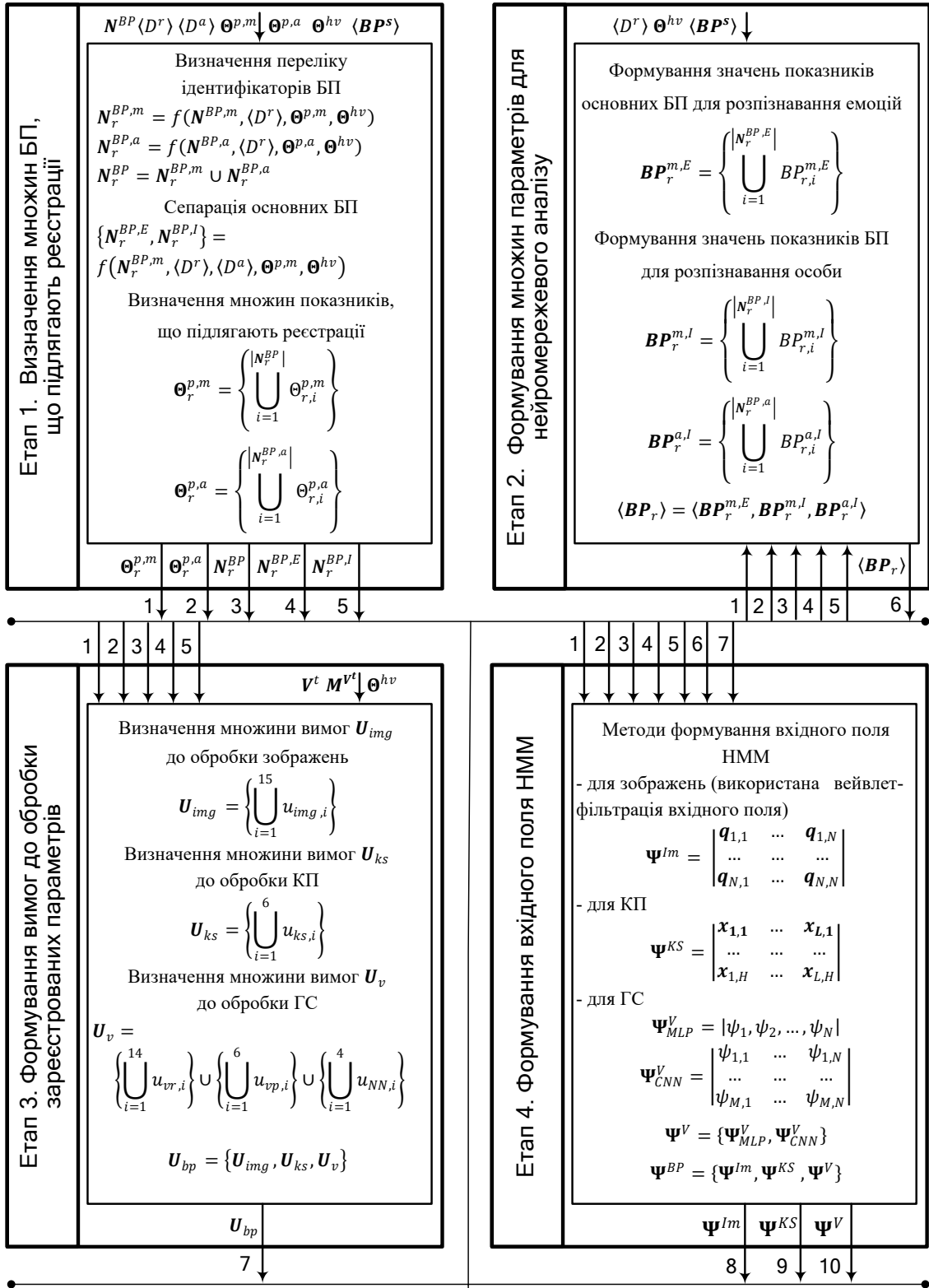


Рис. 8. Структурно-аналітичне відображення етапів 1-4 методології автоматизованого розпізнавання ЕС слухача СДН

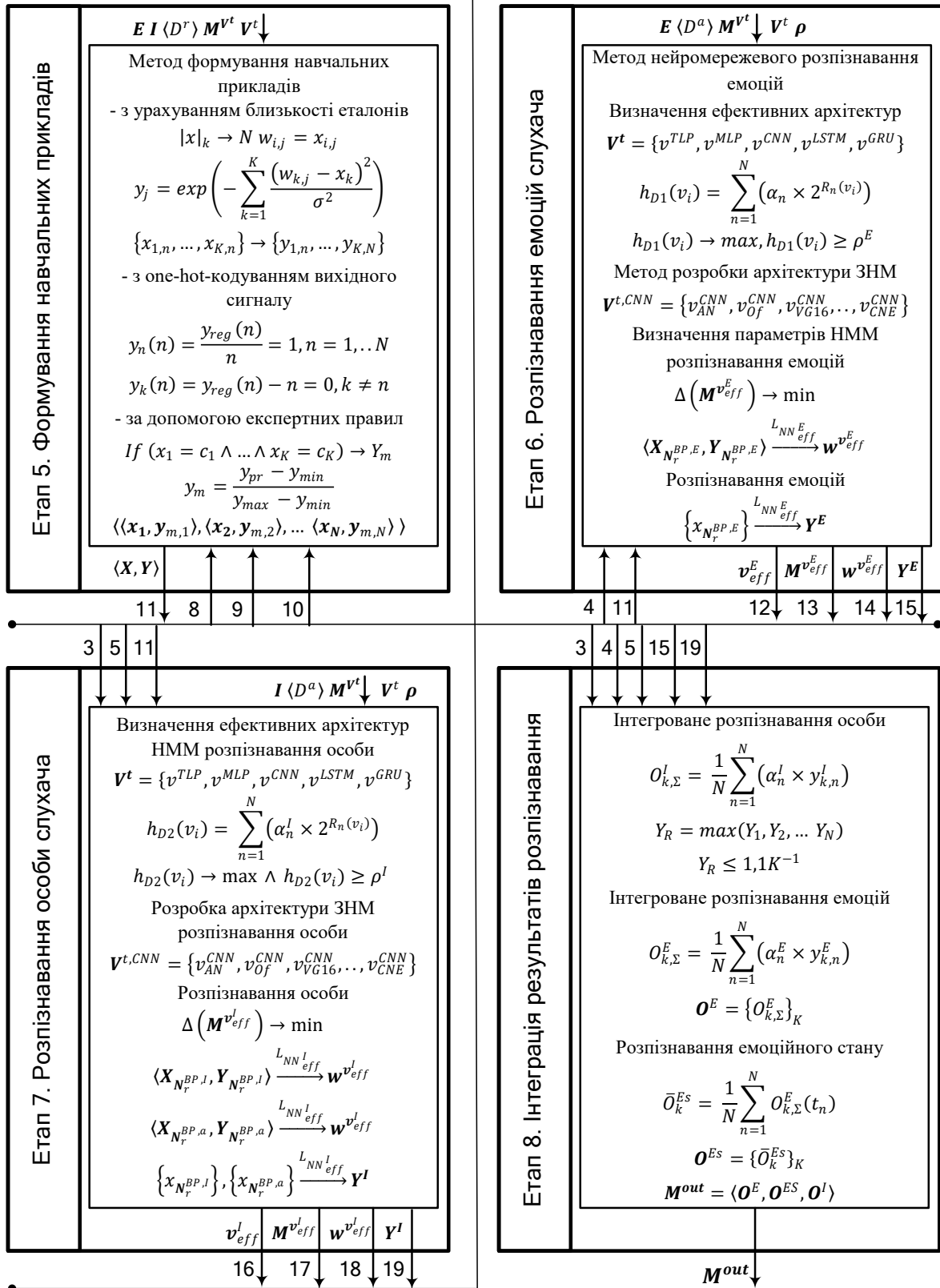


Рис. 9. Структурно-аналітичне відображення етапів 5-8 методології автоматизованого розпізнавання ЕС слухача СДН

Етап 1. Визначення множин БП, що підлягають реєстрації. Вхід етапу: N^{BP} , $\langle D^r \rangle$, $\langle D^a \rangle$, $\Theta^{p,m}$, $\Theta^{p,a}$, Θ^{hv} , $\langle BP^s \rangle$. Етап виконується за 3 кроки.

1.1. Визначення переліку ідентифікаторів БП, що підлягають реєстрації - $N_r^{BP,m}, N_r^{BP,a}$. Реалізується з використанням експертних даних щодо задач управління учбовим процесом, які залежать від поточного ЕС та результатів розпізнавання особи слухача, можливостей АПЗ СДН, доступних БД навчальних прикладів БП та можливостей НМЗ.

1.2. Сепарація основних БП. В результаті сепарації $N_r^{BP,m}$ визначається $N_r^{BP,E}, N_r^{BP,I}$ - основні БП для розпізнавання емоцій та особи.

1.3. Визначення показників БП, що підлягають реєстрації. Здійснюється експертне оцінювання доцільності реєстрації показників БП із $N_r^{BP,E}$ та $N_r^{BP,I}$. В результаті виконання формуються $\Theta_r^{p,m}, \Theta_r^{p,a}$ - множини показників основних та додаткових БП, що мають бути зареєстровані.

Вихід етапу: $N_r^{BP}, N_r^{BP,E}, N_r^{BP,I}, \Theta_r^{p,m}, \Theta_r^{p,a}$.

Етап 2. Формування множин параметрів для нейромережевого аналізу. Вхідні дані: $N_r^{BP}, N_r^{BP,E}, N_r^{BP,I}, \langle D^r \rangle, \Theta_r^{p,m}, \Theta_r^{p,a}, \Theta^{hv}, \langle BP^s \rangle$.

2.1. Реалізується обробка доступних БД БП для отримання значень показників, що входять до $\Theta_r^{p,m}$ та призначені для розпізнавання емоцій.

2.2. Реєструються показники основних та додаткових БП, що входять до складу $\Theta_r^{p,m}$ і $\Theta_r^{p,a}$ та використовуються для розпізнавання особи.

Вихід етапу: $\langle BP_r \rangle = \langle BP_r^{m,E}, BP_r^{m,I}, BP_r^{a,I} \rangle$, де $BP_r^{m,E}, BP_r^{m,I}, BP_r^{a,I}$ - показники основних та додаткових БП для розпізнавання емоцій та особи.

Етап 3. Формування вимог до обробки зареєстрованих параметрів. На основі $N_r^{BP}, N_r^{BP,E}, N_r^{BP,I}, \Theta_r^{p,m}, \Theta_r^{p,a}, V^t, M^{Vt}, \Theta^{hv}$ за допомогою експертного оцінювання визначаються вимоги до попередньої обробки БП. Етап реалізується за три кроки, що співвідносяться з визначення вимог до обробки: U_{img} - БП, асоційованих з зображеннями; U_{ks} - КП; U_v - ГС.

Виходом етапу є $U_{bp} = \{U_{img}, U_{ks}, U_v\}$.

Етап 4. Формування вхідного поля НММ. Вхід етапу: $N_r^{BP}, N_r^{BP,E}, N_r^{BP,I}, \Theta_r^{p,m}, \Theta_r^{p,a}, U_{bp}, \langle BP_r \rangle$. Виконання етапу розділяється на кроки, які відповідають запропонованим методам формування вхідного поля НММ аналізу БП та базуються на (21-34, 35-43, 44-61). Вихід етапу - $\Psi^{BP} = \{\Psi^{Im}, \Psi^{KS}, \Psi^V\}$, де множини $\Psi^{Im}, \Psi^{KS}, \Psi^V$ відповідають вхідним полям НММ для аналізу параметрів БП, асоційованих з зображеннями, КП та ГС.

Етап 5. Формування навчальних прикладів. Вхід етапу - $\Psi^{BP}, E, I, M^{Vt}, V^t, \langle D^r \rangle$. Реалізується метод формування навчальних прикладів, що базується на (62-66), а схема якого показана на рис. 5. Вихід етапу - кортеж параметрів навчальних прикладів $\langle X, Y \rangle$.

Етап 6. Розпізнавання емоцій слухача, що співвідноситься з виконанням методу розробки архітектури ЗНМ, призначеної для аналізу БП (67-69) та методу нейромережевого розпізнавання емоцій (70-75), схеми яких показано на рис. 6, 7. Вхід етапу - $N_r^{BP,E}, \langle X, Y \rangle, E, V^t, M^{Vt}, \langle D^a \rangle, \rho$. Етап виконується для кожного елемента $N_r^{BP,E}$. Передбачено визначення ефективних типів НММ, розробка архітектури та розпізнавання емоцій.

Вихід етапу: v_{eff}^E – найбільш ефективні нейромережеві архітектури для розпізнавання емоцій, $M^{v_{eff}^E}$, $w^{v_{eff}^E}$ – архітектурні параметри та вагові коефіцієнти для v_{eff}^E , Y^E – результат розпізнавання емоцій.

Етап 7. Розпізнавання особи слухача. Вхід етапу $N_r^{BP,I}$, $N_r^{BP,a}$, I , $\langle X, Y \rangle$, V^t , M^{V^t} , $\langle D^a \rangle$, ρ . Даний етап являється аналогією етапу 6 з урахуванням відмінностей розпізнавання особи слухача від розпізнавання емоцій. Вихід етапу: v_{eff}^I – найбільш ефективні нейромережеві архітектури для розпізнавання особи, $M^{v_{eff}^I}$, $w^{v_{eff}^I}$ – архітектурні параметри та вагові коефіцієнти для v_{eff}^I , Y^I – результат розпізнавання особи.

Етап 8. Інтеграція результатів розпізнавання. Вхід етапу: $N_r^{BP,E}$, $N_r^{BP,I}$, $N_r^{BP,a}$ та Y^E , Y^I – результати розпізнавання емоцій та особи на протязі певного періоду часу. Правило прийняття інтегрованого рішення:

$$Y_R = \max(Y_1, Y_2, \dots, Y_N), \quad (78)$$

$$Y_n = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J (\alpha_j \times y_j), \quad (79)$$

де Y_R – вихідний сигнал про результати інтегрованого нейромережевого аналізу всіх БП; Y_n – оцінка n-го альтернативного рішення; N – кількість рішень; α_j – ваговий коефіцієнт j-го БП; y_j – результат аналізу j-го БП.

8.1. Інтегроване розпізнавання особи. За допомогою (79) інтегруються результати аналізу всіх БП щодо розпізнавання особи, а за допомогою (78) приймається остаточне рішення. Результат розпізнавання $O^I = \{O_{k,\Sigma}^I\}_K$.

8.2. Інтегроване розпізнавання емоцій. За допомогою (79) інтегруються результати аналізу всіх БП. Домінуюча емоція визначається за допомогою (80). Результат розпізнавання емоцій $O^E = \{O_{k,\Sigma}^E\}_K$.

8.3. Розпізнавання ЕС. Враховуючи, що ЕС є узагальненням емоцій на протязі певного інтервалу часу реалізація кроку описана виразами виду:

$$\bar{O}_k^{Es} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N O_{k,\Sigma}^E(t_n), \quad (80)$$

$$O^{Es} = \{\bar{O}_k^{Es}\}_K, \quad (81)$$

де $\bar{O}_{k,\Sigma}^E(t_n)$ – результат інтегрованого розпізнавання k-ої емоції на t_n -му часовому інтервалі; $O_{k,\Sigma}^E$ – інтегроване значення k-го вихідного сигналу НММ, розраховане на кроці 8.2; N – кількість часових інтервалів.

Вихід етапу $M^{out} = \langle O^E, O^{Es}, O^I \rangle$ є результатом методології.

П'ятий розділ присвячено вирішенню науково-практичного завдання розроблення архітектури системи автоматизованого розпізнавання емоційного стану (САРЕС) слухача СДН та проведення експериментальних досліджень, спрямованих на оцінку ефективності дисертаційних рішень.

При побудові САРЕС використано запропоновану методологію автоматизованого розпізнавання ЕС слухача СДН. Вхідною інформацією САРЕС є множина параметрів, які характеризують умови експлуатації (UE);

множина БП, що підлягають реєстрації (**БП**); множина параметрів, що характеризують умови перемикавання режимів функціонування САРЕС (**УПР**). Вихідною інформацією САРЕС є множини параметрів, що описують результати розпізнавання особи (**I**) та ЕС (**E**). Розроблена САРЕС (рис. 10) складається із підсистем: визначення функціональних параметрів аналізатора (ПВФПА), реєстрації та первинної обробки БП (ПРБП), нейромережевого аналізу (ПНА), розпізнавання особи (ПРО), розпізнавання емоційного стану (ПРЕ) та модулю перемикавання режимів (МПР).

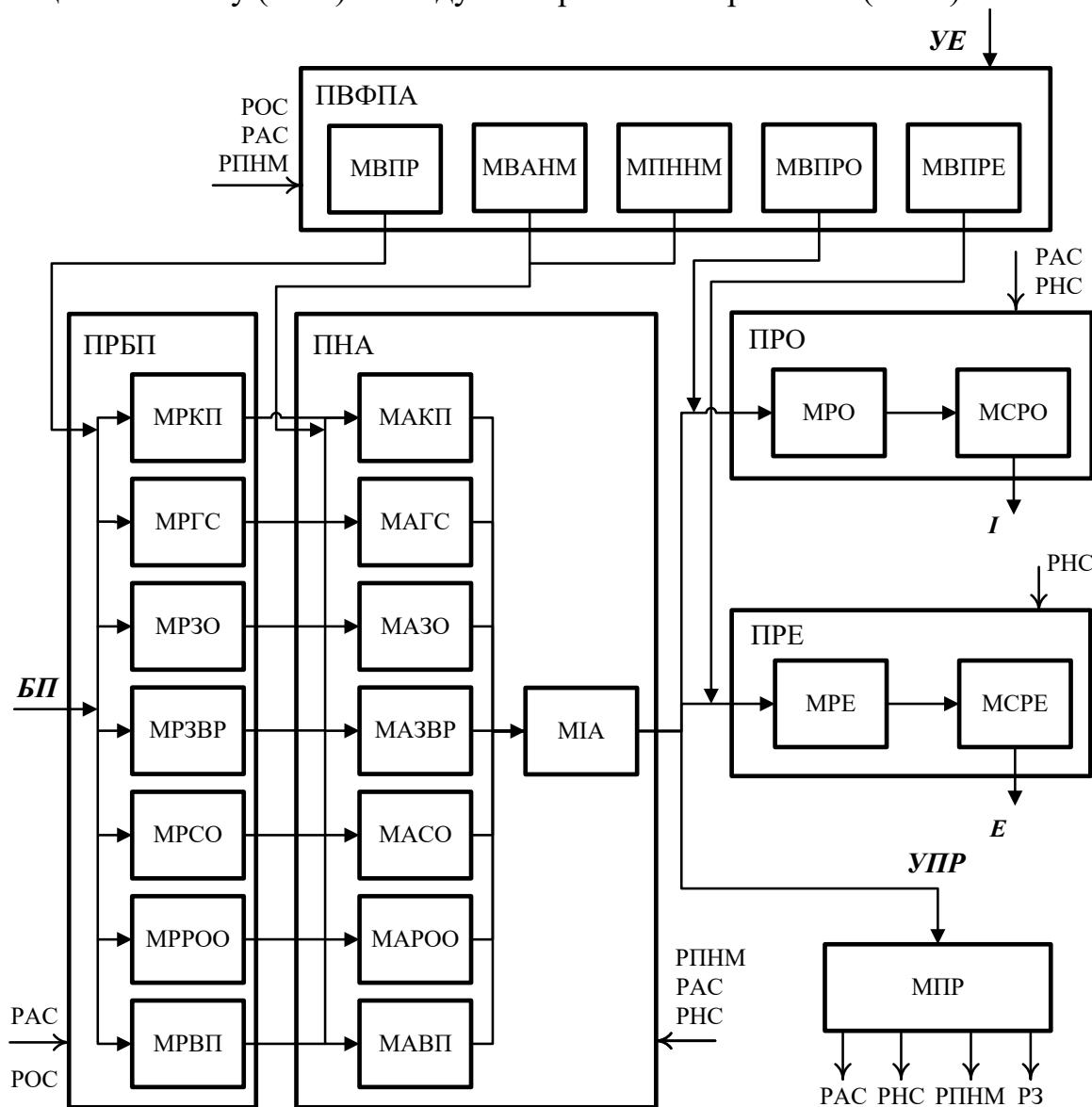


Рис. 10. Структура САРЕС слухача СДН

Передбачено, що МПР здатен перевести функціонування САРЕС в один із режимів: аутентифікації слухача (РАС), навчання слухача (РНС), визначення параметрів НММ (РПНМ), зупинки (РЗ). Як показано на рис. 10, до складу ПВФПА входять модулі, що призначені для визначення множини реєструємих параметрів (МВМР), архітектури НММ (МВАНМ), параметрів навчання НММ (МПННМ), параметрів розпізнавання особи (МВПРО) та параметрів розпізнавання емоцій (МВПРЕ). До складу ПРБП входять модулі МРКП, МРГС, МРЗО, МРЗВР, МРСО, МРРОО, МРВП,

функціональність яких пов'язана з реєстрацією та первинною обробкою таких БП, як КП, ГС, ЗО, ЗВР, СО, РО, ВП. Нейромережевий аналіз перерахованих БП реалізується в модулях ПНА, що призначені для аналізу: МАКП – КП, МАГС – ГС, МАЗО – ЗО, МАЗВР – ЗВР, МАСО – СО, МАРОО – РО, МАВП – ВП. Також до складу ПНА входить модуль інтегрованого аналізу (МІА) кожного з перерахованих БП. Функціональність ПРО і ПРЕ полягає в інтерпретації результатів нейромережевого аналізу БП у вигляді оцінок розпізнаних емоцій і особи слухача. До складу цих підсистем входять модулі: розпізнавання особи (МРО), розпізнавання емоцій та ЕС (МРЕ), сигналізації про розпізнану особу (МСРО), сигналізації про розпізнані емоції та ЕС (МСРЕ). На відміну від подібних, в розробленій САРЕС використано модулі, функціональність яких дозволяє проводити розпізнавання особи, емоцій та ЕС слухачів СДН як на основі одного, так і на основі комплексного аналізу основних БП.

На базі САРЕС розроблено НМЗ аналізу основних та додаткових БП, які дозволили експериментально перевірити ефективність запропонованих рішень. Програмне забезпечення реалізоване з використанням мови Python, бібліотеки TensorFlow та засобів Matlab.

На першому етапі досліджень проведені експерименти, пов'язані з розпізнавання ЕС слухача СДН за ГС. З урахуванням можливостей запропонованого методу формування вхідного поля НММ, визначено доцільність використання TLP, MLP, LeNet-5 та SqueezeNet. Використано БД ГС Speaker_recognition та TESS. На рис. 11-12 показано графіки залежності точності розпізнавання (A) від кількості епох навчання (K_{epoch}) та від кількості MFCC (K_{mel}), що ілюструють експерименти, пов'язані з формуванням вхідного поля НММ (крок 4.3 методології). Вказані графіки отримані при використанні MLP.

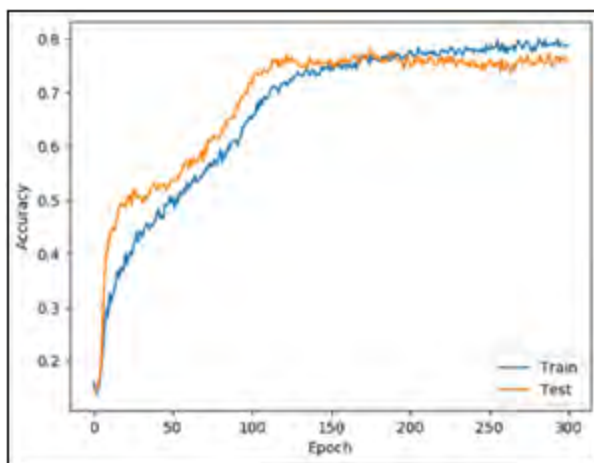


Рис. 11. Графіки $A_{MLP} = f(K_{epoch})$ при розпізнаванні ЕС за ГС ($K_{mel}=9$)

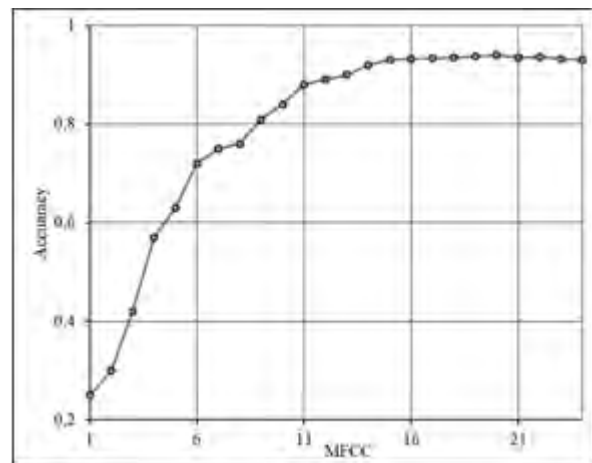


Рис. 12. Графік $A_{MLP} = f(K_{mel})$ при розпізнаванні ЕС за ГС

Ілюстрацією експериментів, спрямованих на визначення ефективності ЗНМ, являються показані на рис. 13, 14 графіки залежності $A_{LeNet-5}$ від кількості карт ознак ($L_{h,1}$) в першому шарі згортки LeNet-5 та графік $A_{SqueezeNet} = f(K_{epoch})$ для SqueezeNet.

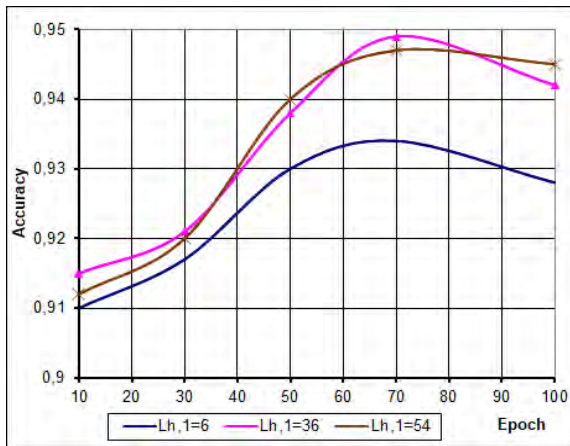


Рис. 13. Графіки $A_{LeNet-5} = f(K_{epoch})$ для різних $L_{h,1}$ при розпізнаванні ЕС за GS

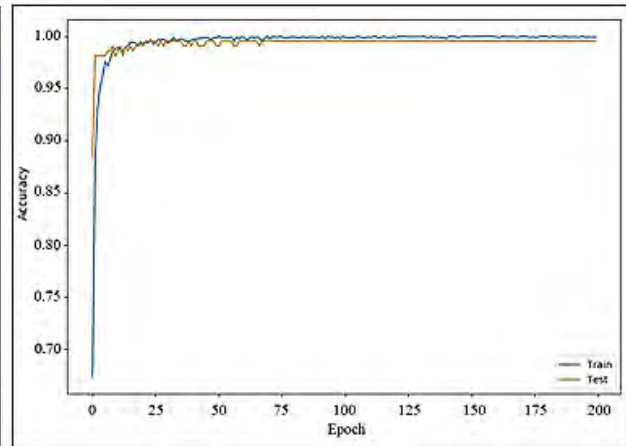


Рис. 14. Графіки $A_{SqueezeNet} = f(K_{epoch})$ при розпізнаванні ЕС за GS

Максимальна точність розпізнавання ЕС слухача СДН за GS, що дорівнює близько 0,95, відповідає кращим відомим засобам аналогічного призначення та досягнута з використанням ЗНМ, архітектурні параметри якої визначені за допомогою запропонованої методології. Використання запропонованих рішень дозволило приблизно 1,2 рази зменшити обсяг експериментальних досліджень, пов'язаних з розробкою архітектури НММ.

Розроблена ЗНМ типу SqueezeNet використана для розпізнавання ЕС ідентифікованого слухача СДН. Досягнута точність розпізнавання ЕС ідентифікованого слухача СДН за GS - 0,98, що підтверджує доцільність використання в СДН НМЗ розпізнавання особи слухача.

Проведені експерименти спрямовані на дослідження побудованих НМЗ розпізнавання ЕС та особи слухача СДН за КП та ЗО. Для навчання ЗНМ типу LeNet-5, призначеної для аналізу КП, сформована БД, приклади якої відображають параметри КП при введенні тексту слухачем, що перебував в одному із ЕС (нейтральність, радість, страх). Досліджено залежність точності розпізнавання від кількості епох навчання та параметрів КП. На рис. 15 показано діаграму точності розпізнавання особи та ЕС за допомогою LeNet-5 після 50 епох навчання при формуванні вхідного поля на основі введених символів та τ_r , τ_b , визначених за (38-41). Отримані значення точності розпізнавання ЕС та особи слухача близько 0,76 та близько 0,85 відповідають відомим засобам аналізу КП.

Результати експериментів по розпізнаванню ЕС слухача з використанням НММ CapsNetEm за фронтальним та повернутим ЗО частково показані на рис. 16. Для навчання використано БД Fer2013-images, що містить фронтальні та повернуті на $\pm 45^\circ$ ЗО, які виражають 7 базових емоцій. Точність розпізнавання ЕС за повернутим ЗО складає 0,81, що перевищує точність розпізнавання ЕС сучасних типів ЗНМ. Точність розпізнавання за фронтальним ЗО складає 0,85, що співвідноситься з точністю відомих рішень. Показано можливість в 1,1 рази підвищити точність розпізнавання ЕС за рахунок аналізу ЗО ідентифікованого слухача.

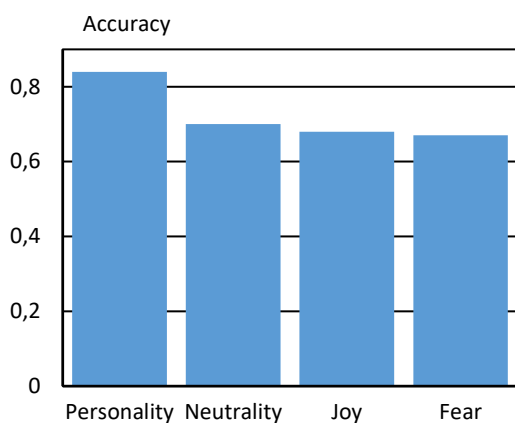


Рис. 15. Діаграма точності розпізнавання особи слухача та ЕС за КП

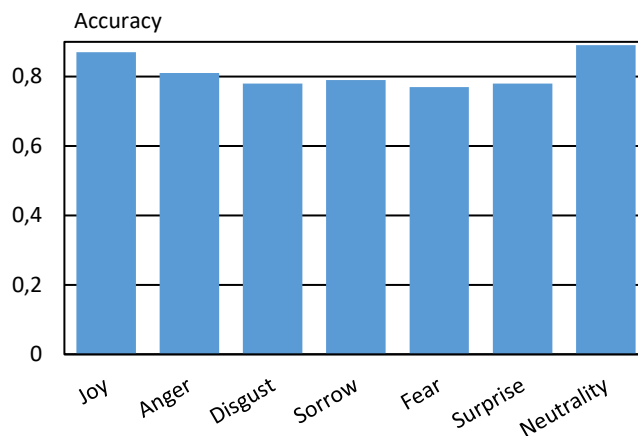


Рис. 16. Діаграма точності розпізнавання ЕС слухача за повернутим 30

Також з використанням (82, 83) проведено оцінювання ефективності розробленої САРЕС:

$$E_{\Sigma} = \beta_A E_A + \beta_B E_B + \beta_C E_C + \beta_D E_D, \quad (82)$$

де E_{Σ} – інтегральний критерій ефективності; E_A, E_B, E_C, E_D – критерії, ефективності САРЕС щодо вимог А, В, С, D відповідно; $\beta_A, \beta_B, \beta_C, \beta_D$ – вагові коефіцієнти критеріїв.

$$E_G = \sum_{i=1}^I \gamma_{i,G} E_{i,G} = \sum_{i=1}^I \left(\gamma_{i,G} \sum_{n=1}^{N_{G,i}} \alpha_{G,i,n} G_{i,n} \right), \quad (83)$$

де E_G – критерій ефективності САРЕС, що стосується групи параметрів $G \in \{A, B, C, D\}$; $E_{i,G}$ – критерій ефективності САРЕС за і-им БП із групи G ; $\alpha_{G,i,n}$ – ваговий коефіцієнт n-го параметру ефективності; $\gamma_{i,G}$ – ваговий коефіцієнт E_G для і-го БП; $N_{G,i}$ – кількість параметрів ефективності в групі G за і-им БП; $G_{i,n}$ – n-ий параметр ефективності групи G за і-им БП.

Використавши визначені за допомогою експертного оцінювання значення критеріїв ефективності для проаналізованих та розробленої САРЕС за групами параметрів А-Д, за допомогою (83) розраховані значення критеріїв ефективності САРЕС за кожним із основних БП. Враховано $\gamma_{1,A} = 0,5$, $\gamma_{2,A} = 0,3$, $\gamma_{3,A} = 0,2$ та рівність значень $\alpha_{G,i,n}$. Результати розрахунків по групі А за 30, ГС та КП показані в табл. 1-3. Позначення табл.1: ZO₁ - Affectiva Affdex; ZO₂ - Pupeteer; ZO₃ - CLMtrackr; ZO₄ - Oxford; ZO₅ - FaceReader; ZO₆ - Emovu; ZO₇ - NuraLogix; ZO₈ - eMotion Software; ZO₉ - MMER_FEASy; ZO₁₀ - FaceSecurity; ZA - запропонована САРЕС.

Таблиця 1

Значення $E_{1,A}$ для засобів розпізнавання ЕС за 30

Критерій $E_{1,A}$	Специфікація засобу розпізнавання										
	ZO ₁	ZO ₃	ZO ₃	ZO ₄	ZO ₅	ZO ₆	ZO ₇	ZO ₈	ZO ₉	ZO ₁₀	ZA
	0,52	0,9	0,57	0,60	0,58	0,92	0,73	0,95	0,58	0,95	0,95

Позначення засобів розпізнавання в табл.2: $Z\Gamma_1$ - комп'ютерна система Вищої школи економіки; $Z\Gamma_2$ - Beyond Verbal; $Z\Gamma_3$ - Xpression; $Z\Gamma_4$ - система розпізнавання емоцій в мові людини; $Z\Gamma_5$ - програма для вимірювання емоцій абонента; $Z\Gamma_6$ - EmoWatch.

Таблиця 2

Значення $E_{2,A}$ для засобів розпізнавання ЕС за ГС

Критерій $E_{2,A}$	Специфікація засобу розпізнавання						
	$Z\Gamma_1$	$Z\Gamma_2$	$Z\Gamma_3$	$Z\Gamma_4$	$Z\Gamma_5$	$Z\Gamma_6$	ZA
	0,73	0,85	0,55	0,67	0,67	0,7	0,95

Позначення засобів розпізнавання в табл.3: ZK_1 - метод репрезентативного нейромережевого розпізнавання емоцій; ZK_2 - метод двосторонньої валентності; ZK_3 - лінійної регресивної моделі; ZK_4 - метод розпізнавання емоційного контексту; ZK_5 - метод аналізу КП на базі LSTM.

Таблиця 3

Значення $E_{3,A}$ для засобів розпізнавання ЕС за КП

Критерій $E_{3,A}$	Специфікація засобу розпізнавання					
	ZK_1	ZK_2	ZK_3	ZK_4	ZK_5	ZA
	0,57	0,57	0,4	0,4	0,78	0,85

Як свідчать дані табл.1-3, ефективність розробленої САРЕС щодо групи основних вимог дорівнює ефективності найкращих засобів розпізнавання за ЗО, та в 1,1 рази перевищує ефективність засобів за ГС та КП. При цьому за умови одночасного використання в засобах розпізнавання всіх основних БП ефективність розробленої САРЕС в 1,16 разів вища, ніж у найкращих засобах аналогічного призначення.

Узагальнивши за допомогою (82) отримані результати з результатами розрахунків критеріїв ефективності щодо групи вимог В, С, D визначено, що значення інтегрального критерію ефективності розробленої САРЕС в 1,1 рази перевищує значення E_2 відомих засобів розпізнавання ЕС. Таким чином, результати проведених експериментальних досліджень свідчать про достовірність основних теоретичних положень, практичних розробок та висновків наукової роботи.

У додатках вміщено акти впровадження результатів дисертаційного дослідження та лістинги програм, що відображають практичну частину дисертаційного дослідження.

ВИСНОВКИ

У ході виконання дисертаційної роботи вирішена актуальна науково-прикладна проблема розробки методології розпізнавання ЕС слухачів СДН, що базується на нейромережевих методах і моделях аналізу БП, та орієнтована на створення ефективних інструментальних засобів, які розширюють функціональні можливості СДН.

Проведені дослідження дозволяють зробити наступні висновки:

1. Виконано аналіз передумов та перспектив впровадження технології розпізнавання ЕС в СДН. Аналіз довів актуальність науково-прикладної

проблеми створення методології розпізнавання ЕС слухачів СДН, вирішення якої має значний практичний ефект.

2. Побудовано концептуальну модель розпізнавання ЕС слухачів СДН, оригінальність якої забезпечується конкретизацією операцій нейромережевого аналізу БП, а також обґрунтованим переліком параметрів оцінки ефективності розпізнавання.

3. Удосконалено підходи до визначення конструктивних параметрів, навчання та мінімізації ресурсоемності НММ, що забезпечило можливість розробки ефективних моделей і методів обробки БП та методів нейромережевого розпізнавання ЕС та особи слухача СДН.

4. Побудовано моделі обробки БП, асоційованих з зображеннями, які за рахунок інтегрованого опису процесів центрування, масштабування, бінаризації, виділення контуру, фільтрації і виділення контрольних точок дозволяють нівелювати типові завади і викривлення та забезпечують теоретичний базис розробки методу формування вхідного поля НММ аналізу БП, асоційованих з зображеннями.

5. Розроблено метод застосування вейвлет-перетворень для фільтрації вхідного поля НММ аналізу БП, асоційованих з зображеннями, в якому передбачено інтеграцію вейвлет-коефіцієнтів, розрахованих з використанням ефективного типу базисного вейвлету, для послідовно зареєстрованих зображень, що забезпечує можливість фільтрації завад, типових для СДН.

6. Створено комплекс методів формування вхідного поля НММ аналізу БП, який передбачає використання процедур подання БП у вигляді, придатному до обробки за допомогою ЗНМ, що забезпечує можливість ефективного розпізнавання емоцій та особи слухача СДН.

7. Розроблено метод формування навчальних прикладів, який дозволяє врахувати в очікуваному вихідному сигналі близькість еталонів заданих класів, що дозволяє в 1,3-1,5 рази зменшити кількість навчальних ітерацій для досягнення допустимої помилки навчання.

8. Побудовано метод розробки архітектури ЗНМ, який дозволяє приблизно в 1,2 рази зменшити обсяг експериментів, пов'язаних з адаптацією значень конструктивних параметрів мережі до умов СДН.

9. Розроблено метод нейромережевого розпізнавання емоцій слухача СДН за одним із основних БП, який шляхом застосування запропонованих рішень щодо формування вхідного поля НММ для аналізу ЗО, ГС та КП і рішень щодо відображення у вихідному полі НМ близькості еталонів емоцій, дозволяє підвищити точність розпізнавання.

10. Розроблено методологію автоматизованого розпізнавання ЕС слухача СДН, яка забезпечуючи формалізоване використання запропонованих методів формування вхідного поля НМ аналізу ГС, КП, БП, асоційованих з зображеннями, методів застосування вейвлет-перетворень для фільтрації вхідного поля, формування навчальних прикладів, розробки архітектури ЗНМ та методу нейромережевого розпізнавання емоцій, що дозволяє створювати ефективні засоби автоматизованого розпізнавання ЕС

слухача, які розширюють функціональні можливості СДН.

11. Побудовано архітектуру системи автоматизованого розпізнавання ЕС слухача СДН, ефективність якої приблизно в 1,16 разів перевищує ефективність найкращих подібних систем.

12. Проведені експериментальні дослідження НМЗ аналізу БП дозволяють стверджувати, що використання запропонованих рішень забезпечує можливість в 1,1-1,2 рази підвищити точність розпізнавання ЕС слухача відносно випадку використання відомих засобів аналогічного призначення.

Методологія розпізнавання ЕС слухачів СДН створює сучасний науково-методологічний базис вдосконалення інструментарію дистанційного навчання в організаціях освітньої сфери України. Тим самим закладається фундамент забезпечення ефективного розпізнавання ЕС та особи слухача СДН за рахунок нейромережевого аналізу БП, які реєструються за допомогою загальнопоширеного АПЗ, що повністю підтвердило гіпотезу роботи.

Запропоновані методологія, моделі, методи та засоби впроваджені в освітніх закладах України та можуть бути використані в практичній діяльності в контурах моніторингу психоемоційного стану операторів ІС різноманітного призначення.

ОСНОВНІ ПОЛОЖЕННЯ ДИСЕРТАЦІЇ ОПУБЛІКОВАНО В РОБОТАХ

Монографії

1. Михайленко В. М., Терейковська Л. О., Терейковський І. А., Ахметов Б. Б. Нейромережеві моделі та методи розпізнавання фонем в голосовому сигналі в системі дистанційного навчання: монографія. Київ: ЦП «Компринт», 2017. 252 с. ISBN 978-966-929-430-2.

Автору належить розробка підходів до формування методологічного базису для нейромережевого аналізу біометричних параметрів.

Публікації в міжнародних виданнях

1. Tereykovska L., Tereykovskiy I., Aytkhozhaeva E., Tynymbayev S., Imanbayev A. Encoding of neural network model exit signal, that is devoted for distinction of graphical images in biometric authenticate systems. *News of the national academy of sciences of the republic of Kazakhstan series of geology and technical sciences*. 2017. Vol. 6, No 426. P. 217-224.

<http://www.geolog-technical.kz/images/pdf/g20176/217-224.pdf> [Scopus, Q4, зарубіжне фахове видання, ISSN:2224-5278]

Автору належить розробка та опис експериментальної верифікації моделі нейромережевого кодування значення очікуваного вихідного сигналу.

2. Variyev I. M., Aitchanov B. H., Tereikovskiy I. A., Tereikovska L. A., Korchenko A. A. Deep neural networks in cyber attack detection systems. *International Journal of Civil Engineering and Technology*. November 2017. Vol.

8, Is. 11. P. 1086-1092.

https://iaeme.com/MasterAdmin/Journal_uploads/IJCIET/VOLUME_8_ISSUE_11/IJCIET_08_11_106.pdf [Scopus, Q3, зарубіжне фахове видання, ISSN:0976-6308]

Автору належить розробка критеріїв ефективності застосування глибокої нейронної мережі в очікуваних умовах використання.

3. Zhengbing H., Tereikovskiy I., Tereikovska L., Pogorelov V. Determination of structural parameters of multilayer perceptron designed to estimate parameters of technical systems. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*. 2017. No 10. P. 57-62.

<https://doi.org/10.5815/ijisa.2017.10.07> [Scopus, Q4, зарубіжне фахове видання, ISSN:2074-904X]

Автору належить розробка підходів до визначення структурних параметрів багат шарового перцептрону.

4. Tereikovskiy I., Mussiraliyeva S., Kosyuk Y., Bolatbek M., Tereikovska L. An experimental investigation of infrasound influence hard drives of a computer system. *International Journal of Civil Engineering and Technology*. June 2018. Vol. 9, Is. 6. P. 1558-1566.

https://iaeme.com/Home/article_id/IJCIET_09_06_175 [Scopus, Q3, зарубіжне фахове видання, ISSN:0976-6308]

Автору належить аналіз моделей реалізації та опис досліджень, пов'язаних з оцінкою значущості звукового випромінювання.

5. Akhmetov B., Tereikovskiy I., Doszhanova A., Tereikovskaya L. Determination of input parameters of the neural network model, intended for phoneme recognition of a voice signal in the systems of distance learning. *International Journal of Electronics and Telecommunications*. 2018. Vol. 64, No 4. P. 425-432.

<https://doi.org/10.24425/123541> [Scopus, Q3, зарубіжне фахове видання, ISSN:2081-8491]

Автору належить розробка моделі та опис практичного прикладу представлення нестационарного оцифрованого голосового сигналу за допомогою фіксованої кількості мел-кепстральних коефіцієнтів.

6. Tereikovska L., Tereikovskiy I., Beketova A., Karaman G., Makovetska N. Recognition of Speaker's Emotion by SqueezeNet Convolutional Neural Network. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. March 2021. Vol. 99, No 5. P. 1139-1148.

<http://www.jatit.org/volumes/Vol99No5/12Vol99No5.pdf> [Scopus, Q4, зарубіжне фахове видання, ISSN:1992-8645]

Автору належить розробка згорткової нейромережевої моделі та опис її застосування для розпізнавання емоцій диктора.

7. Hu Z., Tereikovskiy I., Chernyshev D., Tereikovska L., Tereikovskiy O., Wang D. Procedure for Processing Biometric Parameters Based on Wavelet Transformations. *International Journal of Modern Education and Computer Science*. 2021. Vol. 13, No 2. P. 11-22.

<https://doi.org/10.5815/ijmecs.2021.02.02> [Scopus, Q3, зарубіжне фахове

видання, ISSN:2075-0161]

Автору належить розробка технології застосування вейвлет-перетворень для фільтрації біометричних параметрів, асоційованих з зображеннями та опис практичного прикладу такого застосування.

8. Tereikovskiy I., Chernyshev D., Tereikovska L., Mussiraliyeva S., Akhmed G. The procedure for the determination of structural parameters of a convolutional neural network to fingerprint recognition. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. April 2019. Vol. 97, No 8. P. 2381-2392. <http://www.jatit.org/volumes/Vol97No8/18Vol97No8.pdf> [Scopus, Q3, зарубіжне фахове видання, ISSN:1992-8645]

Автору належить розробка методологічної бази, механізму визначення структурних параметрів згорткової нейронної мережі та опис прикладу застосування цієї моделі для розпізнавання відбитків пальців.

9. Hu Z., Tereykovskiy I., Zorin Y., Tereykovska L., Zhibek A. Optimization of convolutional neural network structure for biometric authentication by face geometry. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2019. Springer, Cham. Vol. 754. P. 567-577. https://doi.org/10.1007/978-3-319-91008-6_57 [Scopus, Q3, зарубіжне фахове видання, опубліковане по матеріалам конференції, ISSN:2194-5357]

Автору належить розробка та верифікація нейромережевої моделі для біометричної аутентифікації за зображенням обличчя.

10. Hu Z., Tereikovskiy I., Tereikovska L., Tsiutsiura M., Radchenko K. Applying Wavelet Transforms for Web Server Load Forecasting. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. Springer, Cham. Vol 938. P. 13-22. https://doi.org/10.1007/978-3-030-16621-2_2 [Scopus, зарубіжне фахове видання, опубліковане по матеріалам конференції, ISSN:2194-5357]

Автору належить визначення параметрів ефективності та механізму вибору базисного типу вейвлету.

11. Tereikovskiy I., Tereikovska L., Korystin O., Mussiraliyeva S., Sambetbayeva A. User Keystroke Authentication and Recognition of Emotions Based on Convolutional Neural Network. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. Springer, Cham. Vol. 1126. P. 283-292. https://doi.org/10.1007/978-3-030-39162-1_26 [Scopus, зарубіжне фахове видання, опубліковане по матеріалам конференції, ISSN:2194-5357]

Автору належить розробка та верифікація нейромережевої моделі для розпізнавання особи та емоцій людини за клавіатурним почерком.

12. Tereikovskiy I., Tereykovska L., Mussiraliyeva S., Tsiutsiura M., Achkoski J. Markov Model of Unsteady Profile of Normal Behavior of Network Objects of Computer Systems. *Conflict Management in Global Information Networks*. 2019. CEUR Workshop Proceedings. Vol. 2588. P. 140-152. <http://ceur-ws.org/Vol-2588/paper12.pdf> [Scopus, зарубіжне фахове видання, опубліковане по матеріалам конференції, ISSN:1613-0073]

Автору належить аналіз моделей та методів оцінки динаміки параметрів мережевих об'єктів.

13. Hu Z., Tereikovskiy I., Korystin O., Mihaylenko V., Tereikovska L.

Two-Layer Perceptron for Voice Recognition of Speaker's Identity. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2021. Springer, Cham. Vol. 1247. P. 508-517. https://doi.org/10.1007/978-3-030-55506-1_46 [Scopus, Q4, зарубіжне фахове видання, опубліковане по матеріалам конференції, ISSN:2194-5357]

Автору належить розробка та верифікація нейромережевої моделі на базі двошарового перцептрону для ідентифікації диктора.

14. Akhmetov B., Tereikovskiy I., Tereikovska L., Adranova A. Neural Network User Authentication by Geometry of the Auricle. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2018. Springer, Cham. Vol. 836. P. 11-19. https://doi.org/10.1007/978-3-319-97885-7_2 [Scopus, Q3, зарубіжне фахове видання, опубліковане по матеріалам конференції, ISSN:2194-5357]

Автору належить розробка та верифікація нейромережевої моделі для розпізнавання особи за геометрією вушної раковини.

15. Oksiiuk O., Tereikovska L., Tereikovskiy I. Determination of expected output signals of the neural network model intended for image recognition. *4th International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology*. 2017. P. 596-599.

<https://doi.org/10.1109/INFOCOMMST.2017.8246471> [Scopus, Web of Science]

Автору належить розробка та верифікація моделі визначення вихідного сигналу нейронної мережі для розпізнавання зображень.

16. Oksiiuk O., Tereikovska L., Tereikovskiy I. Adaptation of the neural network model to the identification of the cyberattacks type "denial of service". *14th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering*. 2018. P. 502-505.

<https://doi.org/10.1109/TCSET.2018.8336251> [Scopus, Web of Science]

Автору належить розробка методологічного забезпечення визначення значень конструктивних параметрів нейромережевої моделі.

17. Toliupa S., Tereikovskiy I., Dychka I., Tereikovska L., Trush A. The Method of Using Production Rules in Neural Network Recognition of Emotions by Facial Geometry. *3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies*. 2019. P. 323-327.

<https://doi.org/10.1109/AIACT.2019.8847847> [Scopus]

Автору належить розробка та верифікація методу використання продукційних правил в нейромережевій моделі для розпізнавання емоцій за зображенням обличчя.

18. Toliupa S., Tereikovska L., Korystin O., Chernyshev D., Tereikovskiy I. Low-Resource Convolution Neural Network for Keyboard Recognition of the User. *IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory*. 2019. P. 222-226.

<https://doi.org/10.1109/ATIT49449.2019.9030437> [Scopus]

Автору належить розробка та верифікація малоресурсної згорткової нейронної мережі для аналізу параметрів клавіатурного почерку.

19. Toliupa S., Nakonechnyi V., Tereikovskiy I., Tereikovska L., Korystin O. One-Periodic Template Marks Model of Normal Behavior of the Safety Parameters of Information Systems Networking Resources. *IEEE International*

Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology. 2019. P. 764-768.

<https://doi.org/10.1109/PICST47496.2019.9061511> [Scopus]

Автору належить аналіз моделей та методів оцінки динаміки параметрів мережевих ресурсів інформаційних систем.

20. Toliupa S., Kulakov Y., Tereikovskiy I., Tereikovskiy O., Tereikovska L., Nakonechnyi V. Keyboard Dynamic Analysis by Alexnet Type Neural Network. *IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering*. 2020. P. 416-420. <https://doi.org/10.1109/TCSET49122.2020.235466> [Scopus]

Автору належить розробка та верифікація згорткової нейронної мережі типу Alexnet для аналізу динаміки клавіатурного почерку.

21. Yudin O., Toliupa S., Korchenko O., Tereikovska L., Tereikovskiy I., Tereikovskiy O. Determination of Signs of Information and Psychological Influence in the Tone of Sound Sequences. *IEEE 2nd International Conference on Advanced Trends in Information Theory*. 2020. P. 276-280. <https://doi.org/10.1109/ATIT50783.2020.9349302> [Scopus]

Автору належить розробка методологічного забезпечення для визначення ознак психологічного впливу в тональності звукових рядів.

22. Toliupa S., Tereikovska L., Tereikovskiy I., Doszhanova A., Alimseitova Z. Procedure for Adapting a Neural Network to Eye Iris Recognition. *IEEE International Conference on Problems of Infocommunications, Science and Technology*. 2020. P. 167-171.

<https://doi.org/10.1109/PICST51311.2020.9468020> [Scopus]

Автору належить розробка та верифікація моделі адаптації параметрів нейронної мережі до розпізнавання райдужної оболонки ока.

23. Tereikovska L., Tereikovskiy I., Mussiraliyeva S., Akhmed G. Recognition of emotions by facial geometry using a capsule neural network. *International Journal of Civil Engineering and Technology*. April 2019. Vol. 10, Is. 03. P.1424-1434. ISSN:0976-6308, E-ISSN:0976-6316

https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3457106

Автору належить розробка та верифікація капсульної нейромережевої моделі для розпізнавання емоцій за зображенням обличчя.

24. Tereykovskaya L., Tereykovskiy I., Ayt Khozhaeva E., Tynymbayev S., Imanbayev A. Improvement of learning efficiency of the neural networks, intended for recognition of graphic images in systems of biometric authentication. *Computer Modelling & New Technologies*. 2017. Vol. 21, Is. 2. P. 54-57. ISSN:1407-5806, E-ISSN:1407-5814

[http://www.cmnt.lv/en/on-line-journal/2017/2017-volume-21-2/1313-](http://www.cmnt.lv/en/on-line-journal/2017/2017-volume-21-2/1313-mathematical-and-computer-modelling/improvement-of-learning-efficiency-of-the-neural-networks-intended-for-recognition-of-graphic-images-in-systems-of-biometric-authentication)

[mathematical-and-computer-modelling/improvement-of-learning-efficiency-of-the-neural-networks-intended-for-recognition-of-graphic-images-in-systems-of-biometric-authentication](http://www.cmnt.lv/en/on-line-journal/2017/2017-volume-21-2/1313-mathematical-and-computer-modelling/improvement-of-learning-efficiency-of-the-neural-networks-intended-for-recognition-of-graphic-images-in-systems-of-biometric-authentication)

Автору належить розробка та верифікація механізму застосування ймовірнісної нейронної мережі для кодування очікуваного вихідного сигналу.

Публікації у фахових виданнях

1. Терейковський І. А., Терейковська Л. О. Метод кодування вихідного сигналу нейромережових моделей. *Наукові вісті НТУУ «КПІ»: міжнародний науково-технічний журнал*. 2017. № 5(115). С. 59–64.

<https://doi.org/10.20535/1810-0546.2017.5.107206>

Автору належить розробка та верифікація методу кодування вихідного сигналу нейромережових моделей.

2. Терейковський І.А., Заріцький О.В., Терейковська Л.О., Погорелов В.В. Метод розробки архітектури глибокої нейронної мережі, призначеної для розпізнавання комп'ютерних вірусів. *Захист інформації*. 2018. Том 20. № 3. С. 188-199.

<https://doi.org/10.18372/2410-7840.20.13074>

Автору належить розробка методологічного забезпечення методу визначення архітектурних параметрів глибокої нейронної мережі.

3. Терейковська Л.О. Аналіз засобів розпізнавання емоційного стану людини за голосом. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І.Вернадського, серія «Технічні науки»*. 2019. Том 30 (69) Ч. 1. №1. С.120-124.

https://www.tech.vernadskyjournals.in.ua/journals/2019/1_2019/part_1/22.pdf

4. Терейковська Л.О. Нейромережева модель розпізнавання емоційного стану операторів автоматизованих робочих місць за клавіатурним почерком. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І. Вернадського, серія «Технічні науки»*. 2019. Том 30 (69). Ч. 1. №4. С. 129-133.

<https://doi.org/10.32838/2663-5941/2019.4-1/23>

5. Терейковська Л.О., Терейковський О.І. Нейромережева модель розпізнавання емоцій по зображенню обличчя. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І.Вернадського, серія «Технічні науки»*. 2019. Том 30 (69). Ч. 1. №2. С. 209-213.

https://tech.vernadskyjournals.in.ua/journals/2019/2_2019/part_1/35.pdf

Автору належить розробка та верифікація нейромережевої моделі розпізнавання емоцій по зображенню обличчя

6. Дичка І., Терейковський І., Терейковська Л., Радченко К. Метод визначення ефективного типу базисного вейвлету для застосування в шаблонах нормальної поведінки веб-сервера. *Правове, нормативне та метрологічне забезпечення системи захисту інформації в Україні*. 2018. Вип. 2(36). С. 46-55.

[http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?Z21ID=&I21DBN=JRN&P21DBN=JRN&S21STN=1&S21REF=10&S21FMT=njuu_all&C21COM=S&S21CNR=20&S21P01=0&S21P02=0&S21COLORTERMS=0&S21P03=I&S21STR=%D0%9670508/2018\\$](http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?Z21ID=&I21DBN=JRN&P21DBN=JRN&S21STN=1&S21REF=10&S21FMT=njuu_all&C21COM=S&S21CNR=20&S21P01=0&S21P02=0&S21COLORTERMS=0&S21P03=I&S21STR=%D0%9670508/2018$)

Автору належить розробка принципів та критеріїв визначення ефективності типу базисного вейвлету.

7. Терейковська Л. О., Іванченко Є. В., Погорелов В.В. Метод адаптації глибокої нейронної мережі до розпізнавання комп'ютерних

вірусів. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2019. Вип. 35. С. 198-205.

<http://cit-journal.com.ua/index.php/cit/article/view/77/124>

Автору належить розробка підходів адаптації глибокої нейронної мережі до умов задачі розпізнавання.

8. Терейковська Л. Метод нейромережевого аналізу клавіатурного почерку. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2019. Вип. 37. С. 53-59.

<https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2019-37-8>

9. Терейковська Л.О. Метод визначення виду згорткової нейронної мережі для аналізу параметрів клавіатурного почерку. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І.Вернадського, серія «Технічні науки»*. 2019. Том 30 (69). Ч. 1. № 6. С. 164-168.

<https://doi.org/10.32838/2663-5941/2019.6-1/30>

10. Терейковська Л.О. Метод нейромережевого аналізу голосового сигналу. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2020. № 3 (7). С. 31-42.

<https://doi.org/10.28925/2663-4023.2020.7.3142>

11. Терейковська Л.О. Модель формування навчальних прикладів нейронної мережі, що призначена для аналізу клавіатурного почерку. *Кібербезпека: освіта, наука, техніка*. 2020. № 1 (9). С. 104-114.

<https://doi.org/10.28925/2663-4023.2020.9.104114>

12. Терейковська Л. Метод нейромережевого розпізнавання емоцій по зображенню обличчя. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2020. Вип. 40. С. 146-152.

<https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-40-22>

13. Кулаков Ю., Терейковська Л., Терейковський І. Спосіб застосування згорткової нейронної мережі для розпізнавання особи і емоцій користувача за клавіатурним почерком. *Правове, нормативне та метрологічне забезпечення системи захисту інформації в Україні*. 2019. Вип. 2 (38). С. 9-17.

[https://doi.org/10.20535/2074-9481.2\(38\).2019.232654](https://doi.org/10.20535/2074-9481.2(38).2019.232654)

Автору належить розробка та верифікація згорткової нейронної мережі для розпізнавання особи і емоцій користувача за клавіатурним почерком.

14. Терейковська Л. Метод фільтрації біометричних параметрів на основі вейвлет-перетворень. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2021. №42. С. 95-103.

<https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2021-42-14>

15. Терейковський І.А., Кулаков Ю.О., Терейковська Л.О., Терейковський О.І. Параметри оцінки ефективності засобів розпізнавання особи за райдужною оболонкою та сітківкою ока. *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І.Вернадського, серія «Технічні науки»*. 2022. Том 33 (72). № 1. С. 195-199.

<https://doi.org/10.32838/2663-5941/2022.1/29>

Автору належить розробка підходів та обґрунтування переліку

параметрів оцінки ефективності засобів розпізнавання особи за райдужною оболонкою та сітківкою ока.

Матеріали наукових та науково-практичних конференцій

1. Tereikovskiy I., Mussiraliyeva S., Tereikovska L., Chernyshev D., Nyussupov A., Abaiuly Y. The Procedure of Adapting the Design Parameters of the Convolutional Neural Network During the Speaker's Emotions Recognition. *International Conference on Smart Information Systems and Technologies*. 28-30 April 2022. Nur-Sultan. P. 68-73.

https://sist.astanait.edu.kz/?page_id=1257

Автору належить розробка підходу щодо адаптації конструктивних параметрів згорткової нейронної мережі.

2. Терейковська Л. О. Проблема створення ефективних засобів розпізнавання голосових сигналів, що адаптовані до умов вітчизняних Інтернет-орієнтованих інформаційних систем. *Актуальні питання забезпечення кібербезпеки та захисту інформації* : збірник тез доповідей III Міжнар. наук.-практ. конф. Верхнє Студене, 22-25 лютого 2017 р. С. 163-165.

3. Aitchanov B., Bapiev I., Terejkowski I., Terejkowska L., Pogorelov V. Calculation of expected output signal of neural network model for detecting of cyber-attack on network resources. *15th International Scientific Conference Information Technologies and Management*. April 27-28, 2017. ISMA University, Riga, Latvia. P. 59-62.

https://www.ismaitm.lv/images/files/theses/2017/02_cmit/10_it&m2017_bapiev.pdf

Автору належить розробка підходу щодо визначення вихідного сигналу нейромережевої моделі з урахуванням близькості еталонів класів.

4. Терейковський І.А., Терейковська Л.О., Ахметов Б.Б. Адаптація багатосарового перцептронну до умов застосування в системах голосової аутентифікації. *AVIA-2017* : матеріали XIII міжнар. наук.-техн. конф. Київ, 2017. С.1.1-1.4.

https://er.nau.edu.ua/bitstream/NAU/28204/1/AVIA_2017.pdf

Автору належить розробка математичного забезпечення адаптації двошарового перцептронну до умов задачі голосової аутентифікації.

5. Tereikovska L., Tereikovskiy I. Optimization of Convolutional Neural Network Structure for Biometric Authentication by Face Geometry. *Управління розвитком технологій* : матеріали V Міжнар. наук.-практ. конф. м. Київ. 19-20 травня 2018 р. С 42-43.

Автору належить аналіз перспектив адаптації параметрів згорткових нейронних мереж до умов задачі аутентифікації.

6. Міхайленко В. М., Терейковська Л. О. Оцінка ефективності нейромережевих моделей, призначених для розпізнавання емоцій диктора. *Управління розвитком технологій* : збірник тез доповідей VII Міжнародної науково-практичної конференції. Київ, 2020. С. 91-92.

Автору належить розробка концепції оцінки ефективності нейромережевих моделей, призначених для розпізнавання емоцій диктора.

7. Терейковський І.А., Терейковська Л.О. Застосування експертних

знань для навчання нейронних мереж. *Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем управління організаційно-технічними та технологічними комплексами* : матеріали III Міжнар. наук.-техн. Internet-конф. Київ, 23 листопада 2016. С. 147.

http://dSPACE.nuft.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/24843/1/3_Internet_konf.pdf

Автору належить розробка підходу до навчання нейронних мереж.

8. Михайленко В.М., Терейковська Л.О., Терейковський О.І. Нейромережеве розпізнавання відбитків пальців. *Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами* : матеріали V Міжнар. наук.-техн. Internet-конференції. 22-23 листопада 2018 р. Київ. С. 179-180.

<http://dSPACE.nuft.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/28833/1/konferentsii.pdf>

Автору належить розробка нейромережевої моделі для розпізнавання відбитків пальців.

9. Терейковська Л.О. Нейромережева модель розпізнавання емоцій по голосу. *Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем керування організаційно-технічними та технологічними комплексами*: матеріали VII Міжнар. наук.-техн. Internet-конференції. Київ, 26 листопада 2020. С.124-125.

http://dSPACE.nuft.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/34045/1/акс_2020.pdf

АНОТАЦІЯ

Терейковська Л. О. Методологія автоматизованого розпізнавання емоційного стану слухачів системи дистанційного навчання. – Рукопис.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.06 «Інформаційні технології». – Київський національний університет будівництва і архітектури, МОН України. Київ, 2022.

Дисертація присвячена вирішенню важливої науково-прикладної проблеми, пов'язаної з розпізнаванням емоційного стану слухачів системи дистанційного навчання шляхом розробки відповідної методології, що базується на нейромережевих методах і моделях аналізу біометричних параметрів, та орієнтованої на створення відповідних засобів, які розширюють функціональні можливості системи дистанційного навчання. Визначено та вирішено основні наукові завдання дослідження. *Перше наукове завдання* – побудова методологічного забезпечення технології автоматизованого розпізнавання емоційного стану слухача СДН на основі нейромережевого аналізу біометричних параметрів, реєстрацію яких можливо здійснити за допомогою поширеного апаратно-програмного забезпечення. *Друге наукове завдання* – створення методів формування вхідного поля нейромережевих моделей аналізу біометричних параметрів для розпізнавання емоцій та особи слухача СДН. *Третє наукове завдання* – створення методів нейромережевого розпізнавання емоцій та особи слухача СДН, що враховують можливість використання навчальних прикладів, вимоги щодо відображення в очікуваному вихідному сигналі близькості

еталонів класів та необхідність визначення архітектурних параметрів згорткових нейронних мереж. *Четверте наукове завдання* – побудова методології нейромережевого розпізнавання емоційного стану та особи слухача СДН, яка інтегруючи запропоновані методи нейромережевого розпізнавання, забезпечує розширення функціональних можливостей СДН за рахунок розпізнавання емоційного стану слухача в процесі навчання та підтвердження достовірності його особи. *П'яте наукове завдання* – розробка архітектури системи нейромережевого розпізнавання емоційного стану та особи слухача СДН. Основні результати дослідження: методологія автоматизованого розпізнавання емоційного стану, яка на відміну від існуючих за рахунок інтегрованого застосування відомих та запропонованих підходів, моделей та методів нейромережевого аналізу біометричних параметрів, забезпечує можливість створення ефективних інструментальних засобів розпізнавання емоційного стану; комплекс методів формування вхідного поля нейромережевих моделей аналізу біометричних параметрів, який передбачає використання процедур подання біометричних параметрів у вигляді, придатному до обробки згортковою нейронною мережею; метод розробки архітектури згорткової нейронної мережі, який дозволяє зменшити обсяг експериментів, пов'язаних з адаптацією значень конструктивних параметрів мережі до умов аналізу біометричних параметрів слухача СДН. Запропоновані нейромережеві моделі та методи розпізнавання емоційного стану слухача СДН використані при виконанні держбюджетних науково-дослідних робіт та впроваджені в навчальний процес Київського національного університету будівництва і архітектури та інших університетів.

Ключові слова: біометричний параметр, нейромережева модель, розпізнавання, система дистанційного навчання, емоційний стан.

ABSTRACT

Tereikovska L. O. Methodology of automated recognition of the emotional state of listeners of the distance learning system. – The manuscript.

Thesis for a Doctor of Science Degree in specialty 05.13.06 "Information Technologies". – Kyiv National University of Construction and Architecture, Kyiv, 2022.

The dissertation is devoted to the solution of an important scientific and applied problem related to the recognition of the emotional state of the listeners of the distance learning system by developing an appropriate methodology based on neural network methods and models for the analysis of biometric parameters, and aimed at creating appropriate tools that expand the functional capabilities of the distance learning system. The main scientific tasks of the research have been defined and solved. The first scientific task is the construction of methodological support for the technology of automated recognition of the emotional state of the listener of the DLS on the basis of neural network analysis of biometric parameters, the registration of which can be carried out with the help of common hardware and software. The second scientific task is the creation of methods for

forming the input field of neural network models for the analysis of biometric parameters for recognizing the emotions and personality of a listener of the DLS. The third scientific task is the creation of methods of neural network recognition of emotions and the personality of the listener of the DLS, which take into account the possibility of using educational examples, the requirements for displaying in the expected output signal the proximity of class standards and the need to determine the architectural parameters of convolutional neural networks. The fourth scientific task is the construction of a methodology for neural network recognition of the emotional state and identity of the listener of the DLS, which, integrating the proposed methods of neural network recognition, ensures the expansion of the functional capabilities of the DLS due to the recognition of the emotional state of the listener in the process of learning and confirmation of the authenticity of his identity. The fifth scientific task is the development of the architecture of the system of neural network recognition of the emotional state and personality of the DLS listener. The main results of the research: the methodology of automated emotional state recognition, which, unlike the existing ones due to the integrated application of known and proposed approaches, models and methods of neural network analysis of biometric parameters, provides the possibility of creating effective instrumental means of emotional state recognition; a set of methods for forming the input field of neural network models for the analysis of biometric parameters, which involves the use of procedures for presenting biometric parameters in a form suitable for processing by a convolutional neural network; a method of developing the architecture of a convolutional neural network, which allows to reduce the amount of experiments related to the adaptation of the values of the constructive parameters of the network to the conditions of the analysis of the biometric parameters of the DLS listener. The proposed neural network models and methods for recognizing the emotional state of the listener of the DLS were used in the implementation of state-budget scientific research works and were introduced into the educational process of the Kyiv National University of Construction and Architecture and other universities.

Keywords: biometric parameter, neural network model, recognition, distance learning system, emotional state.