

УДК 681.3:004.272

А. А. ЯРОВИЙ¹, С. Г. КАШУБІН², О. О. КУЛИК¹

РОЗПІЗНАВАННЯ МІМІЧНИХ МІКРОВИРАЗІВ ОБЛИЧЧЯ ЛЮДИНИ

¹*Вінницький національний технічний університет
21021, Хмельницьке шосе, 95, Вінниця, Україна
E-mail: axa@vinnitsa.com*

²*Google Switzerland GmbH
8002, Brandschenkestrasse, 110, Zürich,
Switzerland, E-mail: magisteryada@gmail.com*

Анотація. В роботі досліджуються окремі підходи до нейромережевого розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини. Реалізовано комбінування методів нейромережевого розпізнавання мімічних мікровиразів та модифікація відомого процесу навчання глибокої нейромережі із попереднім навчанням за допомогою обмежених машин Больцмана, що дозволяють підвищити точність розпізнавання. Розроблено інтелектуальну систему, що реалізує навчання нейромережевої системи та розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини у реальному часі.

Аннотация. В работе исследуются отдельные подходы к нейросетевому распознаванию мимических микровыражений человеческого лица. Реализовано комбинирование методов нейросетевого распознавания мимических микровыражений и модификация известного процесса обучения глубокой нейросети с предобучением с помощью ограниченных машин Больцмана, что позволяет повысить точность распознавания. Разработано интеллектуальную систему, которая реализует обучение нейросетевой системы и распознавание мимических микровыражений человеческого лица в реальном времени.

Abstract. The particular approaches to neural network recognition of human facial microexpression are investigated. The methods combination of facial microexpression recognition using neural networks and modification of the known process of deep neural network training with restricted Boltzmann machines used to pretrain are implemented. The methods combination and proposed modification increases the recognition precision. The intelligent system, which allows neural network system training and facial microexpression recognition in real time, was developed.

Ключові слова: нейронні мережі, обробка зображень, розпізнавання образів, мімічні мікровирази обличчя людини, time delay neural networks, deep belief networks, deep learning.

ВСТУП

Емоції є невід'ємною частиною спілкування та способом порозуміння між різними людьми. Загальновідомо, що мімічні вирази мають значний вплив на співрозмовника і найкраще демонструють емоційний стан людини під час спілкування. Зокрема, у відповідних дослідженнях [1] показано, що міміка людини на 55 % виражає емоційний стан в якому знаходиться особа, 38 % — відображає інтонація голосу і лише 7 % — слова. Разом з тим, мімічні мікровирази здатні відобразити інформацію, яку людина свідомо чи несвідомо намагається приховати. Проте, через надто коротку тривалість мімічні мікровирази зазвичай залишаються непоміченими [2]. Це дозволяє стверджувати, що можливість їх розпізнавання є актуальною задачею, оскільки здатна відкрити нові можливості у взаємодії людей.

Разом з тим, розпізнавання міміки людини, є невід'ємною частиною науково-практичного напрямку досліджень, що стосується інтелектуальної людино-комп'ютерної взаємодії (НСІІ, англ. Human-Computer Intelligent Interaction), і є досить поширеною і актуальною темою досліджень серед розробників природних комп'ютерних інтерфейсів (перцептивних інтерфейсів) [3], психологів, а також знаходить своє місце в робототехніці, системах безпеки, медицині, торгівлі, ігровій індустрії тощо [4].

Особливу користь розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини виявляє в процесі виявлення неправдивих свідчень, що актуалізує дані дослідження у слідчій та охоронній сферах. Все вищевказане обґрунтовує доцільність автоматичного розпізнавання мімічних мікровиразів, що дозволяє

ідентифікувати їх навіть при спостереженні за великою кількістю людей одночасно, а також розглядати їх в якості індикаторів майбутньої поведінки людини [2—4].

В результаті проведених на початку 1970-х років Полом Екманом та його колегами досліджень були знайдені докази універсальності мімічних виразів різних людей. Учені Пол Екман та Уолес Фрізен виділяють сім універсальних емоцій: злість, страх, відраза, сум, здивування, презирство, радість [4].

Дослідження групи Екмана дають можливість стверджувати про існування вроджених універсальних виразів емоцій, які відображаються в мімічних мікровиразах обличчя людини. Це надає змогу створити універсальну систему розпізнавання, придатну для розпізнавання мімічних мікровиразів, що відповідають базовим універсальним емоціям, незалежно від статі, віку, раси та інших індивідуальних особливостей. Крім того, дослідження відмінностей у вираженні емоцій підкреслюють важливість мімічних мікровиразів як індикатора справжнього емоційного стану людини [2, 4].

Варто зауважити, що різні люди можуть демонструвати ті ж самі емоції досить по-різному — з різною інтенсивністю, тривалістю і навіть різними мімічними виразами, — саме тому вчені Пол Екман і Уолес Фрізен зробили спробу систематизувати і узагальнити мімічні вирази людини. В результаті в їх спільній роботі названій FACS (Facial Action Coding System) обличчя розділяється на 44 частини, такі як — ніс, губи, брови, повіки і так далі, відповідні рухи яких позначають той чи інший мімічний вираз [5].

Враховуючи зростаючий інтерес до розпізнавання міміки в останні роки з'явилась досить велика кількість баз даних облич, такі як — база даних Масачусетського Технологічного Інституту, база даних FACS та інші. Слід зазначити, що аналіз міміки також набув досить значного поширення, в результаті чого було створено такі бази даних мімічних виразів обличчя людей, що відповідають певним базовим емоціям, як JAFFE (Japanese Female Facial Expression Database), CK та CK+ (Cohn-Kanade Facial Expression Database) [6, 7], Indian Face Database [8] та інші.

Дані дослідження присвячено задачі розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини з використанням технологій нейронних мереж. Посилення інтересу в наукових публікаціях до використання нейронних та нейроподібних паралельно-ієрархічних мереж, а також останні досягнення у підвищенні їх ефективності вказують на можливість їх застосування для створення інтелектуальної системи розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини [9—13]. Задача розпізнавання зображень мімічних мікровиразів обличчя людини трактується в даній роботі в контексті задачі класифікації зображень обличчя людини відповідно до емоції, що відображена мікровиразом. Вхідними даними системи є цифрові зображення обличчя людини в анфас у кольоровій моделі Grayscale.

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою роботи є підвищення точності розпізнавання динамічних зображень шляхом комбінування Time Delay Neural Network та Deep Belief Networks, а також реалізація інтелектуальної системи нейромережевого розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини.

РОЗПІЗНАВАННЯ СТАТИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ DEEP BELIEF NETWORK

Глибоке навчання (deep learning) — набір алгоритмів машинного навчання, що реалізують багатопланові моделі, зокрема, нейромережеві (DNN – Deep Neural Network, тощо), для моделювання високорівневих абстракцій в даних. Шари в такій моделі відповідають різним рівням концептуалізації, де концепції (ознаки, функції, представлення) більш високого рівня визначаються з концепцій більш низького рівня. Таким чином, одні й ті самі концепції низького рівня допомагають визначити множину високорівневих концепцій [14].

Глибоке навчання базується на розподілених інтерпретаціях, припускаючи, що спостережувані дані були створені комбінацією багатьох факторів, які не в повній мірі відомі спостерігачу. Тому інформація про певний фактор, отримана з окремих конфігурацій інших факторів, часто може узагальнюватись до інших, невідомих конфігурацій факторів. Глибоке навчання додає до розподілених інтерпретацій припущення, що фактори мають багаторівневу організацію відповідно до різних рівнів абстракції або складу об'єкту і високорівневі представлення отримуються шляхом перетворення та комбінування низькорівневих.

У 2010 році групою учених (Т. McLaughlin та ін.) для розпізнавання емоцій на обличчі людини було використано підхід, що базується на глибоких нейромережах прямого розповсюдження із попереднім тренуванням за допомогою обмежених машин Больцмана [15]. Даний тип нейронних мереж отримав значне розповсюдження останнім часом у зв'язку із порівняно легкістю використання, відсутністю потреби у великих обсягах помічених даних (порівняно з іншими типами нейромереж, такими як згорточні) та розробленими ефективними алгоритмами тренування.

Цей тип глибоких нейронних мереж розвинувся із генераційних моделей (generative models) під назвою глибокі мережі довіри (DBN — Deep Belief Networks). Генераційні моделі — моделі, що дозволяють запам'ятовування та відтворення вхідних даних, наприклад, такі як мережа Хопфілда.

Глибокі мережі довіри (Deep Belief Networks) — генераційні моделі, що складаються з багатьох шарів стохастичних прихованих змінних, що мають зв'язки лише зі змінними наступного та попереднього шару, та одного шару спостережуваних змінних [16].

Як виявилось, алгоритми тренування глибоких мереж довіри можуть бути використані для попереднього тренування без учителя ваг нейронної мережі прямого розповсюдження [17]. Їх використання приводить до автоматичного виділення у кожному шарі характерних розподілених ознак вхідних даних з попереднього шару, що є основою розподілених інтерпретацій. Це дозволяє будувати глибокі нейромережі, не зважаючи на проблеми застосування зворотнього розповсюдження похибки до глибоких шарів — їх ваги вже будуть коректно ініціалізовані під час процесу попереднього навчання.

Перевагами глибоких нейромереж прямого розповсюдження із попереднім навчанням за допомогою обмежених машин Больцмана (ОМБ) перед іншими нейромережевими моделями є відсутність необхідності попереднього виділення ознак під час розпізнавання та відсутність необхідності у великій кількості помічених даних. Основні ознаки і високорівневі взаємозв'язки між ними виділяються на етапі попереднього навчання без учителя, а навчання з учителем лише допомагає визначити комбінації ознак найвищого рівня, що відповідають класам, приналежність до одного з яких слід встановити під час розпізнавання.

Враховуючи все вищесказане, вирішено обрати для реалізації задачі розпізнавання саме цей вид нейромережових моделей як сучасну перспективну технологію, що надає можливості покращення точності та швидкодії. Структурну схему використаної нейромережі прямого розповсюдження з попереднім навчанням за допомогою обмежених машин Больцмана зображено на рис. 1.

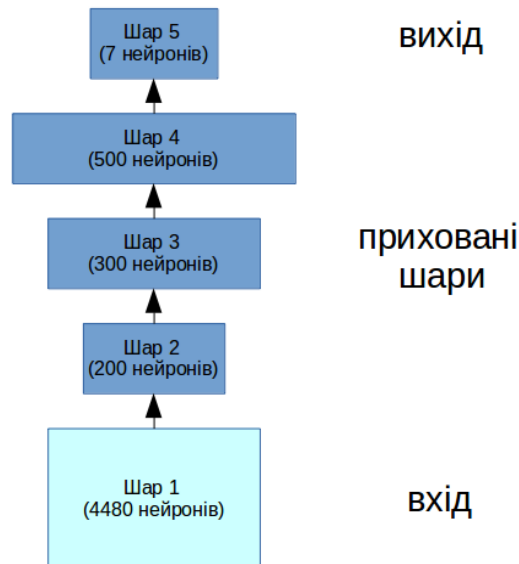


Рис. 1. Структура глибокої нейромережі з попереднім навчанням за допомогою ОМБ

Середнє значення точності розпізнавання статичних зображень за допомогою глибокої нейромережі із десяти наборів експериментальних досліджень склало 71 %, найкраще значення точності — 72 %.

МОДИФІКАЦІЯ АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ DEEP BELIEF NETWORK

В роботі запропоновано модифікацію алгоритму навчання глибокої нейромережі з попереднім навчанням за допомогою ОМБ, що дозволило покращити точність розпізнавання статичних зображень.

Перший етап навчання глибокої нейромережі з попереднім навчанням за допомогою ОМБ являє собою послідовне навчання декількох обмежених машин Больцмана [15]. Якщо за $H_i(x)$ позначити стохастичну функцію, що ставить у відповідність вхідному вектору x i -ї обмеженої машини Больцмана значення її прихованих нейронів, то значення входів для тренування k -ї обмеженої машини Больцмана визначаються як

$$x_k = H_{k-1} \left(H_{k-2} \left(\dots H_1(x) \right) \right). \quad (1)$$

Недоліком машини Больцмана у такому її вигляді є те, що вона здатна працювати лише з бінарними вхідними даними, в той час як елементи вектора вхідних даних, створеного з матриці

яскравості вхідного цифрового зображення у кольоровій моделі Grayscale, мають цілі значення із діапазону [0..255]. Традиційним методом усунення такої проблеми є нормування значень елементів вхідного вектора до відрізка [0..1] та трактування їх як ймовірностей появи бінарного значення. Однак, такий підхід погано підходить для реальних зображень, оскільки яскравість пікселя реального зображення майже завжди наближено рівна середній яскравості сусідніх пікселів, тому ймовірність її навіть невеликого відхилення від цього значення має бути малою, що не може бути досягнуто за допомогою застосування сигмоїдної функції. Для навчання звичайної обмеженої машини Больцмана на реальних зображеннях ученим R. R. Salakhutdinov [18] розроблено підхід, що базується на Гауссових нейронах у якості спостережуваних та вирівняних (rectified) лінійних нейронах з Гауссовим шумом у якості прихованих. Функція активації останніх має вигляд [18]:

$$f(x) = \max(0, x + N(0, \sigma(x))). \quad (2)$$

Недоліком вирівняних лінійних нейронів є негладкий вигляд їх функції активації, що не дозволяє зручно обчислювати похідну на етапі навчання з учителем. Хоча, така функція активації може бути наближено гладкою функцією вигляду $\ln(1+e^x)$, її все одно недоцільно використовувати для навчання глибоких нейромереж, оскільки вона не обмежена зверху, що може призвести до надвеликого зростання градієнтів у перших шарах мережі.

В даній роботі пропонується скомбінувати попереднє навчання обмеженими машинами Больцмана за допомогою Гауссових та вирівняних лінійних нейронів з Гауссовим шумом, а також подальше навчання з учителем мережі із сигмоїдними нейронами, що забезпечить обмеження зверху і знизу на значення функції активації. Враховучи вид прихованих нейронів зауважимо, що спостережувані нейрони другої та подальших обмежених машин Больцмана мають бути лінійними. Після нормалізації вхідних даних до нульового значення математичного сподівання та одиничної дисперсії можна використовувати лінійні спостережувані нейрони й для першої машини Больцмана, окрім того, це усуває необхідність навчання кожного спостережуваного нейрону та дозволяє прийняти значення дисперсії для Гауссового шуму прихованих нейронів рівним одиниці – дисперсії кожного елементу вхідних даних.

Середнє значення точності розпізнавання статичних зображень за допомогою глибокої нейромережі із модифікованим алгоритмом навчання із десяти наборів експериментальних досліджень склало 77 %, найкраще значення точності — 79 %.

РОЗПІЗНАВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ КОМБІНУВАННЯ TIME DELAY NEURAL NETWORK ТА DEEP BELIEF NETWORK

У попередніх роботах [19, 20] було розглянуто окремі варіанти реалізації процесу розпізнавання мимічних мікровиразів обличчя людини на основі різних парадигм нейронних мереж. Тому, спершу коротко охарактеризуємо особливості розпізнавання на базі Time Delay Neural Network, а далі детальніше зупинимося на особливостях процесу розпізнавання динамічних зображень на основі комбінування Time Delay Neural Network та глибокої нейромережі з попереднім навчанням за допомогою ОМБ. В якості тренувальних та тестових зображень обрано зображення із міжнародної бази даних Extended Cohn-Kanade Facial Expression Dataset, University of Pittsburgh, USA (327 динамічних зображень) [7], що містить набори кадрів для кожного динамічного зображення (відеоряду).

Time Delay Neural Network (TDNN) — тип нейронних мереж, що застосовується до послідовностей вхідних даних, диференційованих у часі. Особливістю TDNN є те, що вхід кожного нейрона прихованого шару має зв'язки не лише із безпосередньо вхідними даними поточного моменту часу, але й з вхідними даними K попередніх моментів. Зв'язок із i -м елементом вхідних даних має однакову вагу для кожного з K моментів часу, що спрощує структуру нейромережі та забезпечує можливість відокремлення незалежних та залежних від часу ознак. Параметр K — затримка прихованого шару TDNN, оскільки мережа починає функціонувати лише після проходження K квантів часу від початку надходження вхідних даних. Варто зауважити, що затримка може бути введена і на глибших шарах нейромережі. Загальну структуру Time Delay Neural Network зображено на рис. 2 [21].

Для реалізації інтелектуальної системи було обране середовище програмування MATLAB, оскільки воно має вбудовану програмну бібліотеку для роботи з TDNN та дозволяє здійснювати моніторинг процесу їх навчання і тестування.

Для попередньої обробки зображення використано модель виділення точок — Active Appearance Model, а також нормалізацію значень їх координат у проміжку $[-1; 1]$. Для створення TDNN використано функції `timedelaynet` або `distdelaynet` (в залежності від того, чи вводяться затримки на прихованому шарі). При цьому було використано можливість задавання таких параметрів навчання: обсяг навчальної та контрольної вибірки — відповідно, 70 % і 30 %, максимальна кількість ітерацій навчання — 1000, максимальна кількість ітерацій збільшення похибки розпізнавання контрольної вибірки для передчасної зупинки навчання — 75, затримка прихованого шару та кількість нейронів у прихованому шарі. Значення

останніх двох параметрів, що дозволили досягти покращення точності, було встановлено експериментальним шляхом для кожного окремого алгоритму навчання. Отримані результати точності розпізнавання із застосуванням існуючих підходів представлено у табл. 1.

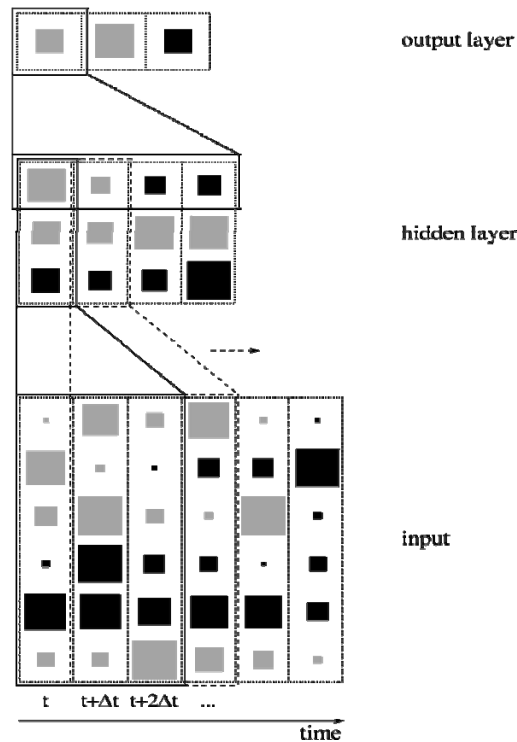


Рис. 2. Загальна структура Time Delay Neural Network

Таблиця 1.

Результати експериментальних досліджень

Метод розпізнавання	Точність
Глибокі нейромережі Т. McLaughlin	61 %
Нейромережа прямого розповсюдження з одним прихованим шаром	17 %
TDNN з алгоритмом навчання Levenberg-Marquardt Backpropagation	58 %
TDNN з алгоритмом навчання Scaled Conjugate Gradient Backpropagation	67 %
TDNN з алгоритмом навчання Bayesian Regulation Backpropagation	70 %

Розглянемо детальніше особливості процесу розпізнавання динамічних зображень на основі комбінування Time Delay Neural Network та глибокої нейромережі з попереднім навчанням за допомогою ОМБ. Обидві нейромережі дають на виході дискретний розподіл ймовірностей між усіма можливими класами (емоціями). Однак враховуючи різну архітектуру та призначення, одна з нейромереж може правильно розпізнати зображення, яке інша не може коректно розпізнати. Це дозволяє підвищити точність розпізнавання, комбінуючи виходи обох нейромереж шляхом покадрової обробки динамічних зображень мімічних мікровиразів обличчя людини, отриманих із відеокамери чи відеофайлу, та подання відповідних кадрів на вхід інтелектуальної системи розпізнавання мімічних мікровиразів на статичних зображеннях (глибокої нейромережі).

В роботі запропоновано комбінування результатів за допомогою звичайної нейромережі прямого розповсюдження без прихованого шару із 14 нейронами вхідного шару та 7 нейронами вихідного шару. Вхідні нейрони відображають значення ймовірностей усіх класів, отриманих із Time Delay Neural Network

(7 нейронів) та глибокої нейромережі (ще 7 класів). Значення вихідних нейронів обраховуються за допомогою функції softmax [17], тому на виході мережі отримуємо дискретний розподіл ймовірностей між усіма можливими класами. Структурну схему комбінованої нейромережевої системи зображено на рис. 3.

Розпізнавання за допомогою комбінованої системи здійснюється в два етапи — спочатку відбувається обробка зображень за допомогою глибокої мережі та Time Delay Neural Network, після чого отримані розподіли ймовірностей подаються на вхід комбінуючої мережі, яка й визначає остаточний результат розпізнавання. Середнє значення точності із десяти наборів експериментальних досліджень розпізнавання динамічних зображень за допомогою комбінованої системи склало 95 %, найкраще значення точності — 98 %.

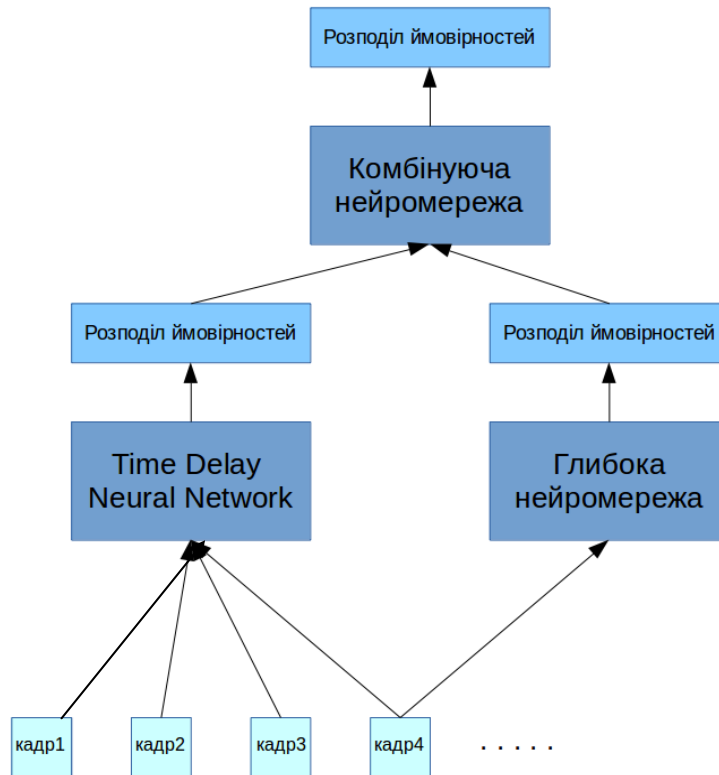


Рис. 3. Структурна організація комбінованої інтелектуальної системи розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини на основі комбінування Time Delay Neural Network та Deep Belief Networks

ВИСНОВКИ

Дані дослідження присвячено задачі розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини з використанням технологій нейронних мереж. На їх основі запропоновано інтелектуальну систему нейромережевого розпізнавання динамічних зображень на основі комбінування Time Delay Neural Network та Deep Belief Networks для підвищення точності розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини як при розпізнаванні статичних, так і динамічних зображень.

У роботі запропоновано модифікацію алгоритму навчання глибоких нейромереж для розпізнавання статичних зображень мімічних мікровиразів обличчя людини, що дозволила покращити точність розпізнавання із 72 % до 79 %.

Для розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини використано Time Delay Neural Network, що пристосована для роботи з часовими послідовностями. Точність розпізнавання за допомогою Time Delay Neural Network є вищою порівняно із роботою T. McLaughlin — існуючим методом розпізнавання мімічних мікровиразів на статичних зображеннях із тієї самої бази даних. Подальше покращення точності вдалося отримати, скомбінувавши розпізнавання на динамічних зображеннях за допомогою Time Delay Neural Network із розпізнаванням на статичних зображеннях за допомогою глибоких нейромереж. Точність розпізнавання за допомогою комбінованого підходу складає 98 %. Отриманий результат підтверджує актуальність проведених досліджень, особливо у порівнянні із найкращим із розглянутих методів нейромережевого розпізнавання зображень у статичні — квантовими нейромережами, що досягають точності — 96,5 %. Однак пряме порівняння вказаних методів є недоцільним у зв'язку із використанням різних наборів навчальних та тестових даних.

З вищеведеного можна зробити висновок, що використання Time Delay Neural Network для розпізнавання мімічних мікровиразів обличчя людини на динамічних зображеннях дозволяє збільшити точність розпізнавання порівняно із покадровим розпізнаванням виразів на статичних зображеннях, а

використання комбінованого підходу із застосуванням Time Delay Neural Network та глибокої неромережі для покадрової обробки дозволяє збільшити точність розпізнавання порівняно із застосуванням будь-якого із двох вищезазначених методів окремо.

Основним шляхом подальшого вдосконалення даної інтелектуальної системи є її модифікація, яка передбачає комбінування інших методів розпізнавання на динамічних та статичних зображеннях.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Yang Ming-Hsuan. Detecting Faces in Images: a Survey / Yang Ming-Hsuan // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence — 2002. — № 11. — P. 34—58.
2. P. Ekman. Telling Lies: Clues to Deceit in the Marketplace, Politics, and Marriage / P. Ekman. — New York: W. W. Norton & Company, 2009. — 416 p.
3. D.A. Forsyth. Computer Vision: A Modern Approach / D. A. Forsyth, J. Ponce. — New Jersey: Pearson Education, 2011. — 792 p.
4. Экман П. Психология эмоций [Emotions Revealed: Recognizing Faces and Feelings to Improve Communication and Emotional Life] / Экман П. — СПб. : Питер, 2011. — 336 с.
5. P. Ekman. Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement / P. Ekman, W. Friesen — Palo Alto: Consulting Psychologists Press, 1978. — 117 p.
6. T. Kanade. Comprehensive database for facial expression analysis / T. Kanade, J. F. Cohn, Y. Tian // Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG'00) — 2000. — № 5. — P. 46—53.
7. P. Lucey. The Extended CohnKanade Dataset (CK+): A complete expression dataset for action unit and emotion-specified expression / P. Lucey, J. F. Cohn, T. Kanade, J. Saragih, Z. Ambadar, I. Matthews // Proceedings of the Third International Workshop on CVPR for Human Communicative Behavior Analysis (CVPR4HB 2010). — 2010. — № 3. — P. 94—101.
8. V. Jain. The Indian Face Database / Vidit Jain, Amitabha Mukherjee. — Kanpur : Indian Institute of Technology Kanpur , 2002. — 25 p.
9. S. O. Haykin Neural Networks and Learning Machines, Third Edition, / S. O. Haykin. — Prentice Hall, 2009. — 936 p.
10. S. Wermter Artificial Neural Networks and Machine Learning / S. Wermter, C. Weber, W. Duch, T. Honkela, and more — ICANN 2014: 24th International Conference on Artificial Neural Networks, Hamburg, Germany, Springer, 2014, 852 p.
11. A. A. Yarovyu Parallel-Hierarchical Computing System for Multi-Level Transformation of Masked Digital Signals / A. A. Yarovyu, L. I. Timchenko, N. I. Kokriatskaia // Advances in Electrical and Computer Engineering. — 2012. = vol. 12, no. 3. — pp. 13—20.
12. Л.И. Тимченко Теоретические и прикладные аспекты параллельно-иерархического многоуровневого преобразования цифровых сигналов / Л.И. Тимченко, А.А. Яровой, Н.И. Кокряцкая // Электронное моделирование. — 2013. — Т.35. — №2. — С. 35-54.
13. A. Yarovyu Organization of High-Performance Parallel-Hierarchical Computing Processes for Classification of Laser Beam Images. / A. Yarovyu, L. Timchenko, N. Kokriatskaia, S. Nakonechna, M. Mateichuk — Development and application systems : Proceedings of the 12th International Conference on DAS-2014, May 15-17, 2014, Suceava, Romania — Suceava, Universitatea Stefan cel Mare Suceava, 2014 — p. 192-197.
14. D. M. W. Powers Evaluation: from Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation / D. M. W. Powers // International Journal of Machine Learning Technology, 2011, vol. 2, no. 1, pp. 37—63.
15. T. McLaughlin Emotion Recognition with Deep-Belief Networks / T. McLaughlin, M. Le, N. Bayanbat // Stanford CS 229 Machine Learning Final Projects. — 2010. — pp. 62—66.
16. Y. Bengio. Learning Deep Architectures for AI / Y. Bengio. — Montreal: Université de Montréal, 2009. — 130 p.
17. G. E. Hinton Learning Multiple Layers of Representation / G. E. Hinton // Trends in Cognitive Sciences. — 2007. — № 11. — P. 428—434.
18. R. R. Salakhutdinov An Efficient Learning Procedure for Deep Boltzmann Machines / R. R. Salakhutdinov, G. E. Hinton // Neural Computation. — 2012. — P. 1967—2006.
19. Інтелектуальна система нейромережевого розпізнавання мимічних мікровиразів обличчя людини / Кашубін С., Яровий А.: Збірник праць ІХ Міжнародної науково-практичної конференції [Інтернет — Освіта — Наука (ІОН-2014)], (Вінниця, 14—17 жовтня 2014 р.) — Вінниця, ВНТУ, 2014. — с. 60—62.

20. Яровий А. А. Розпізнавання мімичних мікровиразів обличчя людини на основі Time Delay Neural Network / Яровий А. А., Кашубін С. Г., Кулик О. О., Липкань І. М.// Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. — 2015. — № 1. — С. 122—126.
21. A. Waibel Phoneme Recognition Using Time-Delay Neural Networks / A. Waibel, T. Hanazawa, G. Hinton, K. Shikano, and K. Lang — IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1989, vol. 37, no. 3, pp. 328—339.
22. S. J. Russel Artificial Intelligence: A Modern Approach / S. J. Russel, P. Norvig. — New Jersey: Pearson Education, 2010. — 1132 p.

Надійшла до редакції 12.05.2015 р.

ЯРОВИЙ А. А. — д.т.н., професор, професор кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна.

КАШУБІН С. Г. — магістр з інформаційних технологій, Software Engineer, Google Inc., Цюрих, Швейцарія.

КУЛИК О. О. — студент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна.