

Є.О. Башков, д-р техн. наук, проф.,
Н.С. Костюкова, канд. техн. наук, доц.,
А.О. Головін, студент
Донецький національний технічний університет, м. Покровськ, Україна
kostyukova_ns@mail.ru

Модифікований алгоритм розпізнавання обличчя людини на фотографії

У статті досліджені та проаналізовані існуючі алгоритми розпізнавання та ідентифікації людини на кольоровому фотозображенні. За результатами аналізу запропоновано модифікації до алгоритму локальних бінарних шаблонів, що є більш шумостійкими, значно зменшують об'єм затраченої пам'яті та на 2,5% ефективніші, ніж базовий алгоритм. Модифікації протестовано на відкритій базі обличчя ORL. Шумостійка модифікація показала кращі результати, аніж стандартний метод для зображень, що мають шум певного рівня. Метод бінарних гістограм може бути використаний у випадку, коли зображення не мають шуму, але для системи важливий розмір пам'яті, що використовується, оскільки система може оперувати великою кількістю зображень у режимі реального часу.

Ключові слова: розпізнавання обличчя, локальні бінарні шаблони, шумостійка модифікація.

Вступ

Задача ідентифікації осіб є однією з практичних задач, які стимулювали становлення і розвиток теорії розпізнавання об'єктів.

Дана область дослідження одночасно бути віднесена як до комп'ютерного зору, так і до біометрії, що проявляється у використанні певних теоретичних методів і програмних систем. Протягом останніх двадцяти років вказана задача залишається популярною серед компаній, вчених і розробників, що обумовлено областю її застосування. Розпізнавання осіб може бути використано для задач безпеки (контроль доступу до об'єктів, розпізнавання у громадських місцях), в судово-медичних застосуваннях, де є можливим пошук людини за фотопортретом.

Розпізнавання осіб використовує знання з багатьох наукових дисциплін, таких як обробка зображень, розпізнавання образів, машинне навчання, візуальне сприйняття, психофізика, неврологія і є одним з найуспішніших досліджень біометрії.

Методи розпізнавання обличчя мають ряд проблем, які можуть значно знизити якість розпізнавання:

- деформація ключових областей обличчя при різних емоційних виразах;
- варіації освітлення, які можуть призвести до затемнення певних областей фотографії, що може значно погіршити показники алгоритму розпізнавання;
- вікові зміни обличчя, які ускладнюють завдання ідентифікації для людини;
- варіації пози, що означають можливі змі-

ни кута повороту при зйомці;

- зображення низької якості, де зображення може мати малий розмір або бути розмитим, що так само знижує якість алгоритмів, які працюють на таких зображеннях;

- проблема обробки даних великої розмірності, яка означає, що бази, з якими працює система, можуть мати велику кількість даних.

У той час як технології, що визначають особистість за відбитками пальців і райдужної оболонки ока, є зрілими і можуть бути використані в системах реального часу, розпізнавання обличчя все ще має достатньо проблем, які необхідно вирішити.

Метою роботи є удосконалення якості розпізнавання людини по її фотопортрету за допомогою власного алгоритму.

Об'єктом дослідження є системи ідентифікації людини по зображенню особи.

Предмет дослідження - модифікації алгоритмів ідентифікації людини, спрямовані на покращення показників ефективності при збільшенні рівня шуму на зображенні.

В даній статті виконується аналіз існуючих підходів до ідентифікації людини по зображенню її обличчя, описуються запропоновані авторами модифікації методу розпізнавання обличчя людини, оцінюється ефективність розробленої модифікації порівняно з базовим алгоритмом.

Сучасні методи ідентифікації людських обличчя

Методи ідентифікації людських обличчя на фотозображеннях можна поділити на дві групи: глобальні й локальні. Методи розпізнавання об-

лич, які використовують локальні особливості, обробляють вхідне зображення з метою виявлення та виділення (вимірювання) характерних рис обличчя, таких як очі, рот, ніс і так далі. Так само допускається аналіз точок, вибраних вручну. Наступним кроком є обчислення деяких геометричних залежностей між обраними точками обличчя, внаслідок чого в більшості випадків зображення обличчя редукується в вектор власних геометричних особливостей. Для порівняння отриманих векторів використовуються статистичні методи порівняння. До локальних можна віднести групу методів, що враховують геометричні характеристики обличчя особи [1-4] та ті, що використовують гнучке порівняння на графах [5-7].

Недоліками локальних методів, що використовують геометричні характеристики, є досить суворі вимоги до умов зйомки і потреба у надійному механізмі знаходження ключових точок для загального випадку.

Методи гнучкого порівняння на графах здатні показувати хорошу якість розпізнавання при змінах ракурсу до 20°. Якщо кут повороту більше, точність розпізнавання різко зменшується. Покращення якості алгоритму можна домогтися за допомогою збільшення бази, на якій відбувається навчання [8-10].

Глобальні підходи розпізнавання осіб вирішують задачу ідентифікації, використовуючи глобальне представлення обличчя людини - дескриптор, що описує обличчя в цілому, а не його локальні області. Такі методи можуть бути поділені на дві групи: статистичні і методи, в яких використовується штучний інтелект.

У простих статистичних методах зображення розглядається як двовимірна матриця, де кожен елемент представлений значенням яскравості. Робота таких алгоритмів виконується шляхом пошуку кореляції між двома матрицями.

У методах штучного інтелекту використовуються такі інструменти, як нейронні мережі і машинне навчання. Прикладами глобальних методів є метод головних компонент [11, 12], методи на базі нейронних мереж [13-15], методи, що використовують бінарні шаблони [16, 17].

Алгоритм локальних бінарних шаблонів

В основі методу, описаного в роботі, лежить метод локальних бінарних шаблонів. Метою розробки модифікованого алгоритму є [16]:

- зменшення сприйнятливості до шуму;
- облік тільки ключових особливостей обличчя для зменшення дескрипторів зображення, що в свою чергу збільшить швидкість обробки осіб при навчанні і безпосередньо розпізнаванні.

Алгоритм локальних бінарних шаблонів оперує інтенсивністю яскравості, яка зберігається в пікселі зображення в градаціях сірого.

Суть алгоритму полягає в порівнянні яскравостей для деякої області. В результаті роботи на одному пікселі алгоритм генерує патерн, який описує результати порівнянь пікселя з оточуючими пікселями (рис. 1). Обчислення бінарного шаблону відбувається згідно з формулою:

$$s'(u, i_c) = \begin{cases} 1, & u \geq i_c \\ 0, & u < i_c \end{cases}$$

де u – яскравість поточного пікселя;

i_c – яскравість центрального пікселя.

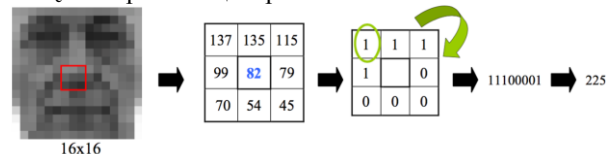


Рисунок 1 - Генерування патерну алгоритмом

Обчислений шаблон означає також індекс стовпця гістограми, яка описує досліджуване зображення. Після його обчислення виконується облік кількості певних шаблонів.

Використовуючи підхід обчислення дескриптора для шаблонів круглих форм з певним радіусом та кількістю пікселів, алгоритм дозволяє отримати інформацію, яка характеризує тип досліджуваної області. Під типом області мають на увазі плями, кути, грані, фон і так далі.

Деякі бінарні коди несуть в собі більше інформації, ніж інші. Локальний бінарний шаблон вважається рівномірним, якщо в його коді кількість переходів від 0 до 1 і навпаки не перевищує 2. Наприклад, коди 00000000 і 00011100 вважаються рівномірними. Підхід зберігання рівномірних бінарних кодів значно економить пам'ять, яка потрібна для зберігання таких патернів.

Автори алгоритму відзначають, що 90% даних зображення складається рівномірних бінарних кодів і, виходячи з цього, є сенс описувати зображення дескриптором, що складається тільки з шаблонів даного сімейства.

Одним з недоліків роботи даного алгоритму є чутливість до можливого шуму, присутнього на зображенні. У разі використання рівномірних бінарних кодів і роботи алгоритму на зображенні з шумом, можлива кількість помилкових кодів різко зростає. Такі коди можуть бути помилково інтерпретовані як рівномірні або як нерівномірні.

Постановка задачі в загальному вигляді

Сформуємо в загальному вигляді постановку задачі для даної роботи.

Нехай X – вихідне зображення обличчя людини. Зображення може являти собою двовимірну матрицю пікселів, де кожен піксель може представляти або три компоненти кольору, або значення інтенсивності яскравості. Початкове зображення повинно бути оброблено перед опе-

рацією ідентифікації:

$$X' = \text{preProcess}(X),$$

де X' – зображення обличчя після обробки вхідного зображення.

Функція обробки включає в себе наступні кроки:

- переклад колірному режиму зображення в режим градацій сірого;
- гама- корекція - нелінійна трансформація для підвищення контрастності [28];
- вирівнювання обличчя;
- вилучення обличчя з зображення;
- еквалізація гістограми;
- зміна розміру.

Завдання алгоритму розпізнавання полягає в знаходженні множини людей, обличчя яких найбільш схожі на вхідне обличчя. Дана множина відсортована за певним критерієм схожості. Перший елемент такої множини вважається найбільш схожим на вихідне обличчя.

Шляхом аналізу недоліків, притаманних базовому алгоритму, були запропоновані наступні удосконалення, спрямовані на створення шумостійкої модифікації алгоритму:

- облік всіх можливих варіантів бінарних кодів для таких різниць пікселів, модуль яких не перевищує порогове значення;
- підсумовування всіх кодів в одну гістограму, що означає, що розмір дескриптора буде таким самим як і розмір дескриптора для локальних бінарних шаблонів;
- використання стандартного відхилення в якості порогового значення для аналізованої області.

Пропонується формула, згідно з якою відбувається обчислення попереднього бінарного шаблону:

$$s'(u, i_c, t) = \begin{cases} 1, u \geq i_c + t \\ x, |u - i_c| < t \\ 0, u \leq i_c - t \end{cases}$$

де t – стандартне відхилення значення яскравості для аналізованої області;

x – невизначена складова, яка може бути як 1, так і 0.

Результатом такого обчислення є тернарний шаблон, що складається з 1, 0 і невідомої складової x . Приклад генерації бінарних кодів на основі попереднього шаблону:

$$001x111x \longrightarrow \begin{matrix} 00101110 \\ 00101111 \\ 00111110 \\ 00111111 \end{matrix}$$

В алгоритмі локальних бінарних шаблонів, а також в його модифікаціях зображення ділять сіткою на ділянки, для яких обчислюється гістограма. Після того, як гістограми обчислені для всіх ділянок, результати конкатенуються в одну глобальну гістограму, яка служить дескриптором

зображення і використовується для порівняння зображень (рис. 2).

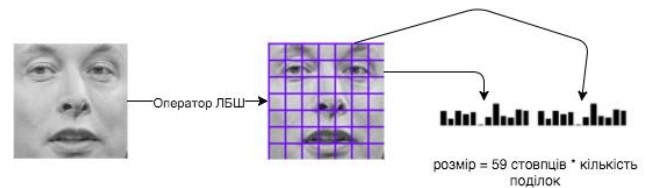


Рисунок 2 – Формування локальних бінарних шаблонів

У даній роботі пропонується розбивати зображення обличчя сіткою з урахуванням його ключових особливостей. Попередня обробка зображення обличчя може мати похибки і допускати потрапляння на зображення такої зайвої інформації, як фон, вуха, волосся. Щоб знизити ймовірність такого випадку, має сенс використовувати алгоритм локалізації ключових особливостей особи, щоб на основі отриманої локалізації побудувати сітку, структура якої буде враховувати ці особливості.

Ключові області зображення обличчя несуть найбільш значиму інформацію, що обумовлено тим як людина ідентифікує особу по зображенню. Авторами зроблено спробу розбивати зображення обличчя решітками тільки ключових областях, як показано на рис.3.

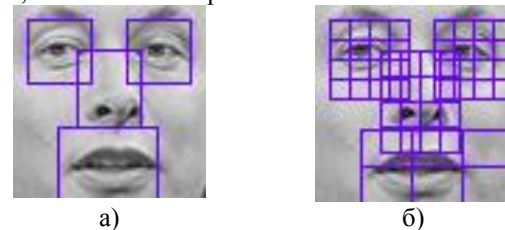


Рисунок 3 – Решітки, побудовані для ключових областей обличчя

Ключові області обличчя пропонується знаходити за допомогою обчислень, які базуються на емпіричних даних. Даний алгоритм є одним з кращих методів пошуку областей на зображенні по співвідношенню показників ефективності розпізнавання і швидкості роботи.

Після локалізації ключових областей сконструйована сітка передається оператору локальних бінарних шаблонів для створення гістограми, що характеризує зображення.

Даний підхід дозволяє зменшити розмір дескриптора приблизно в 12 разів у порівнянні з сіткою базового алгоритму, яка має 49 елементів. З іншого боку, такий підхід означає втрату інформації, однак така інформація може вважатися незначною, оскільки даний тип решітки ігнорує області, що своєю природою мають рівномірну текстуру (наприклад, щоки, лоб). Так само існує ризик втратити деякі особливості (зокрема, шрами), які можуть бути присутніми на даних областях. Допускається, що особливості такого роду досить рідкісні і не несуть важливої інформації.

Авторами пропонується інша модифікація

для алгоритму локальних бінарних шаблонів.

Суть модифікації полягає у врахуванні наявності шаблонів певного типу замість обчислення їх кількості. Для комірки, яка є частиною зображення, важливіше сам факт присутності шаблону, ніж кількість його повторень. Це обумовлено незначним розміром комірки. Даний підхід може бути ефективним при діленні зображення на досить малі ділянки. Так само варто підкреслити важливість універсальних локальних шаблонів для даної модифікації, оскільки їх використання максимально ясно описує структуру текстури, яка присутня в малій області зображення.

Така модифікація може зменшити кількість використовуваної пам'яті, оскільки кожен стовпець гістограми може бути представлений булевим типом даних (1 біт) замість цілочисельного (4 байти). Результатом є зменшений в 32 рази розмір дескриптора зображення. Такий підхід може також поліпшити і швидкість системи розпізнавання з огляду на те, що відбувається оперування даними меншої розмірності, ніж у стандартній реалізації методу локальних бінарних шаблонів.

Завершальним етапом ідентифікації людини за його зображенням є знаходження дескрипторів зображень, що використовувались для навчання системи, які схожі на дескриптор вхідного зображення за деяким критерієм.

Серед основних методів порівняння гістограм можна виділити наступні [18]:

- відстань Кульбака-Лейблера;
- метрика хі-квадрат;
- відстань Махаланобіса;
- перетин гістограм.

Запропонована авторами модифікація передбачає генерування гістограми зображення з урахуванням можливої наявності шуму.

Шаблон обчислюється за формулою:

$$s'(u, i_c, t) = \begin{cases} 1, & u \geq i_c + t \\ x, & |u - i_c| < t \\ 0, & u \leq i_c - t \end{cases}$$

Кожен шаблон вносить $1/n$ в значення відповідного стовпця, де n – кількість можливих шаблонів.

В запропонованій модифікації пропонується враховувати не кількість шаблонів для ділянки, що аналізується, а факт їх присутності. Для опису зображення використовуються булеві гістограми, кожен стовпець яких містить значення true або false. За рахунок цього значно зменшується розмірність даних, що використовуються для опису зображення.

Етапи роботи системи розпізнавання

Шляхом аналізу алгоритмів, що використовуються для ідентифікації людини за фотозображенням її обличчя, було виділено етапи роботи системи розпізнавання, послідовність виконання

яких показано на рис.4. Розглянемо їх більш детально.

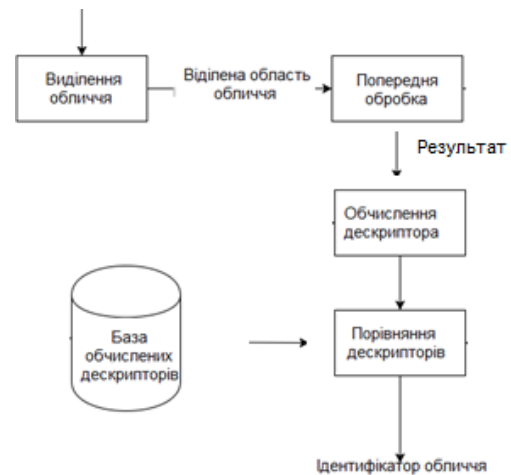


Рисунок 4 – Етапи роботи системи розпізнавання

Попередня обробка зображення є невід'ємною частиною алгоритму розпізнавання, оскільки багато в чому визначає його якість роботи.

У даній роботі попередня обробка зображення складається з декількох стадій.

Вхідними даними програми є:

- сукупність осіб, фото яких використовуються для навчання й розпізнавання; якщо є декілька фото однієї особи, обчислюється усереднена гістограма;
- зображення людини, яку слід ідентифікувати.

Результатом роботи програми є набір фотографій, відсортований за принципом схожості. Першим елементом в даній множині вважається людина, фотопортрет якої найбільш схожий на людину, що ідентифікується.

Загальна схема роботи програми складається з декількох етапів (рис.6):

- навчальна множина проходить етап попередньої обробки;
- на основі оброблених зображень обчислюються гістограми для фото кожної людини, після чого програма за фотозображеннями їх обличчя;
- користувач вибирає зображення для ідентифікації;
- зображення проходить етап попередньої обробки, після чого на основі результату обчислюється гістограма;
- відбувається порівняння отриманої гістограми з гістограмами, обчисленими на основі навчальної множини;
- алгоритм повертає множину людей, відсортовану за ступенем схожості.

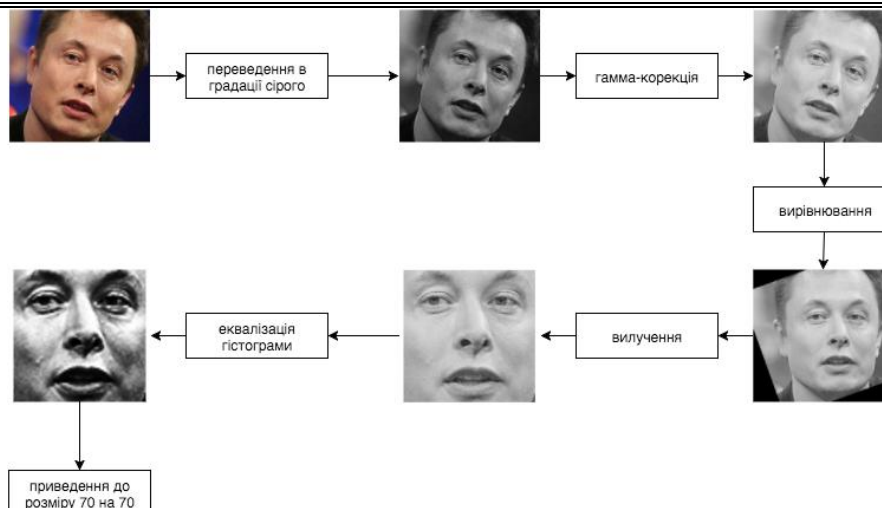


Рисунок 5 – Етапи попередньої обробки зображення

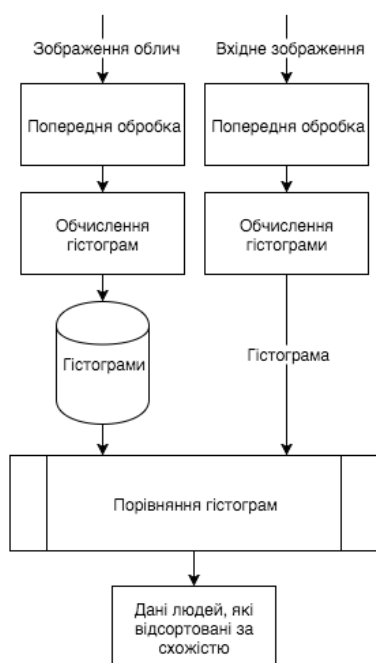


Рисунок 6– Схема роботи програми

При реалізації програмної системи використовувалися інструменти: Java 8, OpenCV, IntelliJ IDEA. При запуску система виконує навчання на підготовленій навчальній множині. Користувач може попередньо вибрати алгоритми, які будуть використовуватися системою для розв'язання задачі ідентифікації. Щоб почати роботу системи, користувач повинен вибрати зображення для ідентифікації. Система після завершення роботи відображає список схожих людей, відсортованих за критерієм схожості їх дескрипторів (гістограм).

Аналіз модифікованого алгоритму

Для тестування модифікацій алгоритму використовувався комп'ютер з такою конфігурацією:

- процесор Intel Core i5 2,7 GHz;
- пам'ять 8 Гб DDR3;
- графіка Intel Iris Graphics 6100 1536 Мб.

Для тестування методів розпізнавання осіб використовувалась одна з еталонних баз, які містять обличчя людей [19-23] - база ORL [23]. Дана база містить по 10 зображень для 40 осіб. Деякі зображення були зроблені в різний час, з варіаціями освітлення, виразу обличчя (відкриті, закриті очі, присутність посмішки), а так само з присутністю деяких деталей на обличчі, таких як окуляри. Всі фотографії були виконані на чорному фоні, позиція - фронтальна з невеликими варіаціями кута повороту.

Файли зображень мають формат PNG, розмір кожного зображення становить 92 на 112 пікселів, де кожен піксель може містити значення яскравості від 0 до 256. Фотографії зібрані в 40 папок, де кожна папка означає множину зображень для однієї людини.

На рисунку 7 показаний приклад варіації кута повороту обличчя, а також присутність додаткових деталей на обличчі.



Рисунок7 – Варіація кута повороту, додаткові деталі на обличчі

Для оцінки ефективності методів визначався відсоток розпізнавання. Зображення з бази ORL були поділені на дві частини:

- навчальна множина для системи розпізнавання;
- множина фотографій, які не включено до

навчальної множини.

Ефективність методу на множині зображень однієї людини обчислювалась за формулою:

$$\text{perf} = \frac{\text{success} * 100}{\text{count}},$$

де

success – кількість успішно ідентифікованих зображень;

count – загальна кількість зображень.

Також була використана формула обчислення ефективності методу ідентифікації на множині людей:

$$\text{perfAll} = \frac{\sum_{i=0}^n \text{perf}_i}{n}$$

де

n – кількість людей;

perf_i – ефективність алгоритму для i-ої людини.

Тестування виконувалось за наступною схемою.

Система розпізнавання навчалася на одній фотографії певної людини, після чого на вхід системі подавалися інші фотографії цієї ж людини. У результаті роботи на кількох фотографіях, відмінних від тієї, яка була використана при навчанні, обчислювався загальний відсоток розпізнавання.

Ефективність модифікації значною мірою залежить від етапу попередньої обробки. На рисунку 8 наведено показники ефективності алгоритму розпізнавання при різних варіаціях алгоритму попередньої обробки. В якості оператора локальних бінарних шаблонів використовувалася стандартна реалізація.

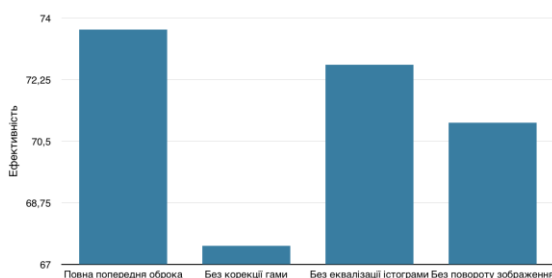


Рисунок 8 – Ефективність алгоритму розпізнавання при варіації алгоритму попередньої обробки

З гістограми видно, що ефективність ідентифікації різко падає при відсутності алгоритму корекції гамми, оскільки підвищення розбірливості темних ділянок додає значну кількість інформації, яка формує дескриптор.

Так само видно, що вирівнювання зображення відіграє важливу роль у процесі ідентифікації. Без цього кроку алгоритм

ідентифікації втрачає 3% ефективності.

Також був виконаний аналіз часових характеристик роботи алгоритму при різних настройках попередньої обробки (рис 9). Було виконано вимір часу, за який відбудеться навчання системи, яке включає в себе препроцесінг, а також обчислення дескрипторів навчальної множини.

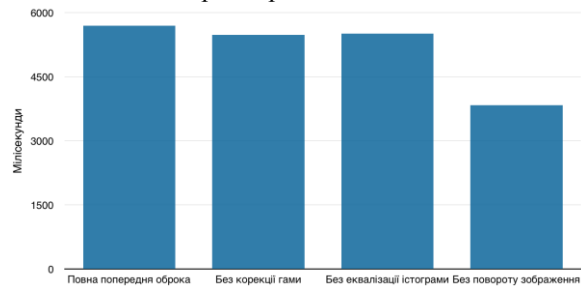


Рисунок 9 – Порівняння часових характеристик для частин алгоритму препроцесінга

Як видно з гістограми, часові показники змінюються тільки для випадку, коли етап повороту зображення не виконується. У цьому випадку навчання системи відбувається за менший час, що на 37% менше, ніж час повного попереднього перетворення. Такі показники пояснюються тим, що алгоритм повороту зображення включає в себе пошук лівого і правого ока, обчислення кута повороту, а так само безпосередньо поворот зображення на потрібний кут. Якщо поворот був зроблений, то проводиться повторний пошук особи з метою уточнення його положення після повороту.

Важливо відзначити, що в тому випадку, коли фотозйомка відбувається в спеціальних умовах, за яких обличчя людини не має поворотів, а також відсутня варіація освітленості зображення, кількість кроків попередньої обробки зменшується, що в свою чергу робить процес розпізнавання швидшим.

Також у даній роботі було виконано порівняння стандартної реалізації розподілу зображення із запропонованим розподілом (рис.3), де відбувається облік ключових областей особи.

Модифікація, проілюстрована рис.3, а), показала гіршу продуктивність, ніж оригінальний алгоритм (рис. 10).

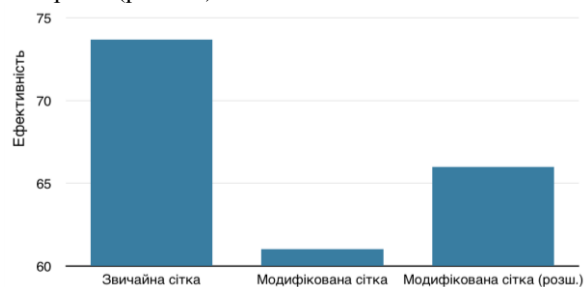


Рисунок 10 – Порівняння реалізацій алгоритмів розподілу зображення на регіони

Модифікація, проілюстрована рис. 3, б),

показала кращі результати, ніж попередня, однак виявилася гіршою стандартної реалізації.

Стандартна реалізація розподілу зображення виявилася ефективнішою ніж запропонована модифікація. Можна зробити висновок, що достатньо правильно виділити область обличчя, а потім розбити область на регіони стандартної сіткою.

Авторами було виконано порівняльне тестування методів обчислення дескриптора зображення при різних умовах. На рисунку 11 показані результати тестування модифікації, яка побудована на основі алгоритму локальних тернарних шаблонів. Було визначено оптимальне значення порога.

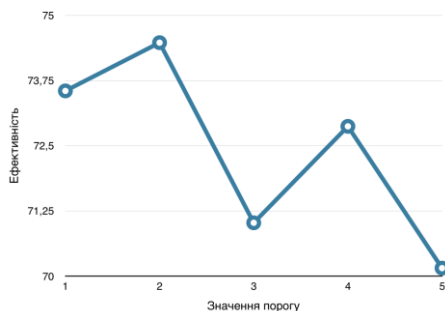


Рисунок 11 – Ефективність модифікації методу при зміні порога

Оптимальним порогом, за допомогою якого відбувається визначення шаблону, виявилось значення 2. Варто відзначити, що використання константного значення виявилось кращим за використання стандартного відхилення для окружності пікселів.

Був проведений порівняльний аналіз двох модифікацій, а також оригінального методу на базі ORL (рис. 12). Як видно на гістограмі, для фотографій, на яких відсутній шум, метод булевих гістограм показує кращі результати, ніж шумостійка модифікація і стандартний метод локальних бінарних патернів. Для порівняння гістограм використовувався метод хі-квадрат. На рис.13 продемонстрований порівнюється ефективність-методів з використанням перетину гістограм в якості міри, яка знаходить схожі дескриптори.

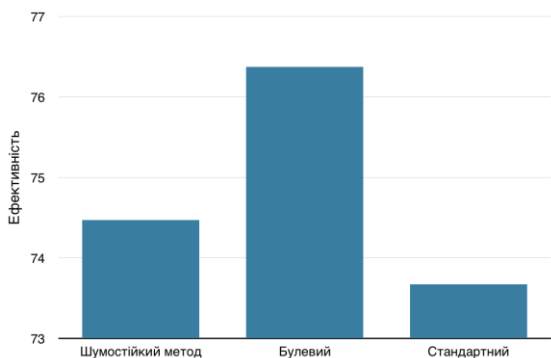


Рисунок 12 – Аналіз модифікацій та стандартного методу з використанням метрики хі-квадрат

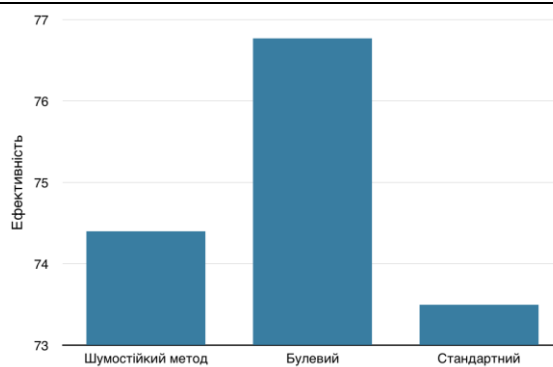


Рисунок 13 – Аналіз модифікацій та стандартного методу з використанням метрики перетину гістограм

При використанні метрики хі-квадрат методи обчислення дескриптора працюють приблизно на 0.1% краще.

Також було виконано тестування методів на модифікованій множині зображень з бази ORL. До кожного зображення, яке міститься в навчальній множині для розпізнавання, був застосований фільтр, який додає шум Гауса.

В таблиці 1 вказані показники алгоритмів при різному рівні шуму. Також був побудований графік залежності ефективності від рівня шуму (рис. 14).

Таблиця 1 – Ефективність алгоритмів при зміні рівня шуму

| Відхилення шуму | Шумостійкий метод | Булевий | Стандартний |
|-----------------|-------------------|---------|-------------|
| 0 | 74.5 | 76.4 | 73.7 |
| 5 | 72 | 74 | 71 |
| 15 | 70 | 66 | 65 |
| 20 | 66 | 60 | 61 |
| 25 | 63 | 59 | 58 |

Як видно на графіку, модифікація, яка враховує порогове значення, виявилася більш стійкою до шуму на зображеннях.

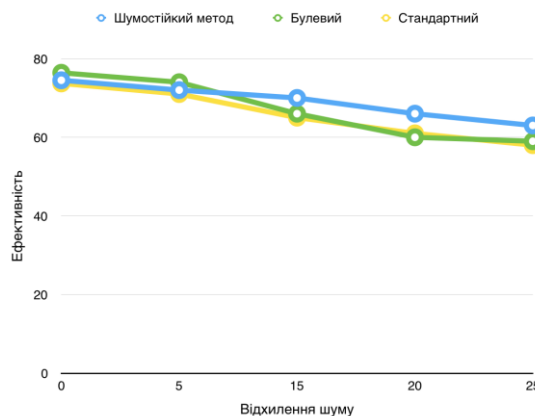


Рисунок 14 – Графік залежності ефективності методів від шуму на зображенні

На рисунку 15 показаний приклад роботи алгоритму ідентифікації, де зображення було вірно ідентифіковано.

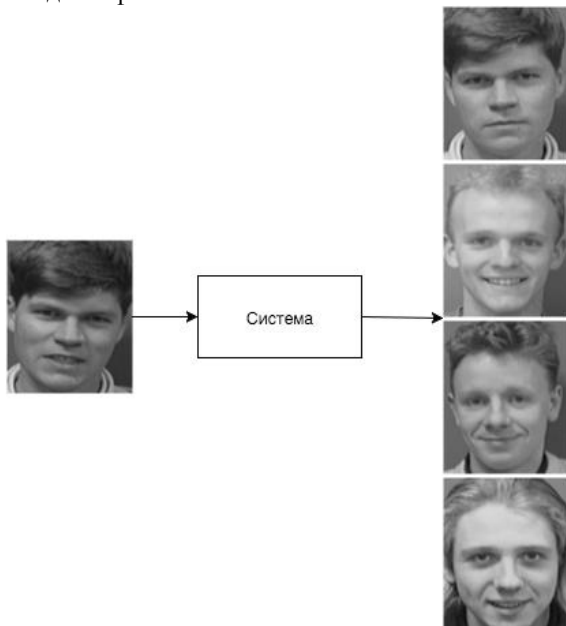


Рисунок 15 – Приклад правильної ідентифікації розробленою системою

Важливо відзначити, що всі алгоритми показали зниження ефективності в тому випадку, коли зображення, що ідентифікується, містить одночасно кілька перешкод для створення дескриптора.

Подібні перешкоди залишаються основною проблемою, яку вирішують у дослідженнях різних підходів розпізнавання осіб. Для даної роботи така проблема може бути частково вирішена за рахунок додаткового навчання на фотографіях людини, яка була неправильно ідентифікована. Наприклад, можна взяти середнє значення для дескриптору, який був отриманий з фотографії без окулярів, та дескриптору, який був отриманий для фотографії з окулярами.

Даний підхід був протестований на модифікаціях методу бінарних патернів та на стандартному варіанті реалізації. Результатом використання даного підходу є покращення показників ефективності для кожного з протестованих методів:

- ефективність стандартної реалізації підвищилась з 73.7% до 77.5%;
- ефективність шумостійкої реалізації підвищилась з 74.5% до 77.9%;
- приріст булевої модифікації склав приблизно 0.5%, що означає сумарну ефективність, значення якої дорівнює 76.8%.

На основі отриманих результатів була побудована гістограма (рис. 16).

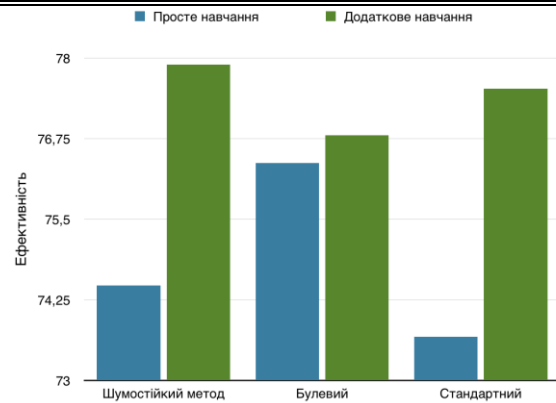


Рисунок 16 – Порівняння ефективності методів ідентифікації до та після додаткового навчання системи

Невеликий приріст для булевого методу можна пояснити тим, що імплементація методу не націлена на можливе додаткове навчання, оскільки стовбці гістограми не можуть мати значення більше 1.

Після додаткового навчання ефективність методів ідентифікації для окремих проблемних фотографій зросла до 100%. Можна зробити висновок, що додаткове навчання має велике значення для підвищення ефективності зазначених методів, але важливо не допустити того випадку, коли система може бути занадто навчена. У такому разі система може втратити свою ефективність та демонструвати неправильні показники для вхідних зображень. Причиною такого випадку може бути велика варіація знімків для кожної людини, що призводить до того, що велика кількість дескрипторів схожа між собою. Особо сприйнятливим до такого випадку є запропонований метод булевих гістограм, оскільки такий метод має область значень, яка складається з 0 (false) та 1 (true). Тестування показало, що навіть для стандартної реалізації методу бінарних шаблонів деякі фотографії почали втрачати відсоток вдалого розпізнавання після додавання додаткових зображень для 4 різних людей.

Також були виявлені множини зображень, на яких запропоновані модифікації та стандартний метод одразу показали ефективність 100%. Приклади таких множин показані на рисунку 17.



Рисунок 17 – Приклад множин зображень, які були успішно ідентифіковані запропонованими модифікаціями та стандартним методом

Варто відзначити, що навчання системи також проводилося на обличчях, що мали окуляри, тобто окуляри не є фактором, що знижує ефективність методу ідентифікації, якщо навчання системи було виконано на фотографії, де людина їх має. Також, на рисунку можна побачити, що усі фотографії мають приблизно одну й ту саму позицію, а також емоційний вираз.

Висновки

У статті досліджені та проаналізовані існуючі алгоритми розпізнавання та ідентифікації людини на кольоровому фотозображенні: виділені позитивні сторони таких алгоритмів, визначені випадки при яких ефективність алгоритмів зменшується.

Результатом є розроблені модифікації до алгоритму локальних бінарних шаблонів. Була розроблена модифікація, яка є більш стійкою до збільшення рівня шуму на зображенні. Другою модифікацією є алгоритм, який враховує наявність шаблону певного типу та генерує булеву гістограму, що значно зменшує об'єм затрачуваної пам'яті, а також показує ефективність, яка більше ефективності стандартного методу на 2.5%.

Матеріалом для тестування слугувала відкрита база обличч ORL. В результаті тестування були зроблені наступні висновки:

- на звичайній множині зображень стандартний метод показав ефективність 73.7%, шумостійка модифікація показала значення 74.5%, запропонований метод булевих гістограм – 76.3%;

- тестування алгоритмів ідентифікації за умови пропуску деяких кроків попередньої обробки (тест, який допускає відсутність повороту зображення) показало приріст швидкості ідентифікації на 31%, але ефективність впала на 2.5%;

- на множині зашумлених зображень при стандартному відхиленні шуму, яке дорівнює 15, стандартний метод показав ефективність 65%, шумостійка модифікація показала значення 70%, метод булевих гістограм – 66%;

- при додатковому навчанні системи для обраних 4 людей, загальна ефективність стала краще приблизно на 3%.

Так, шумостійка модифікація показала кращі результати, аніж стандартний метод для зображень, що мають шум певного рівня. Метод бінарних гістограм може бути використаний у випадку, коли зображення не мають шуму, але для системи важливий розмір пам'яті, що використовується, оскільки система може оперувати великою кількістю зображень у режимі реального часу.

Список літератури

1. Computer recognition of human faces [Електронний ресурс] / Т. Kanade // Режим доступу: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.448.2368&rep=rep1&type=pdf>
2. Euclidean distance [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://en.wikipedia.org/wiki/Euclidean_distance
3. Brunelli R. Face recognition: features versus templates / R. Brunelli, T. Poggio // Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1999. – С. 1042–1052.
4. Feature-Based Face Recognition Using Mixture-Distance [Електронний ресурс] / Ingemar J. Cox, Joumana Ghosn, Peter N. Yianilos // Режим доступу: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.52.3618&rep=rep1&type=pdf>
5. Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching [Електронний ресурс] / L. Wiskott, J. Fellous, N. Kruger // Режим доступу: <http://www.face-rec.org/algorithms/ebgm/wisfelkrue99-facerecognition-jainbook.pdf>
6. Robust Face Recognition using Local Illumination Normalization and Discriminant Feature Point Selection [Електронний ресурс] /S. Han, J. Kim, C. Kim, J. Jo, S. Han //Режим доступу: <http://arxiv.org/pdf/1212.2415.pdf>
7. Thesis elastic bunch graph matching [Електронний ресурс] / David S. Bolme // Режим доступу: <http://www.cs.colostate.edu/~vision/publications/Bolme2003.pdf>
8. Face Recognition: A Critical Look at Biologically-Inspired Approaches [Електронний ресурс] / G. Sukthankar // Режим доступу: https://www.ri.cmu.edu/pub_files/pub2/sukthankar_gita_2000_1/sukthankar_gita_2000_1.pdf
9. A face recognition system based on local feature analysis [Електронний ресурс] / Stefano Arca, Paola Campadelli, Raffaella Lanzarotti // Режим доступу: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.101.2678&rep=rep1&type=pdf>
10. Feature extraction from faces using deformable templates [Електронний ресурс] / Alan L. Yuille, David S. Cohen // Режим доступу: http://www.stat.ucla.edu/~yuille/pubs/optimize_papers/DT_IJCV1992.pdf
11. Algorithms for Clustering Data [Електронний ресурс] / J. Dubes // Режим доступу: http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/BOOKS/JAIN/Clustering_Jain_Dubes.pdf
12. Introduction to Statistical Pattern Recognition [Електронний ресурс] / К. Fukunaga // Режим доступу: https://cdn.preterhuman.net/texts/science_and_technology/artificial_intelligence/Pattern_recognition/Introduction%20to%20Statistical%20Pattern%20Recognition%202nd%20Ed%20-%20Keinosuke%20Fukunaga.pdf

13. Face Recognition - A Convolutional Neural-Network Approach [Електронний ресурс] / S. Lawrence, C. Lee Giles, Ah Chung Tsoi // Режим доступу: http://deeplearning.cs.cmu.edu/pdfs/Lawrence_et_al.pdf
14. Face Recognition using Convolutional Neural Network and Simple Logistic Classifier [Електронний ресурс] / Н. Khalajzadeh, М. Mansouri, М. Teshnehlab // Режим доступу: http://dap.vsb.cz/wsc17conf/Media/Default/Page/online_wsc17_submission_59.pdf
15. Face Image Analysis With Convolutional Neural Networks [Електронний ресурс] / Zur Erlangung des Doktorgrades // Режим доступу: <https://www.freidok.uni-freiburg.de/dnb/download/4835>
16. The local binary pattern approach to texture analysis – extensions and applications [Електронний ресурс] / Topi Maenpaa // Режим доступу: <http://herkules.oulu.fi/isbn9514270762/isbn9514270762.pdf>
17. Local Binary Pattern Based Texture Analysis in Real Time using a Graphics Processing Unit [Електронний ресурс] / Gregor Zolynski // Режим доступу: <https://agrosy.cs.uni-kl.de/fileadmin/Literatur/Zolynski08a.pdf>
18. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. — М.: Бинوم. Лаборатория знаний, 2006. — 752 с.
19. Morphase [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <http://faces.cs.unibas.ch/bfm/>. — Назва з екрану.
20. AR Face database [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <http://www2.ece.ohio-state.edu/~aleix/ARdatabase.html>. — Назва з екрану.
21. 10k US Adult Faces Database [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <http://www.wilmabainbridge.com/facememorability2.html>. — Назва з екрану.
22. Eurecom Kinect face database [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <http://rgb-d.eurecom.fr>. — Назва з екрану.
23. ORL database [Електронний ресурс]. — Режим доступу: <http://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>. — Назва з екрану.

Надійшла до редакції 15.09.2016

Н.С.КОСТЮКОВА, А.А. ГОЛОВИН

Донецкий национальный технический университет (Украина, г. Покровск)

МОДИФИЦИРОВАННЫЙ АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ ЧЕЛОВЕЧЕСКОГО ЛИЦА НА ФОТОГРАФИИ

В статье исследованы и проанализированы существующие алгоритмы распознавания и идентификации человека на цветном фотоизображении. По результатам анализа предложены модификации алгоритма локальных бинарных шаблонов, более шумоустойчивые, значительно уменьшающие объем затрачиваемой памяти и на 2,5% эффективнее, чем базовый алгоритм. Модификации протестированы на открытой базе лиц ORL. Шумоустойчивая модификация показала лучшие результаты, чем стандартный метод для изображений, имеющих шум определенного уровня. Метод бинарных гистограмм может быть использован в случае, когда изображения не имеют шума, но для системы важен используемый объем памяти, поскольку система может оперировать большим количеством изображений в режиме реального времени.

Ключевые слова: распознавание лиц, локальные бинарные шаблоны, шумостойкая модификация.

N.S.KOSTYUKOVA, A.A. GOLOVIN

Donetsk National Technical University (Ukraine, Pokrovsk)

MODIFIED ALGORITHM FOR RECOGNITION OF HUMAN FACE ON PHOTOIMAGE

This paper is devoted to the problem of human faces recognition. Existing algorithms of human face recognition and identification on the color photo are investigated and analyzed. Modifications of local binary patterns algorithm are proposed as a result of analysis. These modifications are more noise immune, significantly reducing the amount of memory and 2.5% more efficient than the basic algorithm. The modifications are tested on the open ORL persons base.

Noise immunity modification showed the effectiveness 74.5%, standard method - 73.7%, the proposed boolean histogram method - 76.3% on the general image set. Testing without some pre-processing steps showed that identification speed increased on 31%, but the efficiency decreased on 2.5%. Standard method showed the effectiveness 65%, noise immunity modification - of 70%, boolean histogram method - 66% on the set of noisy images with a noise standard deviation equal to 15. Overall efficiency became better on 3% after additional system training for selected 4 people.

Noise immunity modification showed better results than the standard method for images that have a certain level of noise. Binary histograms method can be used for image without noise, when amount of memory is important.

Key words: human face recognition, local binary pattern, noise immunity modification.