Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____*інфокомунікацій*_____
(повна назва)

Кафедра_____*інформаційно-мережної інженерії*_____
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____другий (магістерський)_____

Дослідження методів розпізнавання статі людини за її зображенням в умовах дії завад
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи___ІМІм-21-1_____
_____Жук О.Д._____
(прізвище, ініціали)
Спеціальність __172 «Телекомунікації та_____
радіотехніка»_____
(код і повна назва спеціальності)
Освітня програма Інформаційно-мережна інженерія_____
(повна назва освітньої програми)

Керівник _____доц. Омельченко С.В._____
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____ _____Безрук В.М._____.
(підпис) (прізвище, ініціали)

2022 р.

Не містить відомостей, заборонених до відкритого публікування

Студент _____ *Жук О.Д.*
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник _____ *Омельченко С.В.*
(підпис) (прізвище та ініціали)

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет *інфокомунікацій*
Кафедра *інформаційно-мережної інженерії*
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність *172 «Телекомунікації та радіотехніка»*
(код і повна назва)
Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма Інформаційно-мережна інженерія
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедри ІМІ _____
(підпис)
«____» _____ 2022 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові *Жук Олександру Дмитровичу*
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів розпізнавання статі людини за її зображенням в умовах дії завад

затверджена наказом по університету від «21» жовтня 2022 року № 1376 *Ст*
2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 2022 р.
3. Вихідні дані до роботи
Проаналізувати методи розпізнавання статі за зображенням. Розібратись у різниці Синтез методу розпізнавання статі людини за її зображенням. Дослідити алгоритми розпізнавання статі людини

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі
Вступ
1 Методи розпізнавання статі за зображенням
2 Методи обробки зображень людини
3 Синтез методу розпізнавання статі людини за її зображенням
4 Дослідження алгоритмів розпізнавання статі людини
Висновки

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

Слайди у форматі Power Point : (важливість обличчя у сьогоднішньому світі, системи розпізнавання зображень, метод розпізнавання, висновки, слайди)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	*Ознайомлення із завданням. Уточнення ТЗ.*	*24.10.22*	
2	*Підбір літератури за темою роботи*	*30.10.22 -10.11.22*	
3	*Виконання розділу 1*	*10.11.22 -21.11.22*	
4	*Виконання розділу 2*	*22.11.22 -28.11.22*	
5	*Виконання розділу 3*	*29.11.22 -05.12.22*	
6	*Виконання розділу 4*	*07.12.22 -12.12.22*	
7	*Оформлення пояснювальної записки*	*12.12.22 -15.12.22*	
8	*Оформлення презентаційного матеріалу,*		
9	*підготовка до захисту у ЕК*	*15.12.22 – 18.12.22*	

Дата видачі завдання __24__ __жовтня__2022 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ ____доц. Омельченко С.В._____
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка 64 с., 19 рис., 3 табл., 1 додаток., 24 джерела.

Об’єкт роботи – моделі зображень обличчя.

Мета роботи – аналіз способів покращення ефективності розпізнавання статі за обличчям людини в умовах дії завад.

Було проаналізовано існуючі методи розпізнавання статі за обличчям людини та сучасні проблеми в галузі. На основі ознайомлення з існуючими дослідженнями було запропоновано метод покращення якості розпізнавання статі людини. Проведено експериментальне дослідження даного методу. За результатами дослідження, проаналізовано отримані дані та приведена порівняльна характеристика методів. За результатами експериментальних досліджень була знайдена середня ймовірність правильного розпізнавання статі, яка була 91%. .

РОЗПІЗНАВАННЯ СТАТІ ЛЮДЕЙ, МОДЕЛЬ ОБЛИЧЧЯ, МОДЕЛІ ЗОБРАЖЕНЬ ОБЛИЧЧЯ.

THE ABSTRACT

Explanatory slip 64 p., 19 fig., 3 tab., 1 app., 24 sources.

The object of work is models of face images.

The purpose of the work is to analyze ways to improve the effectiveness of gender recognition based on a person's face under conditions of interference. The existing methods of gender recognition based on a person's face and current problems in the field were analyzed. On the basis of familiarization with existing studies, a method for improving the quality of human gender recognition was proposed. An experimental study of this method was carried out. According to the results of the research, the obtained data were analyzed and the comparative characteristics of the methods were given. According to the results of experimental studies, the average probability of correct gender recognition was found, which was 91%. .

RECOGNITION OF HUMAN GENDER, FACE MODEL, FACE IMAGE MODELS.

ЗМІСТ

ВСТУП..... 9
1 ОГЛЯД МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ СТАТІ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМ..... 10
1.1 Особливості автоматичних систем розпізнавання статі……10
1.2 Аналіз відомих методів розпізнавання статі за зображенням.....12
2 МЕТОДИ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ЛЮДИНИ..... 18
2.1 Особливості методу розпізнавання статі.....18
2.2 Попередня обробка зображень 19
2.3 Компенсація обертання обличчя людини.....24
2.4 Особливості виявлення обличчя людини за його зображенням 26
3 СИНТЕЗ МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ СТАТІ ЛЮДИНИ ЗА ЇЇ ЗОБРАЖЕННЯМ..... 28
3.1 Оцінювання глобальних характеристик за допомогою методу MLBP…….29
3.2 Особливості знаходження місцевих функцій за допомогою фільтрації Габора.....34
3.3 Розпізнавання статі з використанням SVR.....36
3.4 Особливості розпізнавання статі людини за окремими частинами зображення обличчя……..……34
4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМІВ РОЗПІЗНАВАННЯ СТАТІ ЛЮДИНИ ЗА ЇЇ ЗОБРАЖЕННЯМ..... 45
4.1 Методика дослідження класифікації статі 45
4.2 Особливості бази даних для експериментальних досліджень 47
4.3 Результати експериментальних досліджень розпізнавання статі людини...47
4.4 Дослідження розпізнавання статі за частинами обличчя на зображеннях ..49
ВИСНОВКИ..... 52
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ..... 53
ДОДАТОК А..... 60

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

2D (2-Dimensional) – двовимірний;

3D (3-Dimensional) – тривимірний;

SVM (Support Vector Machine) – Метод опорних векторів;

LFA (Local Feature Analysis) – Аналіз локальних характеристик;

LBP (Local Binary Templates) – Локальні бінарні шаблони;

SVR – машина програми об’єднання двох методів дослідження;

PAL – вибрана база даних, для експериментальних досліджень;

ВСТУП

Зазвичай інформація про людське обличчя використовується для ідентифікації людини оцінки віку, розпізнавання виразу обличчя та раси людини. Однак обличчя має також багато інших особистих рис, серед яких є також стать людини, що використовується для взаємодії людина-машина. Визначення статі людини відіграє важливу роль у різноманітних сучасних діалогових системах.

Класифікації гендерної приналежності за зображенням обличчя має свої особливості, з якими можна зіткнутися при автоматичному розпізнаванні за допомогою комп’ютерних програм.

Обличчя людини надають велику кількість інформації про нас самих. Крім нашої ідентичності, наші обличчя вказують на інші демографічні ознаки, такі як наша стать, вік і раса.

У наш час автоматичний збір цієї інформації може бути корисним для вирішення незліченній кількості завдань. Зокрема, знання статі людей можна використовувати до дослідження динамічного ринку, системи спостереження та безпеки, взаємодії людини з комп'ютером, зокрема також персоналізовані послуги у багатьох підприємствах. Крім того, інший додаток може служити як перший етап для вирішення задач розпізнавання. Наприклад, біометричні системи розпізнавання можуть зменшити пошук наполовину, якщо відома стать особи.

1 ОГЛЯД МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ СТАТІ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМ

1.1 Особливості автоматичних систем розпізнавання статі

Важливими є відмінності автоматичних систем при роботі з розпізнаванням обличчя та гендерною класифікацією. Такі дослідження відмінності автоматичних систем при роботі з розпізнаванням обличчя та гендерною класифікацією легко знайти в психологічній літературі. У [7] це чітко вказано, що для ідентифікації обличчя потрібна інформація, яка робить його унікальним. Але щоб розпізнати стать обличчя, потрібна закодована інформація бути спільною для групи різних облич (чоловічого чи жіночого). З точки зору даних складності, гендерна класифікація є проблемою двох класів із зазвичай великою кількістю зображення облич різних людей у класі, що призводить до рідкісних класів. На відміну від цього, розпізнавання облич є багатокласовою проблемою, та як зазвичай дуже мало облич на клас однієї і той же людини. Тому проблем з гендерною класифікацією зазвичай дуже багато. Більше відмінностей в зображеннях, та велика дисперсія різних ознак всередині класу, ніж при вирішенні проблеми з індивідуальним розпізнаванням обличчя.

Хоча визначення статі людини людиною, яка бачить його або її обличчя, є відносно легким завданням для людей, але стає складною проблемою, коли її потрібно розв’язувати задачу автоматичного машинного розпізнавання статі.

Коли люди виконують завдання розпізнавання статі значна кількість труднощів що виникають при класифікації обличчя за статтю людиною залишаються непоміченими. Люди ненавмисно стикаються з обличчями різних розмірів, та в різних ракурсах, а тому ми можемо розпізнавати стать осіб, обличчя яких ми бачимо поблизу або на відстані, та в різних ракурсах. Крім того, люди добре розпізнають стать коли пропорції обличчя не такі ми очікуємо, що раніше вони бачили. Наприклад, ми все одно можемо визначити стать людини,

навіть якщо він або вона має більший ніс або менші очі, ніж обличчя, які ми зазвичай бачимо. Крім того, наша здатність на розпізнавання статі обличчя майже не впливають умови освітлення. Це залежно від того, день це чи ніч, ми все одно можемо розрізняти чоловіків та жінок. Освітлення, ракурс, пропорції тіла або обличчя, масштаб є незначними проблемами для розпізнавання людьми, однак автоматичні системи зазвичай потребують спеціальних методів щоб успішно вирішувати проблеми гендерної класифікації в таких ситуаціях. Додаткова складність для автоматичних машинних систем — знайти та виділити людину, обличчя та його складові елементи, які присутні або з'являються на вхідних зображеннях. Це напевно, здається, тривіальним завданням для людей, але складним для доступних методів автоматичного визначення облич, та все ще не зовсім точним.

Окрім згаданих проблем, існують інші фактори, які можуть ускладнити завдання класифікації статі навіть для людей. Ці ускладнення, які легко виявляються в реальному середовищі, що пов'язане з зображенням обличчя, що демонструє емоції або частково це частково закриті обличчя. Зазвичай людина, стать якої нас цікавить, носить одяг, аксесуари, які знаходяться поза нашим контролем. Ці аксесуари можуть закривати частину обличчя, як це відбувається з сонцезахисними окулярами, вуаллю або шарфами. У тих випадках, коли обличчя не повністю видно, не вся інформація доступна, що ускладнює розпізнавання статі людини. Крім того, люди зазвичай виражають свої емоції за допомогою міміки і, залежно від емоцій, обличчя можуть надзвичайно відрізнятися. Наприклад, обличчя сердитої людини помітно відрізняється від обличчя здивованої. При вираженні гніву головні частини обличчя схильні стискатись, тоді як, якщо емоція здивування, то брови піднімаються, а рот прагне бути досить відкритим. Це важливі фактори, які слід враховувати при впровадженні систем класифікації за статтю, оскільки очікується, що вона буде задовільно функціонувати в тій ситуації.

Автоматичні системи розпізнавання статі можуть вирішити проблему класифікації обличчя за статтю з різного ракурсу та перспективи. Вони можуть бути викладені з метою розпізнавання статі осіб які з'являються у відео або нерухомих зображеннях, які можуть бути у 2-D або 3-D.

Зображення людини, що використовуються для розпізнавання, надається в кольорі або лише в рівнях сірого. Крім того, система могла співставляти еталони з певного ракурсу, наприклад профіль або фас, та потребує певних методів що роблять розпізнавання інваріантним до прийнятного ступеня обертання. Крім того, обличчя могли виглядати повністю видимими або з певним рівнем оклюзії. Усі ці фактори обумовлюють удосконалення методів розпізнавання, які використовуються для вирішення проблеми гендерного розпізнавання за зображенням.

1.2 Аналіз відомих методів розпізнавання статі за зображенням

Розглянемо найбільш релевантні джерела інформації про існуючі системи автоматичної класифікації статі людини.

Дослідження автоматичної класифікації облич за статтю сягають початку 1990-ті років. Дві перші спроби автоматично класифікувати стать зображень обличчя повідомили Golomb et al. [20], а також Коттрелл і Меткалф [24]. Голомб та інші [20]. Вони навчили двошарову нейронну мережу, яку вони назвали «SexNet», класифікувати зображення обличчя розміром 30 × 30 пікселів. В якості вхідних даних мережа отримала значення рівня сірого зображення обличчя (раніше вирівняні та вирівняні) і надав гендерну мітку як результат. "SexNet" що протестовано для 90 осіб (45 чоловіків і 45 жінок). Зокрема 8 тестів було проведено з різними наборами з 80 зображень для навчання та 10 для тестування, в результаті чого процент правильного розпізнавання (правильно класифіковані обличчя) був в середньому 91,90%. Крім того, вони повідомили, що для 5 людей навчились класифікувати стать для тих самих 90 облич, що дали в середньому 88,40% правильних відповідей. З іншого згаданого джерела

Коттрелл і Меткалф [24] розробили кілька нейронних мереж для розпізнавання ідентичності, статі та емоції. Для експериментів вони зібрали набір із 160 зображень обличчя з 10 чоловіків і 10 жінок, які були вирівняні, зменшені до 64 × 64 пікселів.

Вони повідомили про майже ідеальне розпізнавання ідентичності, хоча лише для 20 суб'єктів, і ідеальну класифікацію за статтю. Однак навчальні та тестові особи були тими ж самими.

Ця тенденція до нейронних мереж тривала протягом усього десятиліття, але деякі автори пропонують нові шляхи використання цього методу класифікації. Теж було дуже популярно використовувати геометричні елементи для опису облич на зображеннях. Ці особливості зазвичай складаються з набору опорних точок розумного розміру або відстаней між ними. Ті довірчі точки зазвичай розташовані в стратегічних положеннях на обличчі, наприклад у центрі очей або куточках рота. Так Брунеллі та Поджіо [18] поєднали обидва методи, а зокрема геометричні особливості та нейронні мережі. Вони запропонували дві конкуруючі мережі, навчені геометричними особливостями, де кожна мережа спеціалізується на обличчях однієї статі. Вони протестували ці мережі з 21 зображеннями обличчя кожної статі, використовуючи техніку залишення одного. У результаті 79% осіб були правильно класифіковані. Для опису також використовувалися інші види геометричних об'єктів зображення обличчя. У дослідженні Wiskott et al. [7], грані були представлені графіками. Вони модифікували загальну систему розпізнавання об'єктів з метою звернення до розпізнавання обличчя та проблеми гендерної класифікації. Отримана система створила графіки нових облич, засоби узгодження еластичного графа. У цій техніці використовувався простір обличчя, що складається вручну, та створив модельні графіки для побудови нових графіків для опису нових облич. Було створено графік, що представляє його, і обличчя було класифіковано як належне до особи з найбільш схожим графіком. Хоча в основному цей метод використовувався для розпізнавання обличчя, вони також застосували його до гендерної класифікації, побудувавши зведені графіки які були схожими на дане

невидиме обличчя. Експеримент за 112 зображеннями обличчя (65% із них чоловічої статі) призвело до 90,20% правильного розпізнавання (класифікації) статі. Однак Wiskott відзначав, що були включені обличчя одних і тих же піддослідних в навчальному наборі та випробовуванні.

У 2000-х роках були запропоновані нові методи класифікації за статтю, більшість з яких засновані на тепер добре відомих опорних векторних машинах. У цьому десятилітті автори зосередили основну увагу, приділяючи зовнішнім ознакам, а не геометричним.

Функції можуть безпосередньо складатися зі значень пікселів або певного перетворення, застосованого до цих значень щоб створити описи. Саме в цей час автори почали автоматично визначати положення обличчя на зображенні перед класифікацією статі.

Наскільки нам відомо, перша робота з автоматичним визначенням обличчя та статі класифікація була комбінована та представлена Могахаддамом і Янгом[16]. Вони рішали проблему гендерної класифікації з опорними векторними машинами (SVM) і показали, що продуктивність SVM з ядром Radial Basis Function (RBF) була кращою за інші.

Відомі методи розпізнавання образів, такі як лінійний дискримінант Фішера та ансамблі RBF в мережі. В експериментах було використано 1496 зображень обличчя (53% чоловіків і 47% жінок) для навчання та 259 зображень (51% чоловіків і 49% жінок) для тестування. Після автоматичного виявлення області зображення, що містить обличчя, і навчання класифікаторів за допомогою значення пікселів цих областей, SVM+RBF отримав найкращу точність, тобто 96,60%. Автори не вказують, чи зображення обличчя, використані в експериментах, відповідають різним особам чи були повтори (дублікати).

Перше широке дослідження гендерної класифікації було опубліковано Макінен і Raisamo у 2008 році [19], і вони використовували автоматично виявлені та вирівняні обличчя. До того часу більшість дослідників вважали вирівнювання обличчя необхідним для покращення класифікації статі. Методи

вирівнювання намагаються розмістити обличчя в канонічній позі, тому розташування найважливіших рис обличчя однакове відносно фіксованої координати.

Вирівнювання можна виконати вручну або автоматично, і це робиться за допомогою щодо деяких заданих опорних точок. Як правило, ці точки є центром очей. В дослідженнях Макінена та Райсамо використовуються різні методи вирівнювання, а також декілька методів класифікації людей за статтю. Щодо вирівнювання обличчя, вони дійшли висновку, що краща точність класифікації за статтю досягається, коли обличчя не вирівнюються автоматично.

Такий же висновок було зроблено з інших робіт [12, 22]. Зосереджуючись на гендерній класифікації,

Макінен і Райсамо порівнювали продуктивність різних класифікаторів, використовуючи декілька особливостей зовнішнього вигляду. Їх дослідження включало нейронну мережу зі значеннями пікселів зображення, SVM з двома різними входами, значеннями пікселів і локальними двійковими шаблонами, а також дискретний метод Adaboost на основі функцій, подібних до Хаара. Вони виявили, що SVM з простим значенням пікселів досягли найкращого показника класифікації, який становив 86,54%.

Останніми роками локальні бінарні шаблони (LBP) стали масово популярними в поле аналізу обличчя. Хоча спочатку ці функції були визначені для опису текстур зображення, але багато авторів використовували їх для опису зображень обличчя [2]. Олександр в [4] запропонував метод ансамблю для вирішення проблем гендерної класифікації з використанням різних типів ознак.

Він розглянув особливості текстури (LBP), особливості форми (напрямки країв) і три різні розміри зображення. В результаті досяг кращої точності класифікації, досягаючи 99,07% і 91,19% залежно на базі даних. Інші автори представили методики вибору найбільш дискримінант них особливостей, тобто у випадку Шана [18] і Тапіа і Переса [20]. Шан [18] використовували Adaboost, щоб вибрати, які LBP надають більш дискримінаційну інформацію. Він повідомив про точність гендерної класифікації, досягнуту за допомогою SVM

для стандартної LBP і посиленої LBP, що застосовуються до фронтальної та ближньої фронтальної частини обличчя. Найкращі показники були отримані в результаті використання підсилених LBPs, що становило 94,81% правильної класифікації. Посилені LBP забезпечили збільшення точності на 3,5%, порівняно зі стандартними значеннями LBP. Тапіа та Перес [16] представили підхід до вибору скороченого набору ознак на основі взаємної інформації. Вони описали обличчя шляхом злиття різних типів ознак з урахуванням кількох масштабів зображення.

Задіяними функціями були значення пікселів, напрямки країв і LBP. Злиття рис було передано до методу вибору ознак, а вибрані ознаки передано до класифікатора. Функції були об'єднані, фіксуючи один фактор, або тип функції, або розмір зображення.

Вони повідомили про найвищі показники класифікації при використанні найкращої з усіх функцій. Ці найкращі результати були 99,13%, 98,01% і 94,01%, залежно від зображення бази даних. Хоча в тексті це чітко не описано, але здається, що тестовий набір використовується для вибору найкращих характеристик. Потім цей набір зображень знову використали для тестування класифікаторами, заснованим на комбінації найкращих ознак.

Більшість опублікованих робіт із гендерної класифікації містять зображення обличчя однієї бази даних для навчання та для тестування.

Робота Bekios-Calfa та ін. [13] є одним з небагатьох опублікованих досліджень, що представляють перехресну базу даних для експерименту, щоб перевірити запропонований підхід. Вони розглянули лінійні дискримінантні методи з використанням експериментів з однією ж базою даних із трьома наборами даних, що містять фронтальний і повністю видимі зображення обличчя. Вони повідомили, що експерименти з однією базою даних були оптимістично упереджені, і всі розглянуті методи досягли подібних результатів (понад 90% відточність) у цих випадках. Однак в експериментах с іншими базами даних залежно від суми даних навчання та демографії осіб, різні методи

досягли найкращих результатів з показниками правильної класифікації (від 71,50% до 91,03%).

2 МЕТОДИ ОБРОБКИ ЗОБРАЖЕНЬ ЛЮДИНИ

2.1 Особливості методу розпізнавання статі

Розглянемо особливості гендерного розпізнавання на основі методу, що використовує важливі ідеї попередньої обробки обличчя. Структурна схема запропонованого методу розпізнавання статі наведена на рис.2.1

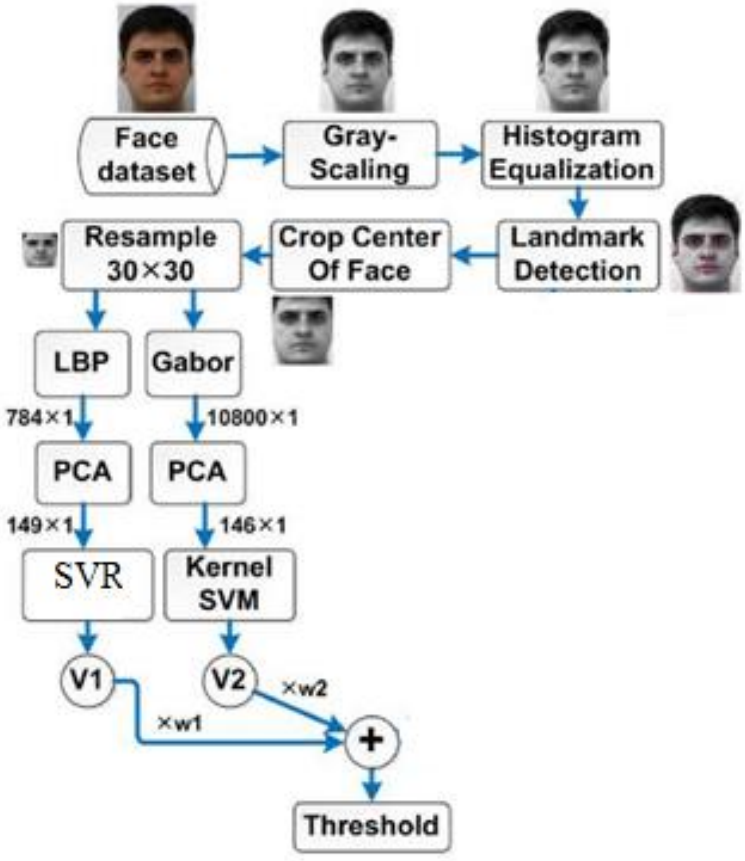


Рисунок 2.1 – Структурна схема методу розпізнавання статі

Зображення обличчя людини попередньо обробляються, з кольорових зображень та перетворюються на монохромні з сірою шкалою, Далі застосовується гістограмне вирівнювання.

2.2 Попередня обробка зображень

На цьому етапі попередньої обробки застосовуються кілька методів, щоб спробувати уникнути певних проблем. Нижче наведено огляд цих методів і проблем, які вони вирішують.

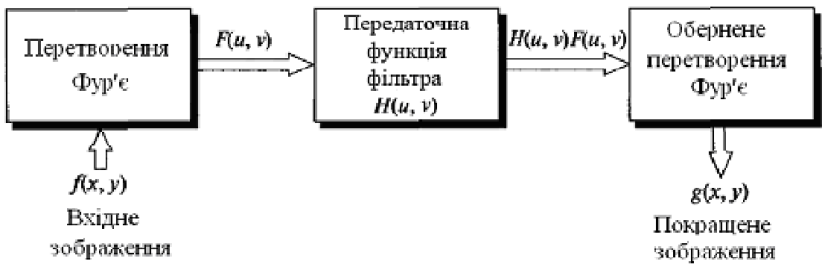


Рисунок 2.2 – Алгоритм придушення завад методом фільтрації зображення в частотній області

Алгоритм фільтрації в частотній області включає в себе обчислення прямого ДПФ F(u, ν) зображення, далі функція F(u, ν) множиться на деяку функцію фільтру H(u, ν), яку оцінено за фоновим зображенням як , та обчислення зворотного ДПФ. Такий фільтр здатен подавити просторові завади.

Множник H(u, ν) називається фільтром (часто використовують також термін передаточна функція фільтра), полягає в тому, що він пригнічує деякі «зайві» частоти перетворення, залишаючи при цьому інші майже без зміни.

Таку двовимірну фільтрацію зображено на рис. 2.2.

Вирівнювання гістограми, раціонально використовувати для кращої роботи із зображеннями в умовах з різним освітленням.

Методи вирівнювання обличчя зазвичай застосовуються для визначення основних рис обличчя в однаковому положенні на всіх зображеннях обличчя.

Зміна розміру зображення використовується, щоб усі зображення мали однаковий розмір. Далі ми докладніше розглянемо ці процеси та причини їх виникнення.

Проблема, з якою ми можемо зіткнутися, пов’язана з різними умовами освітлення зображень які потрапили в час їх фіксації. Це може призвести до світліших і темніших зображень, і система може оцінювати цю інформацію, та коректувати зображення. Щоб мінімізувати вплив різних умов освітлення, гістограма обрізаного зображення вирівнюється. Гістограми, як правило, використовують масиви чисел, елементи яких (які називаються пікселі) представляють кількість попадань до діапазону значень. Зазвичай гістограма сірого зображення має один піксель на кожне можливе значення рівня сірого. При цьому рівні сірого знаходяться в діапазоні [0, 255], типова гістограма сірого зображення має 256 біт.

Вирівнювання гістограми — це техніка для посилення контрастності шляхом рівномірного використання кожного сірого рівня у повному діапазоні.

Нехай H — гістограма сірого зображення, тоді H(g) вказує на кількість попадань значення рівня сірого g на зображенні.

Щоб вирівняти гістограм H, спочатку обчислюється кумулятивна гістограма Hc. Враховуючи значення рівня сірого g, Hc(g) є

$$H_c(g) = \sum_{i=0}^{g} H(i). \tag{2.1}$$

Тоді для вирівняної гістограми буде

$$H_e(g) = \frac{255}{H_c(255)} \times H_c(g). \tag{2.2}$$

На рисунку 2.3 зображення двох осіб різних рас (чоловіка європеоїдної раси та афроамериканки) показані до та після застосування вирівнювання гістограми. Як можна побачити на рис. 2.3 а деякі плями на обличчі жінки сяють (наприклад, ніс і щоки), а на обличчі чоловіка їх немає. Після вирівнювання гістограм (див. рис 2.3 b), на обох обличчях видно світліші ділянки навколо щік і носа разом із зображення з вищим контрастом, завдяки чому деталі виділяються.

а- до гістограмного вирівнювання

б- після гістограмного вирівнювання

Рисунок 2.3 – Зображення двох осіб (чоловіка та жінки) до та після застосування вирівнювання гістограми

Під час вирішення проблем аналізу обличчя багато дослідників використовують вирівняні обличчя. Вирівняні обличчя – це ті зображення обличчя, де очікується, що більшість частин обличчя перебувають у однаковому положенні на всіх зображеннях. В основному методи вирівнювання зосереджуються на очах і намагаються перемістити їх до заданого положення на зображенні за допомогою різних прийомів, наприклад масштабування зображення і обертаючи його.

Далі знаходять орієнтири обличчя. Для цього використовується відомі методи визначення орієнтиру. З зображення обличчя вирізається його центр. Для розпізнавання необхідно поєднувати ряд методів розпізнавання. Тому для розпізнавання використовується поєднання двох алгоритмів, що використовують для розпізнавання статі інформацію про текстуру обличчя.

Окремі рішення кожного з двох алгоритмів використовують для голосування з відповідною вагою. Порівнюючи з порогом, виноситься фінальне, кінцеве рішення щодо статі людини за кожним зображенням обличчя .

Цей метод розпізнавання статі включає себе етап попередньої обробки та двох окремих рішень. Ці окремі результати поєднуються шляхом зваженого голосування, та виноситься нове рішення.

На рис.2.1 наведено етап попередньої обробки зображення, який включає в себе конвертацію зображень у сірі (чорно-білі), за якими виконується вирівнювання гістограмним методом. Далі виконується оцінювання орієнтирів граней, та обрізання центру граней із зображень, за якими виконують повторну вибірку граней та зведення її до рівномірної сітки 30 x 30.

Для гендерного розпізнавання є важливим гістограмне вирівнювання за шкалою сірого. Знаходження зображень обличчя в форматі RGB у градаціях сірого, та використання гістограмного методу покращує контрастність зображення та покращує гендерну класифікацію.

Далі виконується виявлення орієнтира. При цьому існує шість орієнтирів для кожного ока, 14 орієнтирів для губ, 17 орієнтирів для бічного контуру, три орієнтири для кожного верхнього та нижнього зубів, дев'ять орієнтирів для цілого носа та п'ять орієнтирів для кожної брови. Таким чином загалом є 68орієнтирів. Такі орієнтири необхідні також як для обрізання зображення так і для геометричної інформації. На рис. 2.4 приведено результати оцінювання орієнтирів на кількох гранях зразків.

Рисунок 2.4 – Знайдені орієнтири для різних зразків обличчя

Для того щоб виключити додаткову інформацію про довге волосся для розпізнавання статі обличчя слід використовувати виключно центральну частину обличчя. Тому з всього зображення вирізається тільки інформативний центр обличчя людини.

Відомі в літературі різні методи виявлення та сегментації зображення обличчя. Раціональним є те що центральна грань обрізується з застосуванням бічних контурних орієнтирів обличчя.

На завершальному етапі попередньої обробки, виконується передискретизація обрізаних центральних граній до рівномірної сітки 30x30 за двома причинами:

- знайдені обрізані центральні грані не обов'язково можуть мати однаковий розмір на різних зображеннях,

- дуже висока розмірність вектора ознак із за великої кількість пікселів.

Стать людини може також визначитися за формою та характеристиками будови черепа та обличчя, а тому інформація про стать є в низькій роздільній здатності зображень обличчя через форму черепа та тінь. Але сама по собі ідея передискретизації зображень невеликого розміру та низької роздільної здатності є не поганою ідеєю. При цьому вихідні ярлики (рішення) двох рамок (vi) дорівнюють +1 для жінок та -1 для чоловіків.

Голосування більшістю голосів, що використовує результати двох рішень з остаточним прийняттям рішення, може бути корисним; при цьому можливі випадки різних окремих рішень, що може призвести до нічиєї. В такому випадку раціональнішим є краще рішення, таке як наприклад, зважене голосування. Вагові коефіцієнти голосів для кожної структури можуть оцінюватися за результатами кращого розпізнавання на навчальній підмножині.

Остаточне рішення знаходиться з застосуванням простого порогу за формулою

$$Стать = \begin{cases} жінка, якщо \sum_{i=1}^{2} w_i v_i \geq 0, \\ чоловік, якщо \sum_{i=1}^{2} w_i v_i < 0. \end{cases} \quad (2.3)$$

В цій формулі wi позначає вагу голосу i-го фрейму.

2.3 Компенсація обертання обличчя людини

В зображенні, яке використовує система розпізнавання є не тільки саме обличчя, а і інші фонові елементи зображення. Тому першим кроком системи розпізнавання статі є знаходження на вхідному зображенні локальних областей обличчя. Для виявлення обличчя використовуємо метод AdaBoost [13,14]. За допомогою AdaBoost область обличчя та положення очей можна ефективно

виявити, створивши сильний класифікатор обличчя з кількох слабких класифікаторів обличчя.

В існуючих системах за часту в захопленому зображенні виконується поворот обличчя в площині. А це може вплинути як неправильне вирівнювання області обличчя. Тому будемо використовувати виявлені положення очей для того щоб компенсувати обертання обличчя в площині.

В межах виявленої області обличчя людини положення координат правого та лівого очей розташовані відповідно (Rx, Rv) та (Ly, Ly).

Кут повороту в площині обчислюється за формулою:

$$\Theta = arctg\left(\frac{R_y - L_y}{R_x - L_x}\right). \quad (2.4)$$

А далі в області вхідної грані зображення повертається на кут Θ :

.

На рис. 2.5 наведено приклад методу компенсації обертання зображення в площині.

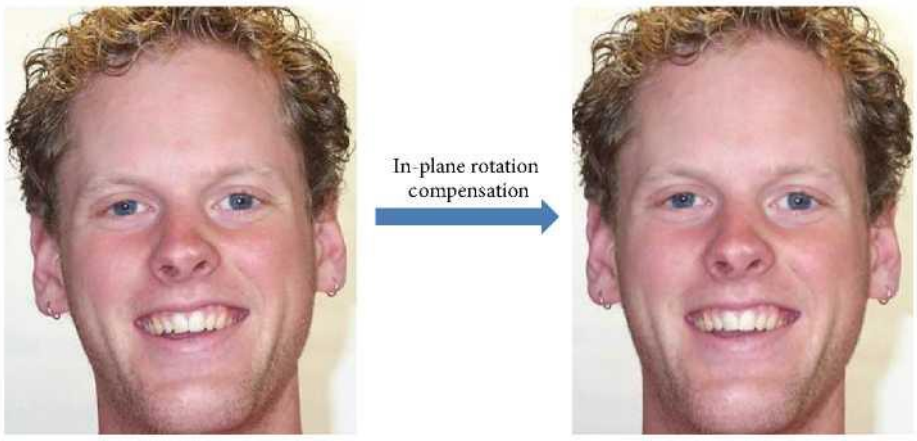


Рисунок 2.5 – Ілюстрація компенсації обертання обличчя в площині: (a) приклад оберненого зображення та (b) результат виконання компенсації обертання в площині зображення

2.4 Особливості виявлення обличчя людини за його зображенням

Алгоритм AdaBoost не може правильно локалізувати область обличчя, хоча дуже широко він використовується для виявлення обличчя за зображенням таким чином, як це наведено на рис. 2.6 (b). Виконуючи крок перевизначення на основі положень очей можливо отримати більш точну оцінку області обличчя що наведено на рис. 2.6 (а) та 2.6 (в).

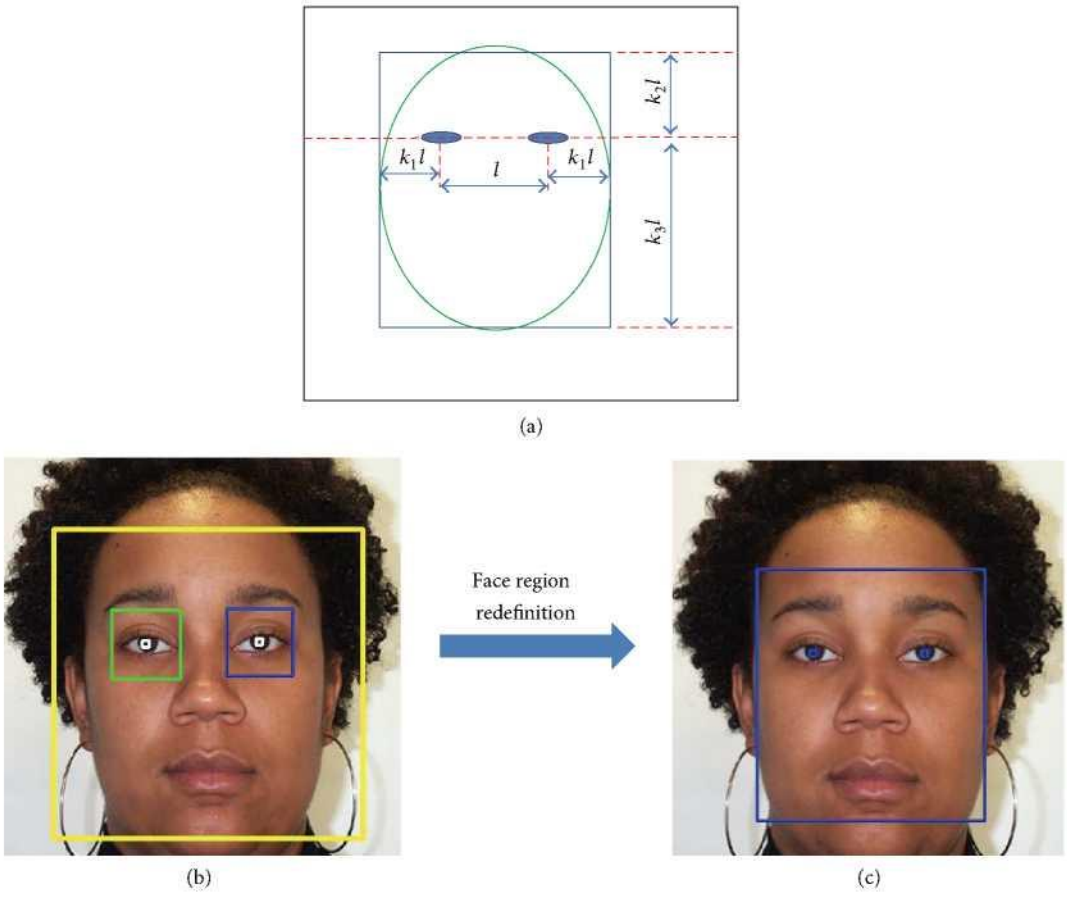


Рисунок 2.6 – Ілюстрація, що пояснює перевизначення області грані: a – пояснення методології визначення області обличчя, b - область обличчя, яка виявлена за допомогою AdaBoost та виконана компенсація обертання в площині, та (c) результат перевизначення на основі положень очей

Якщо відстань між очима вимірюється як значення I (пікселів) на основі результату виявлених положень очей та процедури компенсації, то потім наш

метод використовує метод перевизначення для оцінки на основі значення I, як показано в рис. 3а, де $k_1, k_2,$ і k_3- значення коефіцієнта з урахуванням геометрії грані та визначені експериментом [13].

Для того щоб не включати фон та ділянки волосся для оцінки статі були експериментально визначені коефіцієнт значень$(k_1,\ k_2,$ and $k_3)$. Ці знайдені значення $k_1, k_2,$іk_3 відповідно будуть 0,5, 0,75 та 1,5.

3 СИНТЕЗ МЕТОДУ РОЗПІЗНАВАННЯ СТАТІ ЛЮДИНИ ЗА ЇЇ ЗОБРАЖЕННЯМ

На рис. 3.1 наведено запропонований метод оцінки статі на основі комбінації MLBP, фільтра Габора (Gabor) та SVR.

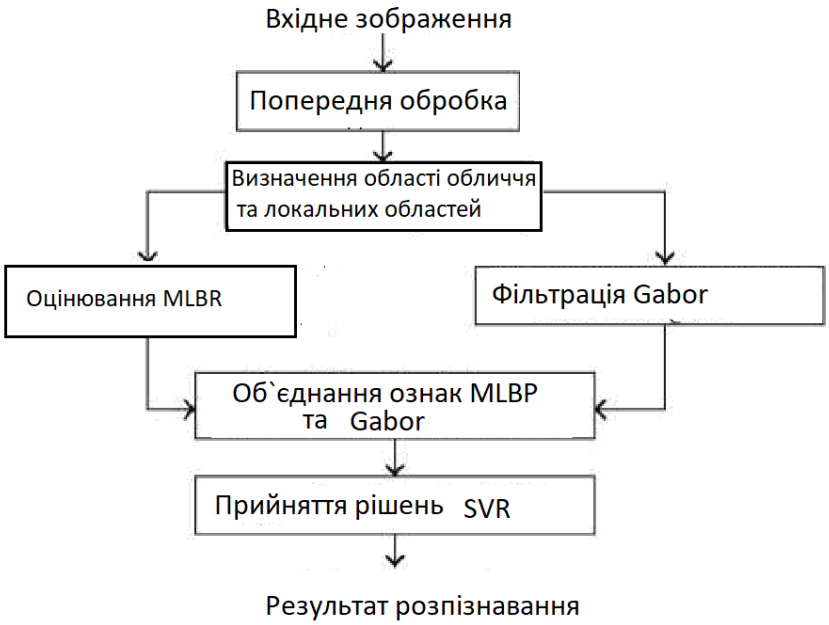


Рисунок 3.1 – Схема методу сумісного гендерного розпізнавання за ознаками MLBP, з фільтра Габора та прийняття рішень SVR

Існують багато різних досліджень місцевого аналізу текстур [19]. В таких відомих дослідженнях LBP вдало застосовується для розпізнавання зображень, розпізнавання виразів обличчя та для оцінки віку людини. При цьому у цих роботах замість багаторівневого LBP досліджується використовування лише одного рівень LBP [7, 10]. Однак більш сильним дескриптором для створення оцінки статі є багаторівневий метод MLBP.

Окрім глобальних ознак, які знайдено за допомогою методу MLBP, для оцінки статі людини необхідно оцінювати другі місцеві ознаки. Різнорідні зморшки, складки обличчя, що з’являються локально на обличчях людей, є

важливою характеристикою для розпізнавання[7, 9]. Тому ознака зморшок як місцева ознака застосовується для покращення результатів розпізнавання статі. Фільтрація Габора відповідає цим вимогам [7]. Для розпізнавання статі за допомогою методу прийняття рішень SVR використовується розширені вектори ознак, що сформовано поєднанням глобальних та локальних ознак.

3.1 Оцінювання глобальних характеристик за допомогою методу MLBP

Метод LBP є потужним методом для опису текстури зображення, що здійснюється шляхом порогового оточення пікселів центральним пікселем [7, 10, 13]. Такий метод LBP широко використовувався у дослідженнях різних методів, таких як розпізнавання статі, розпізнавання пальців, розпізнавання виразів обличчя людини, оцінка віку [7, 10, 13] та розпізнавання обличчя. Метод LBP має важливу перевагу яка полягає в забезпеченні стійкість дескриптора текстури до обертання та варіацій освітлення сцени. Метод LBP є економним за кількістю операцій та ним можливо здійснювати швидку обробку.

При цьому, оператор LBP оцінюється наступним чином [13]

$$\mathrm{LBP}_{R,P} = \sum_{i=0}^{P-1} s\left(g_i - g_c\right) 2^i,$$

$$\text{where } s(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0 \\ 0, & \text{if } x < 0, \end{cases}$$

при цьому R є радіусом кола LBP (це відстань від центрального пікселя до сусідніх з ним пікселів) , P це кількість сусідніх пікселів, gf та gc - рівні сірого кольору для сусідніх пікселів та центрального пікселя відповідно та s (x) є пироговою функцією.

Особливості текстури зображення можливо оцінювати з різними масштабами та роздільною здатністю змінюючи значення R і P [13].

Використовуючи маску 3 x 3 оператор LBP робить дескриптор текстури.

Тоді значення R і P вибирають 1 і 8 відповідно. Більша або менша пляма, зморшки потребує використовувати різний розмір. Різниця у розмірах функцій також є результатом різних роздільних здатностей та розмірів зображень обличчя людини. Таким чином, наш метод отримує достатню інформацію про характеристики в різних масштабах та роздільній здатності завдяки зміні значень R і P. На рис. 3.2 наведено приклад особливості текстур зображення обличчя людини для різних значень R та P. З рис. 3.2 видно, що для такого методу в випадку оператора LBP з меншими значеннями R і P характерними є дрібні текстури вузької товщини (рис. 3.2 (b)), а для більших значень метод дозволяє оцінювати грубі текстури широкої товщини.

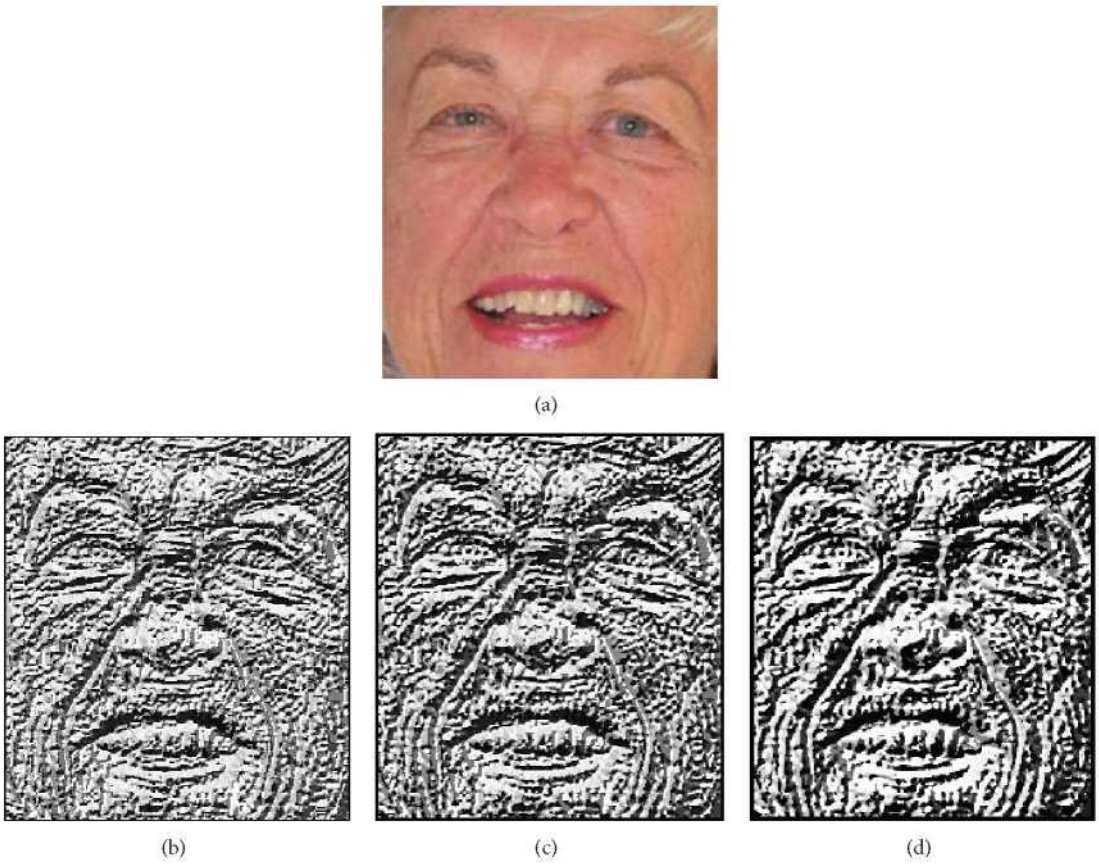


Рисунок 3.2 – Результат оцінювання текстури методом LBP для різних значень R і P: (a) приклад зображення обличчя, витяг текстури оператором LBP з (b) Rand P 1 і 8, відповідно, (c) R і P 2 та 8 відповідно та (d) R та P 3 та 12 відповідно

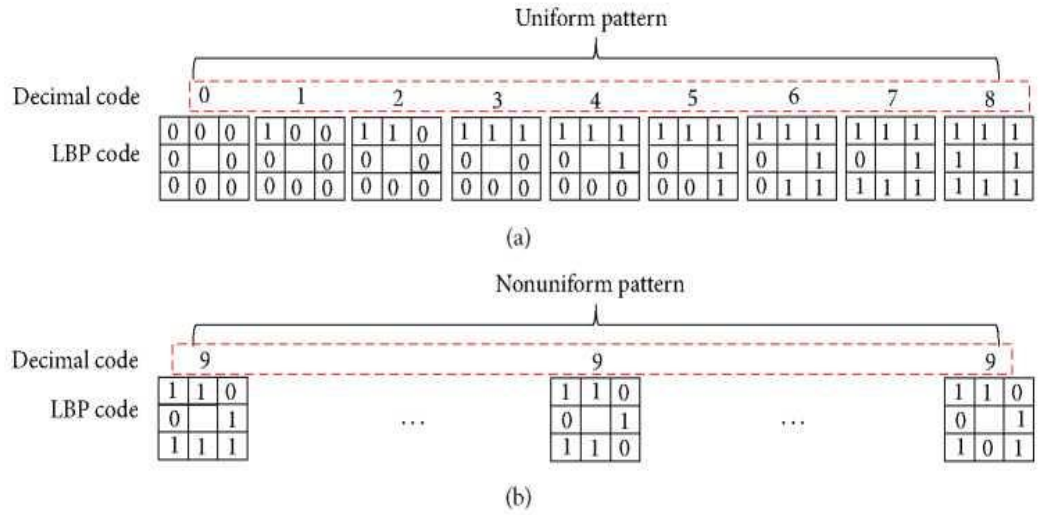


Рисунок 3.3 – Приклади використань рівномірних і неоднорідних шаблонів та призначених їм десяткових кодів у випадку, коли R та P дорівнюють одиниці та восьми відповідно: (a) – це рівномірні шаблони та (b)- це неоднорідні шаблони

Отримані двійкові коди LBP, як наведено на рис.3.2, класифікуються за однорідними або неоднорідними візерунками [13]. При цьому рівномірний шаблон містить по крайній мірі два побітові переходи від 0 до 1 (або від 1 до 0), що наведено на рис. 3.3 (a).

Для других випадків шаблон буде класифікуватись як неоднорідний. В описі текстур зображення, зокрема плями, корисними є рівномірні візерунки. При цьому для опису текстури зображення в неоднорідних візерунках міститься недостатньо інформації. Приклади представлення текстур плями, кута і краю в єдиних візерунках 0, 3 та 4 наведено на рис.3.4.

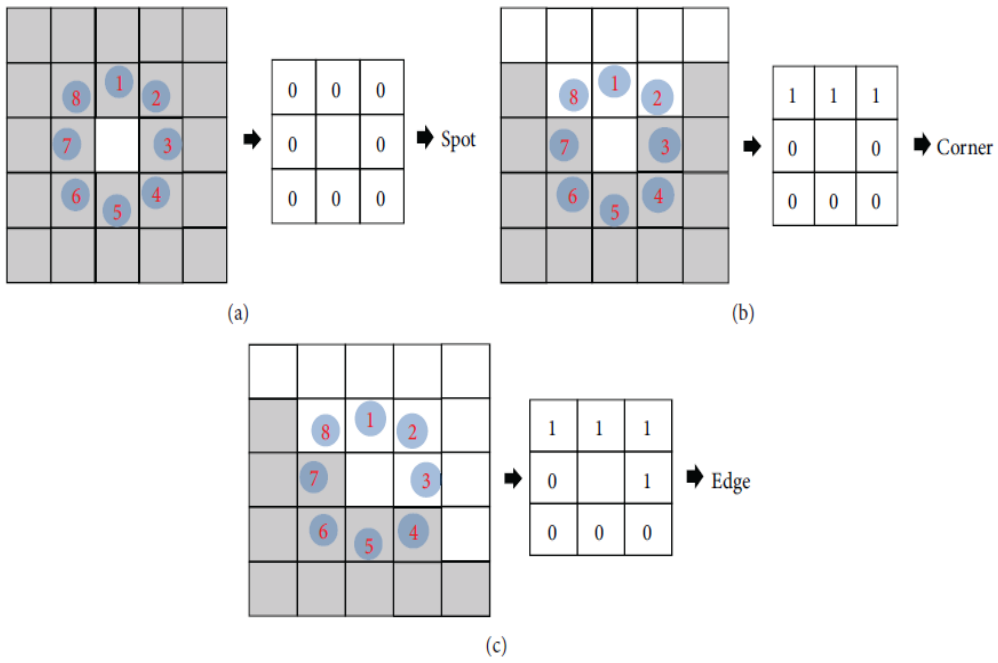


Рисунок 3.4 – Приклади опису особливостей текстур для рівномірних візерунків для випадків: (a)- це плямова особливість, (b) – це кутова особливість та (c) - крайова особливість

Далі система, оцінюючи та зберігаючи гістограму коду LBP (рівномірний або неоднорідний код) над текстурою, формує дескриптор зображення. На рис. 3.4 наведено для випадку коли значення R і P дорівнюють одиниці та восьми відповідно, приклади однорідних та неоднорідних кодів, а також призначених кодів. Всім неоднорідним кодам присвоюється значення десяткової цифри дев'ятка, а однорідним кодам присвоюються десяткові цифри від нуля до восьми. За результатами накопичень на зображенні гістограм призначених десяткових кодів однорідних та неоднорідних кодів, формується гістограма зовнішнього вигляду тексту та використовується її в якості дескриптора зображення для розпізнавання статі [7,10,13].

Розподіл текстур зображення в зображенні містить собі гістограма коду LBP. Порівняно з функціями гістограми, LBP двійкового коду є більш локальною текстурою. Неправильне вирівнювання зображення може значно вплинути на оцінку бінарний код LBP, і тому раціонально використовувати у

дослідженнях функції гістограми. Система ділить вхідне зображення на локальні підблоки за якими формує вектор ознак, (називається дескриптор) для кожного підблоку з метою вилучення різних особливостей текстури зображення. За результатом об'єднання дескриптора кожного підблоку формується остаточний дескриптор зображення. Ілюстрація методу побудови дескриптора LBP зображення наведено на рис.3.5. З рис.3.5 видно, що вектори функцій кожного підблоку об'єднані разом. Для нашого дослідження порядок об'єднання векторів ознак підблоків виконується зліва направо та вгору вниз. Таким чином, гістограма верхнього лівого підблоку включається першою, а нижня права - останньою у кінцевому векторі ознак LBP.

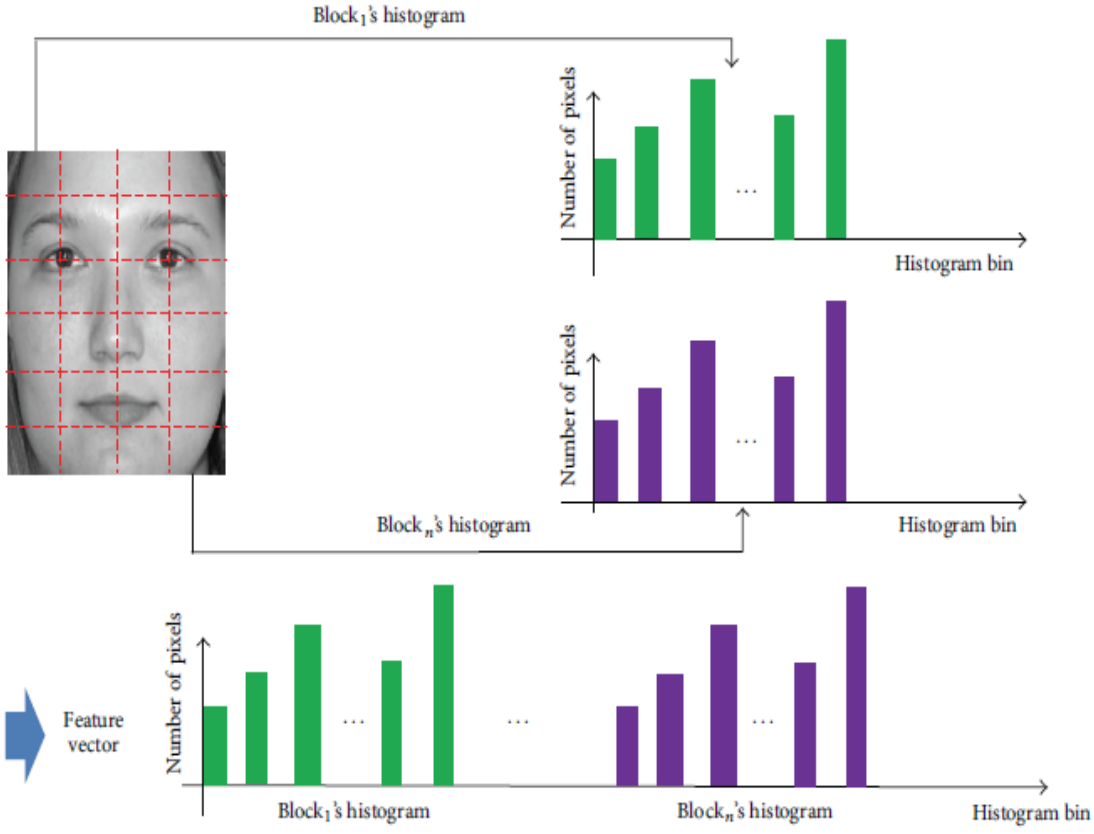


Рисунок 3.5 – Ілюстрація методу побудов векторів ознак LBP з безлічі підблоків

Наш метод, що заснований на однорівневому методі LBP (рис 3.5) створює особливості MLBP шляхом об'єднання декількох векторів

характеристик однорівневого LBP, що показано на рис. 3.6. Точність визначення статі за допомогою LBP залежить від розміру субблока. Для великих підблоків у глобальні функції витягуються LBP, тоді як при менших можливо знайти локальні характеристики. Експериментально отримано що оптимальний рівень за яким найкраща якість розпізнавання буде три для MLBP [13].

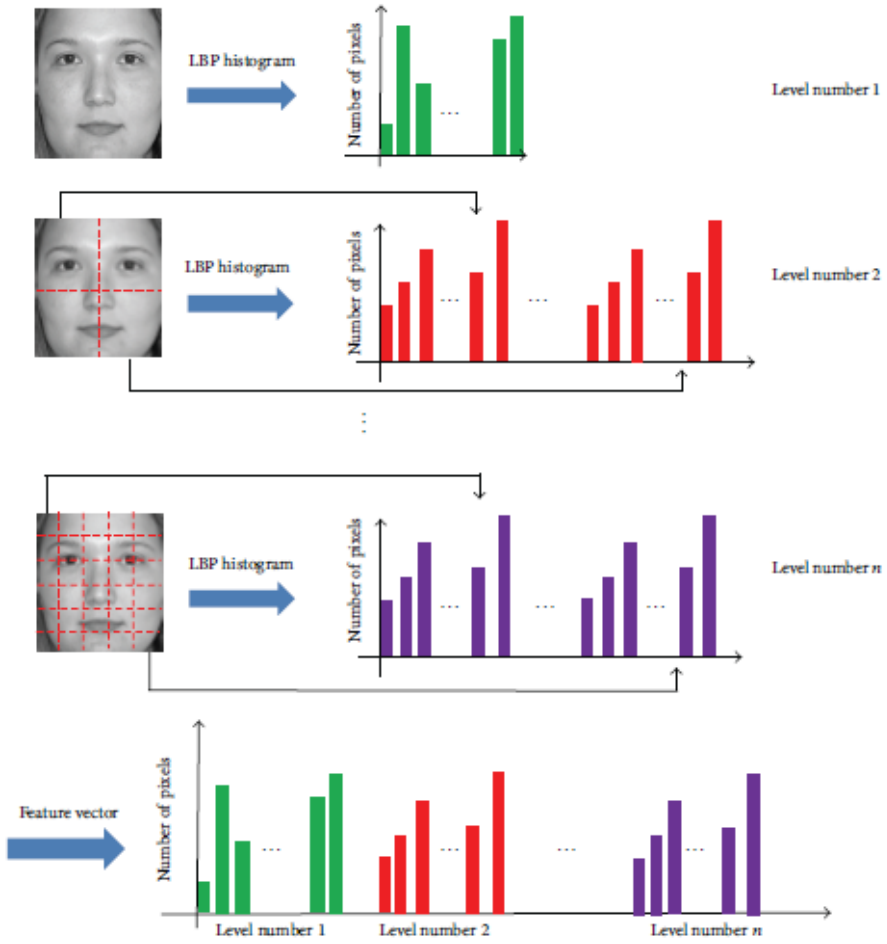


Рисунок 3.6 – ілюстрація методу знаходження вектора ознак MLBP за безліччю однорівневих векторів ознак LBP

3.2 Особливості знаходження місцевих функцій за допомогою фільтрації Габора

Функція зморшок в роботі Choi [7], витягується з зображення локально за допомогою фільтрації Габора в дев'яти заданих областях обличчя людини.

Знаходження ділянок зморшок визначається вручну або автоматично, та використовує 68 точок обличчя людини. Визначення місць зморшок на обличчі за 68 точками є дуже точним, але потрібен тривалий час на обробку для визначення 68 точок за допомогою процесу підгонки AAM. Освітленість області розміщення обличчя, рух обличчя та текстура фону можуть впливати на роботу AAM. Тому раціонально визначати приблизно п’ять областей зморшок з застосуванням визначення положень очей та обличчя загалом, що показано на рис. 3.7.

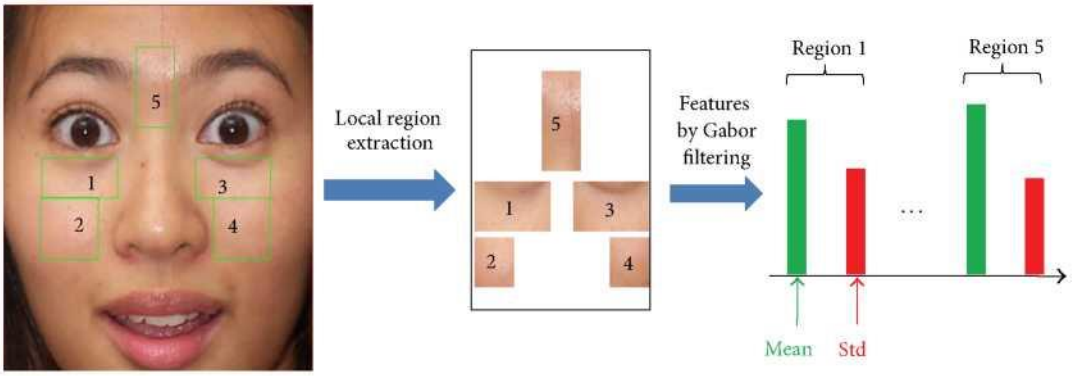


Рисунок 3.7– Оцінювання особливостей зморшок за п’ятьма вибраними областями

Є можливість використання дев'яти областей [7] або чотирьох областей, що включає в себе область між кутом ока та лівою або правою межею обличчя та область між кутом губи та лівою або правою межею обличчя.

Для кожного окремого локального регіону (області) виконується знаходження ознак за допомогою фільтрації Габора.

Ядро двовимірного (2D) фільтра Габора в просторовій області може бути представлено як[7, 20]:

$$g(x,y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y}\right)exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{{\sigma_x}^2}+\frac{y^2}{{\sigma_y}^2}\right)+2\pi jWx\right],$$

де W - радіальна частота синусоїди, σ_x і σ_y - це стандартні відхилення відповідно на осях x та y.

Для швидкої обробки може бути використана лише реальна частина фільтру Габора. При цьому коефіцієнти фільтра ми визначили з експериментальних досліджень. Відповідно до статі людини, зовнішній вигляд (напрямок і товщина) зморшок у п’яти вибраних місцевих районах відрізняється. Для того щоб виділити зморшки та складки різної товщини та напрямків раціонально використовувати фільтр Габора з чотирма шкалами та шістьма напрямками, що наведено на рис. 3.8. В методі для врахування особливостей зморшок використовуються середні значення та стандартне відхилення реакції фільтрації Габора. В цьому прикладі особливістю є те, що використоно фільтрацію Габора з вектором у 240-мірному просторі (5 областей x 4 шкали x 6 напрямків x 2 ознаки).

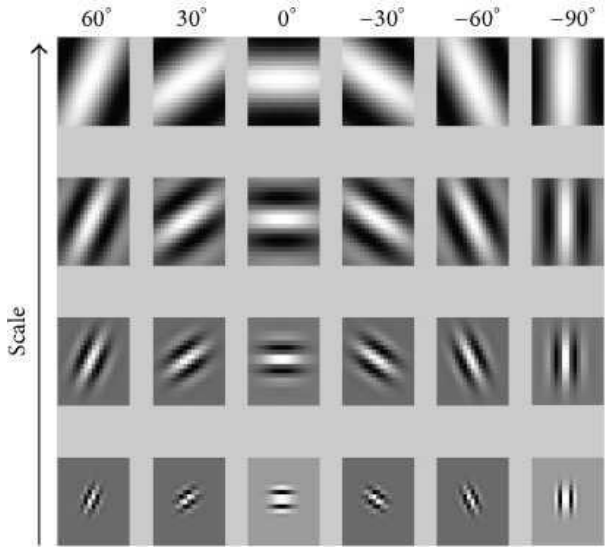


Рисунок 3.8 – Приклад результату застосування фільтрів Габора з чотирма шкалами та шістьма напрямками

3.3 Розпізнавання статі з використанням SVR

Глобальні характеристики, що раніше отримано за допомогою MLBP, та

локальні характеристики, що отримано за допомогою фільтрації Габора, використовуються для побудови остаточного вектору ознак за рахунок об’єднання двох нормалізованих ознак, що використовує z-оцінку нормалізації, що відомо з літератури[7].

Нормалізація виконується наступним чином

$$f_i^{\text{norm}} = \frac{f_i - \mu_i}{\sigma_i},$$

де f_i^{norm} це r-й нормалізований вектор ознак, f_i, μ_i і σ_i є розподіл, середнє та стандартне відхилення розподілу f_i, відповідно.

В експериментальних дослідженнях значення і будуть 1 та 2 для випадків фільтруючих характеристик MLBP та габора (Gabor) відповідно. Об'єднання цих двох нормалізованих векторів разом легко отримати після нормалізації комбінованого вектору ознак f.

Програмне забезпечення SVM дозволяє вводити такий вектор функції в машину SVR[21].

Вид оптимального ядра SVR та його параметри знаходять експериментальним шляхом використовуючи навчальні дані зображень, за якими ми можемо отримати найкраще розділення людей за статтю за вхідними зображеннями.

3.4 Особливості розпізнавання статі людини за окремими частинами зображення обличчя

З інформацією, що надається всім обличчям, автоматичні системи можуть успішно класифікувати стать людини, але які частини обличчя найкорисніше розрізняти статі? Для цього необхідно розглянути важливість для класифікації

людей за статтю найбільш помітних частин обличчя, а також те, чи містять різні частини обличчя додаткову інформацію.

Чому може бути цікаво оцінити ефективність використання частин обличчя для статі? Перша відповідь на це запитання може стосуватися класифікації за часткові оклюзії обличчя. У реальному світі обличчя можуть бути частково закриті аксесуарами, наприклад сонцезахисні окуляри, головні убори та шарфи, що є завадою для розпізнавання. Тому, оцінюючи дискримінантні можливості ізольованих частин обличчя, ми могли визначити, чи можна класифікувати стать чи ні в цих ситуаціях. Одним із способів продовження буде використання ефективності класифікації статі надається видима частина як надійність прогнозу. Розширений підхід може оцінити ефективність двох або більше видимих частин обличчя для спільного прогнозування статі.

Розглянемо використовування окремих частин обличчя для гендерної класифікації.

Для цього можуть використовуватись диференціаційні можливості повного обличчя, щелепи, губ та рота, носа та очей. Ці регіони були обрізані вручну, представлені методом на основі зовнішнього вигляду та класифіковані за допомогою лінійного дискримінантного аналізу. Найкращі показники класифікації склали 93,7% і 89,8% по анфасу і щелепі відповідно, тоді як найгірші показники точності були нижчими за 80% і відповідають до носа та очей. Ці результати, безумовно, суперечать загальній інтуїції де очі чи рот здаються більш доречними, ніж щелепа, щоб розрізнити жінку та чоловіка.

Окрім суб'єктивних суджень, узагальнення цих результатів обмежено беручи до уваги той факт, що база даних містила лише безвиразні азіатські обличчя.

Можливо для класифікації за статтю порівнювати ролі анфасу, очей та область (верхня половина обличчя) і область рота (нижня половина обличчя). Підзображення з цими частинами обличчя були вилучені та їх розмірність

зменшено за допомогою аналізу головних компонентів, аналізу криволінійних компонентів і аналізу їх незалежності.

Потім класифікація була виконана за допомогою опорної векторної машини з ядром Radial Basis Function. Найкращий показник гендерної класифікації було досягнуто за спільним зображенням, отриманим з повного обличчя, очей і рота. Коли враховувалися тільки індивідуальні частини обличчя, точність склала 85,5% і 81,25% для очей і рота відповідно. У цьому дослідженні було оцінено вклад в розпізнавання деяких загальних частин обличчя. Однак вони не включали ніс і щелепу (оскільки розглядали лише обличчя на дві половини), а в анфас волосся не видаляли. Волосся має домінуючий вплив на гендерну класифікацію на основі повних облич.

Отримані результати про дискримінаційні можливості частин обличчя мають залежність від конкретних компонентів (набір даних, класифікатор, опис частини обличчя). Тому це слід враховувати при тлумаченні своїх висновків.

Використаємо такі лицьові частини обличчя як праве око, обидва ока, ніс, рот, підборіддя та анфас. Кожен з них точно визначається на зображенні, щоб не містити лишньої інформації, яка не надається відповідною частиною обличчя.

Для кожної задіяної частини обличчя порівнюються показники різних класифікаторів щоб перевірити, чи дискримінаційні можливості частин обличчя узгоджені серед класифікаторів.

Крім цього порівняльного дослідження, аналіз взаємодоповнюваності інформації представлено різними частинами обличчя. Ця взаємодоповнюваність оцінюється засобами класифікаторів, де входом до кожного базового класифікатора є окрема частина обличчя.

Визначається кілька ансамблів, що відрізняються кількістю задіяних частин обличчя та методом обраних для об’єднання виходів базових класифікаторів.

Наша мета — надати детальну оцінку ролі частин обличчя в гендерній класифікації, розширення того, що можна знайти в літературі. До цієї мети вісім

різних стикаються вибрані частини. Далі буде наведено детальне пояснення процесів опису частини обличчя та їх пошуку.

Область, що розглядається як очі не може складатися з прямокутної області, що містить обидва ока та простір між ними, ніс не повинен бути квадратом, та містити ніс і його оточення.

Розглянемо поділ обличчя на окремі частини.

У цьому дослідженні аналізуються дискримінаційні можливості п’яти ізольованих частин обличчя та трьох глобальних частин. Зокрема, ізольованими частинами обличчя є: обидва ока (включаючи брови), праве око, ніс, рот і підборіддя; а глобальні частини: внутрішня грань (очі, ніс, рот, підборіддя), зовнішнє обличчя (волосся, вуха, контур) і анфас. Далі детально описано процес пошуку та вилучення цих частин обличчя із зображень обличчя.

Враховуючи фронтальне зображення обличчя та координати двох очей, регіони, що містять цікаві для нас частини обличчя, визначаються відповідно до очікуваних пропорцій обличчя.

Процес вилучення частин обличчя базується на емпіричному правилі про ідеальний баланс людського обличчя, намальованому Леонардо да Вінчі. Да Вінчі заявив, що для ідеального обличчя існує гармонія, та при цьому обличчя можна розділити на три рівні горизонтальні частини, чиї межі збігаються з лінією росту волосся, бровами, нижньою частиною носа і підборіддям, і його також можна розділити на п'ять вертикальних секцій, ширина яких приблизно дорівнює одній для ока. Це правило щодо пропорцій обличчя може бути використане як метод для виявлення облич. Тут ми використовуємо модифікацію цієї техніки для визначення місцезнаходження кожного з цікаві частини обличчя на зображенні.

При цьому накладається сітка, яка допомагає визначити положення кожної цікавої частини обличчя зображення обличчя. Вертикальні ділянки цієї сітки відповідають попередньому правилу, але горизонтальні розділи базуються на

іншому розташуванні, у якому деякі ключові риси обличчя розташовані по центру в певних клітинках сітки.

Макет цієї сітки автоматично обчислюється знанням координат очей. Нехай (xr, yr) і (xl, yl) — координати центри правого і лівого ока відповідно.

Тоді відстань між очима буде

$$d = \sqrt{(x_l - x_r)^2 + (y_l - y_r)^2}$$

За цими даними всі необхідні точки для створення сітки розраховуються за допомогою рівнянь

Приклад отриманої сітки, накладеної на зображення обличчя, показано на рис. 3.1.

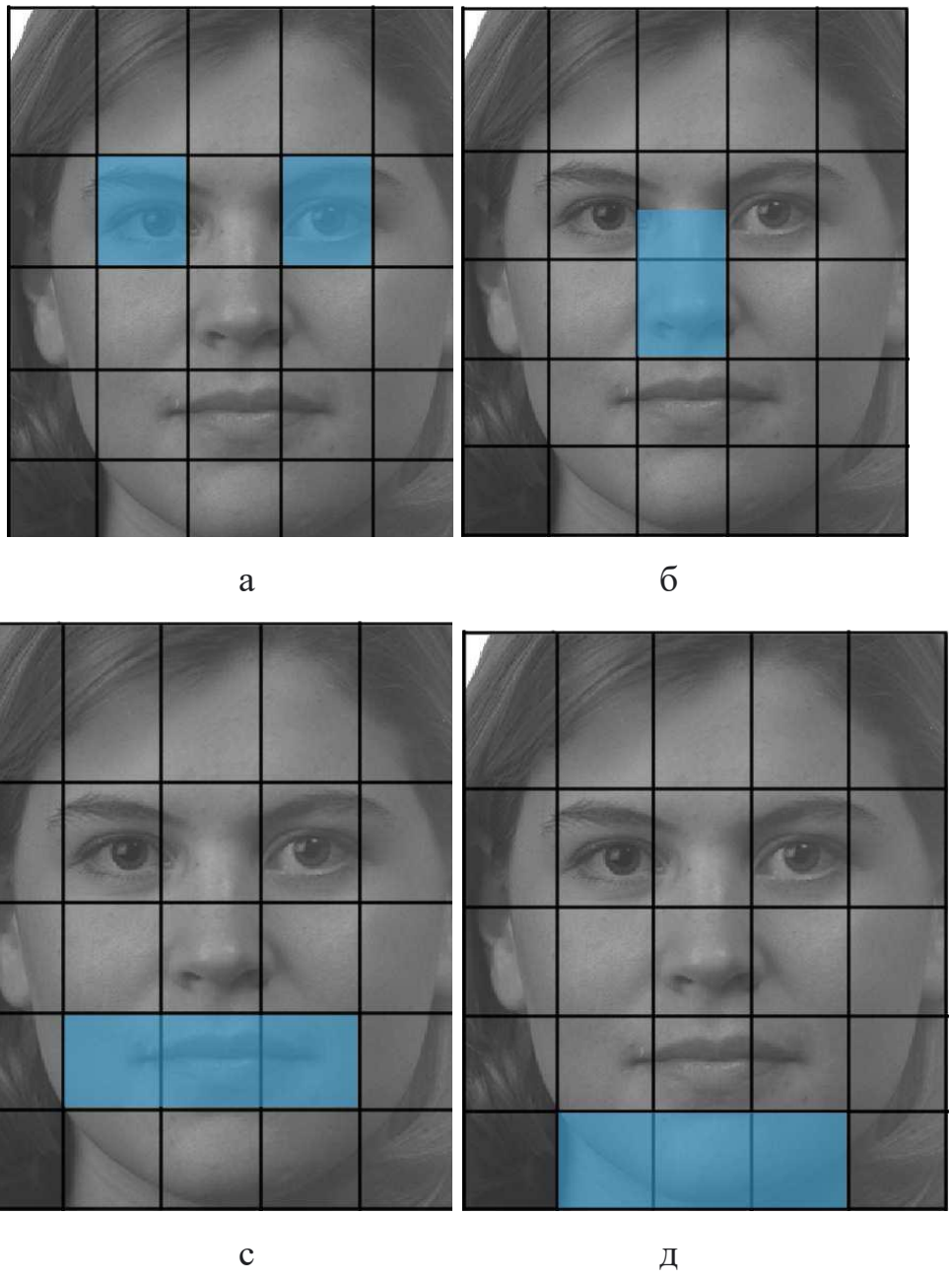
$$\begin{aligned}
x_1 &= x_r - 0.75 \times d \\
x_2 &= x_r - 0.25 \times d \\
x_3 &= x_r + 0.25 \times d \\
\\
x_4 &= x_l - 0.25 \times d \\
x_5 &= x_l + 0.25 \times d \\
x_6 &= x_l + 0.75 \times d \\
\\
y_1 &= p_m - 1.15 \times d \\
y_2 &= y_1 + 0.8 \times d \\
y_3 &= y_1 + 1.4 \times d \\
\\
y_4 &= y_6 - 0.5 \times d \\
y_5 &= y_6 - (0.33 \times (y_1 - y_6)) \\
y_6 &= p_m + 1.8 \times d
\end{aligned}$$

Приклад отриманої сітки, накладеної на зображення обличчя, показано на рис. 3.8.

Рисунок 3.8 – Сітка на основі координат ока, створена на основі рівнянь, які використовуються для знайдіть частини обличчя на зображенні (точки, розраховані за допомогою рівнянь, позначені зеленим кольором)

Ділянки сітки можуть повністю охоплювати очі, але інші важливі частини, такі як рот, ніс і підборіддя розмежовані тільки в одному напрямку. Наприклад, ніс укладений в вертикальному напрямку, тоді як рот закритий лише горизонтально. Щоб повністю описати ці нові зони використовують об’єднання суміжних (частин) комірок сітки. На рис.3.8 клітинки сітки, вибрані для створення підзображень, що містять ізольовані частини обличчя які позначені

синім кольором. Зверніть увагу, що ніс витягується шляхом з’єднання однієї клітини та половини іншої а рот і підборіддя укладені в три суміжні клітини.



а б

с д

Рисунок 3.9 – Виділені частини обличчя: а) Очі ; б) Ніс; с) Рот; д) Підборіддя

Розглянемо глобальні частини обличчя, які включені в наше дослідження:

-Анфас, який являє собою всю область, обмежену попередньо визначеною сіткою.

- Внутрішнє обличчя, що складається з області, обмеженої бровами і підборіддям без вух і волосся.

-Зовнішнє обличчя, яке в основному складається з чола, вух і частини волосся. Ця частина є результатом віднімання внутрішньої грані від анфасу.

Розглянуті ізольовані частини обличчя:

-Очі, які включають лише очі та брови, але не область між ними.

- Праве око – це праве око, яке міститься в частині з обома очима.

- Ніс, який тягнеться від куточка ока до кінчика носа.

- Рот, який чітко обмежений по вертикалі, але займає частину області за його межами куточок губ (це пов'язано з великою варіабельністю ширини різних вуста людей).

- Підборіддя, яке включає деякі невеликі частини шиї через його нормальний вигин.

На рис. 3.10 показано приклад усіх восьми підзображень, що містять ці витягнуті частини обличчя з обличчя.

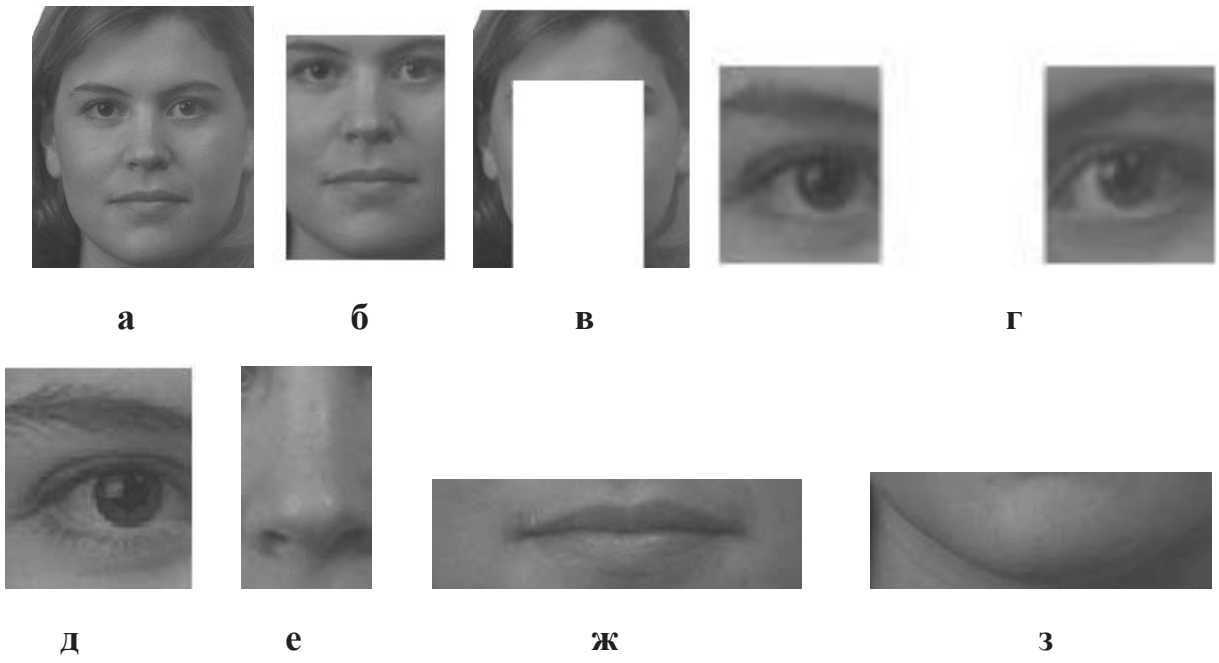


Рисунок 3.10 – Витягнуті підзображення, що містять цікаві частини обличчя де: а) Повне обличчя; б) Внутрішня частина обличчя; в) Зовнішня частина обличчя г) Очі; д) Праве око; е) Ніс; ж) Рот; з) Підборіддя

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМІВ РОЗПІЗНАВАННЯ СТАТІ ЛЮДИНИ ЗА ЇЇ ЗОБРАЖЕННЯМ

4.1 Методика дослідження класифікації статі

Одним із типів підзадач розпізнавання образів є класифікація. Завдяки класифікації зображення обличчя кожен з вхідних значень відноситься до одного із заданих класів. Саме такою є автоматична класифікація обличчя за статтю. За зображенням в результаті розпізнавання виноситься рішення про стать людини.

Розглянемо загальну експериментальну методологію, яка зазвичай дотримується в класифікаційних експериментах.

Опишемо загальну методологію, яка супроводжується багатьма класифікаціями системи, включаючи емпіричні дослідження. Щоб проілюструвати пояснення цієї методології, наведено приклад системи класифікації статі.

Нам потрібно автоматично визначати стать людей. Одним із способів вирішити цю проблему є встановлення камери на екран, звернений до людей, щоб, наприклад, він міг отримувати від них візуальну інформацію в вигляді фотографії. Потім система гендерної класифікації отримає це зображення (що містить одне або більше облич) і визначать стать кожної людини. Знаючи стать можливим є визначити вважається цікавим більше для якої статі (чоловіків чи жінок).

Розглянемо загальну методологію дослідження.

Перш ніж система зможе розрізняти стать, вона повинна навчитися цьому як виглядають жіночі та чоловічі обличчя та які риси обличчя спільні для людей однієї статі. Однак це важке і складне завдання, якому ми б віддали перевагу зробити автоматично. Для того, щоб дозволити системі вчитися самостійно, ми повинні забезпечити їй із достатньо великим набором зображень облич обох статей і методологією вилучення інформації (також відома як функції) з цих

зображень. Як тільки система навчиться щоб відрізнити жіночі та чоловічі обличчя, ми могли б додати в нього нові зображення обличчя, щоб отримати передбачення статі людини над зображеннями. Таким чином, наша система має навчитися оперативно розрізняти чоловічі та жіночі обличчя. Цей процес навчання прийнято називати тренуванням і обличчям зображення, з яких система навчається, є навчальними зображеннями або навчальним набором. Тоді, коли дано зображення обличчя, яке раніше не бачили, система класифікує його як чоловіка чи жінки.

Зазвичай перед установкою системи в торговому центрі ми перевіряємо її це працює, як очікувалося. Для цього ми повинні використовувати зображення, які не задіяні в процес навчання, інакше ми б не знали, чи правильно система навчилася відмінностям між чоловіками та жінками або щойно запам'ятав обличчя, які бачив.

Зображення, які використовуються в цьому процесі тестування, називаються тестовими зображеннями або тестовим набором. Щоб оцінити, як добре система працює, нам потрібно кількісно оцінити її ефективність; тобто визначити показник ефективності. Наприклад, простим показником буде відсоток тестових зображень, гендерну позначку яких система правильно класифікувала.

На рис. 4.1 показано всі етапи цієї методології класифікації та їх співвідношення.

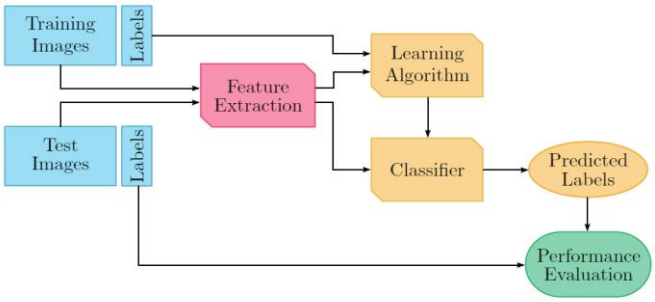


Рисунок 4.1 – Етапи методології класифікації, дотримувані в експериментальних дослідженнях

Підсумовуючи, для побудови системи гендерної класифікації нам знадобиться набір облич зображення, які будуть розділені на підмножини, набір для навчання та набір для тестування. Тож нам потрібно визначити, як витягти риси, які описують обличчя, що з'являються на зображеннях.

Тоді алгоритм навчання створить модель, використовуючи інформацію та характеристики, отримані з навчальних зображень.

Усі ці завдання можна розбити на чотири групи, які збігаються з чотирма кроками методології: 1) виявлення та попередня обробка обличчя, 2) опис обличчя, 3) гендерна класифікація, 4) оцінка ефективності.

4.2 Особливості бази даних для експериментальних досліджень

Для експериментальних досліджень вибрана база даних (база даних PAL), яка містить як стать, так і вираз обличчя [22, 23]. Особливості цієї бази даних PAL є наявність 576 осіб різних за генотипом віком від 18 до 93 років, включаючи представників азіатів, афроамериканців та інших рас та народів. Для експериментів використалися 1045 цих зображень, за винятком тих які були артефактами. В зображення, що використовувались для досліджень було включено 429 чоловіків та 616 жінок, що були розподілено на вісім різних мімік, таких як огидний, сварливий, щасливий, нейтральний, злий, роздратований, сумний та здивований.

4.3 Результати експериментальних досліджень розпізнавання статі людини

З метою оцінювання якості запропонованого методу були проведені експериментальні дослідження. Для досліджень використано всього 200 еталонів набору даних FEI, які містили в собі 100 зображень облич жінок, та 100 зображень облич - чоловіків. Для оцінювання якості розпізнавання статі було використано різні пози та вирази обличчя, що наведено на рис.4.2.

Рисунок 4.2 – Ряд зображень з бази даних: (a) нейтральний вираз жінки, (b) вираз жіночого щастя, (c) вираз сумного чоловіка, (d) вираз чоловіка, здивований, і роздратований жінкою вираз

В відомій літературі багато робіт проводять експериментальні дослідження з зображеннями в яких немає різниці в позах та виразах. В якості навчальних зразків для розпізнавання було використано 75%, а 25% зразків безпосередню для перевірки якості розпізнавання (тестування). При цьому кількість жіночих та чоловічих зразків було вибрано рівними, як на етапі навчання такі і етапі тестування.

Результати розпізнавання статі людини за зображеннями наведено в табл.4.1, де F1, F2 позначають перший та другий методи розпізнавання. В останньому рядку наведено ваги, які пов'язані з фреймворками при остаточному синтезі алгоритмів.

Таблиця 4.1 – Результати правильного розпізнавання статі в процентах

	F1	F2	Злиття
Жінки	72%	92%	92%
Чоловіки	84%	80%	90%
Загалом	78%	86%	91%
Вага	0,78	0,86	

В табл. 4.1 наведено результати розпізнавання статей у двох запропонованих алгоритмах для різних фреймворків та алгоритмі сумісному за двома фреймворками як для жінок, чоловіків та їх в цілому. З табл.4.1 видно найкращим є для другого алгоритму та найслабкішим є перший метод відповідно. Більше того, як видно з цієї таблиці, деякі алгоритми працюють краще для чоловіків, а деякі є більш точними для жінок. Це саме по собі показує, що злиття різних фреймворків може призвести до загальної структури, яка працює саме як для чоловіків, так і для жінок.

4.4 Дослідження розпізнавання статі за частинами обличчя на зображеннях

Виконано експериментальні досліджень класифікації статі людини за виділеними окремими частинами обличчя на зображеннях, результати яких наведено в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Точність класифікації статі за частинами обличчя на зображеннях.

	Очі	Ніс	Рот	Підборіддя	Праве око	Внутрішнє зображення	Зовнішнє зображення	Повне зображення
SVM	85.47	86.36	81.61	81.56	81.51	92.37	87.71	95.21

З метою доказу наявності додаткової інформації між частинами обличчя проведено експериментальне дослідження потенційної взаємодоповнюваності між частинами обличчя.

Розпізнавання статі виконувалось з застосуванням класифікатору SVM за парою зображень елементів обличчя: очі, ніс, рот, підборіддя, внутрішнє зображення, зовнішнє зображення та повне зображення. В цьому дослідженні для простоти не використовувалось одне праве око, оскільки воно включено до загальної частини очей. Результати додаткового покращення зведено в табл.4.3.

Таблиця 4.3 – Відсоток розбіжностей між класифікаторами на основі різних частин обличчя та однією частиною обличчя.

	очі	ніс	рот	Підборіддя	Внутрішнє зображення	Зовнішнє зображення	Повне зображення
очі	_	8.80	13.97	14.01	3.35	8.01	2.46
ніс	9.68	-	11.73	12.90	3.07	7.49	1.63
рот	10.10	6.98	-	8.57	2.65	6.28	1.76
підборіддя	10.10	8.10	8.52	-	3.16	6.42	1.95
Внутрішнє зображення	10.24	9.08	13.41	13.97	-	9.08	2.14
Зовнішнє зображення	10.24	8.84	12.38	12.57	4.42	-	1.02
Повне зображення	12.20	10.47	15.37	15.60	4.98	8.52	-

Кожне число представляє відсоток випадків, які є успішними класифікаторами рядка та випадки помилок для класифікатора стовпця.

Кожне число в таблиці представляє відсоток зразків, які успішно класифіковано класифікатором рядків і помилково передбачені класифікатором стовпців. Іншими словами, кожен відсоток є потенційне покращення класифікації (стосовно класифікатора стовпця), якщо обидва класифікатори використовувалися разом. Наприклад, класифікатори на основі рота та підборіддя могли б покращити їх точність близько 12-13%, тоді як очікується покращення класифікатора на основі повного обличчя лише 1-2%.

ВИСНОВКИ

В роботі виконано синтез методу оцінки віку, заснований на поєднанні MLBP, фільтрації Габора та прийняття рішень SVR.

Використовуючи запропонований метод розпізнавання статі , ми дослідили вплив віку та виразу обличчя на результати розпізнавання. Ми підтвердили, що вік та вираз обличчя менше впливають на оцінку статі людини лише в тому випадку, якщо систему можна навчити належним чином із великою кількістю зображень. Виконані експериментальні дослідження показують ефективність попередньої обробки при розпізнаванні статі.

За результатами експериментальних досліджень була знайдена середня ймовірність правильного розпізнавання статі, яка була 91%. .

З метою доказу наявності додаткової інформації між частинами обличчя проведено експериментальне дослідження якості розпізнавання статі за сукупністю елементів обличчя. Розпізнавання статі виконувалось з застосуванням класифікатору SVM за парою зображень елементів обличчя: очі, ніс, рот, підборіддя, внутрішнє зображення зовнішнє зображення та повне зображення. Показано, що класифікатори на основі рота та підборіддя покращують точність розпізнавання статі близько на 12-13% порівняно з розпізнаванням тільки на основі рота.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1.A. Lanitis, C. Draganova, and C. Christodoulou, “Comparing different classifiers for automatic age estimation,” Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on, vol. 34, no. 1, pp. 621–628, 2004.

2.S. E. Choi, Y. J. Lee, S. J. Lee, K. R. Park, and J. Kim, “Age estimation using a hierarchical classifier based on global and local facial features,” Pattern Recognition, vol. 44, no. 6, pp. 1262–1281, 2011.

3. Y. Fu, G. Guo, and T. S. Huang, “Age synthesis and estimation via faces: A survey,” Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 32, no. 11, pp. 1955–1976, 2010.

4.D. S. Berry and L. Z. McArthur, “Perceiving character in faces: the impact of age-related craniofacial changes on social perception.” Psychological bulletin, vol. 100, no. 1, p. 3, 1986.

5.G. Guo, Y. Fu, C. R. Dyer, and T. S. Huang, “Imagebased human age estimation by manifold learning and locally adjusted robust regression,” Image Processing, IEEE Transactions on, vol. 17, no. 7, pp. 1178–1188, 2008.

6.G. Guo, G. Mu, Y. Fu, and T. S. Huang, “Human age estimation using bio-inspired features,” in Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009. IEEE Conference on. IEEE, 2009, pp. 112–119.

7.X. Geng, Z.-H. Zhou, and K. Smith-Miles, “Automatic age estimation based on facial aging patterns,” Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, vol. 29, no. 12, pp. 2234–2240, 2007.

8.N. Harrati, I. Bouchrika, A. Tari, and A. Ladjailia, “Automating the Automated classification of facial expressions using bag of visual words and texture-based features,” in 16 International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control and Computer Engineering (STA), 2015.

9.D. M. Burt and D. I. Perrett, “Perception of age in adult caucasian male faces: Computer graphic manipulation ofshape and colour information,” Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences, vol. 259, no.1355, pp. 137–143, 1995.

10. A. J. O’toole, T. Vetter, H. Volz, E. M. Salter et al., “Threedimensional caricatures of human heads: distinctiveness and the perception of facial age,” Perception, vol. 26, pp. 719–732, 1997.

11. N. Harrati, I. Bouchrika, A. Tari, and A. Ladjailia, “Automating the evaluation of usability remotely for web applications via a model-based approach,” in International Conference on New Technologies of Information and Communication (NTIC), 2015.

12. N. Ramanathan and R. Chellappa, “Face verification across age progression,” Image Processing, IEEE Transactions on, vol. 15, no. 11, pp. 3349–3361, 2006.

13. I. Bouchrika, J. N. Carter, and M. S. Nixon, “Towards automated visual surveillance using gait for identity recognition and tracking across multiple non-intersecting cameras,” Multimedia Tools and Applications, pp. 1–21, 2014.

14.Y. H. Kwon and N. da Vitoria Lobo, “Age classification from facial images,” in Computer Vision and Pattern Recognition, 1994. Proceedings CVPR ’94., 1994 IEEE Computer Society Conference on, Jun 1994, pp. 762–767.

15. J. Ylioinas, A. Hadid, X. Hong, and M. Pietik¨ainen, “Age estimation using local binary pattern kernel density estimate,” in Image Analysis and Processing–ICIAP 2013. Springer, 2013, pp. 141–150.

16. I. Bouchrika, J. N. Carter, M. S. Nixon, R. Morzinger, and G. Thallinger, “Using gait features for improving walking people detection,” in 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2010, pp. 3097–3100.

17. T. Ojala, M. Pietik¨ainen, and D. Harwood, “A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions,” Pattern recognition, vol. 29, no. 1, pp. 51–59, 1996.

18. C. Shan, S. Gong, and P. W. McOwan, “Facial expression recognition based on local binary patterns: A comprehensive study,” Image and Vision Computing, vol. 27, no. 6, pp. 803–816, 2009.

19. I. Bouchrika, “Gait analysis and recognition for automated visual surveillance,” Ph.D. dissertation, University of Southampton, 2008.

20. K. M. Kennedy, K. Hope, and N. Raz, “Life span adult faces: Norms for age, familiarity, memorability, mood, and picture quality,” Experimental aging research, vol. 35, no. 2, pp. 268–275, 2009.

21. D Gabor, Theory of communication. J. Inst. Electr. Eng. 93, 429–457 (1946)

SE Choi, YJ Lee, JL S, RP K, J Kim, Age estimation using hierarchical classifier based on global and local features. Pattern Recogn. 44, 1262–1281 (2015)

22. BS Manjunathi, WY Ma, Texture features for browsing, retrieval of image data. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 18, 837–842 (1996)

23. F Gao, H Ai, in Proceedings of 3rd International Conference on Advances in Biometrics. Face age classification on consumer images with gabor feature and fuzzy lda method: lecture notes in computer science (Springer, Alghero, 2009), pp. 132–141

24.WB Horng, CP Lee, CW Chen, Classification of age groups based on facial features. Tamkang J. Sci. Eng. 4, 183–192 (2001)