

ІДЕНТИФІКАЦІЯ КОРИСТУВАЧІВ ПІДСИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ НА ОСНОВІ СІТКІВКИ ОКА

Добровська Л. М., доц., к.пед.н.

luci.dln17@gmail.com

Руденко А.В., магістр

artstood@gmail.com

Кафедра біомедичної кібернетики

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»,

м. Київ, Україна

Реферат - Забезпечення біометричної безпеки має важливе значення в більшості сценаріїв перевірки справжності користувача та його ідентифікації. Розпізнавання, засноване на зразках райдужної оболонки, є важливою областю досліджень, покликаною забезпечити надійну, просту і швидку підсистему ідентифікації користувачів системи, яка використовує камеру (її можна використовувати у будь-якій системі, яка має механізм авторизації, де необхідна гарантія підвищеної безпеки). Мета роботи полягає у встановленні основних етапів алгоритму ідентифікації (класифікації) користувачів системи на основі обробки зображення сітківки ока із зніцею.

Алгоритм розпізнавання райдужної оболонки ока для реєстрації користувачів системи включає такі етапи

- попередня обробка зображення: зображення проходить різні фільтри (серед них фільтр Гауса та низько-частотні фільтри, гістограмні перетворення);

- препроцесінг: 1) локалізація внутрішніх і зовнішніх меж області райдужної оболонки ока з використанням генетичного алгоритму; 2) нормалізація зображення, 3) виокремлення значущої інформації;

- класифікація (або зіставлення із елементами БД) - виконана на основі двошарового перцептронну (ДП).

Для оцінки алгоритмів розпізнавання райдужної оболонки використано базу даних оцифрованих 100 зображень очей у відтінках сірого від 50 різних людей (класів). Експерименти проводилися у два етапи: 1) сегментація і 2) розпізнавання райдужної оболонки.

На першому етапі для локалізації райдужних оболонок застосовується алгоритм прямокутної області. На другому етапі виконується класифікація малюнка райдужної оболонки за допомогою мережі. Сформовані множини навчання й тестування (відповідно 60 зображень очей від 30 різних людей; 40 зображень очей від 20 різних людей). Виявлені райдужки для класифікації після нормалізації та посилення масштабуються за допомогою усереднення. Це допомагає зменшити розмір мережі. Потім зображення подаються матрицями, які є вхідним сигналом для мережі. Виходами ДП є класи візерунків райдужки. Для класифікації райдужної оболонки використовується алгоритм нейронного навчання. Точність розпізнавання на множині навчання становила 95,25%; на множині тестування - 89%.

Ключові слова - біометрія, розпізнавання райдужної оболонки ока, нейронна мережа

І. ВСТУП

Біометрична система забезпечує автоматичну ідентифікацію особи на основі унікальної ознаки. Розпізнавання райдужної оболонки ока вважається найнадійнішою та найточнішою системою біометричної ідентифікації.

Забезпечення біометричної безпеки має важливе значення в більшості сценаріїв аутентифікації (або перевірки справжності користувача) та ідентифікації. Розпізнавання, засноване на зразках райдужної оболонки, є важливою областю досліджень, покликаною забезпечити надійну, просту і швидку підсистему ідентифікації користувачів системи, яка використовує не паролі та шифри, а звичайно камеру (телефон або веб-камеру). В якості можливої галузі модуль можна використовувати у будь-якій системі, яка має

механізм авторизації, де необхідна гарантія підвищеної безпеки.

У даній роботі для ідентифікації особи застосовується алгоритм класифікації на основі Багатошарового перцептронну [1]. Унікальні візерунки райдужної оболонки зберігаються у підсистемі у вигляді матричного шаблону. Вектори-рядки передаються в якості вхідних даних у класифікатор, який генерує окремі класи для кожного користувача, виконуючи зіставлення на основі унікальних спектральних характеристик райдужної оболонки в шаблоні.

Актуальним є вирішення питань, пов'язаних з проблемою розробки класифікаторів біомедичних даних у вигляді НМ. Запропоновано алгоритм ідентифікації (класифікації) користувачів системи із використанням генетичного алгоритму (ГА) шляхом обробки зображення сітківки ока із

зіницею на основі Багатошарового перцептрону.

Генетичні алгоритми є процедурами пошуку, заснованими на механізмах природного відбору та успадкування; в них використовується еволюційний принцип виживання найбільш пристосованих особин (хромосом). Генетичні алгоритми відрізняються від традиційних методів оптимізації такими базовими елементами, зокрема, ГА:

1) обробляють не значення параметрів завдання, а їх закодовану форму;

2) здійснюють пошук рішення виходячи не з однієї точки, а з деякої популяції точок;

3) використовують тільки цільову функцію (функцію пристосованості), а не її похідні або іншу додаткову інформацію;

4) застосовують ймовірнісні, а не детерміновані правила вибору. Перераховані властивості, операції на популяціях, використання мінімуму інформації про завдання та рандомізація операцій призводять в результаті до стійкості ГА і до їх переваг над іншими технологіями.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Метою даного дослідження є розробка класифікатора користувачів системи, які використовують не паролі та шифри, а звичайну підручну камеру (телефонну або веб-камеру). Вона полягає у встановленні основних етапів алгоритму ідентифікації (класифікації) користувачів системи із використанням генетичного алгоритму (ГА) шляхом обробки зображення сітківки ока із зіницею на основі Багатошарового перцептрону.

III. МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

3.1. Аналіз літературних даних

Розпізнавання, засноване на зразках райдужної оболонки, є важливою областю досліджень, покликаної забезпечити надійну, просту і швидко підсистему ідентифікації користувачів системи, яка використовує камеру (телефон або веб-камеру).

Проблему розробки підсистеми ідентифікації та відповідних алгоритмів розглянуто в роботах [2-5].

Частина робіт присвячено проблемам розробки відповідних алгоритмів. Наприклад, робота [2] передбачала розробку системи

розпізнавання райдужної оболонки з відкритим кодом, щоб перевірити унікальність райдужної оболонки ока людини та ефективність системи як біометричної. Для визначення ефективності розпізнавання системи були використані дві бази даних оцифрованих зображень очей у відтінках сірого.

В цій роботі система розпізнавання райдужної оболонки ока складається з автоматичної системи сегментації, яка заснована на перетворенні Хафа, і здатна локалізувати кругову райдужну оболонку і область зіниці, перекриваючи повіки і вії, а також відображення. Вилучену область райдужної оболонки потім нормалізували у прямокутний блок із постійними розмірами для врахування невідповідностей зображення. Були виділені фазові дані з 1D фільтрів Log-Gabor та квантовані до чотирьох рівнів, щоб закодувати унікальний малюнок райдужної оболонки у побітовий біометричний шаблон.

Для класифікації шаблонів райдужної оболонки була використана відстань Хеммінга, і виявлено, що два шаблони збігаються, якщо тест статистичної незалежності не пройшов. Система працювала з ідеальним розпізнаванням на наборі з 75 зображень очей; однак, тести на іншому наборі з 624 зображень привели до хибного результату та помилкового відхилення 0,005% і 0,238% відповідно.

Для досягнення хорошого рівня розпізнавання було впроваджено численні методи, в тому числі засновані на застосуванні *НМ* як складової алгоритму біометричної ідентифікації. У роботах [3, 4, 5] персональна система ідентифікації складається з локалізації області райдужної оболонки ока, нормалізації, посилення і потім розпізнавання малюнків райдужної оболонки за допомогою *НМ*. У роботі [3] показано, що ліве і праве око людини унікальні, мережа чутлива до початкових значень ваги, а надмірне навчання дає погані результати. Тут також запропоновано швидкий алгоритм локалізації внутрішніх і зовнішніх меж області райдужної оболонки ока. Результати моделювання ілюструють ефективність системи в процесі ідентифікації особистості. Пропонується апаратна модель розпізнавання райдужної оболонки ока та обговорюються аспекти реалізації.

Існують методи, засновані на фазовій кореляції. Значні та вищі піки кореляції

свідчать про те, що система розпізнає зображення райдужної оболонки ока одного і того ж суб'єкта (особи), тоді як нижчі та незначущі піки відповідають розпізнаванню зображень різних суб'єктів.

Існує необхідність розробки нових підходів до ідентифікації для підвищення швидкості та точності обробки даних зображення райдужної оболонки ока, оскільки алгоритм досить доступний (достатньо камери телефону), гарантує високу якість ідентифікації але є дуже чутливий до кількості вхідних даних (розміру зображення). І чим більше зображення та «складніше» (має багато шумів, знімок або дуже темний або засвічений, або розмитий) – тим суттєво більше потрібно часу для обробки даних.

3. 2. Алгоритм знаходження та виділення сітківки ока із зіницею на зображенні

До основних кроків алгоритму розпізнавання райдужної оболонки ока для реєстрації списку користувачів системи належать такі:

Крок 1. Попередня обробка зображення: зображення проходить різні фільтри (серед них фільтр Гауса та низько-частотні фільтри, гістограмні перетворення).

Крок 2. Препроцесінг: 1) локалізація внутрішніх і зовнішніх меж області райдужної оболонки ока з використанням генетичного алгоритму; 2) нормалізація зображення, 3) виокремлення ознак (значущої інформації).

Крок 3. Класифікація (або зіставлення із елементами БД) - виконана на основі двошарового перцептрону.

Розглянемо детально етапи алгоритму розпізнавання райдужної оболонки для реєстрації списку користувачів системи.

Враховуючи той факт, що ліве і праве око людини унікальні, за кожним користувачем закріплено два зображення.

Крок 1. Попередня обробка зображень

Якість зображення ока після зйомки має бути високою. Хороша роздільна здатність і чіткість зображення очей приведе до кращої швидкості розпізнавання. У разі зйомки зображення очей шуми (наприклад, освітлення), що можуть привести до розмиття зображення, мають бути видалені.

Перед обробкою зображення проходить велику кількість фільтрів. Серед них фільтр

Гауса та низько-частотні фільтри, гістограмні перетворення.

Коли усі шуми усунені, а яскравість відповідає нормі, нагупає етап виділення сітківки. Розпочинається він з етапу бінаризації.

Бінаризоване зображення – це різновид піксельних зображень, де кожен піксель може бути або білим, або чорним. Сам процес бінаризації полягає у порівнянні пікселів із порогом: якщо піксель яскравіше порогу – він стає білим, коли піксель темніший порогу – чорним. Але найбільша складність це розрахунок порогу, оскільки експериментально його неможливо встановити і часто бінаризація буде помилково виділяти об'єкти. Тому були розглянуті адаптивні механізми і виділено перетворення методом трикутника. Це - адаптивне гістограмне перетворення, яке використовує гістограму зображення, знаходить максимальне значення (пік) та ненульові мінімуми зліва та справа від гістограми. Далі проводиться гіпотенуза між піком та найдальшим мінімумом, формуючи так званий трикутник. Потім ми ітеруємо значення гістограми по осі яскравості b та знаходимо значення кількості пікселів $h[b]$. Та кількість пікселів, яка буде мати найбільшу відстань d від гіпотенузи (рис. 1) буде гарантувати більш якісне розбиття об'єктів на зображенні.

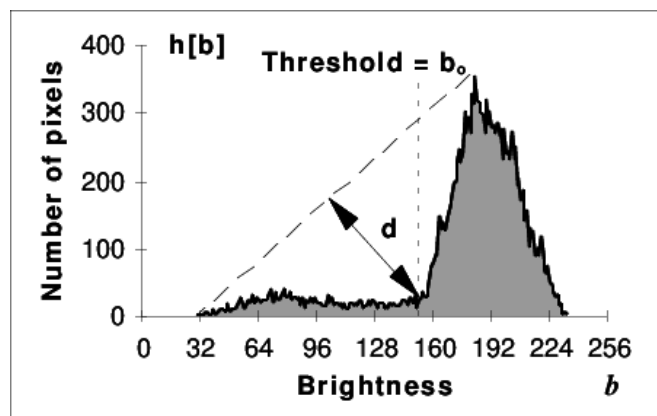


Рис. 1. Принцип знаходження порогу бінаризації. [6]

Оператор Превіта. Оператор Превіта – це дискретно диференційний оператор, який обчислює значення градієнту яскравості зображення у кожній точці, і на основі результатів приймає рішення чи знаходиться піксель на краю об'єкту, чи – ні. Усі граничні пікселі фарбуються у білий колір, а усі інші – у чорний.

Розрахунки проводяться наступним чином:

1. На вхід подається зображення А із висотою N та шириною M.
2. Розраховують матрицю апроксимації модуля градієнту G та матрицю апроксимацій напрямку градієнту Θ за формулами:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

Де G_x та G_y – горизонтальні та вертикальні проміжні похідні відповідно

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * A ; G_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} * A$$

На основі матриць апроксимацій встановлюється ймовірність знаходження пікселя на межі, тобто наскільки плавно чи різко яскравість зображення переходить на інші сусідні пікселі (рис. 2).

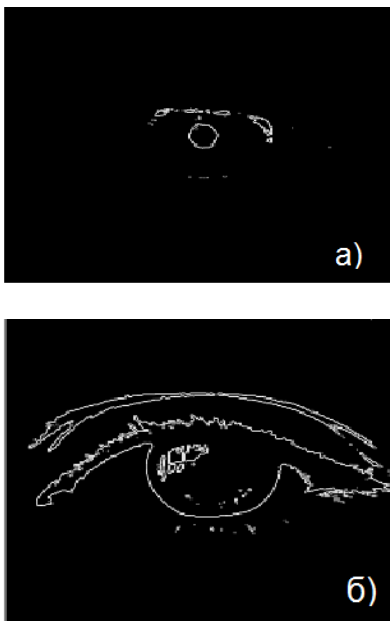


Рис. 2. Результат застосування фільтру Превіта для різного порогу бінаризації

Крок 2. Сегментація райдужної оболонки. Сегментація райдужної оболонки має бути виконана так, щоб усунути шуми, присутні на зображенні (наприклад, вії, брови і рогівку). Тому для виокремлення ознак важливо локалізувати область зображення ока, яка складається тільки з райдужної оболонки.

Виявлення межі за допомогою алгоритму Canny. Алгоритм виявлення межі Canny ідентифікує межу зображення за допомогою

точок градієнта. Цей алгоритм застосовується для визначення меж контурів зіниці і райдужної оболонки до етапу знаходження центру зіниці.

Виявлення зіниці і радіусу райдужної оболонки. Одним зі способів знаходження центру райдужної оболонки є перетворення Хафа (але цей метод є невдалим, якщо край райдужки не виявлено належним чином детектором краю). Сутність метода полягає у побудові допоміжних кіл із центром, розташованих на крайових пікселях (отриманих в наслідок фільтрації Собеля), і у точці найбільшого перетину цих кіл отримуємо центр об'єкту, а радіусом цього ока будуть радіуси допоміжних кіл. Використовуючи різні пороги бінаризації, перетворення Хафа здатне відшукати радіус як зіниці, так і райдужної оболонки (рис. 3).

Виявлення кола райдужки можна здійснювати і шляхом першого сканування груп пікселів у напрямку до склери (при цьому реєструється різниця в інтенсивності груп пікселів). Після досягнення межі ірис-склера різниця в інтенсивності стає максимальною, що вказує на наявність межі. Таким чином, виявляється райдужна оболонка (рис. 4).

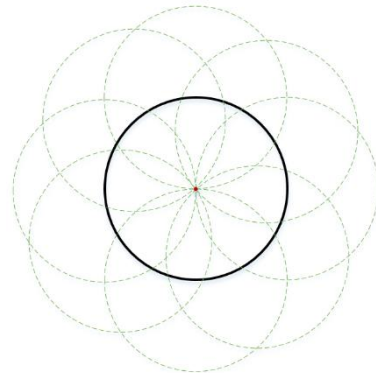


Рис. 3. Принцип роботи алгоритму Хафа (кругове перетворення): чорне коло - шумовий об'єкт



Рис. 4. Виявлення кола райдужки

Основною рисою, що відрізняє проведення ідентифікації за допомогою сітківки, є здатність оброблювати вхідні дані зі звичайної фотокамери. Зображення обробляється,

проходить через певну кількість фільтрів (для усунення небажаних артефактів), після чого проходить сегментацію, яка насамперед являється алгоритмом комп'ютерного зору.

Більшість алгоритмів комп'ютерного зору мають квадратичну залежність швидкості виконання від розміру вхідних даних. Тому чим більше розмір зображення – тим більше часу потрібно алгоритму для знаходження потрібного об'єкту. Однак ця проблема вирішується за допомогою застосування генетичного алгоритму у задачі пошуку кола, оскільки генетичний алгоритм також має квадратичну залежність, але вхідні дані алгоритму - це розмір популяції, яка є сталою величиною і не залежить від кількості пікселів зображення.

Сутність ГА полягає у знаходженні рішення деякого рівняння за допомогою формувань спеціальних об'єктів (хромосом), які складаються із потенційних коренів функції.

Основний (класичний) ГА складається з таких кроків:

- 1) ініціалізація (визначення ФП, вибір параметрів ГА та початкової популяції хромосом);
- 2) оцінювання пристосованості хромосом в популяції;
- 3) перевірка умови зупинки алгоритму;
- 4) селекція хромосом;
- 5) застосування генетичних операторів;
- 6) формування нової популяції;
- 7) вибір «найкращої» хромосоми.

Для задачі пошуку кола можна використати хромосоми вигляду: (x_0, y_0, r) , де x, y – координати центра кола, а r – його радіус. Далі відбувається ініціалізація початкового покоління – формуються індивіди із випадковими параметрами (для задачі пошуку кола можна обмежити параметри розмірами фото, щоб індивіди не формувались поза межами зображення). Наступним етапом виступає розрахунок пристосованості.

Функція пристосованості, яку називають функцією оцінки, являє міру пристосованості заданої особини (хромосоми) в популяції. Вона дозволяє оцінити ступінь пристосованості конкретних особин в популяції і вибрати з них найбільш пристосовані відповідно до еволюційного принципу виживання «найсильніших» (тих, що найкраще пристосувалися).

У завданнях оптимізації ФП, зазвичай, оптимізується і називається цільовою функцією. На кожній ітерації ГА пристосованість кожної особини заданої популяції оцінюється за допомогою ФП, і на цій основі створюється наступна популяція особин, які формують множину потенційних рішень проблеми, наприклад, завдання оптимізації. Поточна популяція в ГА називається поколінням, а до новостворюваної популяції особин застосовується термін «нове покоління» (або «покоління нащадків»).

В якості ФП у нашому випадку виступає кількість пікселів оригінального зображення, які потрапили у периметр. Тому функція буде мати вигляд: $F(C) = N_s / 2\pi r$, де N_s – кількість пікселів, які потрапили у периметр, r – радіус хромосоми. Далі ми перевіряємо, чи задовольняє нас результат пристосованості: якщо результат прямує до одиниці, то наша хромосома і є коренем нашого рівняння, і ми виходимо із ГА, інакше ми переходимо до етапу відбирання кандидатів на мутацію.

Нормалізація райдужної оболонки.

Нормалізація виконується для стандартизації зображення Iris для відповідності в майбутньому із-за різних параметрів (наприклад, недостатнє світло, відстань до камери, якість відзнятого зображення).

Сегментація райдужної оболонки виконується, як показано на рис. 5 і 6. Під час нормалізації (рис. 7) кругла частина райдужки перетворюється на прямокутну область зі зміненими розмірами і вимірами після утримання райдужки. Із визначеними межами локальної райдужної оболонки зображення переходить від стандартизованої декартової до полярної системи координат, що подано виразом вигляду:

$$x_i = x_p + r \cdot \cos(\theta)$$

$$y_i = y_p + r \cdot \sin(\theta)$$

Де (x_i, y_i) – область декартової системи координат, (x_p, y_p) – область полярної системи координат, r – радіус зіниці. Рисунок 8 узагальнює етап локалізації райдужної оболонки.

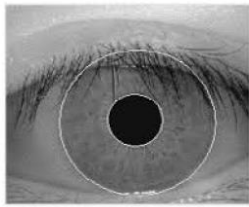


Рис. 5. Межа контуру зіниці і райдужної оболонки

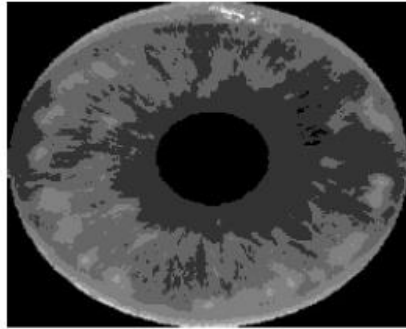


Рис. 6. Сегментація райдужної оболонки

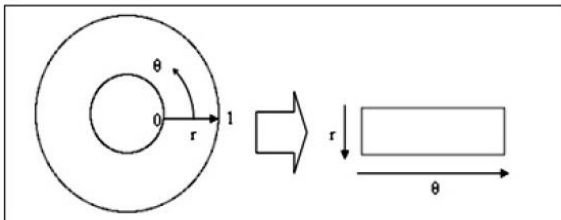
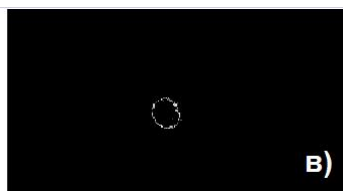
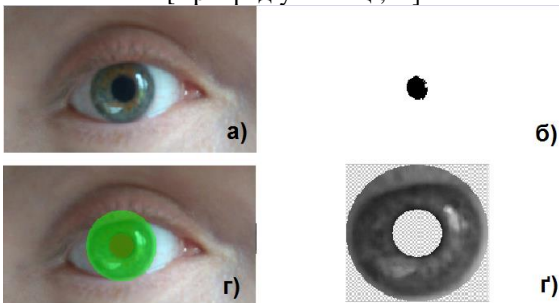


Рис. 7. Розгортання райдужної оболонки: $\Theta \in [0; 2\pi]$; $r \in [R_p - \text{радіус зіниці}, \Theta]$



д)

Рис. 8. Етап локалізації: а) вхідне зображення ока; б) бінаризоване зображення; в) виділення меж сітківки; г) виокремлення сітківки із зіницею ока; г) виокремлення сітківки; д) нормалізація сітківки

Крок 3. Етап класифікації. Останній етап для проведення ідентифікації, це етап класифікації. Закодований масив вхідних та збережених даних потрапляє на вхід до класифікатора, який потім приймає рішення, пропускати користувача або ні.

Використана НМ навчається та тестується на основі векторів ознак із зображень райдужної оболонки ока. У базі даних око кожної людини містило два зображення, з яких одне використовувалися для навчання і одне для тестування. Ці зображення були попередньо оброблені, як зазначено в розділі обробки зображень. Кінцевим результатом була смуга даних для кожного зображення, яка надходила в НМ.

Двошаровий перцептрон. Нейронна мережа у вигляді двошарового перцептрону (ДП) – це складна обчислювальна система, яка складається із двох шарів перцептронів і здатна з високою точністю виконувати різні операції, серед яких є операція класифікації [1]. В якості функції активації в обох шарах використано сигмоїдну функцію активації $f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$, аргументом якої є будь-яке дійсне число з інтервалу $(-\infty; +\infty)$, а її значення належать інтервалу $(0; 1)$.

У НМ використовуються два прихованих шари. Кількість нейронів у першому та другому прихованих шарах становить 120 і 81 відповідно. Кожен клас характеризує райдужну оболонку певної людини.

Існують різні алгоритми навчання зворотного поширення. Вони мають різноманітні вимоги до обчислень і пам'яті. Жоден алгоритм не підходить найкраще для всіх програм, наданих Matlab.

Ми обрали функцію `traingdx` - алгоритм навчання ДП (пакету Neural Networks Toolbox в середовищі MatLab) з фактором імпульсу та адаптивною швидкістю навчання (швидше навчання, ніж `traingd`, але може використовуватися лише в пакетному режимі). Функція надала задовільну відповідь, але зайняло багато часу навчання. Перевага цієї функції – простота у реалізації.

В результаті проведеної роботи розроблено програмний застосунок, який за допомогою НМ може розпізнавати та ідентифікувати користувачів ґрунтуючись на знімках сітківки ока. Для підтримання кросплатформеності

мовою програмування було обрано JAVA 1.8, а в якості бази даних - MySQL.

IV. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ

Для оцінки алгоритмів розпізнавання райдужної оболонки використано базу даних оцифрованих 100 зображень очей у відтінках сірого від 50 різних людей (класів).

Експерименти проводилися у два етапи:

- 1) сегментація райдужної оболонки;
- 2) розпізнавання райдужної оболонки.

На першому етапі для локалізації райдужних оболонок застосовується описаний вище алгоритм прямокутної області. Показник точності склав 96%. Також з використанням тих самих умов здійснюється комп'ютерне моделювання локалізації райдужної оболонки ока за допомогою перетворення Хафа та визначення краю Канні, реалізованих Масеком [2]. Результати експерименту показали, що запропонований алгоритм локалізації прямокутної області райдужної оболонки має найкращу продуктивність.

На другому етапі виконується класифікація малюнка райдужної оболонки за допомогою НМ. Сформовані множини навчання й тестування (відповідно 60 зображень очей від 30 різних людей; 40 зображень очей від 20 різних людей).

Виявлені райдужки для класифікації після нормалізації та посилення масштабуються за допомогою усереднення. Це допомагає зменшити розмір НМ. Потім зображення подаються матрицями. Ці матриці є вхідним сигналом для НМ. Виходами НМ є класи візерунків райдужки.

Для класифікації райдужної оболонки використовується алгоритм нейронного навчання. Точність моделювання:

- для навчених шаблонів становила 95,25%;
- на множині тестування склала 89%.

Відповідно до [3] класифікація із використанням алгоритму ЕВРА з адаптивною швидкістю навчання та фактором імпульсу надає точність тестування 86,26% (при цьому застосовано класичний варіант алгоритму розпізнавання райдужної оболонки ока для реєстрації списку користувачів системи). Ця мережа класифікує 99 людей і була навчена за допомогою алгоритму зворотного поширення похибки з адаптивною швидкістю навчання. Всього на тестування було віддано 990 зображень.

V. ВИСНОВКИ

1. Розроблено алгоритм локалізації та розпізнавання райдужної оболонки ока для реєстрації списку користувачів системи. На його основі реалізовано програмний застосунок.

2. Етапи алгоритму розпізнавання райдужної оболонки ока для реєстрації списку користувачів системи включають

- попередню обробку зображення: зображення проходить різні фільтри (серед них фільтр Гауса та низько-частотні фільтри, гістограмні перетворення);

- препроцесінг: локалізація із використанням ГА для пошуку кіл, нормалізація зображення, виокремлення значущої інформації;

- класифікація (або зіставлення із елементами БД) виконана на основі двошарового перцептрону (навчання за алгоритмом зворотного поширення похибки).

3. Після препроцесінгу райдужку подано набором даних. Використовуючи цей набір даних як вхідний сигнал, для розпізнавання моделей райдужної оболонки ока застосовується НМ.

Точність розпізнавання на множині навчання становила 95,25%; на множині тестування - 89%.

Основна перевага запропонованого методу у порівнянні із існуючими – збільшення точності на множині тестування.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- [1] Добровська, Л., Добровська, І. (2015). Теорія та практика нейронних мереж (р. 395).
- [2] Libor Masek. Recognition of Human Iris Patterns for Biometric Identification. School of Computer Science and Soft Engineering, The University of Western Australia, 2003.
- [3] Usham Dias et. al.: A Neural Network Based IRIS recognition system for Personal Identification, Department of Electronics and Telecommunication, Padre Conceicao College of Engineering, Goa, India, 2010, pp. 78-84
- [4] Rahib H.Abiyev, Koray Altunkaya Neural Network Based Biometric Personal Identification, IEEE, Near East University, Department of Computer Engineering, Lefkosa, North Cyprus, 2007, pp. 682-687
- [5] Fadi N. Sibai, Hafsa I. Hosani, Raja M. Naqbi, Salima Dhanhani, Shaikha Shehhi, Iris Recognition Using Artificial Neural Networks, Elsevier, Expert Systems with Applications, Vol. 38, No. 5, pp. 5940-5946, 2011.
- [6] Young, Ian & Gerbrands, Jan & Van Vliet, Lucas & Bibliotheek, Cip-data & Haag, Den & Theodore, Young & Jacob, Gerbrands & Vliet, Van & Jozef, Lucas. (2004). Fundamentals Of Image Processing.

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ ПОДСИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ НА ОСНОВЕ СЕТЧАТКИ ГЛАЗ

Добровская Л. Н., доц., к.пед.н.

luci.dln17@gmail.com

Руденко А. В., магистр

artstood@gmail.com

Кафедра биомедицинской кибернетики

Национальный технический университет Украины

«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»,

г. Киев, Украина

Реферат - Обеспечение биометрической безопасности имеет важное значение в большинстве сценариев проверки подлинности пользователя и его идентификации. Распознавание, основанное на образцах радужки, является важной областью исследований, призванной обеспечить надежную, простую и быструю подсистему идентификации пользователей системы, использующей камеру (ее можно использовать в любой системе, имеющей механизм авторизации, где необходима гарантия повышенной безопасности). Цель работы состоит в установлении основных этапов алгоритма идентификации (классификации) пользователей системы на основе обработки изображения сетчатки глаза со зрачком.

Алгоритм распознавания радужки глаза для регистрации пользователей системы включает такие этапы:

- предварительная обработка изображения: изображение проходит различные фильтры (среди них фильтр Гаусса и низкочастотные фильтры, гистограммные преобразования);

- препроцессинг: 1) локализация внутренних и внешних границ области радужной оболочки глаза с использованием генетического алгоритма; 2) нормализация изображения; 3) выделение значимой информации;

- классификация (или сопоставление с элементами базы данных) – выполнена на основе двухслойного персептрона.

Для оценки алгоритма распознавания радужки использована база данных оцифрованных 100 изображений глаз в оттенках серого от 50 разных людей. Эксперименты проводились в два этапа: сегментация и распознавание радужки. На первом этапе для локализации радужных оболочек используется алгоритм прямоугольной области. Показатель точности составил 96%. На втором этапе выполняется классификация рисунка радужки с помощью двухслойного персептрона.

Ирисы 20 человек отобраны из базы данных ирисов для классификации. Выявленные радужки после нормализации и усиления масштабируются посредством усреднения. Это помогает уменьшить размер сети. Затем изображения подаются в виде матрицы, которая является входным сигналом для сети. Выходами сети являются классы узоров радужки.

Для классификации радужки используется алгоритм нейронного обучения двухслойного персептрона. Точность моделирования: для обученных шаблонов составила 95,25%; на множестве тестирования составила 89%.

Ключевые слова - биометрия, распознавание радужки глаза, нейронная сеть

IDENTIFICATION OF RECOGNITION SUBSYSTEM USERS BASED ON EYE RETINA

Dobrovskaya L.N., Docent,
Ph.D. of Pedagogical Sciences

luci.dln17@gmail.com

Rudenko A.V., Master
artstood@gmail.com

Department of Biomedical Cybernetics
National Technical University of Ukraine
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”,
Kyiv, Ukraine

Abstract – Biometric security is essential in most user authentication and identification scenarios. Iris pattern recognition is an important area of research to provide a reliable, simple and fast user identification subsystem for a system using a camera (it can be used on any system with an authorization mechanism where enhanced security is required). The aim of the work is to establish the main stages of the identification (classification) algorithm of the system users based on the processing of the retinal image with the pupil.

The iris recognition algorithm for registering system users includes the following stages:

- image preprocessing: the image goes through various filters (among them the Gaussian filter and low-frequency filters, histogram transformations);

- preprocessing: 1) localization of the inner and outer borders of the iris region using a genetic algorithm; 2) image normalization; 3) highlighting significant information;

- classification (or comparison with database elements) - performed on the basis of a two-layer perceptron.

A database of 100 digitized grayscale eye images from 50 different people was used to evaluate the iris recognition algorithm. The experiments were carried out in two stages: segmentation and iris recognition. In the first step, a rectangular region algorithm is used to localize the irises. The accuracy rate was 96%. At the second stage, the iris pattern is classified using a two-layer perceptron.

Irises 20 people were selected from the iris database for classification. The detected irises after normalization and enhancement are scaled by averaging. This helps to reduce the size of the network. The images are then fed in the form of a matrix, which is the input signal for the network. The outputs of the network are classes of iris patterns.

A two-layer perceptron neural learning algorithm is used to classify the iris. Modeling accuracy: for trained templates was 95.25%; on the set of testing was 89%.

Keywords - biometrics, iris recognition, neural network