

# Застосування методів машинного навчання для біометричної ідентифікації особи за райдужною оболонкою ока

Панченко<sup>f</sup> І. О., ORCID [0000-0003-2353-8076](https://orcid.org/0000-0003-2353-8076)

Іванько<sup>s</sup> К. О., к.т.н., ORCID [0000-0002-3842-2423](https://orcid.org/0000-0002-3842-2423)

Іванушкіна<sup>s</sup> Н. Г., к.т.н. доц., ORCID [0000-0001-8389-7906](https://orcid.org/0000-0001-8389-7906)

Кафедра електронної інженерії

Національний технічний університет України

"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"

Київ, Україна

**Анотація**—Робота присвячена застосуванню методів машинного навчання для біометричної ідентифікації особи за райдужною оболонкою ока. Проведено порівняння використання при розпізнаванні райдужної оболонки ока таких ознак, як коефіцієнти двовимірного дискретного перетворення Фур'є, коефіцієнти дискретного косинусного перетворення, а також коефіцієнти апроксимації 3-го і 4-го рівнів двовимірного вейвлет-перетворення. За допомогою проведеного машинного навчання визначена точність ряду класифікаторів, що використовують дані набори ознак. На підставі цього пропонується набір ознак і алгоритмів машинного навчання, які забезпечують найбільшу точність ідентифікації особи на основі розпізнавання райдужної оболонки ока.

**Ключові слова** — біометрична ідентифікація особи; райдужна оболонка ока; вейвлет-перетворення; машинне навчання.

## I. ВСТУП

Розвиток інформаційних технологій нерозривно пов'язаний з проблемою доступу до конфіденційної інформації або матеріальних об'єктів за допомогою ініціалізації користувача. Верифікація предмета ініціалізації (магнітної карти, ключа, бейджа, пароля) не підтверджує ідентичність особи, тому не може гарантувати, що вона дійсно має право доступу. З метою захисту від несанкціонованого доступу сучасні системи контролю доступу широко застосовують біометричні методи [1-4]. Під біометричними технологіями розуміють автоматичні або автоматизовані методи розпізнавання особи за її біометричними характеристиками. Існують методи біометричної ідентифікації особи за геометрією руки, особливостями рис обличчя, формі вуха, відбитками пальців, голосу людини, електронного підпису. Одним з найбільш точних біометричних ознак з точки зору ймовірності розпізнавання є райдужна оболонка ока [2-4].

Метою даної роботи є виявлення і порівняння інформативних ознак райдужної оболонки ока, отриманих в різних координатних базисах, а також вибір методу класифікації, який забезпечить найбільшу точність при ідентифікації особи за райдужною оболонкою ока. Існуючі методи розпізнавання райдужної оболонки ока використовують ознаки, отримані за допомогою просторових фільтрів, коефіцієнтів двовимірного перетворення Фур'є, двовимірного вейвлет-перетворення, методу головних компонент і інші [2-9]. У деяких роботах використовують не самі

коефіцієнти розкладів, а їх статистичні показники, такі як середнє значення, середньоквадратичне відхилення, ентропія, енергія. Однак подібні статистичні показники можуть істотно не відрізнятися для різних людей. Підходи до розпізнавання райдужної оболонки ока, засновані на застосуванні двовимірного вейвлет-перетворення, відрізняються між собою видом материнської вейвлет-функції, кількістю рівнів вейвлет-розкладу, вибором різних комбінацій вейвлет-коефіцієнтів при формуванні вектора ознак [5-9]. Так, найбільш часто використовують коефіцієнти деталізації, зокрема діагональні.

## II. ОСНОВНА ЧАСТИНА

Для сканування райдужної оболонки ока як правило використовується портативні камери, що працюють в ближньому інфрачервоному діапазоні (від 850 до 900 нм). Після виділення на зображенні ока і його райдужної оболонки необхідно знайти набір інформативних ознак (образ), який буде використовуватися для ідентифікації особи. При розпізнаванні особи цей образ порівнюється або єдиним еталоном (верифікація), або з усіма зареєстрованими еталонами (ідентифікація).

З метою дослідження можливостей машинного навчання для розпізнавання особи за райдужною оболонкою ока в даній роботі використовувалася база UBIRIS [10-11]. Відмінною рисою цієї бази є те, що завдання ідентифікації ускладнено навмисною реєстрацією зображень в неідеальних умовах. Такий підхід спрямований на розробку алгоритмів



автоматичного розпізнавання осіб при обмежених умовах отримання якісного зображення, віддаленій реєстрації, наявності шумів, а також у разі відсутності кооперації з боку суб'єкта. Це розширяє коло областей, у яких може застосовуватися розпізнавання райдужної оболонки, особливо тих, де співпраця з боку суб'єктів не очікується (наприклад, розшук злочинців чи дітей).

Реалізований в даній роботі алгоритм біометричної ідентифікації особи за райдужною оболонкою ока складається з наступних етапів:

- попередня обробка зображення з метою поліпшення його якості;
- сегментація зображення для виділення райдужної оболонки ока (рис. 1, а), що передбачає визначення меж зіниці, райдужної оболонки, а також меж верхньої та нижньої повік;
- подання зображення райдужної оболонки ока в полярній системі координат;
- виділення зони інтересу на прямокутному зображенні райдужної оболонки ока в полярній системі координат;
- визначення ознак, які характеризують текстуру райдужної оболонки ока і застосовуються для її розпізнавання;
- машинне навчання моделі для ідентифікації особи за райдужною оболонкою ока з використанням навчальної вибірки;
- визначення точності роботи класифікаторів за тестовою вибіркою та вибір найкращого набору ознак та алгоритму класифікації.

Для дослідження використовувалися 400 24-бітових кольорових зображень з початковим розміром

800\*600 пікселів. В процесі попередньої обробки кольорові зображення були перетворені в напівтонові зображення, а після виділення на знімку безпосередньо області ока нормалізовані до розміру 450\*450 пікселів.

Так як дрібні деталі райдужної оболонки ока можуть бути погано помітні у разі низької контрастності зображення, на етапі попередньої обробки використовувалася еквалізація (вирівнювання) гістограми розподілу яскравостей зображення (рис. 1 б, в). По осі абсцис на гістограмі розподілу яскравостей зображення відкладено номери 256 градацій рівнів сірого, а по осі ординат - частота появи рівнів сірого в зображенні (кількість пікселів, які мають даний рівень сірого).

Приклад перетворення кільця райдужної оболонки з декартової системи координат у прямокутне зображення в полярній системі координат наведено на рис.2. Процес включає визначення центру та меж зіниці, знаходження радіусів кіл зіниці та райдужної оболонки, формування координат полярної системи та перетворення кожного пікселя райдужної оболонки з його подання в декартовій системі координат до представлення в полярній системі координат:

$$\begin{aligned} I(x(\rho, \theta), y(\rho, \theta)) &= I(\rho, \theta), \\ x_p(\rho, \theta) &= x_{p0}(\theta) + r_p * \cos(\theta), \\ y_p(\rho, \theta) &= y_{p0}(\theta) + r_p * \sin(\theta), \\ x_i(\rho, \theta) &= x_{i0}(\theta) + r_i * \cos(\theta), \\ y_i(\rho, \theta) &= y_{i0}(\theta) + r_i * \sin(\theta), \end{aligned}$$

де  $r_p$  та  $r_i$  відповідно радіуси зіниці та райдужної оболонки,  $(x_p(\theta), y_p(\theta))$  та  $(x_i(\theta), y_i(\theta))$  координати меж зіниці та райдужної оболонки у напрямку  $\theta$ . Величина  $\theta$  належить проміжку  $[0; 2\pi]$ , величина  $\rho$  проміжку  $[0; 1]$ .

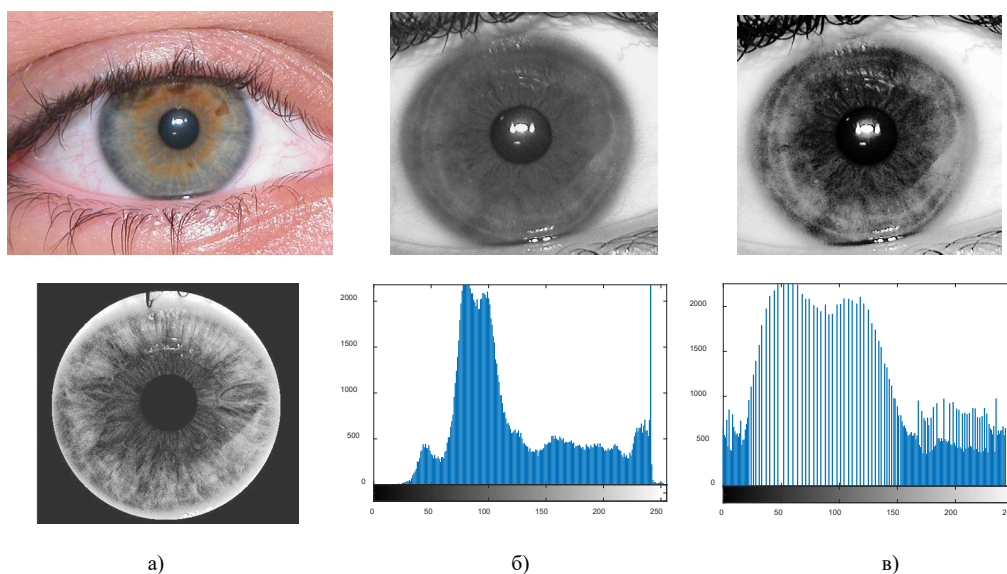


Рис. 1 а) Початкове зображення та виділення райдужної оболонки шляхом сегментації зображення; б, в) зображення ока та гістограма розподілу яскравостей цього зображення до обробки (б) та після еквалізації гістограми (в)

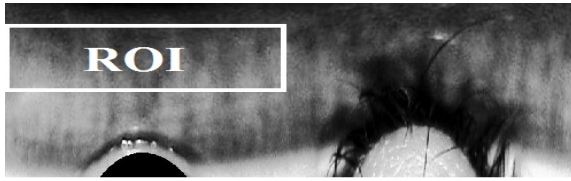


Рис. 2 Виділення зони інтересу ROI на зображенні райдужної оболонки в полярній системі координат

Досить часто частина райдужної оболонки закривається повіками. У цьому випадку в розгорнутому зображенні райдужної оболонки виникають спотворення, які викликаються шкірою верхніх та нижніх повік та вій. Отже, в якості сегменту для подальшого розпізнавання використовувалася область інтересу (ROI) зі сторони зіниці [12], яка визначалась, як показано на рис.2.

На етапі розпізнавання можливе порівняння як безпосередньо пікселів вхідного зображення райдужної оболонки ока і еталона, так і отримання інформативних ознак зображень райдужної оболонки ока в різних координатних базисах, що дозволяє значно знизити розмірність даних. Формування ознак можна формалізувати як перетворення  $T$  вихідного зображення  $I(x,y)$  до вектору ознак  $Y: Y=T\{I(x,y)\}$ , де  $T\{\cdot\}$  – оператор перетворення. В якості оператора  $T$  для формування ознак райдужної оболонки ока може бути використано дискретне перетворення Фур'є, просторові фільтри, дискретне косинусне перетворення, вейвлет-перетворення та ін. В процесі формування ознак необхідно враховувати, що при класифікації важливі ті ознаки, які найбільш подібні всередині класу (тобто для однієї особи), і в той же час найбільш розрізняються між ознаками різних класів (різних осіб) [13].

У даній роботі проведено порівняння точності класифікації зображень райдужної оболонки ока для наступних ознак: коефіцієнти двовимірного дискретного перетворення Фур'є, коефіцієнти двовимірного дискретного косинусного перетворення, коефіцієнти апроксимації та деталізації 3-го і 4-го рівнів двовимірного вейвлет-перетворення. Порівняння зображень райдужних оболонок ока 2-х осіб та їх ознак, наведено на рис.3.

Для дискретного зображення розміром  $M \times N$  двовимірний спектр за Фур'є визначається як [14]

$$F(k, p) = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} I(m, n) e^{-j2\pi(\frac{km}{M} + \frac{pn}{N})}$$

де  $k, p$  номери гармонічних спектральних компонент зображення,  $k = \overline{0, M-1}$ ,  $p = \overline{0, N-1}$ . Спектр дискретного зображення - це періодична функція частот

$k, p$  з періодами, які дорівнюють розмірам зображення  $F(k \pm qM, p \pm cN) = F(k, p)$  для цілих чисел  $q, c$ .

Дискретне косинусне перетворення подає зображення райдужної оболонки у вигляді суми гармонік з різною амплітудою та частотою [13]. Двовимірне дискретне косинусне перетворення зображення  $I(m, n)$  розміром  $M \times N$  визначається наступним чином:

$$B_{pq} = \alpha_p \alpha_q \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} I(m, n) \cos \frac{\pi(2m+1)p}{2M} \cos \frac{\pi(2n+1)q}{2N},$$

$$0 \leq p \leq M-1, \quad 0 \leq q \leq N-1,$$

$$\alpha_p = \begin{cases} 1/\sqrt{M}, & p=0 \\ \sqrt{2/M}, & 1 \leq p \leq M-1 \end{cases}$$

$$\alpha_q = \begin{cases} 1/\sqrt{N}, & q=0 \\ \sqrt{2/N}, & 1 \leq q \leq N-1 \end{cases}$$

Двовимірне вейвлет-перетворення отримується в результаті застосування одновимірного вейвлет-перетворення до рядків і стовпців зображення. Багаторівневий двовимірний вейвлет-розклад зображення райдужної оболонки ока виконується для отримання коефіцієнтів апроксимації та деталізації у трьох орієнтаціях: горизонтальній, вертикальній та діагональній [14, 15]. На кожному наступному етапі коефіцієнти апроксимації рівня  $j$  розкладаються для отримання 4 компонент: апроксимуючої складової рівня  $j+1$  та трьох видів деталізуючих складових. Процедура повторюється до необхідного рівня розкладу. На рис.4 наведено приклад двовимірного вейвлет-розкладу зображення райдужної оболонки ока до 4 рівня з використанням вейвлет-функції Добеші 2 порядку.

Масштабуюча функція визначається як:

$$\varphi_{j,x,y}(m, n) = 2^{j/2} \varphi(2^j m - x, 2^j n - y),$$

$$j = 0, 1, 2, \dots, J-1, \quad x, y = 0, 1, 2, \dots, 2^j - 1,$$

а вейвлет-функція чутлива до напрямку і може бути визначена як

$$\psi^i_{j,x,y}(m, n) = 2^{j/2} \psi^i(2^j m - x, 2^j n - y), \quad i = \{H, V, D\}$$

Апроксимуюча складова на рівні  $j$  знаходиться як

$$W_\varphi(j, x, y) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} I(m, n) \varphi_{j,x,y}(m, n)$$

Складові деталізації  $W_\psi^H, W_\psi^V, W_\psi^D$  (горизонтальні, вертикальні та діагональні):

$$W_\psi^i(j, x, y) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} I(m, n) \psi^i_{j,x,y}(m, n), \quad i = \{H, V, D\}$$

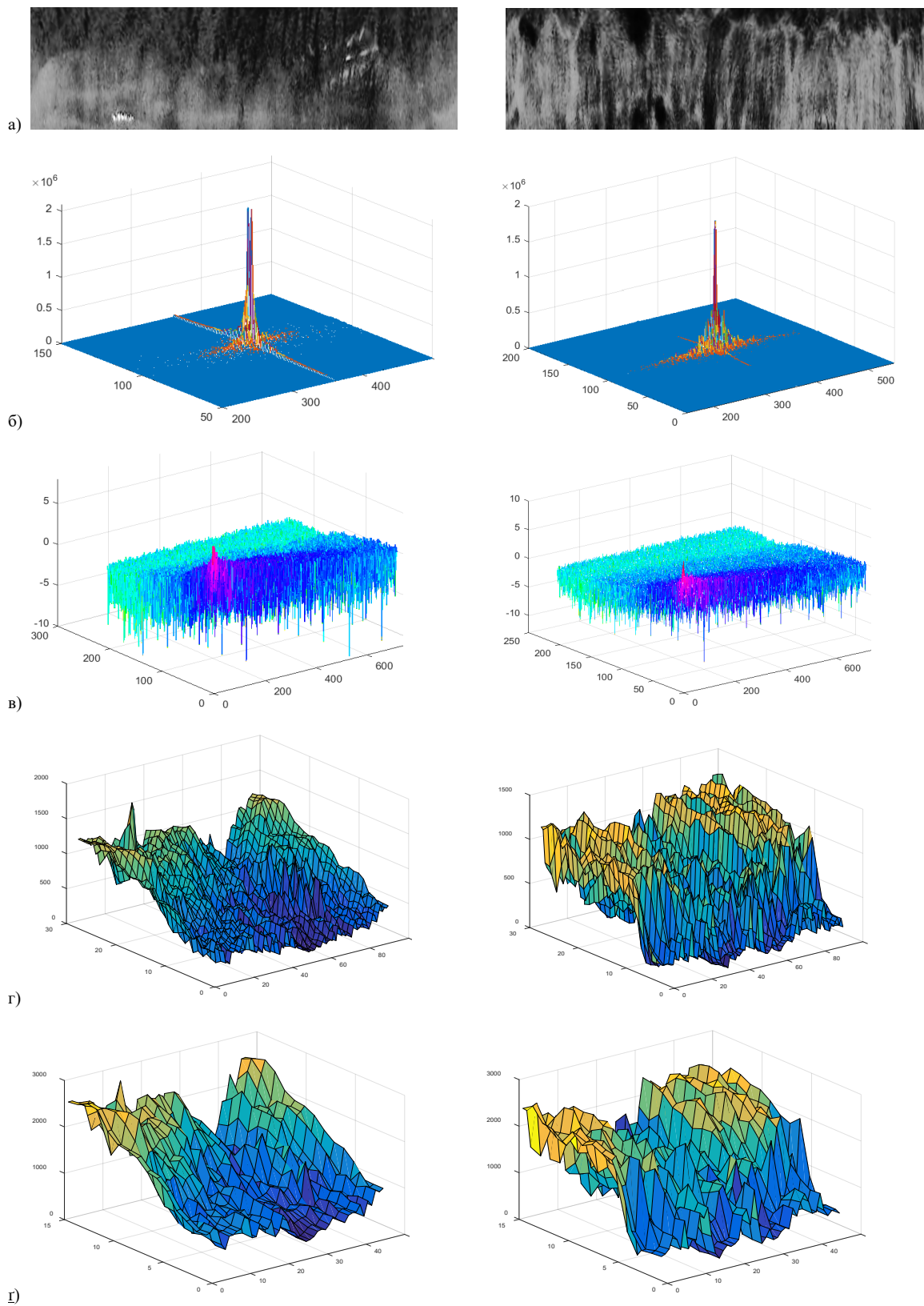


Рис. 3 Порівняння райдужних оболонок ока 2-х людей: а) подання зображень райдужної оболонки ока в полярній системі координат; б) центрований спектр Фур'є; в) коефіцієнти двовимірного дискретного косинусного перетворення в логарифмічному масштабі; г-д) коефіцієнти апроксимації 3-го та 4-го рівнів двовимірного вейвлет-перетворення

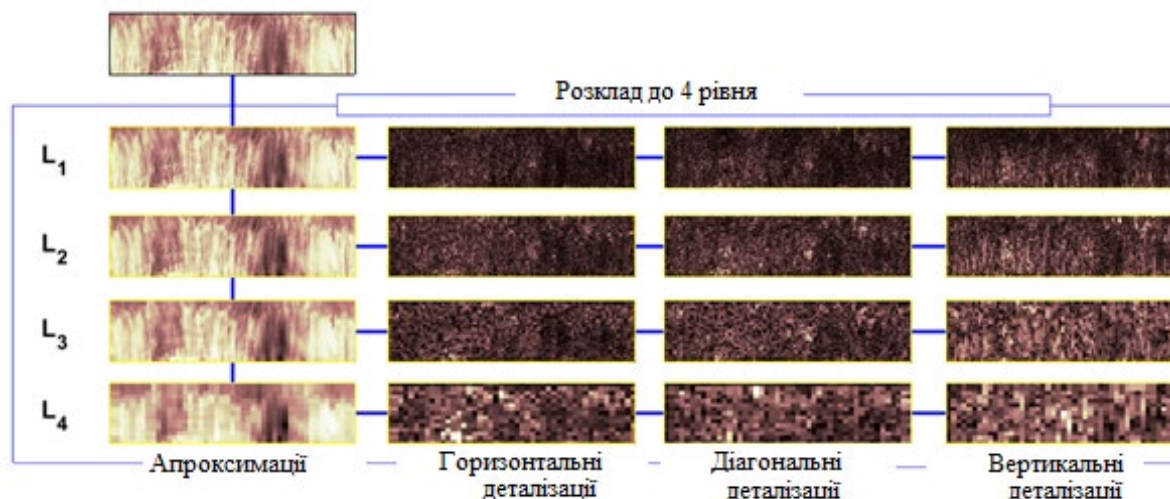


Рис. 4 Двовимірний вейвлет-розклад зображення райдужної оболонки ока до 4 рівня

Таблиця 1 Точність розпізнавання райдужної оболонки ока в залежності від набору ознак та типу класифікатора (%)

Ознаки для розпізнавання райдужної оболонки ока	Алгоритм машинного навчання							
	Лінійний дискримінант	Метод k-найближчих сусідів	Зважений метод k-найближчих сусідів	Ансамбль підпросторів k-найближчих сусідів	Метод опорних векторів (лінійний)	Метод опорних векторів (квадратичний)	Метод опорних векторів (кубічний)	Ансамбль дерев прийняття рішень
Коефіцієнти двовимірного дискретного перетворення Фур'є	96,5	94,5	93,0	<b>97,5</b>	93,0	93,5	94,0	81,5
Коефіцієнти дискретного косинусного перетворення	92,5	88,0	88,5	<b>94,5</b>	84,8	89,0	88,0	80,3
Вейвлет-коефіцієнти апроксимації 3-го рівня розкладу (sa3)	<b>97,0</b>	96,5	95,5	96,5	96,0	96,0	96,0	85,0
Горизонтальні вейвлет-коефіцієнти деталізації 3-го рівня розкладу (sh3)	89,0	89,0	88,5	89,5	85,8	88,5	88,5	<b>90,5</b>
Вертикальні вейвлет-коефіцієнти деталізації 3-го рівня розкладу (sv3)	<b>91,0</b>	90,0	85,5	89,0	86,5	88,0	87,0	74,5
Діагональні вейвлет-коефіцієнти деталізації 3-го рівня розкладу (sd3)	84,0	88,5	88,5	<b>89,0</b>	88,5	88,5	88,5	60,5
Вейвлет-коефіцієнти апроксимації 4-го рівня розкладу (sa4)	<b>98,5</b>	98,0	97,5	97,0	96,0	97,5	97,5	89,8
Горизонтальні вейвлет-коефіцієнти деталізації 4-го рівня розкладу (sh4)	<b>92,5</b>	91,5	89,5	90,0	87,3	90,0	89,5	77,5
Вертикальні вейвлет-коефіцієнти деталізації 4-го рівня розкладу (sv4)	<b>97,0</b>	<b>97,0</b>	95,0	<b>97,0</b>	94,8	96,5	96,5	83,8
Діагональні вейвлет-коефіцієнти деталізації 4-го рівня розкладу (sd4)	90,0	89,5	89,0	<b>90,5</b>	84,0	89,0	89,0	62,5

Машинне навчання проводилося для зображень райдужної оболонки ока 50 осіб, при цьому для кожного з них аналізувалося по 8 різних зображень. Таким чином, вибірка даних містила 400 зображень. Для оцінювання точності роботи класифікаторів використовувалася перехресна перевірка, кросвалідація, з розбиттям вибірки даних на 4 частини, з яких на 3-х проводилося навчання (300 зображень всього, по 6 зображень на 1 особу), а 4-та застосовувалася для

тестування (100 зображень всього, по 2 зображення на 1 особу). Процедура повторювалася 4 рази таким чином, що кожна з чотирьох частин використовувалася для тестування, а результати точності класифікації осереднювалися.

В ході дослідження проаналізовано результати машинного навчання 22 класифікаторів в системі MATLAB [16], серед яких дискримінантний аналіз, метод k-найближчих сусідів, метод k-середніх, метод



опорних векторів, дерева прийняття рішень та інші. В результаті проведеного машинного навчання точність ідентифікації 1 особи серед 50 осіб при різних комбінаціях ознак і класифікаторів варіювала від 15 до 98,5%. Найкращі варіанти ознак для розпізнавання райдужної оболонки ока та результати роботи класифікаторів наведені в таблиці 1. Слід зазначити, що попереднє застосування методу головних компонент, який декорелює набір векторів ознак шляхом проєкції даних на ортогональні осі власних векторів ковариційної матриці, в ряді випадків дозволило підвищити точність класифікації.

Проведений аналіз отриманих результатів показав, що використання вейвлет-коефіцієнтів дозволяє значно знизити розмірність даних для класифікації у порівнянні з використанням коефіцієнтів перетворення Фур'є або дискретного косинусного перетворення, розмірність яких дорівнює розмірності досліджуваної зони інтересу. Розмір коефіцієнтів двовимірного вейвлет-розкладу зменшується при кожному переході на більш високий рівень. З цієї точки зору, використання коефіцієнтів апроксимації 4-го рівня краще, ніж 3-го. Однак на більш високих рівнях вейвлет-розкладу можлива втрата інформації про особливості малюнка райдужної оболонки.

Згідно результатам, наведеним у табл.1, застосування вертикальних (sv3), горизонтальних (sh3) і діагональних (sd3) вейвлет-коефіцієнтів деталізації 3-го рівня вейвлет-перетворення в якості ознак райдужної оболонки ока дає нижчу точність розпізнавання особи в порівнянні з використанням вейвлет-коефіцієнтів апроксимації того ж рівня (sa3). Максимальний відсоток вірно класифікованих зображень склав 91% для вертикальних коефіцієнтів деталізації sv3, 90,5% для горизонтальних коефіцієнтів деталізації sh3, 89% для діагональних коефіцієнтів деталізації sd3, в той час як для коефіцієнтів апроксимації sa3 - 97%.

Використання у якості ознак вейвлет-коефіцієнтів 4-го рівня розкладу дозволяє отримати вищий відсоток вірно класифікованих зображень райдужної оболонки. Так, найвища точність класифікації склала 97% для вертикальних коефіцієнтів деталізації sv4, 92,5% для горизонтальних коефіцієнтів деталізації sh4, 90,5% для діагональних коефіцієнтів деталізації sd4, 98,5% для коефіцієнтів апроксимації sa4.

Аналіз отриманих результатів машинного навчання свідчить про те, що застосування коефіцієнтів апроксимації 4-го рівнів двовимірного вейвлет-розкладу дозволяє отримати найбільш високу точність класифікації зображень райдужної оболонки ока в порівнянні з іншими ознаками. При цьому найкращі результати отримані при застосуванні класифікаторів, що реалізують методи лінійного дискримінанта та k-найближчих сусідів (точність ідентифікації особи серед 50 осіб складає 98,5%).

#### ВИСНОВКИ

Найбільша точність класифікації зображень райдужної оболонки ока склала 98,5% при застосуванні в якості вектору ознак для розпізнавання коефіцієнтів апроксимації 4-го рівня двовимірного вейвлет-розкладу з використанням класифікатора, що реалізує

метод лінійного дискримінанта. Застосування вейвлет-коефіцієнтів апроксимації 3-го рівня показує точність 97%, в цьому випадку розмірність даних для класифікації в 2 рази більше в порівнянні з коефіцієнтами 4-го рівня. Застосування у якості ознак для розпізнавання райдужної оболонки ока коефіцієнтів двовимірного дискретного перетворення Фур'є дало 97,5% правильно ідентифікованих осіб у разі машинного навчання моделі на основі алгоритму, що базується на використанні ансамблю підпросторів k-найближчих сусідів. Цей алгоритм також дозволив отримати максимальну точність класифікації з використанням у якості ознак коефіцієнтів дискретного косинусного перетворення - 94,5%.

Отримана точність класифікації є високою, враховуючи особливості бази зображень UBIRIS. Відблиски від джерел світла, відмінності в умовах освітлення, закриття частини ока віями ускладнюють процес розпізнавання в зв'язку зі значною флуктуацією ознак для різних зображень райдужної оболонки однієї людини.

#### ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

- [1]. Lysenko A. M., Melnyk O. S. "Zastosuvannya biometrychnykh system dlya identyfikatsiyi osoby", Visnyk Kyivskoho natsional'nogo universytetu im. T.Shevchenka, seriya «Yurydychni nauky», no. 60-62, pp. 87 – 91, 2004. URL: [http://papers.univ.kiev.ua/article/lysenko-a-melnyk-o-appliance-of-biometrical-systems-for-identification-of-a-pe\\_17954](http://papers.univ.kiev.ua/article/lysenko-a-melnyk-o-appliance-of-biometrical-systems-for-identification-of-a-pe_17954)
- [2]. Ratha Nalini K. Advances in Biometrics / Nalini K. Ratha, Venu Govindaraju. – Springer Science+Business Media, 2008.– 660 p. DOI: [10.1007/978-1-84628-921-7](https://doi.org/10.1007/978-1-84628-921-7)
- [3]. Poulami Das et al. "Person Identification through IRIS Recognition", International Journal of Security and its Applications, vol. 3, no. 1, pp. 129–147, 2009. URL: [https://www.researchgate.net/publication/228744430\\_Person\\_Identification\\_through\\_IRIS\\_Recognition](https://www.researchgate.net/publication/228744430_Person_Identification_through_IRIS_Recognition)
- [4]. Yingzi Du, Robert Ives, Bradford Bonney, and Delores M. Etter "Analysis of partial iris recognition", Proc. SPIE 5779, Biometric Technology for Human Identification II, (28 March 2005); DOI: [10.1117/12.605918](https://doi.org/10.1117/12.605918)
- [5]. Rizal Isnanto. "Effect of Wavelet-transformed Iris Image Translation and Rotation on its Recognition Rate", Proceedings of ICISBC, pp. 76-79, 2013. URL: <http://eprints.undip.ac.id/41691/>
- [6]. Ayra Panganiban et al. "Wavelet-based Feature Extraction Algorithm for an Iris Recognition System", Journal of Information Processing Systems, vol. 7, no. 3, pp. 425-434, 2011. DOI: [10.3745/JIPS.2011.7.3.425](https://doi.org/10.3745/JIPS.2011.7.3.425)
- [7]. Zhu Wen et al. "Iris Feature Extraction based on Haar Wavelet Transform", International Journal of Security and Its Applications, vol.8, no.4, pp. 265-272, 2014. DOI: [10.14257/ijasia.2014.8.4.24](https://doi.org/10.14257/ijasia.2014.8.4.24)
- [8]. Sandipan P. Narote et al. "Iris Based Recognition System Using Wavelet Transform", IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, vol.9, no.11, pp.101-104, 2009. URL: [http://www.academia.edu/6658785/Iris\\_Based\\_Recognition\\_System\\_Using\\_Wavelet\\_Transform](http://www.academia.edu/6658785/Iris_Based_Recognition_System_Using_Wavelet_Transform)
- [9]. Anjali Soni and Prashant Jain. "Iris Recognition using Four Level Haar Wavelet Transform", International Journal of Computer Technology & Applications, vol 7(4), pp.568-575, 2016. DOI: [10.14445/23488549/IJCE-V3I6P106](https://doi.org/10.14445/23488549/IJCE-V3I6P106)
- [10]. UBIRIS. Noisy Visible Wavelength Iris Image Databases. URL: <http://iris.di.ubi.pt>
- [11]. Proença H., Alexandre L.A. (2005) UBIRIS: A Noisy Iris Image Database. In: Roli F., Vitulano S. (eds) Image Analysis and Processing – ICIAP 2005. ICIAP 2005. Lecture Notes in Computer Science, vol 3617. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: [10.1007/11553595\\_119](https://doi.org/10.1007/11553595_119)
- [12]. K. Ivanko, N. Budik and N. Ivanushkina, "Feature selection for biometric iris recognition," 2017 5th IEEE Workshop on



- Advances in Information, Electronic and Electrical Engineering (AIEEE), Riga, 2017, pp. 1-5. DOI: [10.1109/AIEEE.2017.8270539](https://doi.org/10.1109/AIEEE.2017.8270539)
- [13]. T. Hastie et al., The Elements of Statistical Learning, Second Edition, Springer Science+Business Media, LLC 2009. - 745 p. DOI: [10.1007/b94608](https://doi.org/10.1007/b94608)
- [14]. Honsales R., Wuds. R. Tsyfrova obrobka zobrazen' [Digital image processing]. M.: Tekhnosfera, 2012. p. 1104.
- [15]. Smolyentsev M. K. Osnovy teorii veyvletiv. Veyvlety v MATLAB [Fundamentals of wavelet theory. Wavelets in MATLAB]. M.: DMK Pres, 2014. p. 627 c.
- [16]. P. Kim. MATLAB Deep Learning: With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence. Apress. 151 p. ISBN: 978-1-4842-2845-6. DOI: [10.1007/978-1-4842-2845-6](https://doi.org/10.1007/978-1-4842-2845-6)

Надійшла до редакції 11 липня 2019 р.

УДК 004.056.53

## Применение методов машинного обучения для биометрической идентификации личности по радужной оболочке глаза

Панченко<sup>f</sup> И. А., ORCID [0000-0003-2353-8076](https://orcid.org/0000-0003-2353-8076)  
Иванько<sup>s</sup> К. О., к.т.н., ORCID [0000-0002-3842-2423](https://orcid.org/0000-0002-3842-2423)  
Иванушкина<sup>s</sup> Н. Г., к.т.н. доц., ORCID [0000-0001-8389-7906](https://orcid.org/0000-0001-8389-7906)  
Кафедра электронной инженерии  
Национальный технический университет Украины  
"Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского"  
Киев, Украина

**Аннотация**—Работа посвящена применению методов машинного обучения для биометрической идентификации личности по радужной оболочке глаза. Проведено сравнение использования при распознавании радужной оболочки глаза таких признаков, как коэффициенты двумерного дискретного преобразования Фурье, коэффициенты дискретного косинусного преобразования, а также коэффициенты аппроксимации 3-го и 4-го уровней двумерного вейвлет-преобразования. При помощи машинного обучения определена точность ряда классификаторов, использующих данные наборы признаков. На основании этого предлагается комбинация признаков и классификаторов, которые обеспечивают наибольшую точность идентификации личности на основе распознавания радужной оболочки глаза.

**Ключевые слова** — биометрическая идентификация личности; радужная оболочка глаза; вейвлет-преобразование; классификация.



# Application of Machine Learning Methods for Biometric Identification by Iris

I. O. Panchenko<sup>f</sup>, ORCID [0000-0003-2353-8076](https://orcid.org/0000-0003-2353-8076)

K. O. Ivanko<sup>s</sup>, PhD, ORCID [0000-0002-3842-2423](https://orcid.org/0000-0002-3842-2423)

N. H. Ivanushkina<sup>s</sup>, PhD Assoc.Prof., ORCID [0000-0001-8389-7906](https://orcid.org/0000-0001-8389-7906)

Department of electronic engineering

National technical university of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv polytechnic institute"

Kyiv, Ukraine

**Abstract**—The paper is devoted to the application of machine learning methods for biometric identification of the iris. for biometric identification of a person by iris recognition. In order to investigate the possibilities of machine learning for the iris recognition, the UBIRIS database was used in this work. A distinctive feature of this database is that the task of identification is complicated by the registration of images in non-ideal conditions. This approach is aimed at developing algorithms for automatic iris recognition under limited conditions for obtaining high-quality images, remote registration, noise, and in the absence of cooperation by the subject. Glare from light sources, differences in lighting conditions, closure of part of the eye by the eyelids complicate the recognition process due to the significant fluctuation of features for different images of the iris of one person.

The purpose of this work is to identify and compare the informative features of the iris obtained in different coordinate bases, as well as to choose the classification method that provides the highest accuracy in the identification of the person on the iris. Comparison of the use in iris recognition such features as the coefficients of two-dimensional discrete Fourier transform, the coefficients of discrete cosine transform, as well as the approximation coefficients of the 3rd and 4th levels of two-dimensional wavelet transform is considered. The accuracy of a number of classifiers using these feature sets is determined. Based on this, a combination of features and classifiers are proposed that provides the highest accuracy of person identification based on the iris recognition.

The highest classification accuracy of the iris recognition was 98.5% using the approximation coefficients of the 4th level of two-dimensional wavelet decomposition and a classifier implementing the linear discriminant method. The use of two-dimensional discrete Fourier transform coefficients for iris recognition yielded 97.5% correctly identified individuals in the case of machine learning method based on the k-nearest neighbor ensemble. This algorithm also made it possible to obtain maximum classification accuracy (94.5%) for the coefficients of the discrete cosine transformation. The use of wavelet coefficients can significantly reduce the dimensionality of the data for classification compared to the use of Fourier transform coefficients or discrete cosine transform. Applying of vertical, horizontal and diagonal wavelet coefficients of detail as features for iris recognition gives lower accuracy compared to the use of wavelet coefficients of approximation of the same level.

**Keywords** — *biometric identification of a person; iris; wavelet transform; classification.*

