

МЕТОДИ СЕГМЕНТАЦІЇ ВЕН ДОЛОНІ У СИСТЕМАХ БІОМЕТРИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ

Ануфрієв В.В.

e-mail: valentyn.anufriiev@nure.ua

Науковий керівник – к.ф.-м.н., доц. Гнатенко О.С.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. МЕЕПП
м. Харків, Україна

This work is aimed at researching and improving palm vein image segmentation for secure, non-contact biometric identification systems. The primary objective is to isolate subcutaneous vascular networks from complex backgrounds, overcoming inherent challenges such as low-contrast imaging, asymmetric illumination, and skin surface contamination. The study evaluates traditional image enhancement techniques, maximum curvature methods, alongside advanced deep learning architectures that integrate multi-scale convolutions and Swin-Transformer networks.

Сегментація венозного рисунка є ключовим етапом виділення судинних структур із складного фізіологічного та зовнішнього фону. Основною метою сегментації є компенсація низької контрастності зображення, зумовленої незначною різницею коефіцієнтів поглинання між венозними судинами та прилеглими тканинами, а також пригнічення шумових компонентів, спричинених підшкірною жировою клітковиною, мікрорельєфом шкіри та неоднорідністю освітлення.

Існує велика кількість методів сегментації венозного рисунка, однак їх зазвичай об'єднують у кілька основних категорій: методи попередньої обробки; метод максимальної кривизни; підходи на основі нейронних мереж.

Методи, засновані на покращенні зображення та попередній обробці, розкладають зображення на компоненти відбиття та освітлення для оцінки й зменшення впливу тіней, як це демонструє алгоритм Retinex. Альтернативно, такі алгоритми, як Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), використовують локальне вирівнювання гістограми для підсилення регіонального контрасту. Дані методи є обчислювально легкими, добре інтерпретованими та простими для реалізації у вбудованих системах без потреби у великих навчальних вибірках. Проте вони значною мірою залежать від вручну заданих математичних припущень щодо структури вен, що робить їх чутливими до оптичного розмиття та сильної асиметрії освітлення [1].

Іншим традиційним підходом є метод максимальної кривизни, який виявляє центральні лінії судин шляхом обчислення кривизни вздовж поперечних перерізів інтенсивності зображення. Він оцінює профіль кривизни і визначає локальні мінімуми, де змінюється нахил, позначаючи їх як центральні лінії вен. Такий підхід має дуже низькі обчислювальні витрати

та добре відтворює безперервні шляхи вен незалежно від природних варіацій їх ширини. Незважаючи на ці переваги, метод демонструє зниження ефективності в складних умовах середовища, особливо при забрудненні поверхні шкіри, і має труднощі з чітким визначенням меж за наявності значного шуму [2].

Сегментація на основі глибинного навчання стала сучасною потужною альтернативою. Моделі, що поєднують архітектури U-Net із Swin-Transformer, функціонують як наскрізні конвеєри сегментації, використовуючи багатомасштабні згортки для вилучення ієрархічних локальних ознак і механізми самоуваги зі ковзними вікнами для захоплення глобальних контекстних залежностей. Такі архітектури досягають найсучаснішої точності та демонструють виняткову стійкість до складного фонового шуму, змін освітлення та розмитих меж, динамічно визначаючи просторову важливість ознак. Однак підходи глибинного навчання мають високу обчислювальну складність, потребують значних апаратних ресурсів і сильно залежать від великих обсягів анотованих навчальних даних для запобігання перенавчанню [3].

Підсумовуючи, традиційні методи з ручним проектуванням ознак залишаються дуже цінними для виділення вен долоні, пропонуючи обчислювально ефективні рішення для контрольованих або вбудованих середовищ. Водночас моделі глибинного навчання представляють сучасний рівень розвитку, долаючи значні практичні труднощі, такі як оптичне розмиття та шум сенсорів. У міру розвитку цих підходів сегментація вен долоні забезпечуватиме дедалі надійнішу та безпечнішу безконтактну автентифікацію.

Список використаних джерел:

1. Towards Condition-Robust Palm Vein Recognition: Dataset and Performance Analysis / S. Chate та ін. *Journal of Innovative Image Processing*. 2025. Т. 7, № 3. С. 792–819. URL: <https://irojournals.com/iroiip/article/view/7/3/12>.
2. A single scale retinex based method for palm vein extraction / C. Wang та ін. 2016 IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), м. Chongqing, China, 20–22 трав. 2016 р. 2016. URL: <https://doi.org/10.1109/itnec.2016.7560322>
3. Sheng W., Zheng Z., Zhu H. A novel approach to palm vein image segmentation combining multi-scale convolution and swin-transformer networks. *Scientific Reports*. 2025. Т. 15, № 1. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-02757-7>