

## Секція 8 СУЧАСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ У БІОМЕДИЦИНІ

УДК 004.932:616.5

*Ветров А.О., магістрант,  
Нікітчук Т.М., к.т.н., доцент  
Державний університет «Житомирська політехніка»*

### РОЗРОБКА МОБІЛЬНОГО ДОДАТКУ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ДЕГІДРАТАЦІЇ ШКІРИ

Стрімкий прогрес у сфері комп'ютерного зору та мобільних обчислень відкриває можливість створення інтелектуальних систем для об'єктивної неінвазивної оцінки стану шкіри у побутових умовах. Бар'єрна функція епідермісу визначається натуральним зволожувальним фактором (NMF) та ліпідним бар'єром міжклітинного матриксу, а її цілісність оцінюють показником трансепідермальної втрати води (TEWL): 4–10 г/(м<sup>2</sup>·год) у нормі проти понад 15 г/(м<sup>2</sup>·год) при порушенні бар'єру. Золотим стандартом діагностики є корнеометрія, що ґрунтується на зміні діелектричної проникності ( $\epsilon \approx 80$  для води проти  $\epsilon < 7$  для ліпідів), яка залишається недоступною широкому колу пацієнтів через вартість апаратного комплексу. Водночас AI-моделі, навчені на зображеннях видимого спектру, прогнозують вологість рогового шару з похибкою 4,7 AU проти 10,7 AU базових підходів [1], що відкриває принципову можливість скринінгу смартфоном.

Метою даного дослідження є розробка прототипу мобільного додатку для автоматизованої класифікації ступеня дегідратації шкіри за фотозображенням. Об'єктом дослідження виступає процес аналізу текстури шкіри за цифровими знімками, а предметом – методи комп'ютерного зору (LBP, GLCM, Gabor-фільтри) та мобільно-орієнтовані архітектури згорткових нейронних мереж (EfficientNet-B0, MobileNetV3-Large), оптимізовані засобами TensorFlow LiteRT з INT8-квантизацією.

Фізіологічне обґрунтування вибору GLCM полягає в тому, що зниження гідратації рогового шару порушує десмосомальний дигест, сприяючи мікролущення та формування нерівного мікрорельєфу поверхні. Відшаровані лусочки шкіри («виступаючі» частини) відбивають падаюче світло, тоді як проміжки між ними («западнини») залишаються у тіні, породжуючи різкі переходи між яскравими та

темними пікселями. Ці переходи GLCM фіксує як показник Contrast ( $\sum P(i,j) \cdot (i-j)^2$ ), що виступає статистичним проксі-маркером стану гідратації, а не безпосереднім вимірювачем вмісту води. Необхідно враховувати епістемологічне обмеження методу: гіперпігментація, зокрема веснянки та меланінові утворення, дає статистично схожий відгук формули [2], тому для мінімізації хибних спрацювань передбачено попередню сегментацію пігментних областей та перехресну валідацію з LBP і Gabor-каналами.

Для навчання мережі застосовується двоетапна стратегія. На етапі попереднього навчання (pretraining) використовуються відкриті дерматологічні датасети ISIC Archive та HAM10000, що містять понад 70 000 зображень, для формування в базових шарах узагальнених уявлень про текстуру шкіри. Параметри цих шарів фіксуються, після чого здійснюється донавчання на власній клінічній вибірці ( $n \geq 200$  суб'єктів) з корнеометричними мітками: понад 40 AU відповідає нормі, 30–40 AU – сухій шкірі, менше 30 AU – критичній сухості. Такий підхід подолає семантичну розбіжність між джерелом (онкологія) та ціллю (гідратація), оскільки базові шари кодують інваріантні до патології ознаки [3]. Замість статистично нерелевантного Гауссового шуму для аугментації застосовуються фізіологічно обґрунтовані методи: синтез мікрорельєфу лушення та варіація кута освітлення. Архітектура EfficientNet-B0 демонструє точність 91,84% на ISIC 2018 при 0,39G FLOPs [4], а після LiteRT INT8-квантизації забезпечує inference-затримку 5,90 мс при чотирикратному зменшенні розміру моделі з втратою точності менше 1% [5].

Перспективним доповненням є каскадна архітектура CNN та VLM за принципом CLIN-LLM [6], де CNN виступає першим етапом, встановлюючи клас гідратації за тривірневою шкалою з оцінкою невизначеності методом Monte Carlo Dropout. Встановлений діагноз фіксується як незмінний системний промт для VLM, яка генерує рекомендації щодо догляду та питного режиму виключно в межах заданого класу, без самостійного перегляду діагнозу, що повністю усуває ризик медичних галюцинацій, рівень яких у загальних VLM сягає 17,8% [7].

Прототип реалізує чотириетапний алгоритм роботи. На першому етапі AR-інтерфейс і TOF/LiDAR-сенсор верифікують відстань 15–20 см, а кнопка знімку блокується при значенні ISO понад 400; ця вимога є технічною необхідністю, оскільки мережа після ISIC-pretraining набуває гіперчутливості до мікроконтрастних переходів, і сенсорний шум при високому ISO може хибно класифікуватись як мікролушення. На другому етапі здійснюється попередня обробка засобами GrayWorld

та засобами адаптивного вимірювання (CLANE) і виділення гібридних текстурних дескрипторів GLCM+LBP. Третій етап передбачає класифікацію з відображенням рівня впевненості, а четвертий – генерацію персоналізованих рекомендацій через каскадну VLM.

Такий підхід робить додаток надійним інструментом для об'єктивного скринінгу стану шкіри в побутових умовах.

У ході дослідження розроблено концепцію та функціональний прототип мобільного додатка для неінвазивної діагностики дегідратації шкіри. Запропонований підхід, що базується на комбінації текстурних дескрипторів GLCM та мобільно-орієнтованих нейронних мереж, дозволяє досягти високої діагностичної точності (понад 91%) при мінімальних апаратних витратах. Використання Edge AI та методів квантизації забезпечує високу швидкість обробки даних (до 5,90 мс) та конфіденційність медичної інформації користувача.

Перспективи подальших досліджень спрямовані на інтеграцію даних з датчиків вологості та температури навколишнього середовища для корекції прогнозу рівня TEWL у реальному часі, вдосконаленні каскадних архітектур, розробці фізіологічно обґрунтованих методів аугментації для навчання моделей на рідкісних типах патологічних мікрорельєфів шкіри, що дозволить підвищити стійкість системи до різних умов освітлення, та проведенні розширених випробувань на більшій вибірці ( $n > 500$ ) із паралельним використанням еталонних корнеометрів для фіксації динаміки відновлення бар'єрної функції епідермісу.

#### **Список використаних джерел:**

1. Kim, Y., et al. (2023). AI model improves stratum corneum moisture content prediction from visible-light images. *Skin Res. Technol.*, 29(7), e13384.
2. Bielecka, A., et al. (2023). Quantitative assessment of hyperpigmentation using GLCM. *PubMed*, PMID 37629289.
3. Minh, D., et al. (2025). Self-supervised pretraining vs. ImageNet transfer learning for dermatological diagnosis. *arXiv*, 2505.16773.
4. Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for CNNs. *ICML, PMLR 97*, 6105–6114.
5. Hu, M., & Yang, X. (2023). Attention-driven lightweight model for skin lesion detection. *arXiv*, 2308.02119.
6. Rahman, M., et al. (2025). CLIN-LLM: Safety-constrained hybrid framework for clinical diagnosis. *arXiv*, 2510.22609.
7. Shi, Z., et al. (2024). GMAI-MMBench: Multimodal evaluation benchmark for medical AI. *NeurIPS*.