

Заварін В.О.Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»**Терейковський І.А.**Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

АНАЛІЗ СУЧАСНИХ РІШЕНЬ У КОМП'ЮТЕРНІЙ ДІАГНОСТИЦІ РОЗЛАДІВ ЗДОРОВ'Я ЗА РАЙДУЖКОЮ ОКА

У статті представлено поглиблений та всебічний аналіз сучасного стану комп'ютеризованих систем і методів, призначених для діагностики різноманітних розладів здоров'я людини шляхом аналізу цифрових зображень райдужної оболонки ока. Іридодіагностика, як галузь альтернативної медицини, що історично ґрунтується на візуальній інтерпретації складних візерунків, варіацій кольору, текстурних особливостей та інших морфологічних характеристик райдужки, останніми десятиліттями отримала значний імпульс для свого розвитку, наукової об'єктивізації та потенційного клінічного застосування завдяки стрімкому прогресу в суміжних галузях комп'ютерного зору, цифрової обробки медичних зображень та, особливо, штучного інтелекту, зокрема методів машинного та глибокого навчання. Актуальність даного дослідження визначається невпинно зростаючим суспільним та медичним попитом на розробку та впровадження нових неінвазивних, доступних, економічно ефективних та, водночас, інформативних методів ранньої діагностики широкого спектра захворювань, а також для моніторингу загального стану здоров'я та оцінки ефективності терапевтичних втручань. Перехід від суб'єктивних оцінок традиційної іридології до кількісних, алгоритмізованих підходів комп'ютерної діагностики відкриває перспективи для підвищення відтворюваності, надійності та доказовості цього методу. Метою даного аналітичного огляду є проведення комплексної систематизації наявних наукових знань, детальне дослідження методологічних засад та критична оцінка ефективності існуючих підходів до комп'ютерної іридодіагностики. Важливим завданням є виявлення їхніх ключових переваг, таких як неінвазивність, відносна простота та швидкість отримання даних, а також іманентних недоліків, зокрема проблем, пов'язаних із варіабельністю якості зображень, складністю виділення стабільних діагностичних ознак, питаннями стандартизації протоколів дослідження та інтерпретації результатів, особливо отриманих за допомогою складних моделей «чорної скриньки». Аналіз спрямований на ідентифікацію технологічних обмежень сучасних систем та визначення найбільш значущих тенденцій і перспективних напрямків подальшого науково-технологічного розвитку цієї галузі, що потенційно може призвести до створення валідованих та клінічно корисних діагностичних інструментів.

У статті послідовно та детально розглядаються фундаментальні етапи, що складають типовий технологічний конвеєр сучасної комп'ютерної іридодіагностичної системи. Перший, підготовчий, етап – попередня обробка зображень – включає низку критично важливих процедур: точну автоматичну локалізацію області інтересу, тобто самої райдужної оболонки, та сегментацію її внутрішньої (зіничної) та зовнішньої (лімбальної) меж. Обговорюються різні алгоритми сегментації, від класичних, заснованих на перетвореннях Хафа або інтегро-диференціальному операторі Даугмана, до сучасних підходів на основі глибоких згорткових нейронних мереж архітектури U-Net. Далі відбувається нормалізація сегментованої кільцеподібної області райдужки, зазвичай шляхом її перетворення в полярні координати (модель «гумового листа»), що забезпечує інваріантність до змін розміру зіниці та форми райдужки, а також до невеликих зміщень та поворотів ока. Важливою складовою цього етапу є також розробка та застосування ефективних методів для виявлення та подальшої компенсації впливу різноманітних артефактів, таких як відблиски від джерел світла, оклюзії (перекриття) ділянок райдужки війми та повіками, що можуть суттєво спотворювати діагностичну інформацію. Другий ключовий етап – виділення діагностично значущих ознак з підготовленого зображення райдужки. У статті детально аналізуються методи екстракції різнотипних ознак: текстурних, що характеризують складну волокнисту структуру стромы райдужки (наприклад, на основі фільтрів Габора, вейвлет-перетворення, статистичних методів, таких як матриці суміжності рівнів сірого

(GLCM), або дескрипторів типу локальних бінарних патернів (LBP)); топологічних, спрямованих на детекцію та кількісну оцінку специфічних іридологічних знаків (таких як крипти, лакуни, контракційні борозни, кільця адаптації, стан коларетки); та кольорових, що оцінюють загальний колір райдужки, наявність пігментних плям та ділянок диспігментації (шляхом статистичного аналізу в різних кольорних просторах, гістограмного аналізу). Третій, вирішальний, етап – застосування різноманітних алгоритмів машинного навчання для побудови класифікаційних та прогностичних моделей стану здоров'я на основі виділених ознак. Розглядаються як класичні підходи (опорні векторні машини – SVM, дерева рішень, логістична регресія), так і більш сучасні та потужні методи, зокрема нейронні мережі (особливо згорткові нейронні мережі – CNN, що здатні автоматично вивчати ієрархічні ознаки безпосередньо з зображень) та ансамблеві методи (такі як випадковий ліс, градієнтний бустинг), що часто демонструють покращену точність та стійкість.

В огляді проаналізовано значну кількість актуальних наукових публікацій, які демонструють практичне застосування та потенційну ефективність комп'ютерної іридодіагностики для виявлення ознак широкого спектра захворювань та патологічних станів, включаючи ішемічну хворобу серця, хронічну хворобу нирок, цукровий діабет, різноманітні захворювання шлунково-кишкового тракту, обструктивні захворювання легень та навіть деякі психічні розлади, такі як шизофренія. Багато з цих досліджень звітують про досягнення високих показників діагностичної точності, чутливості та специфічності, що свідчить про наявність інформативних патернів у райдужці, корельованих зі станом здоров'я. Наводяться конкретні приклади досліджень із зазначенням використаних методів та отриманих результатів, що дозволяє оцінити поточний рівень розвитку технологій у цій сфері.

Незважаючи на очевидні успіхи та значний науковий і практичний потенціал, у статті детально висвітлюються та критично аналізуються актуальні проблеми та виклики, що стоять на шляху широкого та надійного клінічного впровадження комп'ютерної іридодіагностики. До найважливіших з них належать: загальна необхідність розробки та впровадження єдиних стандартизованих протоколів отримання зображень райдужки та формування великих, репрезентативних, якісно анотованих наборів даних для навчання та валідації моделей; завдання підвищення робастності розроблюваних методів до неминучих варіацій якості зображень та умов їх зйомки в реальних клінічних умовах; фундаментальна проблема забезпечення належного рівня інтерпретованості та прозорості діагностичних висновків, особливо для складних моделей глибокого навчання, які часто функціонують як «чорні скриньки»; та загальна потреба у проведенні масштабних, добре спланованих, мультицентричних клінічних валідаційних досліджень для об'єктивного підтвердження реальної діагностичної цінності та безпеки пропонованих методів. Обговорюються також питання, пов'язані з відсутністю загальноприйнятих біомаркерів в іридології та скептицизмом з боку частини медичної спільноти. Стаття узагальнює поточний стан наукових досліджень у цій динамічно розвиваючій галузі та визначає найбільш перспективні напрямки для її подальшого розвитку як ефективного, доступного та об'єктивного інструменту неінвазивної медичної діагностики.

Ключові слова: іридодіагностика, комп'ютерна діагностика, аналіз зображень райдужки, машинне навчання, глибоке навчання, обробка зображень, сегментація райдужки, виділення ознак, класифікація методів, аналіз літератури, стан здоров'я, неінвазивна діагностика.

Постановка проблеми. Іридодіагностика, як напрям комплементарної медицини, базується на припущенні, що дослідження візерунків, кольорів та інших характеристик райдужної оболонки ока може надати інформацію про стан здоров'я людини та її органів [15]. Традиційні методи іридодіагностики, що покладаються на візуальний огляд лікарем-іридологом, неминуче пов'язані з високим ступенем суб'єктивізму та залежністю від досвіду фахівця, що обмежує їхню надійність та наукову доказовість [15].

З розвитком комп'ютерних технологій виник новий напрямок – комп'ютеризована іридодіагностика, що має на меті автоматизувати аналіз, підвищити об'єктивність та точність діагностичних висновків. Незважаючи на значний інтерес

та певні успіхи, існує потреба в систематизації накопиченого досвіду, аналізі ефективності різних підходів та визначенні невирішених проблем. Даний аналіз спрямований на всебічне дослідження існуючих комп'ютерних рішень для виявлення розладів здоров'я за райдужкою ока, їхню класифікацію та критичну оцінку поточного стану галузі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Наукова література останніх років свідчить про активні дослідження у сфері комп'ютеризованої іридодіагностики. У дослідженні Ф. Озбілгіна (F. Özbilgin) та ін. (2023) було запропоновано метод прогнозування ішемічної хвороби серця (ІХС) за допомогою SVM та ознак з вейвлет-перетворення і GLCM, досягнувши 93% точ-

ності [1]. С. Музаміл (S. Muzamil) та ін. (2020) розробили інтелектуальну систему на основі CNN для ідентифікації хронічної хвороби нирок (ХХН) з точністю 96,8% [2]. Для діагностики цукрового діабету II типу К. Сруті (K. Sruthi) та ін. (2022) застосували AlexNet для аналізу інфрачервоних зображень райдужки, досягши 95,85% точності [3]. Е. В. П. Каррера (E. V. P. Carrera) та П. А. М. Майя (P. A. M. Maya) (2018) запропонували систему для діагностики захворювань шлунково-кишкового тракту (ШКТ) з використанням обробки зображень та SVM, досягши 96% точності [4]. А. Бансал (A. Bansal) та ін. (2018) розробили інструмент на основі вейвлет-перетворення та SVM для попередньої діагностики обструктивних захворювань легень (ОЗЛ) з точністю 89,0% [5]. Дослідження Л. Ван (L. Wang) та ін. (2022) виявило кореляцію між характеристиками райдужки (крипти, пігментні плями) та шизофренією за допомогою логістичної регресії [6]. Н. Шарма (N. Sharma) та ін. (2017) запропонували метод для раннього виявлення серцевих захворювань, використовуючи тензорний градієнт, фільтри Габора та SVM [7]. Г. Гіта (G. Geetha) та ін. (2024) представили фреймворк на основі ШІ, що інтегрує федеративне навчання, CNN та генетичні алгоритми для прогнозування діабету та серцево-судинного ризику [8]. М. Хаммад (M. Hammad) та ін. (2021) розробили систему IKDIS з використанням CNN для діагностики хвороб нирок, досягши 86,9% точності [12]. С. Кумар (S. Kumar) та ін. (2021) запропонували метод ранньої діагностики хронічних захворювань печінки з використанням інфрачервоних зображень райдужки та ансамблевого навчання з точністю 98% [9]. Ці та інші дослідження [10, 11, 13, 14] демонструють потенціал комп'ютерної іридіодіагностики, але відмінності в методологіях та даних ускладнюють пряме порівняння їхньої ефективності.

Формулювання цілей статті

Постановка завдання. Метою статті є аналіз існуючих комп'ютеризованих методів і систем для виявлення розладів здоров'я за райдужкою ока.

Завдання:

1. Систематизувати основні підходи та технології.
2. Проаналізувати ключові етапи обробки даних.
3. Класифікувати методи за типом алгоритмів обробки зображень та машинного навчання.
4. Визначити досягнення, переваги та недоліки рішень.

5. Окреслити невирішені проблеми та перспективи досліджень.

Виклад основного матеріалу. Комп'ютеризована іридіодіагностика, як багатетапний процес, включає низку послідовних кроків, кожен з яких використовує специфічні методи та алгоритми, що суттєво впливають на кінцевий результат [13].

- Етапи попередньої обробки зображень райдужки, Якість попередньої обробки є фундаментальною.

- **Локалізація та сегментація райдужки і зіниці:** Першочерговим завданням є точне визначення меж райдужки: внутрішньої (зіничної) та зовнішньої (лімбальної).

- *Класичні методи:* Інтегро-диференціальний оператор Дж. Г. Даугмана (J. G. Daugman) [10] шукає кругові межі, ефективний для якісних зображень. Перетворення Хафа виявляє параметричні криві, стійке до розривів контуру. Моделі активних контурів (Snakes) ітеративно еволюціонують початковий контур, адаптуючись до довільних форм, але чутливі до ініціалізації.

- *Методи на основі глибокого навчання:* Архітектури CNN, такі як U-Net О. Роннебергера (O. Ronneberger), П. Фішера (P. Fischer) та Т. Брокса (T. Brox) [14] та її модифікації, демонструють високу точність семантичної сегментації навіть за наявності шумів, автоматично вивчаючи ієрархічні ознаки. Недоліком є потреба у великих анотованих наборах даних.

- **Нормалізація зображень:** Після сегментації кільцеподібна область райдужки нормалізується – перетворюється у прямокутне зображення фіксованого розміру для забезпечення інваріантності ознак до варіацій масштабу та форми. Найпоширенішим є модель «гумового листа» Даугмана (Daugman) [10], що «розгортає» райдужку в полярні координати. Точність залежить від якості сегментації.

- **Виявлення та видалення артефактів:** Зображення райдужки часто містять артефакти.

- *Відблиски світла:* Детектуються за високою інтенсивністю пікселів.

- *Оклюдії війми та повіками:* Виявляються методами детекції країв (наприклад, Кенні) та перетворенням Хафа для повік; для вій використовуються аналіз текстури та фільтри Габора.

- *Обробка артефактів:* Маскування (ігнорування пікселів артефактів) або відновлення текстури (inpainting) для заповнення пошкоджених областей [13].

- Виділення діагностично значущих ознак. Після попередньої обробки з нормалізованого зображення виділяються діагностично значущі ознаки, що кількісно характеризують патерни, структури та кольорові особливості райдужки [13].

- **Текстурні ознаки:** Текстура райдужки, утворена мережею колагенових волокон, судин та пігментних клітин, є інформативною.

- **Фільтри Габора:** Аналіз текстури в просторово-частотній області, чутливі до орієнтації та частоти текстурних елементів [7].

- **Вейвлет-перетворення:** Розкладання зображення на компоненти з різною просторовою та частотною роздільною здатністю, аналіз текстурних особливостей на різних масштабах [1, 5].

- **Матриця суміжності рівнів сірого (GLCM):** Статистичний метод, що описує просторові взаємозв'язки між парами пікселів. Розраховуються ознаки: енергія, контраст, кореляція, гомогенність, ентропія [1].

- **Локальні бінарні патерни (LBP):** Ефективний дескриптор локальної мікротекстури, інваріантний до монотонних змін освітлення [13].

- **Фрактальний аналіз:** Кількісна оцінка складності та самоподібності текстури [13].

- **Топологічні ознаки:** Автоматизація виявлення та кількісної оцінки специфічних структурних «знаків».

- **Крипти:** Аналізуються розмір, форма, глибина, кількість, розташування [6].

- **Борозни (Контракційні кільця):** Аналізуються кількість, глибина, регулярність.

- **Коларетка (Автономне нервово кільце):** Аналізуються форма, чіткість, цілісність, ширина, положення.

- **Інші ознаки:** Вузлики Вольфліна, радіуси соляріс, нервові кільця.

- **Кольорові ознаки:** Аналіз змін кольору, пігментних плям, ділянок гіпо-/гіперпігментації.

- **Аналіз у різних колірних просторах:** RGB, HSV, HSL, Lab, YCbCr для відокремлення тону, насиченості, яскравості [13].

- **Колірні гістограми:** Одно- або багатовимірні гістограми розподілу кольорів для кількісного опису [13].

- **Кількісна оцінка пігментації:** Автоматичне виявлення та оцінка параметрів пігментних плям.

Класифікація існуючих методів у комп'ютеризованій іридіодіагностиці. Існуючі методи можна класифікувати за типом використовуваних алгоритмів машинного навчання та методів обробки зображень.

- **Алгоритми машинного навчання:**

- **Опорні векторні машини (SVM):** Часто демонструють високу точність [1, 4, 5]. Ефективні з нелінійно роздільними даними завдяки «тріюку з ядром».

- **Нейронні мережі (НМ) та глибоке навчання (ГН):** CNN автоматично вивчають ієрархічні ознаки. Використовуються для діагностики хвороб нирок [2, 12], цукрового діабету [3]. MLP також застосовуються для класифікації виділених ознак.

- **Інші алгоритми машинного навчання:** Дерева рішень, випадковий ліс (використовувався для діагностики діабету П. Самантом (P. Samant) та Р. Агарвалом (R. Agarwall) [11]), метод k-найближчих сусідів, методи кластеризації та ансамблеві методи (бустинг, стекинг), які комбінують прогнози кількох моделей (наприклад, для діагностики хвороб печінки [9]).

- **Методи обробки зображень (як основа для виділення ознак):**

- **Вилучення ознак:** Вейвлет-перетворення [1, 5], GLCM [1], SURF, фільтри Габора [7], LBP.

- **Сегментація та нормалізація:** Перетворення Хафа, модель Даугмана [10], U-Net [14].

- **Покращення зображення:** Методи типу CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) для покращення локального контрасту [13].

- **Гібридні підходи:** Поєднання різних алгоритмів машинного навчання або інтеграція машинного навчання з традиційними методами обробки зображень для досягнення кращих результатів [7].

- **Проблеми якості даних та їхній вплив:** Якість, обсяг та репрезентативність даних є фундаментальними факторами.

- **Вплив умов отримання зображень:** Освітлення, фокусування, роздільна здатність, артефакти (відблиски, оклюзії) суттєво впливають на стабільність ознак і точність діагностичних моделей [13]. Нестандартизовані умови ускладнюють навчання робастних моделей.

- **Проблеми формування та стандартизації наборів даних:**

- **Розмір вибірки:** Часто відносно невеликий, що може призвести до перенавчання моделей.

- **Анотування та «Ground Truth»:** Анотування зображень райдужки для діагностичних цілей є складним та суб'єктивним. Визначення об'єктивного «ground truth» ускладнене через недостатню наукову валідацію багатьох традиційних іридіологічних знаків [15].

- **Стандартизація анотації:** Відсутність єдиних протоколів призводить до варіабельності оцінок.

- **Зміщення (Bias) у даних:** Набори даних можуть містити систематичні зміщення (відбору, обладнання, анотувальника). Моделі, навчені на таких даних, можуть успадковувати ці зміщення. Незбалансованість класів також є поширеною проблемою.

Висновки. Проведений аналіз свідчить про значний прогрес та потенціал комп'ютерної іридодіагностики. Застосування сучасних методів обробки зображень та машинного навчання дозволило досягти високої точності у виявленні ознак різноманітних захворювань.

Однак, для широкого клінічного застосування необхідно вирішити низку проблем:

- **Фундаментальне наукове обґрунтування:** Багато аспектів традиційної іридодіагностики потребують підтвердження [15]. Комп'ютеризовані методи також вимагають масштабних клінічних випробувань.

- **Стандартизація та якість даних:** Відсутність стандартизованих протоколів отримання та анотування зображень, а також репрезентативних наборів даних, є серйозною перешкодою.

- **Інтерпретованість моделей:** Складні моделі глибокого навчання часто функціонують як «чорні скриньки», що ускладнює їх розуміння та довіру з боку медиків. Розвиток методів пояснювального ШІ (XAI) є важливим.

- **Подолання скептицизму медичної спільноти:** Необхідно продемонструвати не лише точність, але й зрозумілість та реальну користь систем.

Перспективними напрямками подальших досліджень є розробка робастних алгоритмів, вдосконалення методів виділення ознак, застосування новітніх архітектур глибокого навчання, активне використання XAI, дослідження генетичних кореляцій та проведення масштабних клінічних валідацій. Вирішення цих завдань дозволить реалізувати потенціал комп'ютеризованої іридодіагностики як цінного інструменту сучасної медицини.

Список літератури:

1. Özbilgin F., Kurnaz Ç., Aydın E. Prediction of Coronary Artery Disease Using Machine Learning Techniques with Iris Analysis. *Diagnostics*. 2023. Vol. 13, No. 6. P. 1081. DOI: 10.3390/diagnostics13061081.
2. Muzamil S., Hussain T., Haider A., Waraich U., Ashiq U., Ayguadé E. An Intelligent Iris Based Chronic Kidney Identification System. *Symmetry*. 2020. Vol. 12, No. 12. P. 2066. DOI: 10.3390/sym12122066.
3. Sruthi K., Vijayakumar J., Thavamani S. Deep Learning-Based Verification of Iridology in Diagnosing Type II Diabetes Mellitus. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. 2022. Vol. 36, No. 11. Art. No. 2252017. DOI: 10.1142/S0218001422520176.
4. Carrera E.V.P., Mamarandi P.A.M. Computer Aided Diagnosis of Gastrointestinal Diseases Based on Iridology. *Communications in Computer and Information Science*. Vol. 920. Springer, 2018. P. 269–278. DOI: 10.1007/978-3-030-03747-4_23.
5. Bansal A., Agrawal R., Sharma S. Iris images based pre-diagnostic tool to predict obstructive lung diseases. *Journal of Medical Diagnostic Methods*. 2018. Vol. 7, No. 4. Art. No. 280. DOI: 10.4172/2168-9784.1000280.
6. Wang L. et al. Study on the Correlation Between Iris Characteristics and Schizophrenia. *Neuropsychiatric Disease and Treatment*. 2022. Vol. 18. P. 815–825. DOI: 10.2147/NDT.S356193.
7. Sharma N., Singh S., Singh R. Iris features-based heart disease diagnosis by computer vision. *International Journal of Bio-Inspired Computation*. 2017. Vol. 10, No. 4. P. 245–254. DOI: 10.1504/IJBIC.2017.087321.
8. Geetha G. et al. Iridology as a Predictive Tool for Human Health: Innovating Non-Invasive Diagnostics. *AI and IoT-Based Intelligent Systems for Healthcare*. CRC Press, 2024. P. 169–188. DOI: 10.1201/9781003425601-8.
9. Kumar S., Singh S., Kumar V. Infrared Sensing Based Non-Invasive Initial Diagnosis of Chronic Liver Disease Using Ensemble Learning. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 94999–95012. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3093011.
10. Daugman J.G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1993. Vol. 15, No. 11. P. 1148–1161. DOI: 10.1109/34.244676.
11. Samant P., Agarwal R. Diabetic retinopathy detection using machine learning. *2018 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI): proceedings of the conference*. IEEE, 2018. P. 2204–2208.
12. Hammad M. et al. Deep learning based chronic kidney disease detection through iris. *PeerJ Computer Science*. 2021. Vol. 7. Art. No. e707. DOI: 10.7717/peerj-cs.707.
13. Gonzalez R.C., Woods R.E. *Digital Image Processing*. 4th ed. New York: Pearson, 2018. 1024 p.

14. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*. Cham: Springer, 2015. P. 234–241. (Lecture Notes in Computer Science; vol. 9351). DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28.
15. Ernst E. Iridology: not useful and potentially harmful. *Archives of Ophthalmology*. 2000. Vol. 118, No. 1. P. 120–121. DOI: 10.1001/archophth.118.1.120.

Zavarin V.O., Tereikovskiy I.A. ANALYSIS OF MODERN SOLUTIONS IN COMPUTERIZED DIAGNOSTICS OF HEALTH DISORDERS BY THE IRIS OF THE EYE

The article presents an in-depth and comprehensive analysis of the current state of computerized systems and methods designed for diagnosing various human health disorders by analyzing digital images of the iris. Iridology, as a field of alternative medicine historically based on the visual interpretation of complex patterns, color variations, textural features, and other morphological characteristics of the iris, has received significant impetus for its development, scientific objectification, and potential clinical application in recent decades due to rapid progress in related fields of computer vision, digital processing of medical images, and, especially, artificial intelligence, including machine and deep learning methods. The relevance of this study is determined by the constantly growing societal and medical demand for the development and implementation of new non-invasive, accessible, cost-effective, and, at the same time, informative methods for the early diagnosis of a wide range of diseases, as well as for monitoring general health status and evaluating the effectiveness of therapeutic interventions. The transition from subjective assessments of traditional iridology to quantitative, algorithmized approaches of computer diagnostics opens up prospects for increasing the reproducibility, reliability, and evidence base of this method. The purpose of this analytical review is to conduct a comprehensive systematization of existing scientific knowledge, a detailed study of methodological foundations, and a critical assessment of the effectiveness of existing approaches to computerized iridology. An important task is to identify their key advantages, such as non-invasiveness and the potential speed of obtaining results, as well as inherent disadvantages, including problems related to the variability of image quality, the complexity of extracting stable diagnostic features, issues of standardization of research protocols, and interpretation of results, especially those obtained using complex “black box” models. The analysis aims to identify the technological limitations of modern systems and determine the most significant trends and promising directions for further scientific and technological development in this field, which could potentially lead to the creation of validated and clinically useful diagnostic tools.

The article sequentially and in detail examines the fundamental stages that make up a typical technological pipeline of a modern computerized iridology system. The first, preparatory, stage – image preprocessing – includes a number of critically important procedures: accurate automatic localization of the region of interest, i.e., the iris itself, and segmentation of its inner (pupillary) and outer (limbal) boundaries. Various segmentation algorithms are discussed, from classical ones based on Hough transforms or Daugman’s integro-differential operator, to modern approaches based on deep convolutional neural networks of the U-Net architecture. Next, the segmented annular region of the iris is normalized, usually by converting it to polar coordinates (the “rubber sheet” model), which ensures invariance to changes in pupil size and iris shape, as well as to small displacements and rotations of the eye. An important component of this stage is also the development and application of effective methods for detecting and subsequently compensating for the influence of various artifacts, such as reflections from light sources, occlusions (overlapping) of iris areas by eyelashes and eyelids, which can significantly distort diagnostic information. The second key stage is the extraction of diagnostically significant features from the prepared iris image. The article analyzes in detail the methods for extracting various types of features: textural, characterizing the complex fibrous structure of the iris stroma (e.g., based on Gabor filters, wavelet transform, statistical methods such as gray level co-occurrence matrices (GLCM), or descriptors like local binary patterns (LBP)); topological, aimed at detecting and quantifying specific iridological signs (such as crypts, lacunae, contraction furrows, adaptation rings, collarette status); and color, evaluating the overall color of the iris, the presence of pigment spots, and areas of dyspigmentation (through statistical analysis in different color spaces, histogram analysis). The third, decisive, stage is the application of various machine learning algorithms to build classification and prognostic models of health status based on the extracted features. Both classical approaches (support vector machines – SVM, decision trees, logistic regression) and more modern and powerful methods are considered, including neural networks (especially convolutional neural networks – CNN, capable of automatically learning hierarchical features directly from images) and ensemble methods (such as random forest, gradient boosting), which often demonstrate improved accuracy and stability.

The review analyzes a significant number of current scientific publications that demonstrate the practical application and potential effectiveness of computerized iridology for detecting signs of a wide range of diseases

and pathological conditions, including coronary artery disease, chronic kidney disease, type II diabetes mellitus, various gastrointestinal diseases, obstructive lung diseases, and even some mental disorders such as schizophrenia. Many of these studies report achieving high rates of diagnostic accuracy, sensitivity, and specificity, indicating the presence of informative patterns in the iris correlated with health status. Specific examples of research are provided, indicating the methods used and the results obtained, which allows for an assessment of the current level of technological development in this area.

Despite the evident successes and significant scientific and practical potential, the article highlights in detail and critically analyzes current problems and challenges hindering the widespread and reliable clinical implementation of computerized iridology. The most important of these include: the urgent need to develop and implement unified standardized protocols for acquiring iris images and forming large, representative, high-quality annotated datasets for training and validating models; the task of increasing the robustness of developed methods to inevitable variations in image quality and acquisition conditions in real clinical settings; the fundamental problem of ensuring an adequate level of interpretability and transparency of diagnostic conclusions, especially for complex deep learning models that often function as “black boxes”; and the pressing need for large-scale, well-designed, multicenter clinical validation studies to objectively confirm the real diagnostic value and safety of the proposed methods. Issues related to the lack of universally accepted biomarkers in iridology and skepticism from part of the medical community are also discussed. The article summarizes the current state of scientific research in this dynamically developing field and identifies the most promising directions for its further development as an effective, accessible, and objective tool for non-invasive medical diagnostics.

Key words: iridology, computerized diagnostics, iris image analysis, machine learning, deep learning, image processing, iris segmentation, feature extraction, methods classification, literature analysis, health status, non-invasive diagnostics.