

УДК [004.8]

ОЛЕКСІЙ ТРУБИЦІН, ЛІЛІА АВЕР'ЯНОВА

## ГІБРИДНИЙ ПІДХІД НА ОСНОВІ МЕТОДІВ АНАЛІЗУ ІЄРАРХІЙ ТА ДЕРЕВА РІШЕНЬ ДЛЯ ОБГРУНТУВАННЯ ТАКТИКИ ЛІКУВАННЯ ПАЦІЄНТІВ З АТОПІЧНИМ ДЕРМАТИТОМ

*Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine, oleksii.trubitsyn@nure.ua, oleh.avrunin@nure.ua*

**Анотація.** У статті розглянуто проблему вибору тактики лікування пацієнтів з atopічним дерматитом, яка є багатокритеріальною та залежить від клінічних, індивідуальних і соціальних факторів. Запропоновано гібридний підхід, що поєднує метод аналізу ієрархій (АНР) для визначення ваг значущості критеріїв лікування та дерево рішень для моделювання можливих сценаріїв терапії та їх результатів. Модель дозволяє систематизувати процес прийняття рішень, враховувати невизначеність клінічної відповіді та персональні пріоритети пацієнта. Крім того, для задачі диференціальної діагностики форм atopічного дерматиту використано алгоритм XGBoost на основі аналізу 175 історій хвороб, що забезпечив високу точність класифікації (97,14%). Запропонований підхід сприяє підвищенню обґрунтованості та персоналізації терапевтичних рішень і може бути використаний як основа для систем підтримки клінічного рішення в дерматології.

**Ключові слова:** математична модель, метод аналізу ієрархій, дерево рішень, atopічний дерматит, багатокритеріальна задача, HGBBoost

**Abstract.** The article considers the problem of choosing the optimal treatment strategy for patients with atopic dermatitis, which is multi-criteria and depends on clinical, individual and social factors. A hybrid approach is proposed that combines the Analytic Hierarchy Process (AHP) method to determine the significance weights of treatment criteria and a decision tree to model possible therapy scenarios and their results. The model allows systematizing the decision-making process, taking into account the uncertainty of the clinical response and the patient's personal priorities. In addition, for the task of differential diagnosis of atopic dermatitis forms, the XGBoost algorithm was used based on the analysis of 175 disease histories, which provided high classification accuracy (97.14%). The proposed approach contributes to increasing the validity and personalization of therapeutic decisions and can be used as the basis for clinical decision support systems in dermatology.

**Keywords:** mathematical model, Analytic Hierarchy Process, Decision Tree, Atopic Dermatitis, Multi-criteria Problem, HGBBoost

DOI: 10.31649/1681-7893-2025-50-2-223-232

### 1. ВСТУП

Атопічний дерматит (АтД) - це хронічне запальне захворювання шкіри, що характеризується різноманітним клінічним проявом, варіабельністю перебігу та індивідуальною реакцією пацієнтів на терапію. Враховуючи складну патофізіологію АтД, мультифакторність його проявів та велику кількість доступних терапевтичних опцій, вибір оптимальної стратегії лікування стає нетривіальним завданням як для клініциста, так і системи охорони здоров'я в цілому [1].

Сучасні підходи до прийняття медичних рішень вимагають урахування безлічі критеріїв: ступеня тяжкості захворювання, наявності супутніх патологій, способу життя, потенційної ефективності терапії та можливих побічних ефектів. Для структурованого аналізу таких багатокритеріальних завдань доцільно використовувати методи математичного моделювання. Одними з найбільш ефективних інструментів є метод аналізу ієрархій (АНР), що дозволяє оцінювати відносну значущість факторів, і дерево рішень, що забезпечує наочне уявлення про можливі варіанти розвитку подій.

### 2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРНИХ ДЖЕРЕЛ

Вибір підходів до лікування при atopічному дерматиті (АТ) є багатокритеріальним завданням, що включає облік клінічної ефективності, індивідуальних особливостей пацієнта, безпеки, вартості терапії та переваг. Для підтримки такого роду рішень активно застосовуються моделі багатокритеріального аналізу (MCDA), серед яких найбільшого поширення набули метод аналізу ієрархій (АНР) та дерева рішень.

У роботі [1] проведено систематичний огляд decision-analytic моделей у контексті atopічної екземи, який показав, що дерева рішень є одним із ключових інструментів для оцінки клінічної та економічної ефективності різних лікувальних стратегій. Однак вони рідко використовуються в поєднанні з АНР, незважаючи на їх додатковий потенціал.

Робота [2] пропонує гібридний MCDA-фреймворк, у якому поєднано АНР та інші методи багатокритеріального вибору. Автори наголошують, що подібні гібридні моделі покращують точність рішень в умовах медичної невизначеності та сприяють інтеграції експертних знань та об'єктивних даних.

Аналогічно, у дослідженні [3] було застосовано гібридну модель АНР-WASPAS у задачах оцінки ризиків, підтверджуючи високу ефективність АНР як методу структурування пріоритетів. Такий підхід потенційно адаптуємо у сфері дерматології, включаючи АТ.

На особливу увагу заслуговує робота [4], де розглядається тимчасовий груповий метод трізначного прийняття рішень для оцінки ефективності традиційної китайської медицини при АТ. Це дослідження демонструє, що інтеграція різних логік ухвалення рішень (у тому числі дерев рішень) дозволяє враховувати тимчасову динаміку та варіативність захворювання.

З методологічної точки зору [5] наголошує, що АНР (включаючи його нечіткі та гібридні форми) є одним із найчастіше використовуваних методів у охороні здоров'я, особливо в період пандемії COVID-19, завдяки своїй адаптивності та прозорості.

Нарешті, приклад з області дерматології представлений в [6], де описано гібридну систему підтримки клінічних рішень на основі глибокого навчання, об'єднану з логікою прийняття рішень для дерматозів, що вказує на тренд до синергії між алгоритмічними та експертними методами.

В роботах [7-9] розглянуто основні методи щодо аналізу зображень при atopічному дерматиті а також близьких областях [10-12] і їх застосування в телемедичних сервісах [13-20].

Проведений аналіз літератури підтверджує, що метод АНР ефективно застосовується для оцінки значущості критеріїв при виборі терапії.

Дерева рішень – ключовий інструмент моделювання клінічних сценаріїв. Гібридизація АНР та дерева рішень посилює обґрунтованість рішень за рахунок синтезу ієрархічної пріоритетизації та сценарного аналізу, що робить їх особливо перспективними для завдань персоналізованого лікування atopічного дерматиту.

Метою цієї статті є розробка та обґрунтування гібридної моделі, що поєднує метод аналізу ієрархій (АНР) та дерево рішень, для систематизації та підтримки процесу вибору оптимальної стратегії лікування пацієнта з atopічним дерматитом з урахуванням багатокритеріальності клінічних та індивідуальних факторів.

Гіпотеза дослідження полягає в тому, що застосування гібридної моделі, заснованої на методі аналізу ієрархій (АНР) та дереві рішень, дозволяє суттєво підвищити обґрунтованість, індивідуалізацію та клінічну ефективність вибору стратегії лікування пацієнтів з atopічним дерматитом порівняно з традиційними емпіричними підходами.

Наукова новизна дослідження полягає у розробці та застосуванні гібридної математичної моделі, що поєднує метод аналізу ієрархій (АНР) та дерево рішень, для багатокритеріального вибору стратегії лікування хворого з atopічним дерматитом. Вперше запропоновано структуру моделі, що дозволяє формалізувати суб'єктивні експертні оцінки, інтегрувати клінічні та індивідуальні параметри пацієнта, а також візуалізувати можливі сценарії лікування з оцінкою їх наслідків. Подібна інтеграція забезпечує більш точну та персоналізовану підтримку клінічного прийняття рішень в умовах невизначеності.

### 3. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ОБГОВОРЕННЯ

Запропонована модель дозволить використовувати сильні сторони обох підходів: МАІ – для структурування критеріїв та обліку суб'єктивних переваг, а Дерево Рішень – для моделювання послідовних етапів лікування та невизначеності результатів.

Основною метою гібридної моделі є представлення структурованого, заснованого на критеріях підходу, що враховує динаміку захворювання до вибору оптимальної початкової та наступних стратегій лікування для конкретного пацієнта з АтД.

Кроки побудови моделі:

Крок 1: Визначення ієрархії критеріїв (MAI).

Рівень 0: Головна мета полягає у виборі найкращої стратегії лікування АтД для пацієнта.

Рівень 1: Формування основних критеріїв оцінки стратегії. Це ключові фактори, за якими порівнюватимуть результати лікування. Наприклад, критерій ефективності лікування, який включає наступні параметри: швидкість досягнення відповіді; ступінь очищення шкіри (максимально досягнутий результат); тривалість ремісії та контроль над захворюванням. Критерій безпеки включає: показник ризику короткострокових побічних ефектів; показник ризику довгострокових побічних ефектів; показник тяжкості потенційних побічних ефектів; показник якості життя (зменшення сверблячки, поліпшення сну, зниження впливу на повсякденну активність/роботу/навчання (оцінка за DLQI тощо)). Критерій зручності та комплаєнтності включає: показник простоти застосування (частота, спосіб); показник необхідності частого моніторингу/візитів до лікаря; показник ймовірності дотримання режиму. Критерій вартості: показник прямих витрат на лікування (ліки, візити); показник непрямих витрат (втрата робочого дня).

Рівень 2 включає підкритерії. Наприклад, "ефективність" можна розбити на підкритерії "зниження індексу EASI", "зменшення площі ураження", "зниження інтенсивності сверблячки".

Визначення ваг критеріїв (MAI):

за допомогою методу парних порівнянь (MAI) визначається відносна важливість кожного критерію (і підкритерію) для конкретного пацієнта та лікаря. Наприклад, для пацієнта зі страхом побічних ефектів вага критерію "Безпека" буде вищою. Для пацієнта з важким свербінням, що впливає на сон, вага "Зменшення сверблячки" і "Поліпшення сну" буде більш значущою.

Результатом буде набір вагових коефіцієнтів нижнього рівня ієрархії.

Крок 2 полягає у побудові структури дерева рішень.

Початковим вузлом є вибір первинної стратегії лікування. Гілки відповідають можливим початковим варіантам: лише емоменти (для легких форм); емоменти + топічні глюкокортикостероїди (ТГКС) (різного ступеня активності); емоменти + топічні інгібітори кальциневрину (ТІК); фототерапія; системна терапія (Циклоспорин, Метотрексат, Азатиоприн); біологічна терапія (Дупілумаб, Тралокінумаб та ін); інгібітори (топічні або системні).

Вузли невизначеності: після вибору початкової стратегії слідують вузли, що відбивають можливі результати через певний проміжок часу (наприклад, 4, 8, 12 тижнів). Гілки представляють такі ймовірні результати: хороша відповідь (наприклад, EASI 75, немає значних побічних ефектів); часткова відповідь (наприклад, EASI 50-74, незначні побічні ефекти); недостатня відповідь/відсутність відповіді; непереносимість.

Ймовірності цих результатів повинні ґрунтуватися на даних клінічних досліджень, реальної практики чи експертних оцінках, бажано адаптованих під характеристики пацієнта (тяжкість, вік, фенотип АтД).

Залежно від результату на вузлі невизначеності виникають нові точки прийняття рішень. При добрій відповіді: продовжувати терапію? Перейти на підтримуючий режим (наприклад, проактивна терапія ТІК/ТГКС)? Зменшити інтенсивність?

При частковій відповіді: чи оптимізувати поточну терапію (збільшити дозу/частоту)? Додати інший препарат? Змінити терапію?

У разі недостатньої відповіді чи непереносимості: повністю змінити стратегію (перехід до інших гілок початкового вибору або до опцій другої/третьої лінії)?

Термінальні вузли (Terminal Nodes) – кінцеві точки дерева, що становлять стан пацієнта після певного періоду (наприклад, 1 рік) або досягнення певного стабільного стану (наприклад, стійка ремісія, контроль підтримуючої терапії, перехід на паліатив).

Крок 3 полягає в інтеграції MAI до Дерева Рішень (гібридизація).

Оцінка термінальних вузлів за допомогою MAI: кожен термінальний вузол дерева описується набором характеристик, які відповідають критеріям ієрархії MAI (Крок 1). Наприклад, термінальний вузол "стійка ремісія на підтримуючій терапії дупілумабом" матиме оцінки ефективності (EASI<5, свербіж=0), безпеки (низький ризик ПЕ), КЖ (DLQI<2), зручності (ін'єкції раз на 2 тижні), вартості (висока) і т.д.

Для кожного термінального вузла розраховується інтегральна оцінка корисності (або "бажаності") з використанням ваг критеріїв, отриманих на кроці 1. Це робиться шляхом застосування стандартної процедури MAI: оцінки характеристик вузла за шкалою MAI щодо "ідеального" результату за кожним критерієм та подальшого зваженого підсумовування.

Кожен термінальний вузол отримує числову оцінку, що відбиває його загальну привабливість з урахуванням всіх виважених критеріїв.

Зворотний прохід по дереву полягає в наступному: починаючи з термінальних вузлів розраховується очікувана корисність для кожного вузла невизначеності. Вона дорівнює сумі творів корисності кожного результату за його ймовірність. (Очікувана корисність =  $\sum$  (Корисність виходу \* Ймовірність виходу)). Для кожного вузла рішення вибирається та гілка (то дія/стратегія), яка веде до максимальної очікуваної корисності.

Крок 4: Полягає у ухваленні рішення. Шлях від початкового вузла рішення до термінального вузла, який максимізує очікувану інтегральну корисність (розраховану за допомогою МАІ та дерева рішень), є динамічною стратегією лікування, що рекомендується для даного пацієнта.

Модель показує як кращу початкову стратегію, а й оптимальні наступні кроки залежно від реакції пацієнта лікування.

Таким чином, до переваг запропонованої гібридної моделі можна віднести: облік багатокритеріальності, яка дозволяє МАІ формально зважити та врахувати безліч факторів (ефективність, безпека, КЗ, вартість, зручність). Персоналізацію – ваги критеріїв у МАІ налаштовуються під індивідуальні пріоритети пацієнта та лікаря. Характеристики пацієнта можуть впливати на ймовірність у дереві рішень.

Моделювання динаміки та невизначеності: дерево рішень явно відображає послідовність кроків та ймовірнісні наслідки лікування.

Структурованість – надає чіткий та логічний фреймворк для складного процесу ухвалення рішень.

До недоліків та обмежень моделі слід віднести такі фактори: точність ваг залежить від послідовності та адекватності суджень експертів/пацієнтів при парних порівняннях. Дерево може стати дуже великим і складним, особливо при врахуванні безлічі опцій та тривалого горизонту планування. Може знадобитися спрощення або фокусування на ключових етапах. Реалізація такої моделі потребує спеціалізованого програмного забезпечення або суттєвих зусиль щодо програмування.

Для математичної формалізації гібридної моделі введемо такі позначення:

Ієрархія критеріїв (МАІ). Нехай  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$  – множина опорних критеріїв оцінки стратегії лікування (Рівень 1). Для кожного критерія  $c_i$ , може існувати множина підкритеріїв  $S_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{in}\}$  (Рівень 2 і нижче).

Вагу критерія  $c_i$ , отриману у результаті парних порівнянь МАІ, позначимо як  $\omega_i$ , де  $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$  й  $\omega_i \geq 0$ .

Аналогічно, якщо існують підкритерії, вагу підкритерія  $s_{ij}$  відносно критерія  $c_i$  позначимо як  $\omega_{ij|i}$ , де  $\sum_{j=1}^{m_i} \omega_{ij|i} = 1$  й  $\omega_{ij|i} \geq 0$ .

Глобальна вага підкритерія  $s_{ij}$  буде  $W_{ij} = \omega_i \cdot \omega_{ij|i}$ . Ваги усіх критеріїв і підкритеріїв нижнього рівня повинні у сумі давати 1.

Дерево рішень. Нехай  $D = \{d_1, d_2, \dots, d_k\}$  – множина ймовірних початкових стратегій лікування (початковий вузел рішення).

Після обрання стратегії  $d_r$ , через певний період часу може настати один з зможливих наслідків  $O = \{o_1, o_2, \dots, o_p\}$  (вузли невизначеності).

Вірогідність наслідку  $o_j$  після застосування стратегії  $d_r$  позначимо як  $P(o_j|d_r)$ , де  $\sum_{j=1}^p P(o_j|d_r) = 1$  й  $P(o_j|d_r) \geq 0$ . Ці вірогідності можуть залежати від характеристик пацієнта.

У залежності від наслідку  $o_j$ , можуть бути прийняті наступні рішення  $D_{rj} = \{d_{rj1}, d_{rj2}, \dots\}$ .

Термінальні вузли  $T$  являють собою кінцеві стани пацієнта після певної послідовності рішень та наслідків. Кожен термінальний вузол  $t \in T$  характеризується набором значень за критеріями (й підкритеріями) з МАІ. Позначимо значення  $i$ -го критерія (або  $j$ -го підкритерія) для термінального вузла  $t$  як  $v_{it}$  (або  $v_{ijt}$ ).

Інтеграція МАІ у дерево рішень. Для кожного термінального вузла  $t$ , інтегральна оцінка корисності  $U(t)$  розраховується як виважена сума значень за критеріями (або підкритеріями) з використанням ваг, отриманих у МАІ. Якщо використовуються тільки основні критерії (1):

$$U(t) = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot u_i(v_{it}) \quad (1)$$

де  $u_i(v_{it})$  – функція корисності, що перетворює значення критерію  $v_{it}$  у шкалу корисності (наприклад, від 0 до 1, де 1 – краще значення). Вибір шкали корисності може бути лінійним або нелінійним у залежності від природи критерія.

Якщо використовуються підкритерії, інтегральна оцінка корисності буде (2):

$$U(t) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{m_i} W_{ij} \cdot u_{ij}(v_{ijt}) \quad (2)$$

де  $u_{ij}(v_{ijt})$  – функція корисності для підключення  $s_{ij}$  зі значенням  $v_{ijt}$ .

Очікувана корисність для вузла невизначеності, що слідує за рішенням  $d_r$ , розраховується як (3):

$$E[U|d_r] = \sum_{j=1}^P P(o_j|d_r) \cdot U(t_{rj}) \quad (3)$$

де  $t_{rj}$  – термінальний вузел, досягнутий після результату  $o_j$  й подальших оптимальних рішень.

Для кожного з вузлів рішення обирається стратегія, максимізуюча очікувану корисність. На початковому етапі обирається стратегія  $d^*$  така, що (4):

$$d^* = \arg \max_{d_r \in D} \{E[U|d_r]\} \quad (4)$$

Приклад чисельних розрахунків. Припустимо, для конкретного пацієнта визначено два основних критерії з їх вагами:

ефективність ( $C_1$ ):  $\omega_1 = 0.6$

безпечність ( $C_2$ ):  $\omega_2 = 0.4$

Розглянемо спрощену частину дерева рішень із двома початковими стратегіями:

$d_1$ : топічні ГКС середньої сили впливу;

$d_2$ : топічні інгібітори.

Через 8 тижнів для кожної стратегії можливі два результати з їх ймовірностями (заснованими на клінічних даних для даного типу пацієнта):

для  $d_1$  (топічних ГКС середньої сили):

$o_{11}$ : добрий відгук (EASI 75, мінімальні побочні ефекти),  $P(o_{11}|d_1) = 0.7$

$o_{12}$ : часткова відповідь (EASI 50, легке почервоніння),  $P(o_{12}|d_1) = 0.3$

для  $d_2$  (топічних інгібіторів):

$o_{21}$ : часткова відповідь (EASI 60, легкий свербіж),  $P(o_{21}|d_2) = 0.6$

$o_{22}$ : нежостатня відповідь (EASI 30, незначний свербіж),  $P(o_{22}|d_2) = 0.4$

Тепер необхідно оцінити термінальні вузли, що відповідають цим результатам, за критеріями ефективності та безпеки та перетворити ці оцінки на шкалу корисності (наприклад, від 0 до 1, де 1 - краще).

Припустимо наступні оцінки корисності кожного результату за обома критеріями (значення умовні і вимагають експертної оцінки) (Табл. 1):

Таблиця 1 – Оцінки корисності кожного результату

Результат	Ефективність (0-1) $u_1(v_{1t})$	Безпечність (0-1) $u_2(v_{2t})$
$o_{11}$ (ГКС, добрий)	0.8	0.9
$o_{12}$ (ГКС, частковий)	0.5	0.7
$o_{21}$ (ГКС, чвстковий)	0.6	0.8
$o_{22}$ (ГКС, недостатній)	0.	1.0

Розрахуємо інтегральну корисність для кожного термінального вузла:

$$U(t_{11}) = (0.6 \cdot 0.8) + (0.4 \cdot 0.9) = 0.48 + 0.36 = 0.84$$

$$U(t_{12}) = (0.6 \cdot 0.5) + (0.4 \cdot 0.7) = 0.30 + 0.28 = 0.58$$

$$U(t_{21}) = (0.6 \cdot 0.6) + (0.4 \cdot 0.8) = 0.36 + 0.32 = 0.68$$

$$U(t_{22}) = (0.6 \cdot 0.2) + (0.4 \cdot 1.0) = 0.12 + 0.40 = 0.52$$

Тепер розрахуємо очікувану корисність кожної початкової стратегії:

$$E[U|d_1] = P(o_{11}|d_1) \cdot U(t_{11}) + P(o_{12}|d_1) \cdot U(t_{12}) = (0.7 \cdot 0.84) + (0.3 \cdot 0.58) = 0.588 + 0.174 = 0.762$$

$$E[U|d_2] = P(o_{21}|d_2) \cdot U(t_{21}) + P(o_{22}|d_2) \cdot U(t_{22}) = (0.6 \cdot 0.68) + (0.4 \cdot 0.52) = 0.408 + 0.208 = 0.616$$

Порівнюючи очікувані корисності,  $E[U|d_1] > E[U|d_2]$  ( $0.762 > 0.616$ ). Отже, на даному етапі гібридна модель рекомендує як первинну стратегію лікування топічні глюкокортикоїди середньої сили ( $d_1$ ) для цього конкретного пацієнта з урахуванням заданих ваг критеріїв та ймовірностей результатів.

Подальше розгалуження дерева рішень буде включати наступні рішення в залежності від того, чи була досягнута хороша або часткова відповідь, і оцінка цих подальших сценаріїв аналогічним чином.

## БІОМЕДИЧНІ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ ТА ПРИЛАДИ

Запропонована гібридна модель MAI та Дерева рішень є потужним інструментом підтримки прийняття клінічних рішень при АтД. Вона дозволяє об'єднати структурований багатокритеріальний аналіз із моделюванням динамічних та невизначених процесів лікування, забезпечуючи більш персоналізований та обґрунтований вибір терапевтичної стратегії. Важливо пам'ятати, що це інструмент підтримки, а остаточне рішення завжди залишається за лікарем з урахуванням думки пацієнта.

Слід відзначити, що MAI базується на експертних судженнях та попарних порівняннях, а не на емпіричних клінічних даних. Це означає, що результати моделі (узагальнений показник випадкової узгодженості) відображають сприйняття важливості критеріїв експертами, а не їхню реальну прогностичну силу в клінічному датасеті.

У патогенезі АтД симптоми не є незалежними. XGBoost краще відображає цю біологічну складність, знаходячи, наприклад, що поєднання "Спадковості" і "Початку загострень" має нелінійно вищий вплив, ніж сума їхніх індивідуальних ваг. MAI погано масштабується. Додавання нових біомаркерів або генетичних даних вимагає перевизначення всіх експертних матриць. Метод XGBoost дуже добре масштабується, модель легко інтегрує додаткові ознаки (досить додати стовпець у датасет) і перенавчається, що робить її ідеальною для використання великих масивів даних у майбутньому.

Метод XGBoost є технологічно досконалішим і клінічно релевантним методом для створення інтелектуальної системи підтримки рішень у диференціальній діагностиці АтД. Він ґрунтується на об'єктивних емпіричних даних та дозволяє краще зрозуміти фактичний внесок кожного клінічного критерію в діагностичний процес, замінюючи суб'єктивну оцінку MAI.

Однак, з позиції сучасної діагностичної практики, цей метод має суттєві обмеження. Використання методу XGBoost замість MAI є обґрунтованим і відповідає принципам доказової та дата-орієнтованої медицини.

Для побудови моделі диференціальної діагностики було використано датасет, який містить дані 175 історій хвороб пацієнтів з atopічним дерматитом (АД) віком від 3 до 6 років.

Модель використовує  $N=10$  діагностичних критеріїв, які виступають як вхідні ознаки ( $X_i$ ). Ці критерії включають кількісні та категоріальні показники (Табл. 2).

Таблиця 2 – Діагностичні критерії

№	Ознака ( $X_i$ )	Тип	Коментар
$X_1$	Сезонність	Бінарна	1 (Так) / 0 (Ні)
$X_2$	Зуд	Бінарна	1 (Так) / 0 (Ні)
$X_3$	Тр. Заг. (міс)	Кількісна	Тривалість загострень до госпіталізації (міс.)
$X_4$	Поч. Заг. (міс)	Кількісна	Вік початку загострень (міс.)
$X_5$	Част. заг.	Порядкова	1 (1 раз/рік), 2 (2-3 рази/рік), 3 (4+ рази/рік)
$X_6$	Спадковість	Бінарна	1 (Так) / 0 (Ні)
$X_7$	Вік (р)	Кількісна	Вік пацієнта (роки)
$X_8$	Год. (міс)	Кількісна	Тривалість натурального годування (міс.)
$X_9$	Соц. ум.	Бінарна	1 (задов.), 0 (незадов.)
$X_{10}$	Алергія на медикаменти	Бінарна	1 (Так) / 0 (Ні)

Цільова змінна ( $Y$ ) є багатокласовою і визначає одну з  $K=4$  форм АД, які необхідно диференціювати (5):

$$Y \in \{C_1, C_2, C_3, C_4\} \quad (5)$$

де  $C_1$  – Екссудативна,  $C_2$  – Еритемато-сквамозна,  $C_3$  – Пуригіозна,  $C_4$  – Ліхеноїдна форми АтД.

Для розв'язання задачі багатокласової класифікації використано метод Extreme Gradient Boosting (XGBoost), який є оптимізованою реалізацією ансамблевого навчання на основі градієнтного бустингу на деревах рішень.

Модель XGBoost шукає функцію  $F(x)$ , яка мінімізує емпіричний ризик на навчальній вибірці  $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^m$  (6):

$$F(x) = \sum_{k=1}^K f_k(x) \tag{6}$$

де  $f_k(x)$  – це функція, представлена k-м деревом рішень, яке додається послідовно. Мета навчання полягає у мінімізації цільової функції  $L(F)$  (7):

$$L(F) = \sum_i l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_k \Omega(f_k) \tag{7}$$

де:  $l(y_i, \hat{y}_i)$  – функція втрат (для багатокласової класифікації використовується логістична функція втрат, або Softmax), яка вимірює різницю між фактичним класом  $y_i$  та прогнозованим  $\hat{y}_i$ .  $\Omega(f_k)$  – терм регуляризації, який контролює складність моделі (дерев  $f_k$ ), запобігаючи перенавчанню (8):

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \tag{8}$$

де  $T$  – кількість листків у дереві,  $\omega_j$  — вага (оцінка) листка,  $\gamma$  та  $\lambda$  — параметри регуляризації.

Модель XGBoost була налаштована з такими гіперпараметрами:

objective: 'multi:softmax' (для багатокласової класифікації);

num\_class: 4 (кількість форм АтД);

n\_estimators: 100 (кількість дерев у ансамблі);

learning\_rate: 0.1 (швидкість навчання, що контролює внесок кожного нового дерева).

Набір даних було розділено на навчальну (Training) та тестову (Testing) вибірки у співвідношенні 80%/20% відповідно ( $m_{train}=140$ ,  $m_{test}=35$ ). Використовувалось стратифіковане розділення (stratify=Y) для забезпечення пропорційного представлення всіх  $K=4$  класів у обох вибірках.

Для розрахунків були взяті дані 175 історій хвороб пацієнтів з різними формами АтД у віці 2-6 (табл 3).

Таблиця 3 – Приклад даних для розрахунку (перші 10 історій хвороб)

№	Наявність фактору сезонності	Наявність фактору зуду	Тривалість загострень до моменту госпіталізації (міс)	Початок загострень (міс)	Кількість загострень у рік	Наявність фактору спадковості	Вік пацієнта (р)	Тривалість натурального годування (міс)	Соціально-побутові умови проживання	Алергія на медикаменти	Форма АД (Ціль)
1	1	1	2	4	2	1	4	5	0	1	1
2	0	1	1	6	3	1	3	3	0	1	1
3	0	0	0	12	1	0	5	9	1	0	2
4	1	1	3	8	2	1	2	6	0	0	1
5	0	1	1	10	1	0	6	12	1	0	4
6	1	1	2	3	3	1	4	4	0	1	3
7	0	0	0	15	1	0	5	10	1	0	2
8	1	1	1	5	2	1	3	6	1	1	3
9	0	1	0	7	1	0	2	8	1	0	4
10	1	1	2	6	2	1	4	3	0	1	1

Отримані результати були представлені у вигляді графіка (рис. 1).

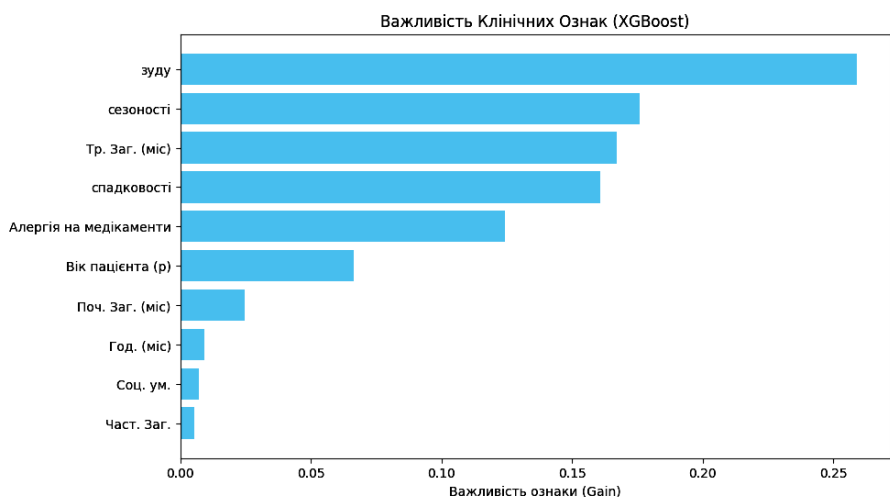


Рисунок 1 – Важливість клінічних ознак для діагностування форми atopічного дерматиту

Графік являє собою горизонтальну стовпчасту діаграму, де довжина кожного стовпця відображає відносну важливість відповідної клінічної ознаки (критерію) для класифікації форми захворювання.

Ознаки, що мають найбільше значення (найдовші стовпці), є вирішальними діагностичними факторами для моделі:

Наявність фактору зуду: є найважливішим критерієм. Це означає, що інформація про наявність чи відсутність сильного свербіжжя дозволяє моделі зробити найбільш значущий поділ у даних, ефективно відокремлюючи, наприклад, ексудативну та пуригіозну форми від еритемато-сквамозної.

Тривалість загострень до моменту госпіталізації (Тр. Заг. (міс)): цей кількісний показник є другим за важливістю. Тривалість, як правило, корелює з важкістю та хронічністю процесу, що є критичним для диференціації форм.

Наявність фактору спадковості (Спадковість): третій значущий фактор. Спадкова схильність є фундаментальною для діагностики АД і допомагає моделі встановити базову категорію ризику.

В порівнянні з MAI: ці три критерії (Зуд, Тривалість, Спадковість), які є найбільш важливими для моделі XGBoost, співпадають з висновками, отриманими за допомогою класичного Методу Аналізу Ієрархій (MAI) у самій статті. Це підтверджує надійність цих клінічних ознак як ключових діагностичних маркерів, незалежно від методу їхнього аналізу (експертна оцінка чи машинне навчання).

Запропонований спосіб дозволив чітко диференціювати 4 форми atopічного дерматиту. Загальна точність методу склала 97,14%, це означає, що з 35 тестових пацієнтів модель помилилася лише в одному пацієнті. Для оцінки був використаний метод Відкладеної вибірки (Holdout Method) для цього весь доступний датасет (175 історій хвороби) був випадковим чином розділений на дві незалежні частини: навчальну вибірку та тестову (або валідаційну). 140 записів (80%) використовувалися для навчання моделі XGBoost, а 35 записів (20%) — для її тестування. Використовувалось стратифіковане розділення (stratify=Y) для забезпечення пропорційного представлення всіх K=4 класів у обох вибірках. Точність обчислювалась шляхом порівняння прогнозів моделі з фактичними діагнозами в тестовій вибірці.

Показник загальної точності (частка правильно класифікованих пацієнтів  $N_T$  від загальної кількості пацієнтів  $N$  у тестовій вибірці) розраховувався згідно формули (9):

$$A = \frac{N_T}{N} \quad (9)$$

Метрики Precision, Recall, F1-Score показують точність не загалом, а для кожного окремого класу форми АД (Табл. 4):

Таблиця 4 – Розрахунок метрик точності

	percision	recll	f1-score	support
Ексудативна (1)	1.	0.93	0.97	15
Еритемато-скв. (2)	1.	1.	1.	4
Пуригіозна (3)	0.9	1.	0.96	12
Ліхеноїдна (4)	1.	1.	1.	4

Метрика Precision (Точність) показує яка частка пацієнтів, яким модель поставила діагноз "Ексудативна форма", дійсно має цю форму. Метрика Recall (Повнота) показує частку пацієнтів з фактичною "Ексудативною формою", виявлених моделлю. F1-Score показує гармонійне середнє між Precision та Recall.

### ВИСНОВКИ

Модель XGBoost продемонструвала високу ефективність у задачі багатокласової класифікації форм АД, досягнувши точності 97,14% на тестовій вибірці.

Найбільш значущими ознаками для класифікації виявились: наявність зуду, тривалість загострень до госпіталізації та спадковість.

Збіг результатів моделі з висновками методу аналізу ієрархій (MAI) свідчить про узгодженість між експертною оцінкою та машинним навчанням.

Запропонований гібридний підхід може бути використаний як основа для створення клінічної системи підтримки прийняття рішень у дерматології.

Використання стратифікованого розділення даних забезпечило рівномірне представлення всіх форм АД, що підвищило достовірність результатів.



**ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ / REFERENCES**

1. McManus, E., Sach, T., & Levell, N. (2018). The use of decision–analytic models in atopic eczema: A systematic review and critical appraisal. SpringerLink.PDF: [https://ueaeprints.uea.ac.uk/id/eprint/64854/1/Accepted\\_manuscript.pdf](https://ueaeprints.uea.ac.uk/id/eprint/64854/1/Accepted_manuscript.pdf)
2. Hongxia, W., Juanjuan, G., Han, W., & Wenlong, L. (2024). An integration of hybrid MCDA framework to the statistical analysis of computer-based health monitoring applications. *Frontiers in Public Health*, <https://doi.org/10.3389/fpubh.2023.1341871>. PDF: <https://www.frontiersin.org/journals/publichealth/articles/10.3389/fpubh.2023.1341871/pdf>
3. Ayvaz, B., Tatar, V., Sağır, Z., & Pamucar, D. (2024). An integrated Fine-Kinney risk assessment model utilizing Fermatean fuzzy AHP-WASPAS for occupational hazards in the aquaculture sector. *Expert Systems with Applications*, ScienceDirect. PDF: <https://acikerisim.ticaret.edu.tr/bitstreams/5240c23d-9bcc-4833-b033-777648580daa/download>
4. Chu, X., Sun, B., Mo, X., Liu, J., Zhang, Y., & Weng, H. (2023). Time-series dynamic three-way group decision-making model and its application in TCM efficacy evaluation. *Artificial Intelligence Review*, SpringerLink
5. Sotoudeh-Anvari, A. (2022). The applications of MCDM methods in COVID-19 pandemic: A state of the art review. *Applied Soft Computing*, ScienceDirect. PDF: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9245376/pdf/main.pdf>
6. Mittal, R., Jeribi, F., Martin, R. J., & Malik, V. (2024). Dermcdsm: Clinical decision support model for dermatosis using systematic approaches of machine learning and deep learning. *IEEE Xplore*, <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10459206/> PDF: <https://ieeexplore.ieee.org/iel7/6287639/6514899/10459206.pdf>
7. Avrunin O. Development of Automated System for Video Intermatoscopy / O. G. Avrunin, V. Klymenko, A. Trubitsyn, O. Isaeva // *Proceedings of the IX International Scientific and Practical Conference International Trends in Science and Technology Vol.2, January 31, 2019, Warsaw, Poland.* – P. 6-9.
8. Trubitsyn, A. A., Isaeva, O. A., Klimenko, V. A., Avrunin, O. G. (2019), "Instrumental methods for assessing the condition of the skin in atopic dermatitis", *Science and technology*, No. 20, P. 180–187.
9. Avrunin, O., Trubitsyn, A., Isaeva, O., Klymenko, V. (2020), "Possibilities for assessing the effectiveness of treatment of atopic dermatitis based on analysis of color characteristics of video dermatoscopic images", *Innovative Technologies and Scientific Solutions for Industries*, No. 2 (12), P. 127–133. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2020.12.127>
10. Nosova, Ya. V. Development of the method of express diagnostics of bacterial microflora of the nasal cavity / Ya. V. Nosova, H. Farouk, O.G. Avrunin // *Problems of information technologies.* -Kherson, 2013. -No 13. -P. 99-104.
11. Intellectual technologies in medical diagnostics, treatment and rehabilitation: monograph / [S.V. Pavlov, O.G. Avrunin, S.M. Zlepko, E.V. Bodiatskiy et al.]; edited by S. Pavlova, O. Avrunina. – Vinnytsia: PP “TD “Edelweiss and K”, 2019. – 260 p.
12. Misochenko S. Yu. Research on the use of probabilistic methods in the field of biomedical image processing / S. Yu. Misochenko, K. G. Selivanova, O. G. Avrunin // *Information technologies: science, engineering, technology, education, health: abstracts of the reports of the XX International Scientific and Practical Conference MicroCAD2022, October 19-21, 2022 – Kharkiv: NTU “KhPI”, 2022.* – P. 902.
13. Kolisnyk, K., Deineko, D., Sokol, T., Kutsevlyak, S., & Avrunin, O. (2019). Application of modern internet technologies in telemedicine screening of patient conditions. *IEEE International Scientific-Practical Conference: Problems of Infocommunications Science and Technology, PIC S and T*, 459-464. doi: <https://doi.org/10.1109/PICST47496.2019.9061252>.
14. Sokol, Y., Avrunin, O., Kolisnyk, K., & Zamiatin, P. (2020). Using medical imaging in disaster medicine. Paper presented at the 2020 IEEE 4th International Conference on Intelligent Energy and Power Systems, IEPS 2020 - Proceedings, 287-290. doi: <https://doi.org/10.1109/IEPS51250.2020.9263175>
15. Avrunin, O., Kolisnyk, K., Nosova, Y., Tomashevskiy, R., & Shushliapina, N., “Improving the methods for visualization of middle ear pathologies based on telemedicine services in remote treatment,”. Paper presented at the 2020, IEEE KhPI Week on Advanced Technology, KhPI Week 2020 – Conference Proceedings, 347-350. doi: <https://doi.org/10.1109/KhPIWeek51551.2020.9250090>.

16. Selivanova K. G., Avrunin O. G. "Quality improvement of diagnosis of the electromyography data based on statistical characteristics of the measured signals ", Proc. SPIE 10031, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2016, 100312R <https://doi.org/10.1117/12.2248953>.
17. Pavlov S. V., Avrunin O. G., Zlepko S. M., Bodiatsky E. V., Kolisnyk P. F., Lysenko O. M., Chaykovsky I. A., Filatov V. O. Intelligent technologies in medical diagnostics, treatment and rehabilitation: monograph. Vinnytsia: PP "TD "Edelweiss and K", 2019. 260 p.
18. Kozhem'yako V. P. Optical-electronic methods and tools for processing and analyzing biomedical images [monograph] / V. P. Kozhem'yako, S. V. Pavlov, K. I. Stanchuk. – Vinnytsia: UNIVERSUM, 2006 – 203 p.
19. Pavlov S. V. Information Technology in Medical Diagnostics //Waldemar Wójcik, Andrzej Smolarz, July 11, 2017 by CRC Press - 210 Pages.
20. Wójcik W., Pavlov S., Kalimoldayev M. Information Technology in Medical Diagnostics II. London: (2019). Taylor & Francis Group, CRC Press, Balkema book. – 336 Pages.

*Надійшла до редакції 15.07.2025р.*

**ТРУБИЦІН ОЛЕКСІЙ ОЛЕКСІЙОВИЧ** – асистент Харківського національного університету радіоелектроніки, Харків, Україна, *e-mail: [oleksii.trubitsyn@nure.ua](mailto:oleksii.trubitsyn@nure.ua)*

**АВЕР'ЯНОВА ЛІЛІЯ ОЛЕКСАНДРІВНА** – к.т.н, доцент Харківського національного університету радіоелектроніки, Харків, Україна, *e-mail: [lilya.averyanova@nure.ua](mailto:lilya.averyanova@nure.ua)*

OLEKSI TRUBITSYN, LILIIA AVERIANOVA  
**A HYBRID APPROACH BASED ON ANALYSIS OF HIERARCHIES AND DECISION TREE  
METHODS TO SUBSTITUTE TREATMENT TACTICS FOR PATIENTS WITH ATOPIC  
DERMATITIS**

Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv