

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.08>

УДК 004.4'2

Інтелектуальна технологія отримання погодних рекомендацій

Бойченко Владислав Ігорович¹⁾

<https://orcid.org/0009-0008-2030-9706>; schoolgmai@gmail.com

Зіноватна Світлана Леонідівна¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9190-6486>; zinovatnaya.svetlana@op.edu.ua. Scopus Author ID: 57219779480

¹⁾ Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

АНОТАЦІЯ

Актуальність. У роботі представлено технологію для отримання погодних рекомендацій, описано її математичну складову та використання системи машинного навчання, а також реалізацію у вигляді програмного продукту. Подібні системи у сучасних галузях є актуальними, оскільки вирішують задачу отримання своєчасних та якісних погодних даних для подальшого прийняття рішень щодо планування робіт, наприклад, в астрофотографії. Визначено 7 критичних характеристик для оцінювання погодних явищ: стабільність атмосфери, хмарність, температуру, вологість, прозорість, швидкість вітру та кількість опадів. **Метою роботи** є покращення точності та швидкості планування виїздів для астрономічного фотографування. **Методи.** Обґрунтовано використання конкретних методів нормалізації даних та їх вплив на кінцевий результат. **Наукова новизна.** Визначена математична модель для нормалізації й інтерполяції кожного важливого критерію погоди. Обґрунтовано коефіцієнти для перетворення окремих нормалізованих погодних характеристик в оцінку погодних явищ для рекомендацій. У роботі описано динамічний механізм оброблення відгуків користувачів щодо джерел інформації та його інтеграцію у процес формування рекомендацій. Обґрунтовано використання машинного навчання для класифікації та оцінки відгуків. Розглянуто проблеми використання штучного інтелекту для завдань аналізу настрою тексту та реалізовано рішення для цих проблем, запропоновані у тематичних дослідженнях. Визначено систему коригування ваг на базі відгуків користувачів та машинного навчання. **Результати.** Розроблено програмне забезпечення для реалізації запропонованої технології. **Висновки.** Представлена технологія здатна автоматично збирати погодні дані для обробки з різних джерел, нормалізувати та стандартизувати їх, враховувати точність окремих джерел, створювати композиційний бал для оцінки придатності погодних умов та генерувати рекомендації персоналізовані для визначених погодних умов. Створений програмний продукт зменшує когнітивне навантаження на астрономів, дозволяючи ефективніше планувати свій час.

Ключові слова: погода; нормалізація даних; штучний інтелект; рекомендації; машинне навчання; астрофотографія.

Для цитування: Бойченко В. І., Зіноватна С. Л. «Інтелектуальна технологія отримання погодних рекомендацій». *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 1 (3): 97–106. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.08>

Актуальність. Перегляд метеорологічних прогнозів є повсякденною справою, якою займається майже кожна людина, але у деяких галузях точність, швидкість та доступність цих даних має критичне значення. Точне прогнозування екстремальних атмосферних умов має важливе значення для різних наукових та інженерних програм, від моніторингу навколишнього середовища до прогнозування космічної погоди та підвищення стійкості міст до зміни клімату. [1]. Наприклад, в галузі астрофотографії погодні умови безпосередньо впливають на кінцевий результат. Великою проблемою при організації виїзду для фотографа є інтерпретація цих погодних умов, бо не можна визначити якість погоди лише за відсутністю або присутністю хмар. Негативний ефект вітру, температури, прозорості, стабільності атмосфери та інших погодних умов на якість отриманої фотографії добре досліджено [2]. Сама мінливість погодних умов також ускладнює завдання планування. Також кожний сервіс погодного аналізу використовує свій унікальний алгоритм для прогнозування погодних явищ, що призводить до похибок прогнозу, залежних від конкретного сервісу.

Для вирішення проблеми планування створено цілу низку сервісів, що намагаються прогнозувати погодні явища, але вони не вирішують саму проблему інтерпретації отриманих даних. У роботі пропонується вирішувати проблему інтерпретації створенням певного індексу придатності погоди та його використанням для генерації рекомендацій штучним інтелектом. Індекс придатності погоди можна коригувати відповідно до потреб конкретної галузі, але як приклад у роботі розглянута астрофотографія.

Мета дослідження полягає у покращенні точності та швидкості планування виїздів для астрономічного фотографування.

Огляд літератури. Прогнозування погоди є важливою задачею для багатьох дослідників. В [1] представлений емпіричний підхід до прогнозування максимального атмосферного тиску і температури з використанням емпіричних моделей, заснованих на статистичних параметрах. Від погодних умов залежить тропосферна затримка, яка впливає на поширення сигналів глобальних навігаційних супутникових систем через атмосферу Землі. В [3] оцінюються можливості рекурентних нейронних мереж для прогнозування параметрів тропосфери з використанням численних моделей погоди в якості вхідних даних, власне вхідними параметрами є температура, тиск, відносна вологість, опади, швидкість вітру і геопотенціал. У [4] розглянуто використання машинного навчання для прогнозування атмосферних параметрів, насамперед атмосферної стабільності або «seeing» та описано розроблений фреймворк машинного навчання, який успішно прогнозує атмосферну стабільність та знижує середньоквадратичну похибку при підрахунку останньої. В [5] описана модель на основі машинного навчання, розроблена з використанням методу сигнатури, для опису атмосферних профілів з використанням тривимірних векторів, що становлять тиск, температуру та вологість.

Однак у разі різнорозмірних та різнотипних критеріїв при їх аналізі потрібне зведення значень до єдиної безрозмірної шкали. Для забезпечення складання (інтеграції) даних пошук придатного методу нормалізації є складною задачею. В [6] зазначено, що складання даних і агрегування критеріїв є схожими процесами об'єднання значень, або з критеріїв, або з датчиків, для отримання загального балу, і описано, зокрема, використання попарного підходу для оцінки альтернативи за набором критеріїв для багатокритеріального методу аналітичної ієрархії. Вплив методів нормалізації на багатокритеріальний аналіз розглянуто у [7], показано ефективність нелінійних методів нормалізації у кліматичних моделях. Вплив нормалізації на розподіл ймовірностей розглянуто в [8] та продемонстровано ефективність методу Min-Max scaling у системах оцінювання з обмеженнями, релевантними до представленої технології.

Основна частина. Першим етапом технології є збирання масиву погодних даних з множини провайдерів прогнозу погоди. Для зменшення залежності від кожного окремого провайдера використано архітектуру, що передбачає використання багатьох джерел погодного прогнозування, з метою покращення кінцевих рекомендацій шляхом агрегації знань. Кожне джерело проєктується як замінне, що дозволяє усереднити дефекти окремого сервісу.

Подібне рішення створює потребу в стандартизації та нормалізації даних від різних джерел, при цьому метод нормалізації значно впливає на фінальний результат. Наведені дослідження [8] демонструють можливість методу Min-max scaling до збереження пропорцій між мінімальними та максимальними значеннями без викривлення граничних значень. Алгоритми з фокусом на жорсткі межі працюють ефективніше при використанні статичного діапазону. Відповідно до цього, сформовано вимогу формувати отримані результати в діапазон від 0 до 100.

Для аналізу придатності погоди обрано 7 найбільш важливих характеристик, а саме температуру, стабільність атмосфери, прозорість, швидкість вітру, покриття хмарами, вологість та опади. Вибір найбільш критичних характеристик проведено з врахуванням прикладних досліджень у області [9]. Кожен з наведених факторів вносить унікальний внесок у якість погодних умов, у зв'язку з чим формула нормалізації обирається окремо для кожного критерію.

Хмарність S є важливою характеристикою у контексті астрофотографії. Використання лінійного масштабування у цьому випадку неможливо через рівномірне зниження сигналу, а саме світла, навіть при тонкому покритті неба. Робота [10] демонструє різке зниження прозорості та збільшення яскравості неба за рахунок фонового світлового забруднення. Згідно цьому, покриття неба у 20–30 відсотків знижує якість отриманого результату

нелінійно. Додання степеня 1.5 дозволяє врахувати цю залежність та пропонує агресивне штрафування великої хмарності при хмарності більше 50 % зі збереженням високих балів при малому покритті неба.

Враховуючи ці характеристики, нормалізація хмарності відбувається за наступною формулою:

$$S_{cloud} = 100 \cdot \left(1 - \frac{C}{100}\right)^{1.5}. \quad (1)$$

Швидкість вітру v демонструє повноцінне використання методу Min-Max scaling. Для критерію встановлено мінімальний ліміт, що дорівнює 3 м/с або менше та відповідає значенню діапазону 100. Відповідно до розрахунків [11], залежність між швидкістю вітру та значенням деградації зображення має четвертий степінь. Максимальний ліміт швидкості визначено на рівні 12 м/с, що позначає фізичну межу стабільності середнього аматорського монтування.

Значення більше встановленого ліміту відповідає рейтингу 0. Інтерполяція між двома екстремумами відбувається з врахуванням ефекту вібрації телескопа та відбувається за формулою:

$$S_{wind} = 100 \cdot \left(1 - \frac{v - 3}{9}\right). \quad (2)$$

Вологість H становить велику проблему через зниження прозорості та вплив на точку роси. Встановлено консервативну мінімальну межу у розмірі 40 %. Значення менше за 40 позначає рейтинг 100 балів. Максимальний ліміт встановлено відповідно до точки фізичної конденсації води у розмірі 90 %.

Інтерполяція між двома значеннями відбувається за формулою:

$$S_{humid} = 100 \cdot \left(1 - \frac{H - 40}{50}\right). \quad (3)$$

Опади R в системі відіграють роль жорсткого обмежувача балу погоди. Нормалізоване значення дорівнює 100 при значенні опадів до 0.1 мм/год та 0 при значенні опадів більше 1.

Інтерполяція між двома значеннями формується за формулою:

$$S_{rain} = 100 \cdot \left(1 - \frac{R - 0.1}{0.9}\right). \quad (4)$$

Роль жорсткого обмежувача демонструється у випадку, якщо значення нормалізованих опадів менше, ніж 20. Для захисту обладнання від води значення фінальної оцінки обрізається до 10 незалежно від інших нормалізованих значень. У випадку, якщо нормалізоване значення є більшим за 20, обмеження не накладаються.

Нормалізація температури T відбувається за принципом трапеції. Температурний діапазон від 5°C до 20°C включно вважається ідеальним та має оцінку 100 балів. Діапазон менше за -15°C або більше за 40°C вважається таким, що оцінюється у 0 балів.

Для інтерполяції діапазону від -15°C до 5°C використовується формула:

$$S_{temp} = 100 \cdot \left(1 - \frac{T + 15}{20}\right). \quad (5)$$

Нижнє критичне значення обґрунтоване лімітами астрономічних камер та іншого обладнання. Критична температура у 40°C обґрунтована проблемами боротьби з тепловим шумом матриці камери при високих температурах.

У діапазоні температури від 20°C до 40°C для інтерполяції до значень від 0 до 100 використовується формула:

$$S_{temp} = 100 \cdot \left(1 - \frac{40 - T}{20}\right). \quad (6)$$

Прозорість P та стабільність атмосфери S є найбільш критичними параметрами для будь-якої оцінки статусу погоди. Саме через це більшість провайдерів надають ці дві характеристики у вигляді нормалізованих індексів. Оскільки нормалізація вже проведена, для обробки достатньо обрізати дані у межах діапазону з метою відсікання аномалій.

Для обрізання прозорості використовується формула:

$$S_{transp} = \max(0, \min(100, P)). \quad (7)$$

Для обрізання останньої критичної характеристики, стабільності атмосфери, використовується формула:

$$S_{seeing} = \max(0, \min(100, S)). \quad (8)$$

Наступним етапом є врахування точності. Для підрахунку повної оцінки стану погодних умов отримані масиви даних від кожного джерела необхідно об'єднати в один об'єкт. При виконанні агрегації важливо враховувати точність кожного з джерел, щоб не забруднити дані дефектами окремих джерел. З метою врахування цього вводиться окремий коефіцієнт для кожного джерела, що знаходиться у діапазоні від 0 до 1. Коефіцієнт розраховується в результаті аналізу відгуків користувачів, з використанням машинного навчання.

Для динамічної можливості додання провайдерів та підвищення надійності програмного застосунку при агрегації враховується не абсолютний коефіцієнт для кожного джерела, а його питома вага відповідно усіх коефіцієнтів.

Таким чином, якщо для рекомендації використовується n провайдерів, то питома вага коефіцієнта для окремого провайдера $source$ обчислюється за формулою:

$$ks_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i}, \quad (9)$$

де w_i – коефіцієнт довіри до i -го джерела, n – кількість джерел.

На початковому етапі всі значення є однаковими:

$$ks_i = \frac{1}{n}.$$

Агрегація кожного з критичних параметрів виконується за формулою:

$$\bar{S}_{vl} = \sum_{i=1}^n (ks_i \cdot vl) \quad (10)$$

де vl – значення нормалізованого критичного параметра.

Існуючі методи машинного навчання, зокрема, великі мовні моделі (LLM) виконують автоматизований аналіз масиву неструктурованих даних онлайн-відгуків, коментарів та публікацій у соціальних мережах для отримання корисної інформації [12]. Автори описують багатовимірну структуру, яка поєднує в собі класифікацію на основі LLM за прихованими вимірами, пояснюваний ШІ для ідентифікації впливових слів і генеративний ШІ для створення зрозумілих людині пояснень. Це забезпечує потребу у розумінні, чому думка класифікується певним чином, що має вирішальне значення для ухвалення обґрунтованих рішень.

Вихід нових компактних великих мовних моделей, які відповідно до [13] демонструють точність та обчислювальну доцільність, порівняно з класичними алгоритмами аналізу настроїв, надає можливість використання відгуків для коригування коефіцієнтів довіри. Обраний метод безпосередньо реалізує патерн проектування під назвою “LLM as a judge”, який позитивно оцінено у дослідженні [14]. Аргументом для використання компактної малої моделі є можливість зменшення вартості роботи алгоритму через хостинг моделі на власних обчислювальних пристроях. Це також забезпечує конфіденційність та меншу затримку порівняно з хмарними опціями.

Важливою проблемою при використанні відгуків є суб'єктивність користувача, оскільки через проблему інтерпретації опис параметрів для системи коригування ваг є неточним. Ця проблема більш детально описана у [15].

Кожна категорія для класифікації відгуків жорстко визначена за правилами у системному повідомленні до штучного інтелекту. Вводиться окремий параметр впевненості моделі CM , що є калібрувальним порогом для фільтрації «розмитих» відгуків користувачів.

Згідно з обмеженнями, штучний інтелект отримує відгук та класифікує його за однією з трьох категорій для кожного провайдера, що надавав інформацію: MATCH, MINOR_CONFLICT та MAJOR_CONFLICT.

Отримавши відповідь штучного інтелекту, система коригує вагу або коефіцієнт кожного провайдера за формулою:

$$w_{iNew} = w_{iOld} + a \cdot CM(S_i - w_{iOld}), \quad (11)$$

де S_i – оцінка розбіжності у прогнозі, надана штучним інтелектом i -му джерелу; a – швидкість навчання.

Категорія MATCH конвертується у 0 балів, категорія MINOR_CONFLICT конвертується у 0.5 балів, а категорія MAJOR_CONFLICT конвертується у 1 бал. Ефективне вікно пам'яті для коригування визначено у 19 відгуків. Звідси отримано значення швидкості навчання $a=0.1$. Значення дозволяє відкидати одиночні хибні відгуки, але реагувати на систематичні прогалини в алгоритмах провайдерів.

На наступному етапі формується композитний бал для математичної оцінки придатності погоди з урахуванням точності кожного джерела інформації. Для формування цього балу кожній критичній характеристиці надано свій коефіцієнт впливу, який було розраховано з використанням дослідження [16] для підрахунку коефіцієнтів хмарності та атмосферної стабільності та дослідження [9], [17] для обґрунтування ваги прозорості та інших критеріїв.

З врахуванням цих коефіцієнтів формується математична оцінка для певної години за формулою:

$$I_{rec} = k_{cloud} \cdot \bar{S}_{cloud} + k_{wind} \cdot \bar{S}_{wind} + k_{humid} \cdot \bar{S}_{humid} + \\ + k_{rain} \cdot \bar{S}_{rain} + k_{temp} \cdot \bar{S}_{temp} + k_{transp} \cdot \bar{S}_{transp} + k_{seeing} \cdot \bar{S}_{seeing}. \quad (12)$$

У загальному випадку для різних задач може визначатися власна множина критичних параметрів. Значення коефіцієнтів у разі планування астрономічного фотографування дорівнюють $k_{cloud}=0.35$ для хмарності, $k_{seeing}=0.2$ для атмосферної стабільності, $k_{transp}=0.15$ для прозорості, $k_{humid}=0.1$ для вологості, $k_{wind}=0.1$ для швидкості вітру, $k_{rain}=0.05$ для опадів та $k_{temp}=0.05$ для температури.

Для множини коефіцієнтів має виконуватися умова:

$$\sum_{i=1}^m k_{vl_i} = 1,$$

де m – кількість критичних параметрів.

Значення коефіцієнтів для ваги параметрів можуть визначатися експертами або, в подальшому, з використанням ШІ чи власне користувачами програми.

Індекс придатності для певного діапазону часу I_{astro} розраховується як середньоарифметичне індексів кожної години.

Кінцеве значення інтерпретується наступним чином:

- значення $I_{astro} > g_1$ вважається чудовим;
- значення $g_1 \geq I_{astro} > g_2$ вважається хорошим;
- значення $g_2 \geq I_{astro} > g_3$ вважається прийнятним;
- значення $g_3 \geq I_{astro} > g_4$ вважається поганим;
- значення $I_{astro} \leq g_4$ вважається жахливим.

Для планування астрономічного фотографування значення граничних величин є наступними: $g_1=80$; $g_2=60$; $g_3=40$; $g_4=20$.

Отримавши композитний бал оцінки придатності погоди для діапазону часу, сформований нормалізований масив даних разом з математичною оцінкою погодних умов направляється до штучного інтелекту, який генерує погодні рекомендації відповідно до обраної галузі та налаштувань користувача. Описані етапи технології отримання рекомендації показані на Рис.1.

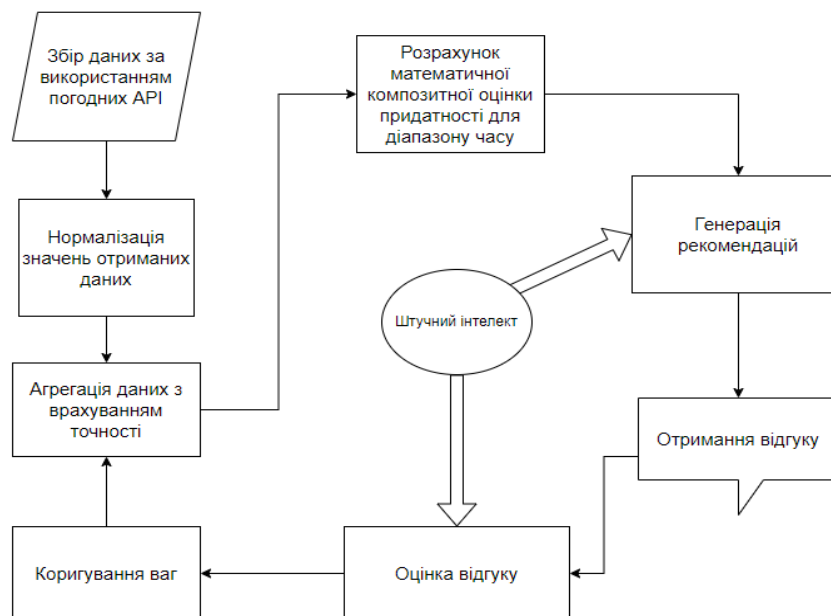


Рис. 1. Схема формування рекомендації

Джерело: розроблено авторами

Представлена технологія реалізована у вигляді програми з інтерфейсом у стилі мінімалізму. Програмі надана назва WeatherSDSS від англійського словосполучення Smart Decision Support System. Рис.2 зображає сторінку, що бачить користувач після успішної авторизації.

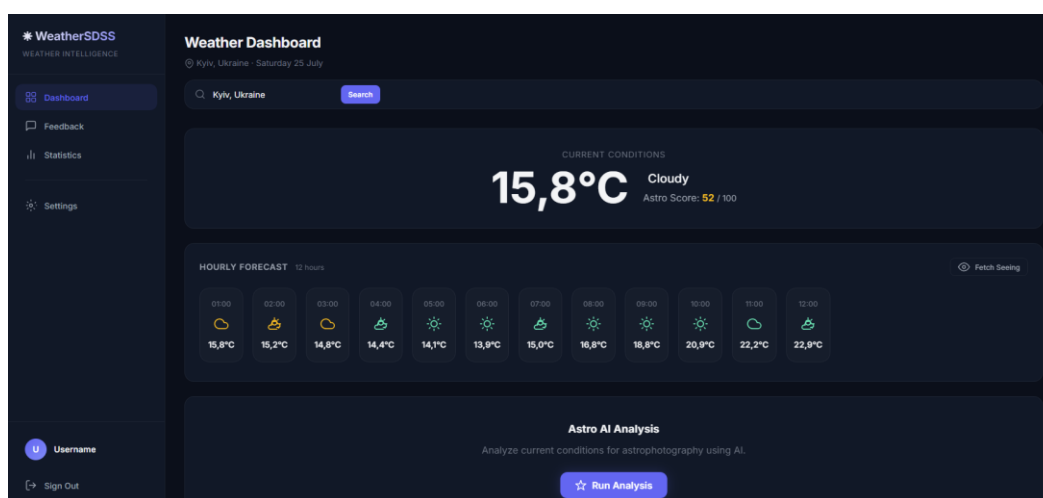


Рис. 2. Головна сторінка програми WeatherSDSS

Джерело: розроблено авторами

Головна сторінка відображає поточний статус погоди та її прогноз на наступні 12 годин з підрахунком астрономічним індексом для кожної години. Рекомендаційний двигун системи з боку користувача відображено на Рис.3.



Рис. 3. Отримання рекомендації зі сторони користувача
Джерело: розроблено авторами

Інтерпретація даних виконується з використанням штучного інтелекту для генерації рекомендацій. Користувач має можливість особисто перевірити надану рекомендацію, бо усі дані, на яких ґрунтується рекомендація, відображено у зрозумілому форматі. Для перевірки точності створеної технології запропоновано наступний експеримент. Суть його полягає у тому, щоб генерувати рекомендації окремо протягом певного періоду та зберігати їх. Отримавши достатній для аналізу розмір вибірки, необхідно звернутись до сервісу історичного архівування погоди, щоб підрахувати середньоквадратичну похибку порівняно з істинними даними.

Запропонований експеримент не є єдиним варіантом перевірки роботи системи, оцінити ефективність технології можна за допомогою вбудованої системи аналізу відгуків, що зображена на Рис. 4.

The screenshot shows the 'Feedback' section of the WeatherSDSS dashboard. It includes a sub-header 'How Feedback Works' with a brief explanation: 'After running Astro AI Analysis on the Dashboard, a forecast snapshot is saved. You can then come here, select that snapshot, and describe what the actual weather was like. Our AI compares your observation against each provider's forecast, identifies which providers were accurate and which were off, and automatically adjusts their weights for future predictions.' Below this is a 'SUBMIT OBSERVATION' section. It features a 'FORECAST SNAPSHOT' dropdown menu with the option '— Select a forecast snapshot —'. Underneath is a text area labeled 'YOUR WEATHER OBSERVATION' with the instruction 'Describe what the actual weather was like. For example:'. Three example observations are listed: 'The sky was completely clear, no clouds at all, great visibility', 'It was raining heavily with strong wind, very cloudy', and 'Partly cloudy with occasional breaks, moderate seeing'. At the bottom of the form are two buttons: 'Submit Feedback' and 'Clear'. The left sidebar is identical to the one in Figure 3.

Рис. 4. Реалізація системи коригування ваг
Джерело: розроблено авторами

До функціоналу програми для збору відгуків може бути доданий статистичний елемент для їх аналізу. Якщо кількість негативних відгуків істотно мала, технологія вважається ефективною.

Для роботи системи побудовано базу даних, на Рис.5 надано діаграму ER з використанням нотації crow's foot [18].

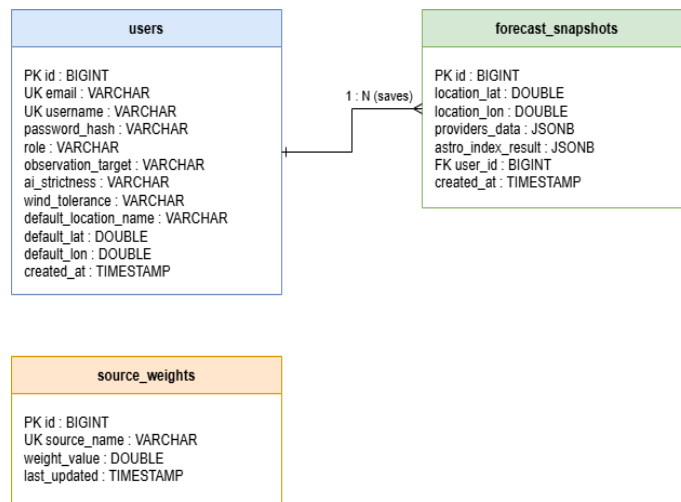


Рис. 5. Діаграма сутність-відношення для збереження даних

Джерело: розроблено авторами

Обмеження дослідження. Важливо зазначити, що при проектуванні значну увагу приділено галузі астрофотографії. Наведені коефіцієнти впливу k для астрофотографії мають низьку узагальненість для інших галузей, бо вплив критичних характеристик на кожен галузь унікальний. Значення порогів інтерпретації d для астрофотографії є добре узагальнюваними та можуть використовуватись для інших галузей. Однак для оптимальних результатів коефіцієнти k та пороги d необхідно коригувати окремо за потребами конкретної предметної області.

Висновки. У результаті виконання роботи спроектовано та реалізовано технологію генерації погодних рекомендацій. У роботі обґрунтовано використання декількох джерел інформації, методу нормалізації даних Min-max scaling, нелінійних та лінійних формул перетворення значень у нормалізовані варіанти.

Визначено 7 критичних характеристик для підрахунку придатності погоди: атмосферну стабільність, прозорість, хмарність, температуру, швидкість вітру, кількість опадів та вологість.

Визначено необхідність коригування результатів аналізу з врахуванням точності окремих джерел та спроектовано алгоритм для цього. Проаналізовані можливі методи обробки відгуків користувачів та їх конвертації у змінні у рекомендаційному двигуні. Обґрунтовано вибір компактної моделі штучного інтелекту для аналізу відгуків. Реалізовано рішення з використанням трьох жорстко описаних категорій та введення параметра впевненості штучного інтелекту у відповіді.

Описано математичну складову коригування ваг та визначення точності джерел. Проаналізовано архітектурний паттерн “LLM as a judge” для створеної архітектури та інтегровано його у систему коригування ваг точності джерел. Визначено коефіцієнти для відображення впливу кожної з 7 визначених критичних характеристик. Спроектовано та реалізовано математичну оцінку придатності погоди до астрофотографії.

Продемонстровано інтерфейс застосунку, що включає головну сторінку, блоки рекомендації від штучного інтелекту та реалізовану систему коригування ваг точності джерел на базі відгуків користувачів.

Конфлікт інтересів: Автори декларують, що не мають конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки

Доступність даних: Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису

Використання засобів штучного інтелекту: Під час підготовки рукопису використовувався інструмент Claude Sonnet 5 extra штучного інтелекту (ШІ) для граматичної та стилістичної перевірки тексту. Усі фрагменти, опрацьовані за його допомогою, були перевірені й відредаговані автором. ШІ не використовувався для генерації тексту, формул і таблиць,

формування наукових положень, отримання результатів або формулювання висновків. Наукові положення, результати та висновки є власним інтелектуальним внеском авторів

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Efthimiou, G. “Predicting extreme atmospheric conditions: An empirical approach to maximum pressure and temperature”. *Sustainability*. 2025; 17 (7): 2852. DOI: <https://doi.org/10.3390/su17072852>.
2. Morison, I. “The Effects of the Atmosphere”. In *The Art of Astrophotography*. Cambridge University Press. 2017. p. 241–244. DOI: <https://doi.org/10.1017/9781316716793.026>.
3. Halbheer, M. “Prediction of atmospheric parameters from GNSS observations and weather models with machine learning”. *Institute of Geodesy and Photogrammetry*. 2021. DOI: <https://doi.org/10.3929/ethz-b-000573133>.
4. Hou, X., Hu, Y., Du, F., et al. “Machine learning-based seeing estimation and prediction using multi-layer meteorological data at Dome A, Antarctica”. *arXiv*. 2023. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.03587>.
5. Fujita, M., Sugiura, N. & Kouketsu, S. “Prediction of atmospheric profiles with machine learning using the Signature method”. *Geophysical Research Letters*. 2024; 51 (6): e2023GL106403. DOI: <https://doi.org/10.1029/2023GL106403>
6. Vafaei, N., Ribeiro, R. & Camarinha-Matos, L. Normalization techniques for multi-criteria decision making: Analytical hierarchy process case study. In *Technological Innovation for Cyber-Physical Systems, IFIP AICT series*. 2016; 470: 261–269. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-31165-4_26.
7. Aytekin, A. “Comparative analysis of the normalization techniques in the context of MCDM problems”. *Decision Making: Applications in Management and Engineering*. 2021; 4 (2): 1–25. DOI: <https://doi.org/10.31181/dmame210402001a>.
8. Cabello-Solorzano, K., Ortigosa de Araujo, I., Peña, M., Correia, L. & Tallón-Ballesteros, A. “The impact of data normalization on the accuracy of machine learning algorithms: a comparative analysis”. In *García Bringas, P., et al. 18th International Conference on Soft Computing Models in Industrial and Environmental Applications*. Lecture Notes in Networks and Systems. 2023; 750, <https://www.scopus.com/pages/authors/58624157700>. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-42536-3_33.
9. Aksaker, N., Yerli, S., Erdoğan, M., et al. “Global site selection for astronomy”. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*. 2020; 493: 1204–1216. DOI: <https://doi.org/10.1093/mnras/staa201>.
10. Zhang, H.-H., Liu, X.-W., Yuan, H.-B., et al. “Atmospheric extinction coefficients and night sky brightness at the Xuyi Observation Station”. *Research in Astronomy and Astrophysics*. 2013; 13: 490–500. DOI: <https://doi.org/10.1088/1674-4527/13/4/010>.
11. Tichkule, S. & Muschinski, A. “Effects of wind-driven telescope vibrations on measurements of turbulent angle-of-arrival fluctuations”. *Applied Optics*. 2014; 53: 4651–4660. DOI: <https://doi.org/10.1364/AO.53.004651>.
12. Cosentino, C., Gündüz Cüre, M., Marozzo, F. & Ozturk Birim, S. “Interpreting user opinions: A multidimensional approach leveraging explainable AI and generative models”. *Machine Learning*. 2026; 115. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10994-026-07037-7>.
13. Abedini, Y. & Heydarnoori, A. “Leveraging Large Language Models for Classifying App Users' Feedback”. *arXiv*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2507.08250>.
14. Zheng, L. & Chiang, W.-L. & Sheng, Y., et al. “Judging LLM-as-a-judge with MT-Bench and Chatbot Arena”. *arXiv*. 2023. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2306.05685>.
15. Liusie, A., Manakul, P. & Gales, M. “Mitigating Word Bias in Zero-shot Prompt-based Classifiers”. In *Findings of the Association for Computational Linguistics*. Nusa Dua, Bali. 2023. p. 327–335. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.04992>.
16. Aksaker, N., Yerli, S., Erdoğan, M. A., et al. “Astronomical Site Selection for Turkey Using GIS Techniques”. *Experimental Astronomy*. 2015; 39. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10686-015-9458-x>.

17. Yilmaz, A. “Astronomical observatory site selection using fuzzy AHP and BWM methods”. *Serbian Astronomical Journal*. 2023; 207: 39–52. DOI: <https://doi.org/10.2298/saj230530001y>.

18. Garcia, E., et al. “Working method for conceptual database modeling using Crow's Foot notation and ER”. *20th LACCEI International Multi-Conference for Engineering, Education, and Technology*. 2022. DOI: <https://doi.org/10.18687/LACCEI2022.1.1.176>

Received 06.07.2026

Received after revision 28.08.2026

Accepted 04.09.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.08>

UDC 004.4`2

Intelligent technology for receiving weather recommendations

Vladyslav I. Boichenko¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-2030-9706>; schoolgmai@gmail.com

Svitlana L. Zinovatna¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9190-6486>; zinovatnaya.svetlana@op.edu.ua. Scopus Author ID: 57219779480

¹⁾ Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine

ABSTRACT

Relevance. The paper presents a technology for obtaining weather recommendations, describes its mathematical component and the use of a machine learning system, as well as its implementation in the form of a software product. Similar systems in modern industries are relevant, since they solve the problem of obtaining timely and high-quality weather data for further decision-making regarding work planning, for example, in astrophotography. 7 critical characteristics for assessing weather phenomena are identified: atmospheric stability, cloudiness, temperature, humidity, transparency, wind speed and precipitation. **The purpose** of the paper is to improve the accuracy and speed of planning trips for astronomical photography. **Methods.** The use of specific data normalization methods and their impact on the final result is substantiated. **Scientific novelty.** A mathematical model for normalization and interpolation of each important weather criterion is defined. Coefficients for converting individual normalized weather characteristics into an assessment of weather phenomena for recommendations are substantiated. The paper describes a dynamic mechanism for processing user feedback on information sources and its integration into the process of forming recommendations. The use of machine learning for classification and evaluation of reviews is justified. The problems of using artificial intelligence for text sentiment analysis tasks are considered and solutions to these problems proposed in case studies are implemented. A system for adjusting weights based on user feedback and machine learning is defined. **Results:** Software has been developed for the perilation of the proposed technology. **Conclusions.** The presented technology is able to automatically collect weather data for processing from various sources, normalize and standardize them, take into account the accuracy of individual sources, create a composite score for assessing the suitability of weather conditions, and generate personalized recommendations for specific weather conditions. The created software product reduces the cognitive load on astronomers, allowing them to plan their time more effectively.

Keywords: Weather; data normalization; artificial intelligence; recommendations; machine learning; astrophotography

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



Бойченко Владислав Ігорович - магістр, каф. Інженерії програмного забезпечення. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: архітектура інформаційних систем, компактний штучний інтелект

Vladyslav I. Boichenko - master, Department of Software Engineering
Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0009-0008-2030-9706>; schoolgmai@gmail.com

Research field: information systems architecture, lightweight artificial intelligence



Зіноватна Світлана Леонідівна - кандидат техн. наук, доцент, доцент каф. Інженерії програмного забезпечення. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: продуктивність інформаційних систем, обробка даних

Svitlana L. Zinovatna - PhD, Associate Professor, Department of Software Engineering. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9190-6486>; zinovatnaya.svetlana@op.edu.ua. Scopus Author ID: 57219779480

Research field: information systems performance, data processing