УДК 004.048 **DOI: https://doi.org/10.30837/PMW.2026.T1.074**

КОНВЕЄР ОБРОБКИ ДЛЯ АСТРОНОМІЧНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ З ВИКОРИСТАННЯМ ПРАВИЛ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Хламов С.В.
к.т.н., доцент, кафедра «Медіасистеми та технології»,
Харківський національний університет радіоелектроніки
ORCID ID: 0000-0001-9434-1081
Нетребін Ю.М.
аспірант, кафедра комп'ютерного моделювання та інтелектуальних технологій,
Харківський національний університет радіоелектроніки
ORCID ID: 0009-0001-8778-3241
Трунова Т.О.
асистент, кафедра «Медіасистеми та технології»,
Харківський національний університет радіоелектроніки
ORCID ID: 0000-0003-2689-2679

Анотація. *У роботі запропоновано інтелектуальний модуль підтримки прийняття рішень для обробки великих масивів астрономічних даних, інтегрований із системою журналювання PostgreSQL та впроваджений у ПЗ Lemur проєкту CoLiTec. Гібридний підхід (правила + ШІ) забезпечує ефективний моніторинг, виявлення аномалій і оптимізацію ресурсів, підвищуючи швидкість ухвалення рішень на 65 % і скорочуючи час відновлення після збоїв на 50 % порівняно з традиційними методами.*

Ключові слова: *прийняття рішень, аналіз даних, штучний інтелект, великі дані, обробка даних, конвеєр.*

Вступ

Зростаючий обсяг астрономічних великих даних з космічних та наземних обсерваторій [1] вимагає інноваційних автоматизованих методів аналізу даних [2] та прийняття рішень. Це призвело до безпрецедентних проблем у процесах аналізу даних, класифікації та виявлення аномалій.

Традиційні підходи спираються на моніторинг на основі правил, який часто є неефективним, негнучким та схильним до помилок у масштабних операціях. Такі системи моніторингу на основі правил стикаються зі зростаючою складністю та обсягом журналів спостережень, що робить прийняття рішень у режимі реального часу [3] та автоматизоване виявлення аномалій важливими для підтримки цілісності та ефективності даних.

Штучний інтелект (ШІ) [4] став надійною альтернативою, пропонуючи можливість виявляти аномалії, класифікувати події та оптимізувати робочі процеси з мінімальним втручанням людини. В роботі представлено систему прийняття рішень на основі ШІ, призначену для автоматизації аналізу журналів,

виявлення стану обробки та класифікації помилок у конвеєрах астрономічної обробки та аналізу великих даних [5]. Система інтегрується з базою даних PostgreSQL [6], забезпечуючи гнучкий та масштабований механізм реєстрації для виявлення астрономічних знань у базах даних [7].

Мета та задачі дослідження

Ключові цілі дослідження такі:

– підвищення ефективності та точності обробки журналів астрономічних даних;

– автоматизація виявлення аномалій з відмовостійкістю в конвеєрах обробки;

– забезпечення прийняття рішень у режимі реального часу щодо переходів станів обробки.

Швидке збільшення обсягу астрономічних даних з великомасштабних спостережних приладів, таких як обсерваторія Віри К. Рубін, космічний телескоп Джеймса Вебба (JWST) та різні масиви радіотелескопів, призвело до безпрецедентних проблем у видобуванні даних, класифікації та виявленні аномалій. Традиційні системи моніторингу на основі правил стикаються зі зростаючою складністю та обсягом журналів спостережень, що робить прийняття рішень у режимі реального часу та автоматизоване виявлення аномалій необхідними для підтримки цілісності та ефективності даних.

Щоб вирішити ці проблеми, ми представили модуль прийняття рішень на базі штучного інтелекту, призначений для автоматизації аналізу журналів, моніторингу процесів та виявлення аномалій в конвеєрах астрономічних даних.

На відміну від традиційних систем, він поєднує логіку на основі правил, методи машинного навчання та обробку природної мови (NLP) для оптимізації автоматизації робочого процесу та відновлення після збоїв.

Цей розділ робить внесок у сферу прийняття рішень на основі штучного інтелекту в астрономічному аналізі даних шляхом наступного:

– пропонування гібридної структури на основі штучного інтелекту для оцінки журналів у режимі реального часу;

– демонстрація покращень масштабованості за допомогою методів оптимізації бази даних;

– інтеграція автоматичного виявлення збоїв та навчання з підкріпленням для самоадаптивної обробки помилок.

Експериментальні результати показали скорочення часу обробки на 65% та покращення автоматизованого відновлення після збоїв на 50% порівняно з традиційними системами на основі правил.

Розділ організовано таким чином, щоб допомогти читачеві ознайомитися з концептуальною основою, технічною реалізацією та практичними результатами запропонованої системи. Він починається з огляду літератури в розділі 2, який досліджує існуючі підходи до астрономічного аналізу даних, з акцентом на

методах штучного інтелекту для автоматизованого прийняття рішень у великомасштабних наборах даних спостережень.

У розділі 3 окреслено системну архітектуру конвеєра обробки, детально описано інтеграцію обробки журналів та правил прийняття рішень на основі штучного інтелекту, етапи попередньої обробки даних, стратегії управління робочим процесом, моніторинг та взаємодію з користувачами. У розділі 4 наведено реалізацію робочого процесу, включаючи детальну структуру бази даних, основні таблиці, функції бази даних, модель прийняття рішень на основі штучного інтелекту, моніторинг та сповіщення в режимі реального часу.

Результати в розділі 5 наведено приклади варіантів використання, міркування щодо масштабованості та продуктивності, показники продуктивності, включаючи швидкість обробки, відновлення після помилок, відмовостійкість та ефективність використання ресурсів, досягнуті під час експериментальної перевірки. Також цей розділ містить порівняння традиційних та заснованих на штучному інтелекті підходів до астрономічного аналізу даних. Результати інтерпретуються в контексті сучасних астрономічних дослідницьких проблем, підкреслюючи переваги над традиційними методами та виявляючи потенційні обмеження.

Розділ завершується висновком у розділі 6, який ілюструє висновки та основні напрямки майбутньої роботи та дослідження, а також можливості для майбутніх досліджень та вдосконалень.

Огляд літератури

Штучний інтелект революціонізував численні галузі, забезпечивши автоматизацію, прогнозне моделювання та інтелектуальне прийняття рішень. Аналіз літератури підкреслює трансформаційний вплив ШІ в різних сферах, включаючи інформаційні технології (ІТ), економіку, робототехніку, охорону здоров'я, фінанси, автономні системи, науку про навколишнє середовище та навіть астрономію.

У секторі ІТ ШІ посилює кібербезпеку, оптимізує управління даними, автоматизує розробку програмного забезпечення та підвищує ефективність хмарних обчислень [8]. ШІ покращує економічне прогнозування, аналіз ринку, оптимізацію ланцюгів поставок та прийняття рішень у розробці політики [9].

У робототехніці ШІ забезпечує автономне керування, прийняття рішень у режимі реального часу, взаємодію людини та робота, а також підвищення ефективності промислової автоматизації [10]. В автономних системах самокеровані автомобілі, робототехніка та дрони використовують ШІ для сприйняття, навігації та прийняття рішень у режимі реального часу. Інтеграція ШІ в охорону здоров'я призвела до значних покращень у діагностиці [11], веденні пацієнтів та відкритті ліків завдяки глибокому машинному навчанню [12], обробці природної мови (NLP) та роботам-асистованих операціях. Методи NLP широко використовуються для аналізу електронних медичних записів, що

дозволяє автоматизовано підсумовувати історію хвороби пацієнтів та прогнозувати аналіз для персоналізованих рекомендацій щодо лікування [13].

В астрономічних дослідженнях ШІ сприяє класифікації небесних об'єктів [14], виявленню аномалій у даних спостережень та прийняттю рішень у режимі реального часу в конвеєрах обробки даних [15]. Моделі машинного навчання допомагають ідентифікувати екзопланети з даних місій Kepler [16] та TESS [17], виділяючи потенційних кандидатів від шуму.

Методи комп'ютерного зору [18] на основі ШІ автоматизують виявлення тимчасових подій, таких як наднові та гамма-спалахи. Крім того, навчання з підкріпленням використовується в плануванні роботи телескопів та автономному дослідженні космосу, оптимізуючи стратегії спостережень.

Фінансові установи використовують ШІ для управління ризиками [19] та оцінки, виявлення шахрайства та алгоритмічної торгівлі. Алгоритми машинного навчання обробляють величезні транзакційні дані для виявлення шахрайської діяльності з високою точністю. Це також покращує алгоритмічну торгівлю та персоналізовані фінансові послуги, значно зменшуючи фінансові злочини. Використання глибокого навчання з підкріпленням в оптимізації портфеля також набуло популярності, пропонуючи адаптивні стратегії, які динамічно адаптуються до ринкових умов.

Штучний інтелект відіграє вирішальну роль у моделюванні клімату, прогнозуванні погоди та управлінні стихійними лихами. Нейронні мережі покращують кліматичні симуляції, удосконалюючи атмосферні моделі та прогнозуючи екстремальні погодні явища з більшою точністю [20].

Методи дистанційного зондування на основі ШІ обробляють супутникові знімки [21] для моніторингу вирубки лісів, здоров'я океану та втрати біорізноманіття. Крім того, прогнозна аналітика допомагає в плануванні реагування на стихійні лиха, прогнозуючи вплив ураганів, повеней та лісових пожеж, сприяючи своєчасному втручанню.

ШІ трансформує навчання, забезпечуючи персоналізовану освіту [22] за допомогою адаптивних систем навчання, інтелектуальних рекомендацій щодо контенту та автоматизованого оцінювання. Обробка природної мови підтримує інтерактивних чат-ботів та віртуальних помічників, які підвищують залученість учнів [23], тоді як машинне навчання аналізує моделі навчання для оптимізації розробки навчальних програм.

Крім того, інструменти на базі ШІ допомагають викладачам оцінювати прогрес учнів, виявляти прогалини в знаннях та надавати цілеспрямовану підтримку, зрештою покращуючи результати навчання та доступність як у традиційному, так і в онлайн-середовищі освіти [24].

Кілька підходів на основі ШІ було застосовано до астрономічного аналізу даних [25]. Для класифікації об'єктів, виявлення аномалій та виявлення тимчасових подій використовувалися методи машинного зору [26], нейронні мережі на основі нечіткого середовища, аналіз коротких часових рядів [27], вейвлет-аналіз [28], алгоритми кластеризації та дерева рішень. Однак більшість

цих підходів зосереджені на аналізі даних, а не на процесі прийняття рішень для управління журналами та оптимізації робочого процесу. Нещодавні досягнення в астрономічному аналізі даних на основі штучного інтелекту зосереджені на класифікації об'єктів, виявленні тимчасових подій та розпізнаванні аномалій.

Такі системи, як AstroML [29] та TESS Data Processing Pipeline [17], включають методи машинного навчання для класифікації даних, але не мають системи прийняття рішень у реальному часі для оцінки журналів та автоматизованого контролю робочого процесу.

Існуючі системи управління робочим процесом в основному спираються на:

– системи моніторингу на основі правил (наприклад, Apache Airflow [30]), які вимагають ручного визначення правил для фільтрації журналів;

– моделі класифікації на основі штучного інтелекту для ідентифікації небесних об'єктів, але без прямої інтеграції в моніторинг конвеєра обробки;

– системи виявлення аномалій на основі подій, які є реактивними, а не прогнозуючими, що робить їх неефективними у великомасштабних робочих процесах обробки даних.

Порівняння традиційних та заснованих на штучному інтелекті підходів до астрономічного аналізу даних представлено в Таблиці 1.

Таблиця 1 – Порівняння традиційних та на основі штучного інтелекту підходів до астрономічного аналізу даних.

Підхід	Використана AI-модель	Можливості аналізу журналів	Масштабованість	Виявлення аномалій
Astroml	Навчання з учителем	Обмежені	Помірна	Ні
Конвеєр обробки даних TESS	Кластеризація	Помірні	Висока	Ні
Apache airflow	Логіка на основі правил	Високі	Висока	Ні
Запропонований фреймворк	Гібридний AI (правила + машинне навчання)	Розширені	Висока	Так

У цьому розділі автори запропонували фреймворк, який усуває розрив, інтегруючи оцінку журналів у реальному часі, виявлення аномалій на основі штучного інтелекту та автоматизоване виконання рішень для оптимізації обробки астрономічних даних.

Основна частина

Методологія

Архітектура системи.

Запропонований фреймворк – це передова система прийняття рішень на базі штучного інтелекту для інтелектуального аналізу астрономічних даних, розроблена з модульною та масштабованою архітектурою для ефективної обробки величезних та постійно зростаючих наборів великих астрономічних даних.

Завдяки інтеграції інтелектуальної автоматизації, обробки даних у реальному часі та можливостей адаптивного навчання, він оптимізує ефективність робочого процесу, покращує виявлення аномалій та забезпечує надійне прийняття рішень у різних астрономічних дослідницьких програмах.

Архітектура запропонованого фреймворку складається з трьох основних компонентів:

– база даних PostgreSQL для структурованого зберігання журналів;

– модуль прийняття рішень, що використовує моделі штучного інтелекту для оцінки журналів повідомлень та оновлення станів процесів;

– автоматизоване керування робочим процесом для обробки збоїв, тайм-аутів та умов успіху.

Ці компоненти працюють разом, щоб забезпечити ефективну обробку журналів, виявлення аномалій та автоматизоване виконання рішень (рис. 1).

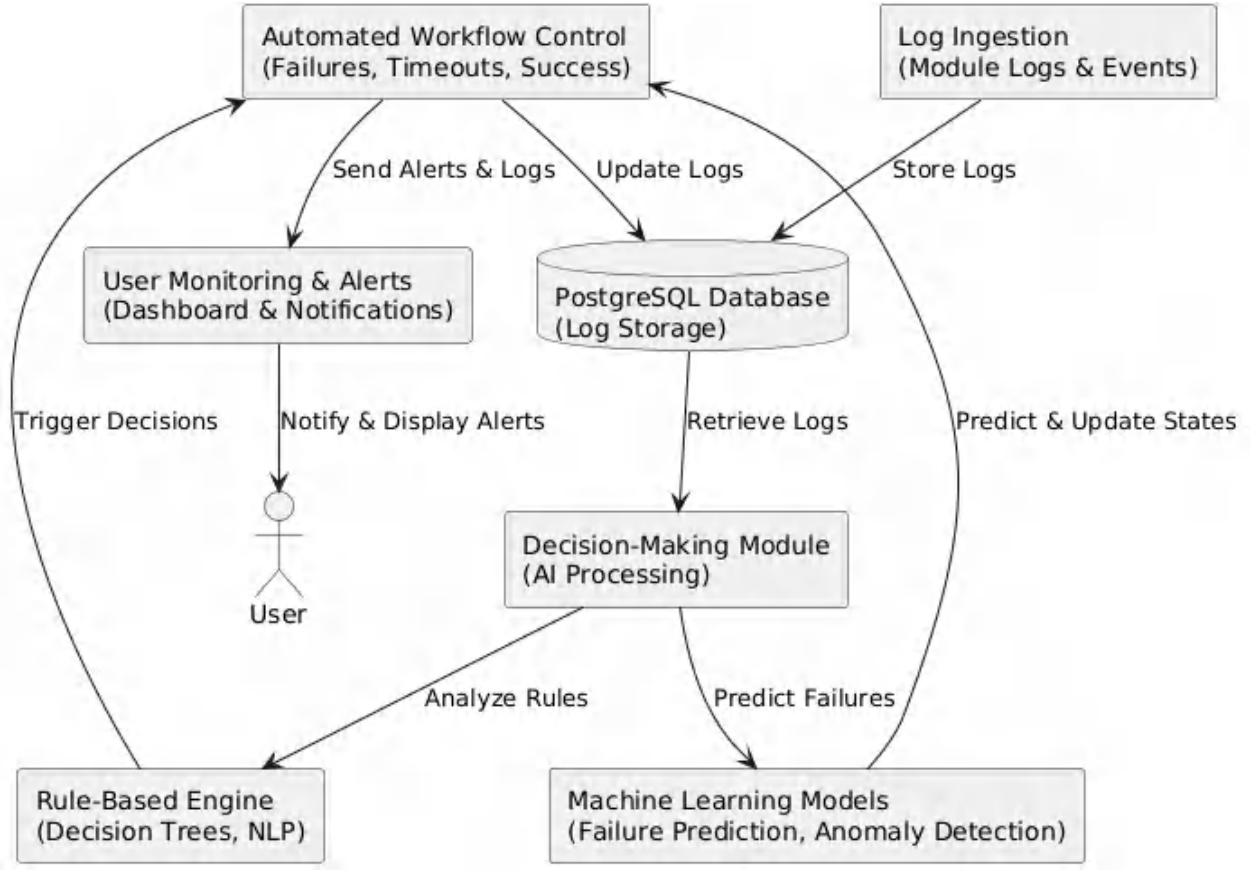

Рисунок 1 – Детальна архітектура системи

Обробка журналів та правила прийняття рішень.

Основою запропонованої структури є модуль прийняття рішень, який відповідає за аналіз повідомлень журналу, визначення станів процесів та визначення відповідних дій.

Модуль працює, використовуючи комбінацію логіки на основі правил, моделей машинного навчання та методів виявлення аномалій.

Ключові методи штучного інтелекту, що використовуються, включають наступне:

– *обробка рішень на основі правил*. Цей підхід використовує попередньо визначені дерева рішень та переходи станів для аналізу повідомлень журналу. Наприклад, якщо виявлено журнал inputFail, система негайно припиняє виконання модуля;

– *навчання з учителем для прогнозування збоїв*. Історичні дані журналів використовуються для навчання моделей машинного навчання, таких як випадкові ліси та методи опорних векторів. Ці моделі прогнозують ймовірність збоїв обробки, тайм-аутів або аномалій на основі минулих подій;

– *навчання з підкріпленням для динамічних порогів*. Цей метод адаптує тайм-аути, толерантність до помилок та стратегії повторних спроб у режимі реального часу на основі продуктивності системи. Штучний інтелект навчається на основі своїх минулих результатів рішень та відповідно уточнює відповіді системи.

– *NLP для класифікації журналів.* NLP дозволяє витягувати шаблони з текстових повідомлень журналу, що полегшує категоризацію помилок, попереджень та успіхів. Цей підхід допомагає виявляти рідкісні випадки невдач, які можуть вислизнути з традиційної логіки на основі правил.

Модуль прийняття рішень обробляє вхідні журнали відповідно до попередньо визначених правил на основі штучного інтелекту, забезпечуючи ефективну обробку помилок та автоматизацію процесів за допомогою наступного робочого процесу.

1. Моніторинг початку та завершення процесу:

– коли виявляється журнал startModule, починається відстеження процесу;

– якщо отримано повідомлення *endModule*, процес позначається як завершений;

2. Виявлення збоїв на основі тайм-ауту:

– якщо протягом попередньо визначеного інтервалу не надходять повідомлення журналу, процес позначається як зупинений;

– реєструється повідомлення про завершення;

3. Переходи станів:

– повідомлення журналу, такі як *startProcess, inputPass, outputFail*, запускають автоматичні зміни стану в базі даних, забезпечуючи оновлення в режимі реального часу;

4. Виявлення аномалій:

– система виявляє невідповідності, такі як стан обробки, що залишається незмінним протягом тривалого часу, та позначає їх для перегляду;

– моніторинг;

– взаємодія з користувачем.

Запропонований фреймворк обробляє журнали у п'ять послідовних етапів.

1. *Ініціювання процесу та ведення журналу:* кожна зона обробки даних генерує записи журналу, що зберігаються в базі даних PostgreSQL, відстежуються такі повідомлення журналу, як *startModule, inputPass* та *endProcessFail*.

2. *Виявлення аномалій на основі штучного інтелекту:* модель контрольованого випадкового лісу прогнозує ймовірності збоїв на основі історичних даних журналу:

$$P_{\text{failure}} = f\left(x_1, x_2, \ldots, x_n\right), \tag{1}$$

де x_i представляє витягнуті ознаки журналу.

3. *Виявлення помилок на основі тайм-аутуоп*: якщо повідомлення не надходять у межах попередньо визначеного порогу, система обчислює наступне:

$$T_{\text{stalled}} = T_{\text{current}} - T_{\text{lastMessage}}, \tag{2}$$

де T_{current} та $T_{\text{lastMessage}}$ – це час поточного та останнього повідомлень у журналі, якщо $T_{\text{stalled}} > T_{\text{threshold}}$, генерується запис журналу про завершення.

4. Навчання з підкріпленням для адаптивного прийняття рішень динамічно налаштовує інтервали повторних спроб та механізми обробки помилок на основі продуктивності системи.

5. *Попередження користувачів та виконання рішень:* після виявлення аномалії панель моніторингу попереджає користувачів та реєструє кінцевий перехід стану в базі даних.

Моніторинг та взаємодія з користувачем.

Запропонована структура забезпечує інтерфейс моніторингу в режимі реального часу, який дозволяє користувачам відстежувати стан обробки, перевіряти журнали та вручну скасовувати рішення, якщо необхідно.

Панель моніторингу містить кілька ключових функцій, що розширюють її функціональність та зручність використання. Вона забезпечує візуалізацію журналів у режимі реального часу, відображаючи вхідні повідомлення, стани обробки та сповіщення про аномалії.

Користувачі мають можливість фільтрувати ці візуалізації за зоною, модулем та типом повідомлення, тим самим забезпечуючи індивідуальне розуміння системної діяльності.

Крім того, панель моніторингу містить автоматизовану систему сповіщень, яка оперативно інформує користувачів про різні аномалії, збої та тривалі процеси через різні канали, включаючи електронну пошту, веб-сповіщення та інтеграцію із зовнішніми інтерфейсами прикладного програмування (API).

Крім того, користувачі мають можливість вручну втручатися в процеси, маючи опції перезапуску завершених модулів, зміни порогів або схвалення рішень, згенерованих штучним інтелектом.

Усі ручні втручання ретельно документуються, що сприяє оптимізації системи та прийняттю рішень у майбутньому.

Панель моніторингу також дозволяє налаштовувати параметри користувачем, дозволяючи налаштовувати правила прийняття рішень, тайм-аути та фільтрацію повідомлень.

Ця адаптивність ще більше посилюється можливістю динамічного налаштування порогів штучного інтелекту на основі поточного навантаження системи, забезпечуючи оптимальну продуктивність.

Реалізація

Структура бази даних

Запропонований фреймворк використовує базу даних PostgreSQL для структурованого ведення журналу, відстеження процесів та прийняття рішень.

Схема складається з кількох взаємопов'язаних таблиць, які зберігають інформацію про зони, повідомлення, стани обробки та правила прийняття рішень.

Структура бази даних включає такі основні таблиці:

– *Таблиця control.zonestates* представляє стан обробки зони, відстежуючи різні етапи від створення до завершення (табл. 2);

– *Таблиця control.zones* відстежує окремі зони обробки даних, включаючи позначки часу для початку та завершення обробки (табл. 3);

– *Таблиця control.keywords* містить попередньо визначені ключові слова (табл. 4), що використовуються для класифікації журналів та виявлення аномалій (табл. 5);

– *Таблиця control.messagetypes* визначає типи повідомлень, які дозволені для обробки (табл. 6);

– *Таблиця control.messages* реєструє всі системні повідомлення, включаючи позначки часу, пов'язані модулі та ключові слова (табл. 7);

– *Таблиця control.version* зберігає метадані версій для оновлень системи та сумісності модулів (табл. 8).

Таблиця 2 – Таблиця control.zonestates

Стовпець	Тип	Опис
id	integer	Унікальний ідентифікатор стану
name	varchar(20)	Назва стану

Таблиця 3 – Таблиця control.zones

Стовпець	Тип	Опис
Id	bigint	Унікальний ідентифікатор зони
zonepath	varchar(200)	Шлях до зони обробки даних
startprocessingdate	timestamp	Час початку обробки
endprocessingdate	timestamp	Час завершення обробки
zonestateid	integer	Зовнішній ключ до control.zonestates
trackscount	integer	Кількість оброблених треків

Таблиця 4 – Таблиця control.keywords з визначеннями ключових слів

Стовпець	Ключове слово	Опис
1	startModule	Початок виконання модуля
2	inputPass	Вхідні дані успішно пройшли перевірку
3	inputFail	Перевірка вхідних даних не пройдена
4	startProcess	Початок обробки даних

Продовження таблиці 4

Стовпець	Ключове слово	Опис
5	endProcessPass	Обробка успішно завершена
6	endProcessFail	Помилка під час обробки
7	outputPass	Вихідні дані успішно пройшли перевірку
8	outputFail	Перевірка вихідних даних не пройдена
9	endModule	Завершення виконання модуля
10	startZone	Початок обробки зони
11	endZone	Завершення обробки зони
12	nope	Загальне повідомлення, яке ігнорується AI
13	terminated	Процес не завершився вчасно та був примусово зупинений

Таблиця 5 – Таблиця control.keywords

Стовпець	Тип	Опис
id	integer	Унікальний ідентифікатор ключового слова
name	varchar(200)	Текст ключового слова

Таблиця 6 – Таблиця control.messagetypes

Стовпець	Тип	Опис
id	integer	Унікальний ідентифікатор типу повідомлення
name	varchar(20)	Назва типу повідомлення

Таблиця 7 – Таблиця control.messages

Стовпець	Тип	Опис
id	bigserial	Унікальний ідентифікатор повідомлення
messagetypeid	integer	Зовнішній ключ до control.messagetypes
modulename	varchar(200)	Назва модуля, що створив повідомлення
zoneid	bigint	Зовнішній ключ до control.zones
message	varchar(400)	Текст повідомлення
messagedate	timestamp	Дата та час повідомлення
pid	integer	Ідентифікатор процесу (PID), пов’язаний з повідомленням

Таблиця 8 – Таблиця control.version

Стовпець	Тип	Опис
major	integer	Старша частина версії (X.*.**.***)
minor	integer	Мінорна частина версії (*.X.**.***)
build	integer	Номер збірки (*.*.XX.***)
revision	integer	Номер ревізії (*.*.*.XXX)

Діаграма «сутність-зв'язок» (ERD), яка ілюструє схему бази даних, представлена на рисунку 2.

Кілька функцій бази даних допомагають у динамічному отриманні ідентифікаторів зон, оновленні станів та обробці журналів:–

– *Функція BigInt GetZoneId(varchar(255) zonePath)* створює новий запис у control.zones, якщо зона не існує, та повертає її ідентифікатор. В іншому випадку, якщо зона вже існує, вона повертає існуючий ідентифікатор, який слід використовувати під час вставки нового запису в таблицю control.messages (поле zoneId);

– *Функція void StartZoneProcessing(bigint zoneID, int fiscount)* оновлює startProcessingDate, скидає endProcessingDate, встановлює *trackscount* на нуль та змінює *zonestateid* на *Processing* (якщо зони з ідентифікатором не знайдено, оновлення не виконується);

– *Функція void EndZoneProcessing(bigint zoneID, int state, int trackscount)* оновлює *endProcessingDate, zonestateid* та *trackscount* на основі результатів завершення (якщо зони з ідентифікатором не знайдено, оновлення не виконується);

– *Функція void UpdateZoneState(bigint zoneID, int state)* змінює *zonestateid*, щоб відобразити поточний стан обробки (якщо зони з ідентифікатором не знайдено, оновлення не виконується).

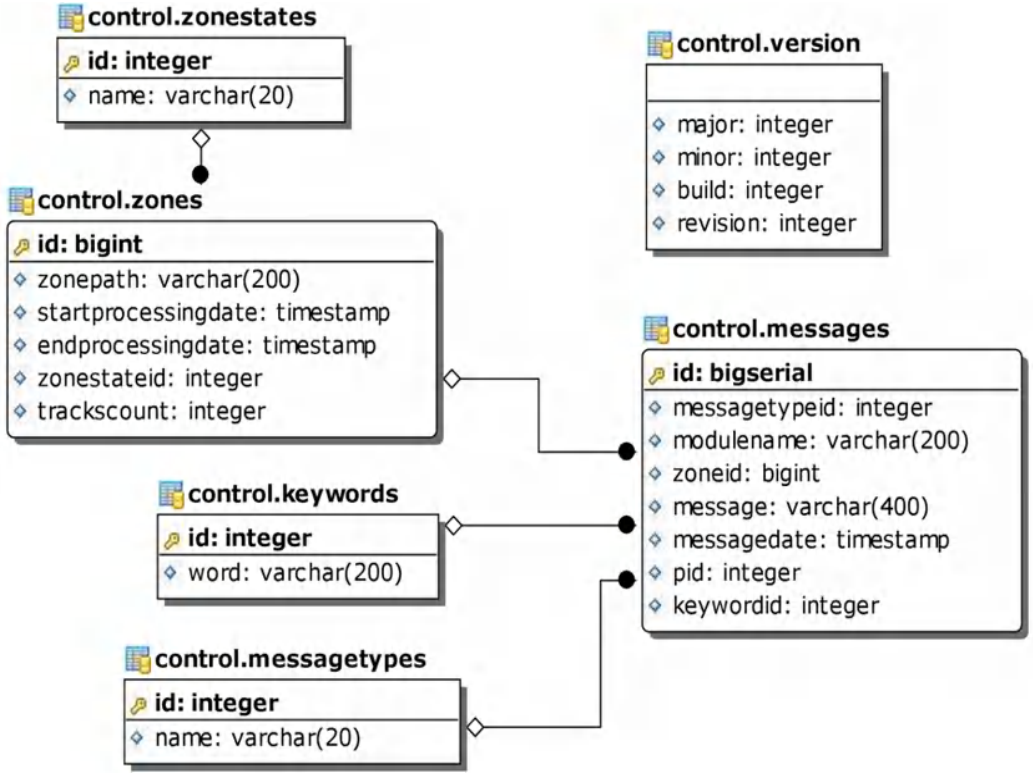

Рисунок 2 – Схема бази даних

Модель прийняття рішень на основі штучного інтелекту.

Наш процес прийняття рішень використовує гібридний підхід, який поєднує системи на основі правил для структурованої логіки та інтерпретації з моделями машинного навчання для адаптивного розпізнавання образів та прогнозної аналітики, забезпечуючи як точність, так і гнучкість обробки складних астрономічних даних:

– обробка природної мови витягує шаблони з повідомлень журналу для виявлення аномалій;

– дерева рішень та випадкові ліси прогнозують ймовірність завершення процесу та позначають збої;

– навчання з підкріпленням оптимізує прийняття рішень шляхом динамічного коригування порогів на основі історичної ефективності.

Моніторинг та оповіщення в режимі реального часу.

Веб-панель моніторингу пропонує візуалізацію станів процесів, оповіщення про збої та аналітику журналів. Вона підтримує ручне втручання, дозволяючи дослідникам змінювати рішення ШІ за потреби.

Ця комплексна панель інструментів є незамінним інструментом для організацій, які покладаються на процеси на основі ШІ. Вона забезпечує візуалізацію станів процесів у режимі реального часу, що дозволяє миттєво розуміти складні потоки даних.

Розширені оповіщення про збої негайно повідомляють користувачів про будь-які аномалії або збої в продуктивності системи. Динамічний та зручний інтерфейс дозволяє користувачам заглиблюватися в аналітику журналів, пропонуючи уявлення про історичні дані та тенденції для прогнозного обслуговування та прийняття обґрунтованих рішень.

Однією з ключових функцій є підтримка панеллю інструментів ручного втручання. Хоча системи ШІ автономно керують операціями, панель інструментів дає змогу дослідникам та операторам змінювати рішення ШІ за потреби. Це гарантує, що людський нагляд залишається важливою частиною операційного робочого процесу, дозволяючи експертам застосовувати свої судження в ситуаціях, коли ШІ може дати збій, наприклад, при інтерпретації нюансованих даних або реагуванні на неочікувані сценарії.

Крім того, панель інструментів можна налаштувати відповідно до різноманітних промислових вимог, підтримуючи різні вхідні та вихідні дані та масштабуючи її для адаптації до зростаючих потреб організації. Він оснащений надійними протоколами безпеки для захисту конфіденційних даних, збереження конфіденційності та цілісності.

Як результат, цей інструмент підвищує операційну ефективність та сприяє довірі до технологій штучного інтелекту, забезпечуючи прозорість та підзвітність в автоматизованих процесах.

Впровадження робочого процесу.

Запропонована структура автоматизує робочий процес за допомогою механізму прийняття рішень на основі штучного інтелекту, який відстежує журнали в режимі реального часу. Модуль прийняття рішень оцінює журнали введення, обробки та виведення, використовуючи попередньо визначені правила та моделі машинного навчання для оптимізації робочого процесу. Цей структурований підхід забезпечує такі переваги:

– ефективна обробка помилок забезпечує негайне виявлення та реєстрацію збоїв обробки;

– автоматизоване прийняття рішень динамічно визначає, чи повторювати, ескалювати або припиняти обробку;

– підтримка масштабованості обробки великих обсягів астрономічних даних з мінімальним ручним втручанням.

Рисунок 3 візуально ілюструє робочий процес прийняття рішень.

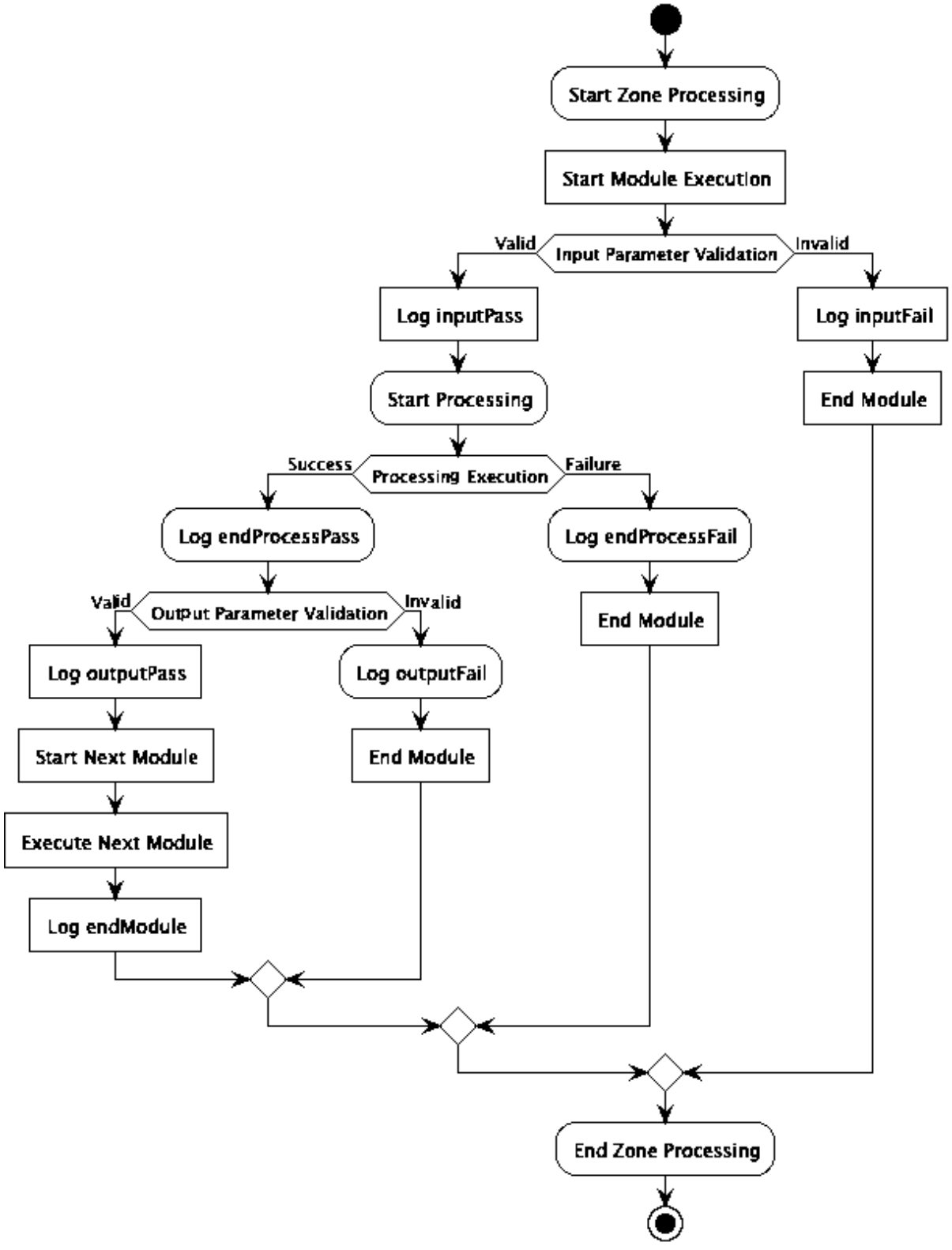

Рисунок 3 – Робочий процес прийняття рішень

Запропонована структура, розроблена з максимальною ретельністю, включає широкий набір функцій, призначених для підвищення ефективності та точності обробки даних в астрономічних конвеєрах.

Окрім основних можливостей прийняття рішень, система надає розширені функції для керування та аналізу повідомлень журналу.

Система дозволяє користувачам сортувати та очищувати повідомлення бази даних, гарантуючи, що для обробки зберігаються лише відповідні та структуровані дані.

Це усуває надлишкові або застарілі записи, тим самим зменшуючи захаращення бази даних та оптимізуючи продуктивність запитів.

Крім того, запропонована структура включає механізми фільтрації, які дозволяють користувачам уточнювати повідомлення на основі певних критеріїв, таких як зони, типи повідомлень або стани обробки.

Цей вибірковий процес пошуку оптимізує ефективність робочого процесу, дозволяючи операторам зосередитися на критично важливій інформації.

Ще однією важливою особливістю є функція динамічного ручного оновлення, яка дозволяє користувачам оновлювати відображені повідомлення в режимі реального часу. Це гарантує, що найновіші записи журналу завжди доступні для перегляду.

Крім того, система підтримує пошук повідомлень на основі зон, що дозволяє користувачам перевіряти журнали, пов'язані з певними зонами обробки даних. Це полегшує налагодження та усунення несправностей, надаючи інформацію про локалізовані події обробки.

Для покращення взаємодії з користувачем та адаптивності системи запропонована структура включає модуль налаштувань, що дозволяє користувачам налаштовувати порогові значення, рівні реєстрації, правила тайм-ауту та параметри обробки.

Ці налаштування гарантують, що систему можна адаптувати до різноманітних операційних вимог та потреб досліджень.

Завдяки інтеграції цих розширених функцій сортування, фільтрації, ручного оновлення, пошуку на основі зон та налаштувань користувача, запропонована структура пропонує надійне та масштабоване рішення для автоматизації та оптимізації прийняття рішень у робочих процесах інтелектуального аналізу астрономічних даних.

Результати досліджень

Результати та обговорення

Порівняння з іншими системами.

Запропонована структура вдосконалює традиційні системи моніторингу на основі журналів, інтегруючи можливості прийняття рішень на основі штучного інтелекту.

Ця інтеграція поєднує сильні сторони логіки на основі правил та навчання на основі штучного інтелекту, що забезпечує підвищену гнучкість, покращене виявлення збоїв та зменшення втручання людини.

Нижче наведено порівняння з іншими поширеними методами (табл. 9).

Таблиця 9 – Порівняння традиційних та AI-орієнтованих підходів до аналізу журналів

Характеристика	Традиційне логування на основі правил	AI-орієнтоване виявлення аномалій	Запропонований фреймворк
Обробка журналів	Ручна фільтрація логів	Класифікація логів за допомогою AI	Повністю автоматизоване прийняття рішень
Виявлення збоїв	На основі попередньо визначених правил	Розпізнавання шаблонів за допомогою ML	Гібридний підхід: ML + правила
Участь користувача	Високий рівень ручного контролю	AI-сповіщення з обмеженим керуванням	AI-керування з можливістю ручного втручання
Масштабованість	Обмежена складністю правил	Масштабується зі збільшенням навчальних даних	Повністю масштабована з оптимізацією бази даних
Моніторинг у реальному часі	Базове відстеження подій	AI-керовані сповіщення	Інтерактивна панель з динамічними налаштуваннями

Покращення масштабованості.

Запропонована структура розроблена для ефективної обробки великомасштабних астрономічних наборів даних, зберігаючи при цьому низьку затримку, високу точність та відмовостійкість.

Зі зростанням обсягу даних спостережень система повинна обробляти зростаючу кількість записів журналу, підтримувати прийняття рішень у режимі реального часу та забезпечувати надійне виконання завдань обробки даних.

Масштабованість досягається за допомогою методів індексації бази даних, секціонування та кешування. Система використовує індекс B-tree в PostgreSQL для прискорення часу пошуку журналів, зменшуючи складність запитів з $O(n)$ до $O(\log n)$.

Наприклад, набір даних, що містить 10 мільйонів записів журналу, індексується менш ніж за 2 секунди, порівняно з неіндексованим запитом, який займає понад 30 секунд.

Для подальшого підвищення масштабованості реалізовано горизонтальне секціонування шляхом сегментації журналів на основі зон обробки та позначок часу. Під час одночасної обробки 100 зон, кожна з яких генерує 1000 записів журналу за хвилину, секціонування гарантує, що запити залишаються ефективними, запобігаючи уповільненню роботи бази даних.

У реальних сценаріях запропонований фреймворк був протестований в рамках проекту Collection Light Technology (CoLiTec) [31] з набором даних астрономічних спостережень, що складається з 50 000 журналів на годину, що демонструє скорочення часу виконання запитів на 45% завдяки кешуванню та оптимізованим стратегіям індексування.

Оптимізація продуктивності.

Тести продуктивності [32] показують, що запропонований фреймворк значно перевершує традиційні системи журналювання на основі правил.

Модуль прийняття рішень на основі штучного інтелекту покращує точність виявлення помилок, використовуючи комбінацію методів навчання з учителем та виявлення аномалій.

Ефективність системи можна кількісно оцінити за допомогою метрик зменшення затримки. Загальний час прийняття рішень моделюється як:

$$T_{\text{total}} = T_{\text{query}} + T_{\text{analysis}} + T_{\text{decision}}, \quad (3)$$

де T_{query} – час, необхідний для отримання даних журналу з бази даних;

T_{analysis} – час, необхідний для обробки журналів за допомогою моделей штучного інтелекту;

T_{decision} – час виконання для генерації остаточної відповіді системи.

Для астрономічного набору даних із 500 000 журналів традиційні системи на основі правил потребують середнього часу обробки 520 мс, тоді як запропонована структура зменшує його до 180 мс, демонструючи покращення на 65%.

Система покращує автоматизоване відновлення після збоїв, використовуючи методи навчання з підкріпленням для динамічного коригування стратегій обробки помилок. Якщо модуль обробки виходить з ладу, запропонована структура оцінює історичні моделі збоїв та визначає, чи повторити спробу виконання, ескалювати проблему або завершити роботу модуля.

Наприклад, у наборі даних, де 5% модулів обробки стикаються з неочікуваними збоями, запропонована структура зменшує час вирішення збоїв з 30 хвилин до менш ніж 10 хвилин шляхом автоматизації процесів відновлення.

Ефективність цього підходу вимірюється за допомогою рівняння середнього часу до відновлення (MTTR):

$$\boldsymbol{\tau_{repair}} = \frac{\sum T_{\text{repair}}}{N_{\text{failures}}}, \quad (4)$$

де T_{repair} – час, необхідний для усунення кожної помилки;

N_{failures} – загальна кількість спостережуваних помилок.

Завдяки навчанню з підкріпленням, MTTR зменшується на 50%, що значно покращує час безвідмовної роботи системи.

Приклад використання.

Розглянемо застосування, в якому запропонована структура розгорнута для моніторингу масиву радіотелескопів, що збирає сигнали від об'єктів глибокого космосу. Система обробляє 300 ГБ необроблених даних на день, генеруючи 2 мільйони повідомлень журналу, пов'язаних з калібруванням сигналу, фільтрацією шуму та виявленням аномалій.

Без оптимізації традиційні системи обробки журналів вимагають приблизно 5 секунд на запит, що робить прийняття рішень у режимі реального часу непрактичним. Завдяки підходу на основі штучного інтелекту в запропонованій структурі час запитів скорочується до 1,2 секунди, що дозволяє майже миттєво реагувати на аномалії, такі як неочікувані падіння сигналу або несправності датчиків.

Поєднуючи високопродуктивне прийняття рішень за допомогою штучного інтелекту, масштабовані структури баз даних та методи адаптивного навчання, запропонована структура гарантує, що система залишається надійною, ефективною та здатною обробляти зростаючі вимоги сучасних астрономічних досліджень.

Для підсумування результатів експерименту було проаналізовано такі критерії:

– скорочення часу обробки (чим нижче, тим краще): запропонована структура значно скорочує час обробки, досягаючи покращення на 65%;

– автоматичне відновлення після збоїв (чим вище, тим краще): запропонована структура покращує ефективність відновлення після збоїв на 50%;

– точність виявлення помилок (чим вище, тим краще): традиційні системи на основі правил мають точність 72%, тоді як запропонована структура підвищує її до 92% за допомогою виявлення аномалій на основі штучного інтелекту;

– скорочення часу простою системи (чим нижче, тим краще): запропонована структура скорочує час простою на 50%, забезпечуючи кращу доступність системи.

Висновки

У статті представлено систему прийняття рішень на основі штучного інтелекту для автоматизованої оцінки каротажу, виявлення аномалій та моніторингу процесів під час процесу астрономічного аналізу даних.

Дослідження продемонструвало, що інтеграція прийняття рішень на основі штучного інтелекту зі структурованою системою реєстрації значно підвищує ефективність та надійність різних типів обробки астрономічних даних, таких як пошук знань у базах даних, аналіз даних, розпізнавання зображень [33], машинний зір [34], фільтрація зображень [35, 36], виявлення об'єктів [37, 38] тощо.

Гібридний підхід, що базується на правилах, та підхід на основі штучного інтелекту, виявився дуже ефективним, досягши суттєвого покращення швидкості прийняття рішень та часу відновлення після збоїв. Запропонований процес прийняття рішень є суттєвим кроком у розвитку конвеєрів астрономічного аналізу даних.

Автоматизуючи виявлення аномалій та оптимізуючи управління робочим процесом, запропонована система мінімізує ручне втручання та підвищує надійність аналізу великомасштабних спостережних даних.

Вирішуючи критичні проблеми та використовуючи машинне навчання [39], фреймворк підвищує як ефективність, точність, так і швидкість передачі даних.

Ці досягнення відкривають шлях для більш ефективної обробки даних в астрономічних дослідженнях, підтримуючи виявлення та класифікацію небесних явищ з більшою точністю.

Запропонований гібридний підхід на основі правил + штучний інтелект продемонстрував покращення швидкості прийняття рішень на 65% та скорочення часу відновлення після збоїв на 50% порівняно з традиційним моніторингом на основі правил [40].

Подальша робота буде зосереджена на вдосконаленні моделей штучного інтелекту, розширенні адаптивності до різноманітних наборів даних та подальшій інтеграції автоматизації прийняття рішень у ширші системи обробки астрономічних даних [41].

Також автори планують зосередитися на масштабуванні конвеєра для ще більших наборів даних та включенні додаткових джерел даних для подальшої перевірки його ефективності [42, 43]. Також буде корисною вдосконалена децентралізована багатовузлова розподілена обробка для аналізу журналів у режимі реального часу.

Список літератури.

1. Troianskyi, V., Godunova, V., Serebryanskiy, A., Aimanova, G., Franco, L., et al. (2024). Optical observations of the potentially hazardous asteroid (4660) Nereus at opposition 2021. Icarus, 420, 116146. https://doi.org/10.1016/j.icarus.2024.116146

2. Khlamov, S., et al. (2024). Automated data mining of the reference stars from astronomical CCD frames. CEUR Workshop Proceedings, 3668, 83-97.

3. Romanenkov, Y., Mukhin, V., Kosenko, V., et al. (2024). Criterion for ranking interval alternatives in a decision-making task. International Journal of Modern Education and Computer Science, 16(2), 72-82. https://doi.org/10.5815/ijmecs.2024.02.06

4. Wagner, M., Helal, H., Roepke, R., Judel, S., Doveren, J., et al. (2022). A combined approach of process mining and rule-based AI for study planning and monitoring in higher education. Lecture Notes in Business Information Processing. Vol. 468. (p. 513-525). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-27815-0_37.

5. Faaique, M. (2023). Overview of big data analytics in modern astronomy. International Journal of Mathematics, Statistics, and Computer Science, 2, 96-113. https://doi.org/10.59543/ijmscs.v2i.8561.

6. Schönig, H. (2023). Mastering PostgreSQL 15: Advanced techniques to build and manage scalable, reliable, and fault-tolerant database applications. Packt Publishing.

7. Khlamov, S., et al. (2022). Astronomical knowledge discovery in databases by the CoLiTec software. 12th IEEE International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT). (p. 583-586). https://doi.org/10.1109/ACIT54803.2022.9913188.

8. Zhernova, P., et al. (2019). Data stream clustering in conditions of an unknown amount of classes. Advances in Intelligent Systems and Computing. Vol. 754. (p. 410-418). https://doi.org/10.1007/978-3-319-91008-6_41.

9. Dmitrieva, E. (2023). Integration of artificial intelligence in market analysis to address socioeconomic disparities in investment decisions. Futurity of Social Sciences, 1(4), 102-120. https://doi.org/10.57125/FS.2023.12.20.6.

10. Savanevych, V., et al. (2023). Mathematical methods for an accurate navigation of the robotic telescopes. Mathematics, 11(10), 2246. https://doi.org/10.3390/math11102246.

11. Yuriy, R., Tatarina, O., Kaminskyy, V., Silina, T., & Bashkirova, L. (2024). Modern methods and prospects for using artificial intelligence in disease diagnostics: A narrative review. Futurity Medicine, 3(4). https://doi.org/10.57125/FEM.2024.12.30.02.

12. Kirichenko, L., et al. (2023). Application of wavelet transform for machine learning classification of time series. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. Vol. 149. (p. 547-563). https://doi.org/10.1007/978-3-031-16203-9_31.

13. Bashkirova, L., Kit, I., Havryshchuk, Y., et al. (2024). Comprehensive review of artificial intelligence in medical diagnostics and treatment: Challenges and opportunities. Futurity Medicine, 3(3), 68-80. https://doi.org/10.57125/FEM.2024.09.30.07.

14. Troianskyi, V., Kashuba, V., Bazyey, O., et al. (2023). First reported observation of asteroids 2017 AB8, 2017 QX33, and 2017 RV12. Contributions of the Astronomical Observatory Skalnaté Pleso, 53, 5-15. https://doi.org/10.31577/caosp.2023.53.2.5.

15. Khlamov, S., et al. (2022). Statistical modeling for the near-zero apparent motion detection of objects in series of images from data stream. 12th IEEE International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT). (p. 126-129). https://doi.org/10.1109/ACIT54803.2022.9913151.

16. Abdel-Basset, M., Mohamed, R., Azeem, S. A. A., et al. (2023). Kepler optimization algorithm: A new metaheuristic algorithm inspired by Kepler's laws of planetary motion. Knowledge-Based Systems, 268, 110454. https://doi.org/10.1016/j.knosys.2023.110454.

17. Rao, S., Mahabal, A., Rao, N., & Raghavendra, C. (2021). Nigraha: Machine-learning-based pipeline to identify and evaluate planet candidates from TESS. Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 502(2), 2845–2858. https://doi.org/10.1093/mnras/stab203.

18. Khlamov, S., Tabakova, I., & Trunova, T. (2022). Recognition of the astronomical images using the Sobel filter. 29th IEEE International Conference on Systems, Signals, and Image Processing (IWSSIP 2022). (p. 1-4). https://doi.org/10.1109/IWSSIP55020.2022.9854425.

19. Martovytskyi, V., et al. (2023). Developing a risk management approach based on reinforcement training in the formation of an investment portfolio. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2(3-122), 106-116. https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.277997.

20. Rychka, R. (2024). Artificial intelligence to predict solar energy production: Risks and economic efficiency. Futurity Economics & Law, 4(2), 100-111. https://doi.org/10.57125/FEL.2024.06.25.06.

21. Akhmetov, V., et al. (2019). Cloud computing analysis of Indian ASAT test on March 27, 2019. IEEE International Scientific-Practical Conference: Problems of Infocommunications Science and Technology. (p. 315-318). https://doi.org/10.1109/PICST47496.2019.9061243.

22. Bingham, C. (2024). Education and artificial intelligence at the scene of writing: A Derridean consideration. Futurity Philosophy, 3(4), 34-46. https://doi.org/10.57125/FP.2024.12.30.03.

23. Prokopenko, O., & Sapinski, A. (2024). Using virtual reality in education: Ethical and social dimensions. E-Learning Innovations Journal, 2(1), 41-62. https://doi.org/10.57125/ELIJ.2024.03.25.03.

24. Mehdaoui, A. (2024). Unveiling barriers and challenges of AI technology integration in education: Assessing teachers' perceptions, readiness and anticipated resistance. Futurity Education, 4(4), 95-108. https://doi.org/10.57125/FED.2024.12.25.06.

25. Khlamov, S., & Savanevych, V. (2020). Big astronomical datasets and discovery of new celestial bodies in the Solar System in automated mode by the CoLiTec software. Knowledge discovery in big data from astronomy and earth observation: Astrogeoinformatics. (p. 331-345). https://doi.org/10.1016/B978-0-12-819154-5.00030-8.

26. Khlamov, S., Tabakova, I., Trunova, T., & Deineko, Z. (2022). Machine vision for astronomical images using the Canny edge detector. CEUR Workshop Proceedings, 3384, 1-10.

27. Kirichenko, L., et al. (2020). Generalized approach to analysis of multifractal properties from short time series. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 11(5), 183-198. https://doi.org/10.14569/IJACSA.2020.0110527.

28. Dadkhah, M., et al. (2019). Methodology of wavelet analysis in research of dynamics of phishing attacks. International Journal of Advanced Intelligence Paradigms, 12(3-4), 220-238. https://doi.org/10.1504/IJAIP.2019.098561.

29. AstroML. (2025). Machine learning and data mining for astronomy. https://www.astroml.org.

30. Haines, S. (2022). Workflow orchestration with Apache Airflow. Modern data engineering with Apache Spark. (p. 255-295). Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-7452-1_8.

31. Khlamov, S., et al. (2024). Machine vision for astronomical images using the modern image processing algorithms implemented in the CoLiTec software. Measurements and Instrumentation for Machine Vision. Chap. 12. (p. 269-310). CRC Press, Taylor & Francis Group. https://doi.org/10.1201/9781003343783-12.

32. Khlamov, S., Mendielieva, M., Vovk, O., Trunova, T., & Teslenko, Y. (2025). Performance percentile analysis for API-based testing. Information control systems and intelligent technologies. Achievements and applications. Section 2 "Intelligent systems and data analysis". (p. 235-253). Liha-Pres. https://doi.org/10.36059/978-966-397-538-2-13.

33. Khlamov, S., et al. (2022). The astronomical object recognition and its near-zero motion detection in series of images by in situ modeling. 29th IEEE International Conference on Systems, Signals, and Image Processing (IWSSIP 2022). (p. 1-4). https://doi.org/10.1109/IWSSIP55020.2022.9854475

34. Gonzalez, R.C., & Woods, R.E. (2018). Digital image processing (4th ed.). Pearson.

35. Vlasenko, V., et al. (2024). Devising a procedure for the brightness alignment of astronomical frames background by a high frequency filtration to improve accuracy of the brightness estimation of objects. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 2(2-128), 31-38. https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.301327.

36. Khlamov, S., et al. (2023). Development of the matched filtration of a blurred digital image using its typical form. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 1(9-121), 62-71. https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.273674.

37. Savanevych, V., et al. (2018). A method of immediate detection of objects with a near-zero apparent motion in series of CCD-frames. Astronomy & Astrophysics, 609, A54. https://doi.org/10.1051/0004-6361/201630323.

38. Mykhailova, L., et al. (2014). Method of maximum likelihood estimation of compact group objects location on CCD-frame. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5(4), 16-22. https://doi.org/10.15587/1729-4061.2014.28028.

39. Bodyanskiy, Y., Popov, S., Brodetskyi, F., & Chala, O. (2022). Adaptive least-squares support vector machine and its combined learning–selflearning in image recognition task. International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies. (p. 48-51). https://doi.org/10.1109/CSIT56902.2022.10000518.

40. Lyashenko, V., Abu-Jassar, A.T., Yevsieiev, V., & Maksymova, S. (2023). Automated monitoring and visualization system in production. International Research Journal of Multidisciplinary Technovation, 5(6), 9-18. https://doi.org/10.54392/irjmt2362.

41. Savanevych, V., et al. (2015). Comparative analysis of the positional accuracy of CCD measurements of small bodies in the solar system software CoLiTec and Astrometrica. Kinematics and Physics of Celestial Bodies, 31(6), 302-313.

42. Khlamov, S., Mendielieva, M., Vovk, O., & Deineko, Z. (2025). Comparative analysis of JMeter and Postman for API-based performance testing. CEUR Workshop Proceedings, 4048, 426-440. https://ceur-ws.org/Vol-4048/paper34.pdf.

43. Khlamov, S., Mendielieva, M., Vovk, O., Deineko, Z., & Lytvynenko, S. (2025). Analysis of performance metrics for load testing tools. In Information control systems and intelligent technologies. Achievements and applications. Section 2 "Intelligent systems and data analysis". (p. 211-235). Liha-Pres. https://doi.org/10.36059/978-966-397-538-2-12.