

УДК 004.8
DOI [https://doi.org/10.15589/znp2026.1\(503\).2.16](https://doi.org/10.15589/znp2026.1(503).2.16)

AUDITABLE STREAMING DECISION SUPPORT FOR MULTIMODAL TIME SERIES WITH AN OPERATOR-READY DECISION PASSPORT UNDER DRIFT AND MODALITY DEGRADATION

АУДИТОВАНА ПОТОКОВА ПІДТРИМКА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ ІЗ ПАСПОРТОМ РІШЕННЯ ЗА ДРЕЙФУ ТА ДЕГРАДАЦІЇ МОДАЛЬНОСТЕЙ

Illia S. Uzun
uzun.i.s@op.edu.ua
ORCID: 0000-0001-6619-4862

І. С. Узун,
аспірант

Odesa Polytechnic National University, Odesa
Національний університет «Одеська політехніка», м. Одеса

Abstract. Objective. To present a system-level demonstration of auditable streaming decision support for multimodal time series in which fusion, adaptation, and anomaly signaling are governed by explicit control modules and recorded as an operator-readable decision passport.

Methodology. A minimal streaming pipeline is constructed around four control modules: online estimation of modality reliability, reliability-driven fusion, event-triggered parameter-efficient micro-adaptation under bounded update budgets, and anomaly signaling under a fixed false-alarm budget. The evaluation follows a causal online protocol and a controlled stress scenario that combines concept drift with temporary modality degradation; segment missingness with level $p = 0.90$ is injected into one modality and a false-alarm budget of 0.05 is enforced for anomaly alerts. At each time step, a compact audit record is emitted, linking reliability estimates, fusion weights, drift and adaptation markers, and anomaly scores to the resulting forecast and alert state.

Results. In the stress protocol with segment missingness $p = 0.90$ in modality 2, the integrated pipeline reduces mean absolute error relative to equal-weights fusion (naive baseline) by 35.0% in an energy-consumption generator domain and by 93.1% in the Bitcoin-to-US-dollar market domain (means across 10 independent runs). In a representative synthetic stress run, the modality-reliability signal achieves an area under the receiver operating characteristic curve of 0.983 with an expected calibration error of 0.029; under the false-alarm budget 0.05, anomaly signaling reaches recall 0.311 and an area under the precision-recall curve of 0.287. In the same run, ten drift triggers lead to ten micro-adaptation actions and update the prior fusion skill weight from 0.000 to 0.634, illustrating budgeted intervention under non-stationarity.

Scientific novelty. The contribution is a decision passport specification that links data-quality evidence, control actions, and output signals within a single auditable streaming loop, enabling traceability from observations to interventions and alarms. **Practical significance.** The demonstrated pipeline supports accountable operator workflows in streaming monitoring by making control decisions inspectable and reproducible, and by providing artifact-based evidence for tuning budgets and thresholds without changing the declared decision contract. This makes post-incident review feasible and enables conservative tuning of budgets and gates using logged artifacts, rather than ad-hoc reconfiguration.

Key words: machine learning; data analysis; information systems; decision support systems; multimodal time series; streaming analytics; auditability; concept drift; modality degradation; anomaly detection.

Анотація. Мета. Подати системну демонстрацію аудитованої потокової підтримки прийняття рішень для мультимодальних часових рядів, у якій злиття, адаптація та сигналізація аномалій керуються явними керувальними модулями і фіксуються у форматі паспорта рішення, придатного для оператора.

Методика. Побудовано мінімальний поточковий конвеєр із чотирма керувальними модулями: онлайн-оцінювання надійності модальностей, надійнісно-кероване злиття, подієва параметро-ефективна мікроадаптація в межах бюджетів оновлень та виявлення аномалій за фіксованого бюджету частки хибних тривог. Оцінювання виконано у каузальному онлайн-протоколі на контрольованому стрес-сценарії, що поєднує концептуальний дрейф і тимчасову деградацію модальностей; у деградовану модальність інжектовано сегментні пропуски з рівнем $p = 0.90$, а для тривог застосовано бюджет частки хибних тривог 0.05. На кожному кроці формується запис

паспорта рішення, який пов'язує надійність, ваги злиття, події дрейфу та мікроадаптації, а також скор аномальності із результативним прогнозом і станом сигналізації.

Результати. У стрес-протоколі сегментних пропусків $p = 0.90$ (модальність 2) інтегрований конвеєр зменшує середню абсолютну похибку відносно наївного злиття рівних ваг на 35.0% у домені енергоспоживання (реалістично синтетичний генератор) та на 93.1% у домені ринку Bitcoin/долар США (усереднення за 10 незалежними запусками). У репрезентативному синтетичному запуску сигнал надійності має площу під кривою робочої характеристики приймача 0.983 та очікувану помилку калібрування 0.029; за бюджету частки хибних тривог 0.05 надійнісно-обмежене виявлення аномалій забезпечує повноту 0.311 за фіксованої частки хибних тривог та площу під кривою «точність–повнота» 0.287. У цьому ж запуску зафіксовано 10 тригерів дрейфу та 10 мікроадаптацій, що змінюють апіорну вагу злиття з 0.000 до 0.634 у межах бюджетованих оновлень. *Наукова новизна.* Запропоновано специфікацію паспорта рішення як аудитованого артефакту, що пов'язує докази якості даних, керувальні дії та вихідні сигнали в єдиному потоковому циклі та забезпечує відтворюваний ланцюг «спостереження – інтервенція – рішення».

Практична значимість. Показано, що паспорт рішення та артефакти запуску підтримують підзвітні операторські процедури у потоковому моніторингу: рішення можна перевіряти постфактум, а бюджети й пороги можна налаштовувати на основі журналів без зміни заданого контракту сигналізації. Це зменшує ризик неконтрольованих змін у експлуатації та підтримує відтворюваний розбір інцидентів і порівняння альтернативних налаштувань.

Ключові слова: машинне навчання; аналіз даних; інформаційні системи; системи підтримки прийняття рішень; мультимодальні часові ряди; потоковий аналіз; аудитованість; концептуальний дрейф; деградація модальностей; виявлення аномалій.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Потокові системи підтримки прийняття рішень дедалі частіше працюють з мультимодальними часовими рядами, у яких декілька джерел спостережень (сенсори, підсистеми вимірювання, інформаційні канали) надходять паралельно та використовуються для прогнозування і сигналізації ризиків у режимі близькому до реального часу. Для таких систем каузальність є обов'язковою вимогою: рішення на кроці часу формуються без використання майбутньої інформації, а якість коректно оцінюється в онлайн-протоколі передпослідовного тестування (prequential) [1, с. 278–292].

Ключова практична проблема полягає у спільному впливі двох факторів нестаціонарності: (i) концептуального дрейфу, тобто зміни залежності «вхідні спостереження – ціль» у часі [2, с. 2346–2363], та (ii) тимчасової деградації окремих модальностей, зокрема через пропуски, підвищений шум або масштабні зсуви. Обидва фактори здатні спричинити стрибки похибки прогнозування та нестабільні скорингові сигнали, але потребують різних керувальних дій: дрейф вимагає адаптації моделі або її агрегування, тоді як деградація модальності вимагає обмеження внеску проблемного джерела.

Окремою вимогою для прикладних доменів моніторингу є керованість частки хибних тривог у задачі виявлення аномалій. Якщо контракт системи визначає допустиму частку хибних спрацювань, то алгоритм повинен узгоджувати порогування і режим скорингу з цим обмеженням; інакше операторська довіра та операційна вартість сигналізації стають неконтрольованими. Для оцінювання якості діагностичних сигналів у таких постановках доцільно застосовувати

метрики, що фіксують бюджет хибних тривог, а також метрики ранжування (зокрема площі під кривою робочої характеристики приймача та під кривою «точність–повнота») [4, с. 861–874].

Нарешті, для багатьох прикладних систем недостатньо «середньої точності»: система повинна бути аудитованою, тобто надавати операторові не лише рекомендацію/сигнал, але й відтворюваний запис підстав, які привели до конкретної дії. У сучасній літературі такі артефакти прозорості включають стандартизовані картки моделі [6, с. 220–229] та «паспорти» наборів даних [7, с. 86–92]; у високоризикових рішеннях підкреслюється доцільність переваги інтерпретованих та контрольованих підходів над поясненням «чорних скриньок» постфактум [8, с. 206–215].

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Канонічним принципом оцінювання поточних алгоритмів є prequential-підхід, у якому кожне нове спостереження спочатку використовується для тестування поточного стану моделі, а вже потім – для її оновлення; це забезпечує коректну каузальну інтерпретацію метрик у режимі експлуатації [1, с. 278–292]. Для нестаціонарних потоків центральною проблемою є концептуальний дрейф та підходи до адаптації до нього [2, с. 2346–2363]. У задачах прогнозування стандартними та інтерпретованими метриками залишаються середня абсолютна похибка (MAE) та корінь середньоквадратичної похибки (RMSE), що узагальнені у класичних оглядах з вимірювання точності прогнозів [3, с. 679–688].

У мультимодальних постановках додаткову складність становить різна якість і доступність модальностей. У таксономіях мультимодального

машинного навчання злиття розглядається як окремий виклик поруч із представленням, вирівнюванням та трансляцією модальностей, що підкреслює залежність від неоднорідних джерел [9, с. 423–443]. На рівні принципів багатосенсорного злиття даних (multisensor data fusion) підкреслюється необхідність явних правил агрегації та узгодження рівнів інтеграції [10, с. 6–23], а для комбінування класифікаторів систематизовано прозорі правила ансамблювання [11, с. 226–239]. Оглядові роботи з мультимодального злиття в мультимедійних системах узагальнюють стратегії раннього/пізнього злиття та акцентують роль оцінювання якості джерел [12, с. 345–379]. Динамічне перезважування джерел можна інтерпретувати через моделі «суміші експертів» (*mixture-of-experts*), у яких гейтінг визначає внесок експертів залежно від контексту [13, с. 79–87]. У таких системах деградації (наприклад, пропуски) можуть бути як випадковими, так і структурованими; тому базові припущення про «невплив пропусків» часто не виконуються, і необхідні явні механізми діагностики якості та керування внеском джерел [5, с. 581–592]. Разом з тим, значна частина робіт розглядає компоненти окремо: окремо злиття, окремо детекцію дрейфу, окремо сигналізацію аномалій. Для потокового навчання за дрейфу ранні роботи акцентували проблему прихованих контекстів і змін режимів [14, с. 69–101], а більш пізні – запропонували операційні способи характеристики дрейфу, що корисно для проєктування тригерів і бюджетів адаптації [15, с. 964–994]. Для задач виявлення аномалій/новизни огляди розмежовують постановки «викидів» та «новизни» і узагальнюють типові підходи до оцінювання; детальніший огляд novelty detection наведено у [16, с. 215–249].

З позиції підзвітності й відтворюваності актуальними стають стандартизовані артефакти для моделі [6, с. 220–229] та для даних [7, с. 86–92], які дозволяють задокументувати ключові властивості й межі коректного використання. Паралельно, для високоризикових застосувань акцент переноситься з постфактум пояснення на проєктування інтерпретованих і контрольованих рішень, у яких сам механізм керування є прозорим [8, с. 206–215]. Постфактум пояснювальні методи можуть доповнювати аналіз, але не замінюють контрольованого контракту системи; систематизація методів пояснення «чорних скриньок» (локальні та глобальні пояснення, компроміси інтерпретованості) узагальнена в огляді [17, с. 1–42].

ВИДОКРЕМЛЕННЯ НЕВИРІШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ

Для прикладної потокової системи підтримки прийняття рішень критичним є *системний* рівень узгодженості: коли в потоці одночасно наявні дрейф і деградація модальності, система повинна (i) відрізнити ці режими за спостережуваними керувальними сигналами, (ii) виконувати різні керувальні дії

залежно від причини погіршення, та (iii) пояснювати ці дії операторові у відтворюваному форматі. Якщо керування реалізується неявно (наприклад, через складні моделі без стабільних інтерфейсів), то навіть правильні за метриками результати важко перевірити, відтворити та захистити від типових рецензентських запитань «чому система зробила саме так?».

Друга невирішена частина проблеми пов'язана з контрактом сигналізації аномалій: якщо в системі присутній бюджет хибних тривог, то механізм виявлення аномалій має бути узгоджений з цим бюджетом, а деградації модальностей не повинні штучно «роздувати» кількість хибних сигналів. Ця вимога є прикладно-операційною і потребує інтеграції діагностики якості модальностей з порогуванням і режимом скорингу.

Третя частина проблеми стосується стандартизації артефактів аудиту: потрібен компактний, але достатній запис, який зв'язує дані, керувальні сигнали та дискретні дії системи. Такий запис повинен бути придатним як для операторського розбору, так і для наукової верифікації та відтворюваності.

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою є підготовка та подання системної демонстрації аудитованої потокової системи підтримки прийняття рішень для мультимодальних часових рядів із форматом «паспорта рішення», а також фіксація ключових системних результатів робастності та діагностики керувальних сигналів у контрольованому стрес-сценарії.

МЕТОДИ, ОБ'ЄКТ ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

Об'єктом дослідження є процеси потокового аналізу мультимодальних часових рядів в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень. Предметом дослідження є методи та інтерфейси керування, які узгоджують (i) оцінювання надійності модальностей, (ii) мультимодальне злиття, (iii) подієву параметро-ефективну адаптацію за дрейфу та (iv) виявлення аномалій за бюджетом хибних тривог, а також аудитовані артефакти, що роблять ці дії відтворюваними.

Методологічну основу становлять проєктування мінімальної «рецензент-стійкої» архітектури з явними входами/виходами модулів і каузальне оцінювання в онлайн-протоколі [1, с. 278–292]. Для інтерпретації якості прогнозування використано середню абсолютну похибку та корінь середньоквадратичної похибки [3, с. 679–688]; для оцінювання діагностичних сигналів застосовано ранжувальні метрики [4, с. 861–874]. Обмеження застосовності та вимоги до підзвітності розглянуто в логіці аудиту та відтворюваності артефактів (картки моделі [6, с. 220–229]; «паспорти» наборів даних [7, с. 86–92]).

Налаштування контрольованого стрес-сценарію та ключові параметри керувальних модулів фіксуються у манифесті запуску. Для аудиту та відтворюваності

табл. 1 наводить підмножину параметрів, які безпосередньо визначають гейти та бюджети в інтегрованому контурі.

Керувальні сигнали та модулі потокової системи. Запропонована демонстрація спирається на принцип «єдиного керувального сигналу»: надійність модальності $r_t^{(m)} \in [0,1]$ інтерпретується як каузальна оцінка недеградованого стану модальності m у поточному контексті, а решта модулів використовує цю шкалу для перетворення діагностики на дискретні дії. У роботі розглянуто чотири керувальні модулі, які взаємодіють у єдиному каузальному контурі:

- онлайн-оцінювання надійності модальностей $r_t^{(m)}$ як керувального сигналу;
- надійнісно-кероване динамічне злиття, яке перетворює $r_t^{(m)}$ у ваги злиття $w_t^{(m)}$ та формує прогноз;
- подієва бюджетована мікроадаптація, яка запускається під час дрейфу та оновлює обмежену частину параметрів;
- сигналізація аномалій за фіксованого бюджету частки хибних тривог β , узгоджена з порогуванням і якістю даних.

В інтегрованій системі ці модулі працюють як послідовний онлайн-контур, а результати кожного кроку та агреговані підстави рішення фіксуються у паспорті рішення (підрозділ 2). Загальний потік інформації та місце паспорта рішення в інтегрованому контурі наведено на рис. 1.

Формальний опис керування. Нехай два модальні предиктори формують покрокові прогнози $\hat{y}_t^{(1)}$ та $\hat{y}_t^{(2)}$, а модуль оцінювання надійності дає каузальні оцінки $r_t^{(1)}, r_t^{(2)} \in [0,1]$ (де 1 відповідає «чистому» режиму). Використовується апріорна вага злиття $w_{\text{base}} \in [0,1]$, яку модуль адаптації може оновлювати

у межах бюджетованих втручань після дрейфу. Поточні ваги злиття визначаються надійнісно-керованим нормуванням та експоненційним згладжуванням:

$$\begin{aligned}\tilde{w}_t^{(1)} &= w_{\text{base}} r_t^{(1)}, \\ \tilde{w}_t^{(2)} &= (1 - w_{\text{base}}) r_t^{(2)}, \\ \bar{w}_t^{(1)} &= \begin{cases} \frac{\tilde{w}_t^{(1)}}{\tilde{w}_t^{(1)} + \tilde{w}_t^{(2)}}, & \tilde{w}_t^{(1)} + \tilde{w}_t^{(2)} > 0, \\ w_{\text{base}}, & \text{інакше,} \end{cases} \\ w_t^{(1)} &= (1 - \alpha) w_{t-1}^{(1)} + \alpha \bar{w}_t^{(1)}.\end{aligned}$$

де α – коефіцієнт згладжування (табл. 1). Злитий прогноз подається як $\hat{y}_t = w_t^{(1)} \hat{y}_t^{(1)} + (1 - w_t^{(1)}) \hat{y}_t^{(2)}$. Для сигналізації аномалій формується скор як надійнісно-зважене злиття модальних залишків і підтримується онлайн-поріг як $(1 - \beta)$ -квантиль скорів у «чистих» кроках; тривоги дозволені лише в кроках, що проходять фільтр «чистоти» за пропусками та надійністю (табл. 1). Для потокового наближення квантилів у обмеженій пам'яті можуть застосовуватися компактні квантильні підсумки [18, с. 58–66].

Паспорт рішення як аудитований артефакт.

Паспорт рішення (Decision Passport) визначається як структурований запис, що фіксує, які керувальні сигнали були доступні системі, які події та дії були виконані, і який вихід (прогноз/тривога/рекомендація) було сформовано. На відміну від загальних артефактів опису моделі [6, с. 220–229] або опису набору даних [7, с. 86–92], паспорт рішення орієнтований на онлайн-експлуатацію: його одиницею є конкретне рішення в потоці або його агрегат у вікні, а основна функція – аудит та відтворюваність керувальної логіки.

Мінімальний набір полів паспорта має забезпечувати відповідь на операторські питання: чи є ознаки деградації модальності; як система перерозподілила

Таблиця 1. Ключові параметри інтегрованої демонстрації (за манифестом запуску)

Параметр	Значення	Роль у контурі
Розмір вікна для онлайн-ознак деградації	50	Вікно для обчислення індикаторів пропусків/помилко/проксі якості.
Швидкість онлайн-оновлення оцінювача надійності	0.02	Крок адаптації оцінки надійності до поточного режиму.
Буфер для післякалібрування шкали надійності	1200	Підтримка стабільної шкали надійності в часі.
Коефіцієнт експоненційного згладжування ваг злиття	0.15	Зменшує «дрижання» ваг і робить керування стійкішим.
Мінімальна надійність для детекції дрейфу («чистий» режим)	0.8	Захищає детекцію дрейфу від деградації модальностей.
Поріг / стійкість сигналу дрейфу	0.25 / 3	Порогування та вимога повторюваності для тригера дрейфу.
Захист від повторних спрацювань після тригера	400	Відсікає надто часті повторні тригери в одному режимі.
Бюджет зразків для мікроадаптації після дрейфу	250	Обмежує обсяг даних, що використовується для оновлення.
Мінімум даних для виконання мікроадаптації	80	Гарантує достатність даних для стабільного оновлення.
Бюджет частки хибних тривог для сигналізації аномалій	0.05	Фіксований контракт сигналізації (частка хибних спрацювань).
Поріг пропусків для формування «чистого» порогу аномальності	0.02	Поріг якості даних для калібрування порога аномальності.
Поріг надійності для дозволу сигналізації тривог	0.8	Запобіжник: тривоги дозволені лише за достатньої надійності.

внесок джерел; чи була адаптація і чому; чи виконувалася сигналізація аномалії за заданим бюджетом; які припущення/обмеження актуальні для інтерпретації. Табл. 2 узагальнює компактну специфікацію паспорта та зв'язок полів з керувальними модулями.

Приклад паспорта рішення для репрезентативного кроку стрес-сценарію наведено на рис. 2.

Протокол демонстрації та ключові системні результати. Системна демонстрація організована як контрольований стрес-сценарій, у якому одночасно наявні: (i) тимчасова деградація модальності у вигляді сегментних пропусків із рівнем $p = 0.90$ та (ii) нестаціонарність типу концептуального дрейфу, що потребує подієвої адаптації. Для задачі сигналізації

аномалій фіксується бюджет частки хибних тривог $\beta = 0.05$, що формує вимогу до пороговання та оцінювання повноти за цим бюджетом.

Табл. 3 фіксує системний ефект робастності в прикладному протоколі: за умов деградації модальності наївне злиття рівних ваг різко погіршує прогноз, тоді як інтегрована система суттєво знижує середню абсолютну похибку у двох доменах (енергоспоживання як реалістично синтетичний генератор; та ринок Bitcoin/долар США) порівняно з базисом рівних ваг.

Ключовим елементом керування є якість сигналу надійності, оскільки саме він визначає перехід від «довіри модальності» до перезважування, адаптації або зміни режиму скорингу. Табл. 4 подає

Streaming decision support: information flow and audit trail

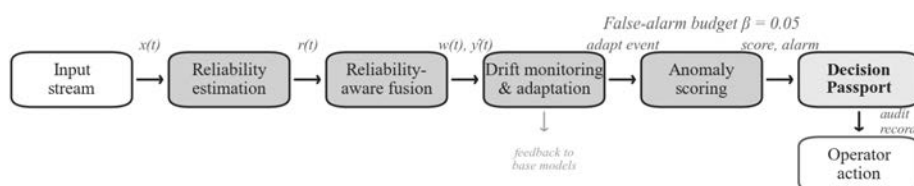


Рис. 1. Архітектура інтегрованої потокової системи підтримки прийняття рішень та місце паспорта рішення в контурі керування

Decision Passport — synthetic @ t = 3406	
Forecast:	$\hat{y} = +0.078$ ($y = -1.489$, $ e = 1.568$)
Fusion:	$w_1 = 0.000$ $w_2 = 1.000$ ($\rightarrow$ modality 2)
Base skill:	base_w1 = 0.000
Reliability:	rel ₁ = 0.972 rel ₂ = 0.000
Missing rate:	miss ₁ = 0.0 miss ₂ = 1.0
Anomaly score:	1.503
Active flags:	
■ DRIFT	drift_flag = 1 (drift trigger)
□ ADAPT	adapted_flag = 0 (next ADAPT at t=3485)
□ ANOMALY	anomaly_flag = 0
False-alarm budget β: 0.05 (declared contract)	
Recommendation:	
WARNING: drift detected $\rightarrow$ expect temporary quality degradation. CAUTION: rel ₂ is low while fusion $\rightarrow$ modality 2 $\rightarrow$ monitor; micro-adaptation is pending.	
Action log (window):	
t=3200..3405	routine (no events)
t=3406	DRIFT trigger $\rightarrow$ micro-adaptation scheduled
t=3406..3484	fusion $\rightarrow$ modality 2 (mean(w ₁)=0.000)
t=3485	ADAPT completed $\rightarrow$ base w ₁ updated

Рис. 2. Паспорт рішення як компактний аудитований запис для оператора (синтетичний приклад, $t = 3406$)

Таблиця 2. Компоненти паспорта рішення: поля та їхній зв'язок з керувальними модулями

Поле (паспорт)	Модуль	Роль у аудиті/поясненні
Ознаки деградації модальностей (агреговано)	Оцінювання надійності	Фіксує докази якості даних, які стали підставою для керування (надійність/проксі).
Надійність модальностей $r_t^{(m)}$ (покроково та/або у вікні)	Оцінювання надійності	Єдиний керувальний сигнал; пояснює, чому модальність вважається (не)надійною в поточному контексті.
Ваги злиття $w_t^{(m)}$ (покроково та/або у вікні)	Злиття	Пояснює, як система перерозподіляла внесок модальностей у прогноз/скоринг.
Події дрейфу та мікроадаптації (прапорці/лічильники/короткий лог)	Дрейф і адаптація	Пояснює, коли й чому було запущено адаптацію; відділяє реакцію на дрейф від реакції на деградацію.
Скор аномальності та сигналізація за бюджетом хибних тривог	Сигналізація аномалій	Пояснює, чому було згенеровано тривогу та в якому бюджеті хибних тривог вона інтерпретується.
Припущення та обмеження інтерпретації	—	Фіксує контекстні умови застосовності (наприклад, узгодження модальностей, доступність зворотного зв'язку).

Таблиця 3. Істемний ефект робастності інтегрованої системи у протоколі сегментних пропусків ($p = 0.90$, модальність 2): порівняння з наївним злиттям рівних ваг (середнє ± стандартне відхилення за 10 повтореннями)

Домен	Наївне злиття (рівні ваги), середня абсолютна похибка	Запропонована система, середня абсолютна похибка	Відносне зменшення
Енергоспоживання (реалістично синтетичний генератор)	0.40147 ± 0.00089	0.26079 ± 0.00001	35.0%
Ринок Bitcoin/долар США	0.34531 ± 0.01993	0.02389 ± 0.00018	93.1%

Таблиця 4. Репрезентативний синтетичний запуск: діагностика сигналу надійності та показники виявлення аномалій за бюджетом частки хибних тривог $\beta = 0.05$

Показник	Значення
Площа під кривою робочої характеристики приймача для сигналу надійності (відокремлення деградації)	0.983
Очікувана помилка калібрування сигналу надійності	0.029
Бюджет частки хибних тривог для сигналізації аномалій	$\beta = 0.05$
Повнота за фіксованого бюджету частки хибних тривог	0.311
Площа під кривою «точність–повнота»	0.287
Кількість тригерів дрейфу / мікроадаптацій	10/10
Зміна апіорної ваги злиття, w_1	$0.000 \rightarrow 0.634$

показники репрезентативного запуску, що демонструють: (і) якість відокремлення деградації за площею під кривою робочої характеристики приймача та (ii) узгодженість сигналізації аномалій із бюджетом частки хибних тривог $\beta = 0.05$ через повноту за цим бюджетом та площу під кривою «точність–повнота».

Узагальнення сегментації «чисті/деградовані». Для синтетичного стрес-сценарію «чисті» кроки визначено як кроки без пропусків у модальності 2, а «деградовані» – як кроки з інжектуюваною неповнотою. Табл. 5 показує, що сигнал надійності різко відрізняє режими за середньою надійністю модальності 2, а модуль злиття у деградації частіше зміщує вагу в бік модальності 1 (зростає частка кроків із $w_t^{(1)} > 0.9$). Динаміку цілі, прогнозу, керувальних сигналів та

Таблиця 5. Синтетичний сценарій: узагальнення сигналу надійності та ваг злиття в «чистих» і «деградованих» кроках ($n_{\text{чисті}} = 1804$, $n_{\text{деградовані}} = 996$)

Режим	Опис сегмента	Середня надійність модальності 2	Частка кроків із $w_t^{(1)} > 0.9$
Чисті	без пропусків у модальності 2	0.951	36.6%
Деградовані	сегментні пропуски у модальності 2	0.0039	71.4%

дискретних подій у репрезентативному запуску показано на рис. 3.

Узагальнену карту відповідності деградації, сигналів та дискретних дій подано на рис. 4.

ОБГОВОРЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Отримані результати підтверджують, що системна інтеграція керувальних модулів дає ефект, який не зводиться до «суми окремих частин»: сигнал надійності виступає спільним контрактом між злиттям, адаптацією та сигналізацією, а паспорт рішення робить цей контракт спостережуваним. З практичної точки зору, зменшення середньої абсолютної похибки на 35.0% та 93.1% у прикладному робастному протоколі (табл. 3) є саме системним показником: він відображає не лише якість прогнозування, але й коректність керувальної реакції на деградацію модальності в умовах нестаціонарності.

Репрезентативна діагностика показує, що сигнал надійності має високу дискримінаційну здатність (площа під кривою робочої характеристики приймача) та узгодженість як ймовірнісна шкала (очікувана

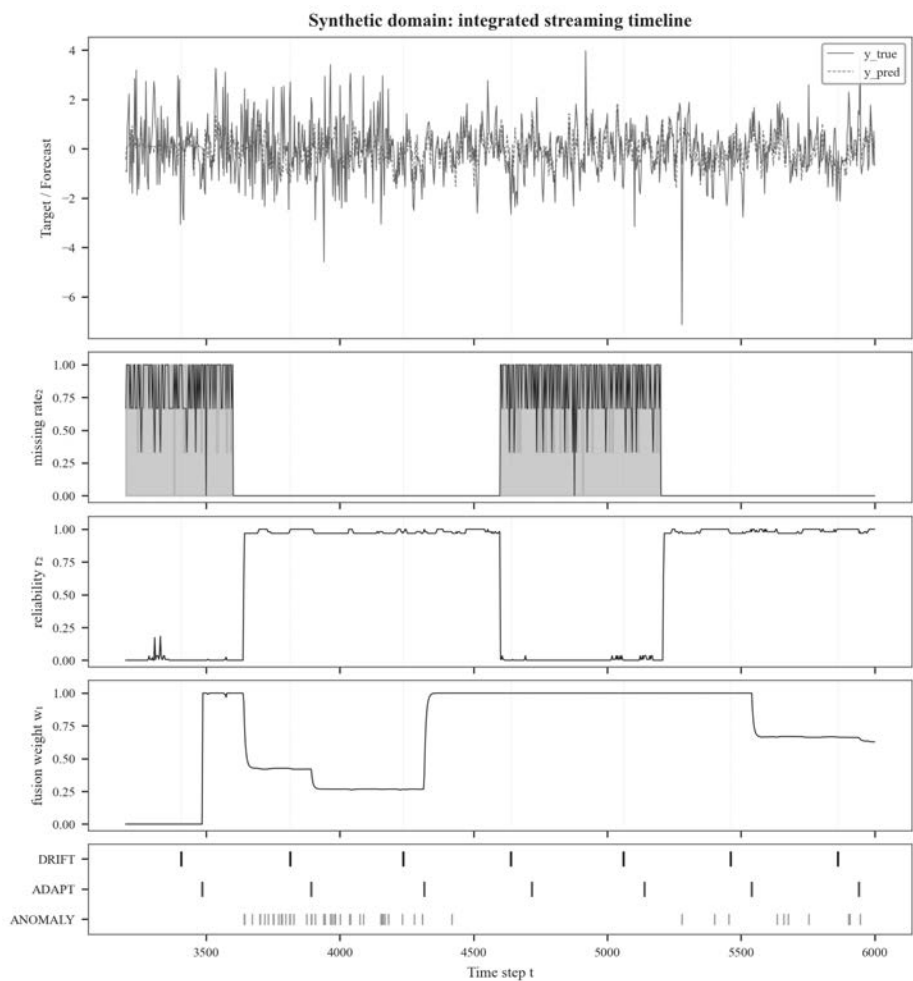


Рис. 3. Таймлайн синтетичного стрес-сценарію: ціль і прогноз, деградація модальності, надійність r_2 , ваги злиття w_1 та дискретні події дрейфу, адаптації та аномалій

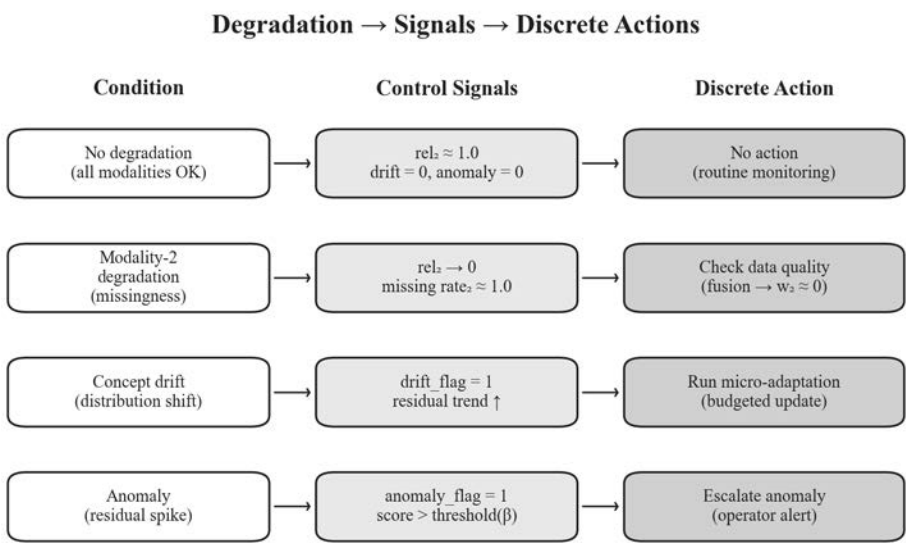


Рис. 4. Карта «деградація – сигнали – дискретні дії»: відповідність станів системи, керувальних сигналів та операторських рекомендацій

помилка калібрування), а отже може використовуватися як стабільний параметр керування (пороги, режими, запобіжники). Для задачі аномалій ключовим є те, що метрики подано за фіксованого бюджету β : це узгоджує наукову оцінку з операційним контрактом і дозволяє інтерпретувати тривоги як керовану підсистему, а не як довільний скор.

Обмеження. По-перше, наведені числа відповідають контрольованому стрес-сценарію системної демонстрації; узагальнення на інші типи деградацій (окрім пропусків) та на інші доменні механізми дрейфу потребує окремих протоколів і валідації. По-друге, паспорт рішення є мінімальною специфікацією: у прикладних системах може бути потрібне розширення полів (наприклад, для фіксації затримок, синхронізації модальностей або доменних обмежень), але таке розширення повинно зберігати принцип компактності й однозначного зв'язку «сигнал – дія». По-третє, порівняння в статті фокусується на прозорих базових лініях і контрольованих сценаріях; пряме зіставлення з зовнішніми складними системами є чутливим до відмінностей постановок і може вимагати стандартизованих бенчмарків.

Відтворюваність. Відтворюваність підтримується збереженням манифесту запуску, табличних підсумків і журналів подій.

ВИСНОВКИ

У статті подано системну демонстрацію аудированої потокової системи підтримки прийняття рішень для мультимодальних часових рядів, у якій керувальні модулі узгоджено в єдиному каузальному контурі, а логіка керування фіксується у форматі паспорта рішення. Показано ключові системні результати робастності в протоколі сегментних пропусків ($p=0.90$) та діагностичні показники репрезентативного запуску, що характеризують якість сигналу надійності та узгодженість сигналізації аномалій із бюджетом частки хибних тривог $\beta=0.05$. Запропонований паспорт рішення та артефактний підхід до відтворюваності створюють основу для практичного використання систем підтримки прийняття рішень з операторським контролем і для подальшого розширення протоколів валідації під інші типи деградацій і дрейфу.

Подяка та фінансування. Дослідження виконано без зовнішнього цільового фінансування. Автори висловлюють щирі подяки рецензентам та редколегії за уважний розгляд рукопису, цінні зауваження і рекомендації.

REFERENCES

- [1] Dawid, A. P. (1984). Present position and potential developments: Some personal views: Statistical theory: The prequential approach. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 147(2), 278–292. <https://doi.org/10.2307/2981683>
- [2] Lu, J., Liu, A., Dong, F., Gu, F., Gama, J., & Zhang, G. (2019). Learning under concept drift: A review. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 31(12), 2346–2363. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2018.2876857>
- [3] Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- [4] Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- [5] Rubin, D. B. (1976). Inference and missing data. *Biometrika*, 63(3), 581–592. <https://doi.org/10.1093/biomet/63.3.581>
- [6] Mitchell, M., Wu, S., Zaldivar, A., Barnes, P., Vasserman, L., Hutchinson, B., Spitzer, E., Raji, I. D., & Gebru, T. (2019). Model cards for model reporting. In *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAT* '19)* (pp. 220–229). ACM. <https://doi.org/10.1145/3287560.3287596>
- [7] Gebru, T., Morgenstern, J., Vecchione, B., Vaughan, J. W., Wallach, H., Daumé III, H., & Crawford, K. (2021). Datasheets for datasets. *Communications of the ACM*, 64(12), 86–92. <https://doi.org/10.1145/3458723>
- [8] Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5), 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- [9] Baltrusaitis, T., Ahuja, C., & Morency, L.-P. (2019). Multimodal machine learning: A survey and taxonomy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 41(2), 423–443. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2798607>
- [10] Hall, D. L., & Llinas, J. (1997). An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*, 85(1), 6–23. <https://doi.org/10.1109/5.554205>
- [11] Kittler, J., Hatef, M., Duin, R. P. W., & Matas, J. (1998). On combining classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(3), 226–239. <https://doi.org/10.1109/34.667881>
- [12] Atrey, P. K., Hossain, M. A., El Saddik, A., & Kankanhalli, M. S. (2010). Multimodal fusion for multimedia analysis: a survey. *Multimedia Systems*, 16(6), 345–379. <https://doi.org/10.1007/s00530-010-0182-0>
- [13] Jacobs, R. A., Jordan, M. I., Nowlan, S. J., & Hinton, G. E. (1991). Adaptive mixtures of local experts. *Neural Computation*, 3(1), 79–87. <https://doi.org/10.1162/neco.1991.3.1.79>
- [14] Widmer, G., & Kubat, M. (1996). Learning in the presence of concept drift and hidden contexts. *Machine Learning*, 23(1), 69–101. <https://doi.org/10.1007/BF00116900>
- [15] Webb, G. I., Hyde, R., Cao, H., Nguyen, H. L., & Petitjean, F. (2016). Characterizing concept drift. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 30(4), 964–994. <https://doi.org/10.1007/s10618-015-0448-4>

- [16] Pimentel, M. A. F., Clifton, D. A., Clifton, L., & Tarassenko, L. (2014). A review of novelty detection. *Signal Processing*, 99, 215–249. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2013.12.026>
- [17] Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., & Pedreschi, D. (2018). A survey of methods for explaining black box models. *ACM Computing Surveys*, 51(5), 1–42. <https://doi.org/10.1145/3236009>
- [18] Greenwald, M., & Khanna, S. (2001). Space-efficient online computation of quantile summaries. In *Proceedings of the 2001 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data* (pp. 58–66). ACM. <https://doi.org/10.1145/375663.375670>

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Dawid, A. P. (1984). Present position and potential developments: Some personal views: Statistical theory: The prequential approach. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 147(2), 278–292. <https://doi.org/10.2307/2981683>
- [2] Lu, J., Liu, A., Dong, F., Gu, F., Gama, J., & Zhang, G. (2019). Learning under concept drift: A review. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 31(12), 2346–2363. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2018.2876857>
- [3] Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679–688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>
- [4] Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861–874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- [5] Rubin, D. B. (1976). Inference and missing data. *Biometrika*, 63(3), 581–592. <https://doi.org/10.1093/biomet/63.3.581>
- [6] Mitchell, M., Wu, S., Zaldivar, A., Barnes, P., Vasserman, L., Hutchinson, B., Spitzer, E., Raji, I. D., & Gebru, T. (2019). Model cards for model reporting. In *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAT* '19)* (pp. 220–229). ACM. <https://doi.org/10.1145/3287560.3287596>
- [7] Gebru, T., Morgenstern, J., Vecchione, B., Vaughan, J. W., Wallach, H., Daumé III, H., & Crawford, K. (2021). Datasheets for datasets. *Communications of the ACM*, 64(12), 86–92. <https://doi.org/10.1145/3458723>
- [8] Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1(5), 206–215. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>
- [9] Baltrusaitis, T., Ahuja, C., & Morency, L.-P. (2019). Multimodal machine learning: A survey and taxonomy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 41(2), 423–443. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2018.2798607>
- [10] Hall, D. L., & Llinas, J. (1997). An introduction to multisensor data fusion. *Proceedings of the IEEE*, 85(1), 6–23. <https://doi.org/10.1109/5.554205>
- [11] Kittler, J., Hatef, M., Duin, R. P. W., & Matas, J. (1998). On combining classifiers. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(3), 226–239. <https://doi.org/10.1109/34.667881>
- [12] Atrey, P. K., Hossain, M. A., El Saddik, A., & Kankanhalli, M. S. (2010). Multimodal fusion for multimedia analysis: a survey. *Multimedia Systems*, 16(6), 345–379. <https://doi.org/10.1007/s00530-010-0182-0>
- [13] Jacobs, R. A., Jordan, M. I., Nowlan, S. J., & Hinton, G. E. (1991). Adaptive mixtures of local experts. *Neural Computation*, 3(1), 79–87. <https://doi.org/10.1162/neco.1991.3.1.79>
- [14] Widmer, G., & Kubat, M. (1996). Learning in the presence of concept drift and hidden contexts. *Machine Learning*, 23(1), 69–101. <https://doi.org/10.1007/BF00116900>
- [15] Webb, G. I., Hyde, R., Cao, H., Nguyen, H. L., & Petitjean, F. (2016). Characterizing concept drift. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 30(4), 964–994. <https://doi.org/10.1007/s10618-015-0448-4>
- [16] Pimentel, M. A. F., Clifton, D. A., Clifton, L., & Tarassenko, L. (2014). A review of novelty detection. *Signal Processing*, 99, 215–249. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2013.12.026>
- [17] Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., & Pedreschi, D. (2018). A survey of methods for explaining black box models. *ACM Computing Surveys*, 51(5), 1–42. <https://doi.org/10.1145/3236009>
- [18] Greenwald, M., & Khanna, S. (2001). Space-efficient online computation of quantile summaries. In *Proceedings of the 2001 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data* (pp. 58–66). ACM. <https://doi.org/10.1145/375663.375670>

© Узун І. С.

Дата першого надходження статті до видання: 22.02.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 19.03.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 22.05.2026



Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)