

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.63>

УДК 004.8:005.8:519.8

Метод ретроспективної адаптації контекстних ваг ШІ-агентів і порогів автономності в ІТ-проектах

Лінник Олексій Олександрович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-3060-1412>; alexeylinnik@stud.op.edu.ua

Устенко Сергій Анатолійович¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4968-1233>; ustenko.s.a@gmail.com. Scopus Author ID: 57207577774

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

АНОТАЦІЯ

У статті розглянуто науково-прикладне завдання ретроспективного уточнення параметрів колективного прийняття управлінських рішень спеціалізованими агентами штучного інтелекту в динамічному середовищі ІТ-проекту. **Метою дослідження** є розроблення методу, який після завершення керованого епізоду зіставляє локальні прогнози агентів із фактичними наслідками, коригує їх контекстні ваги та узгоджено змінює пороги автономного виконання наступних рішень. Запропонований метод розділяє оперативний і ретроспективний контури. В оперативному контурі ваги визначаються за відповідністю ролі, компетентністю, якістю даних і накопиченою надійністю агента в конкретному класі контексту. У ретроспективному контурі внесок агента оцінюється за зміною колективної втрати з його оцінкою та без неї, а не за збігом із більшістю. Пороги впевненості й ризику адаптуються за згладженими частотами небезпечного автономного виконання та необгрунтованої ескалації. Кандидатні параметри вводяться лише після контрольної перевірки й не змінюють пояснення вже виконаних рішень. Експериментальну перевірку проведено на відтворюваному імітаційному сценарії з однією тисячею дев'ятьмастами двадцятьма епізодами, шістьма спеціалізованими агентами, чотирма альтернативами та чотирма класами контексту. У середній частині послідовності вводився контрольований дрейф точності одного спеціалізованого агента. Повний варіант методу забезпечив точність вибору близько сімдесяти двох відсотків і зменшив середнє нормоване жалкування приблизно на тридцять сім відсотків порівняно з незваженим агрегуванням. За близької частки автономних рішень частота небезпечного автономного виконання була більш ніж удвічі нижчою, ніж за фіксованих контекстних ваг і порогів. **Наукова новизна** полягає у контекстно локалізованому ретроспективному оновленні ваг агентів та спільній адаптації порогів автономності із запобіжною перевіркою, версіонуванням і вимогою неретроактивності. Практичне значення полягає у зниженні залежності якості колективного рішення від застарілої репутації агентів і статичних правил автоматизації.

Ключові слова: багатоагентні системи; колективне прийняття рішень; ретроспективна адаптація; контекстні ваги; довіра до агентів; пороги автономності; управління ІТ-проектами

Для цитування: Лінник О. О., Устенко С.А. «Модель колективного прийняття рішень та метод контекстно-залежної координації агентів штучного інтелекту в управлінні ІТ проектами». *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 2 (4): 813–834. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.63>

Актуальність. Управління ІТ-проектом відбувається за неповних даних, змінного складу команди, взаємозалежних робіт і регулярного перегляду пріоритетів. Системи на основі штучного інтелекту здатні прогнозувати строки, оцінювати ризики та пропонувати альтернативні дії, проте практична цінність таких засобів залежить не лише від точності окремої моделі. Потрібно визначити, якій рекомендації можна довіряти в конкретній ситуації, як поєднати оцінки агентів різної спеціалізації та коли отриманий результат допустимо виконати без попереднього погодження керівником. Огляди застосування ШІ в управлінні проектами підтверджують перехід від ізольованих прогнозних моделей до інтегрованої підтримки управлінських процесів [1].

Динамічність проекту створює додаткову проблему: якість агента не є сталою величиною. Агент, який точно оцінював календарні наслідки за стабільного складу команди, може систематично помилятися після зміни технологічного стека або втрати ключового виконавця. Аналогічно, високий рівень автономності, безпечний для оборотних операцій, стає неприйнятним під час зростання ризику чи погіршення даних. У працях з AI-підтримки agile-процесів підкреслюється необхідність постійного зв'язку між прогнозом і результатом виконання, однак процедура перетворення такого зворотного зв'язку на контрольовану зміну ваг і повноважень залишається окремим завданням [2].

Для багатоагентної системи недостатньо один раз визначити компетентність учасників і надалі використовувати незмінні коефіцієнти. Автономність агента та його здатність діяти

цілеспрямовано утворюють лише вихідні передумови [3], тоді як колективна поведінка потребує координації, обміну інформацією і механізмів пристосування до середовища [4]. Якщо ретроспективне оновлення відсутнє, застаріла репутація продовжує впливати на рішення; якщо оновлення надто швидке, одиничний випадковий результат спричиняє нестійку зміну ваг. Тому актуальним є метод, який локалізує досвід за контекстом, відокремлює похибку прогнозу від похибки виконання та змінює автономність тільки після перевірки наслідків.

Науково-прикладне завдання полягає у побудові замкненого, але безпечно обмеженого циклу навчання колективу: фактичний результат має впливати на наступні рішення, не переписуючи історію вже виконаного епізоду та не послаблюючи жорсткі проєктні обмеження. Такий цикл повинен одночасно підвищувати вагу корисних для даного контексту оцінок, знижувати вплив систематично неточних агентів і підтримувати прийнятний баланс між небезпечним автоматичним виконанням та надлишковим передаванням рутинних дій людині.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Координація багатоагентних систем розглядається як організація взаємозалежної діяльності, у якій локальні цілі й знання мають бути узгоджені на рівні спільної поведінки. У роботі [5] показано, що архітектура агента не може розглядатися окремо від механізму координації, оскільки останній визначає склад повідомлень, розподіл відповідальності та реакцію на суперечності. Для агрегації локальних оцінок застосовуються зважені оператори, зокрема OWA (Ordered Weighted Averaging, Упорядковане зважене усереднення), що дають змогу керувати внеском окремих позицій у колективну оцінку [6]. Проте класичний оператор не визначає, як змінювати ваги після отримання фактичного результату.

Основу для накопичення досвіду агентів утворюють моделі довіри та репутації. У дослідженні [7] систематизовано джерела довіри, способи її обчислення й використання під час вибору постачальника послуги. Огляд моделей для відкритих багатоагентних систем [8] показує, що репутація може поєднувати власний досвід і повідомлення інших агентів. Водночас глобальна репутація недостатня для ІТ-проєкту: один агент може бути точним у питаннях строків і слабким у питаннях інформаційної безпеки, а оцінка, корисна під час планового спринту, може втратити цінність у кризовому режимі. Отже, довіру необхідно зберігати не лише за агентом, а й за класом контексту та типом прогнозованого наслідку.

Ретроспективне коригування ваг пов'язане з методами навчання з порадами експертів. Експоненційне оновлення дає змогу збільшувати внесок джерел із меншою накопиченою втратою [9], а теорія послідовного прогнозування формалізує компроміс між використанням найкращого на поточний момент експерта та збереженням можливості змінити вибір після нових спостережень [10]. Пряме перенесення цих методів до управління ІТ-проєктом обмежене тим, що агенти оцінюють не один і той самий скалярний результат: вони використовують різні ролі, показники, дані та горизонти. Крім того, неправильне рішення може бути наслідком не лише прогнозу, але й недотримання плану виконання.

Порівняння прогнозованих і фактичних наслідків потребує коректної функції втрат. Оцінка Брієра є класичним засобом перевірки імовірнісних прогнозів [11], а дослідження калібрування сучасних моделей показують, що висока класифікаційна точність не гарантує відповідності числової впевненості реальній частоті правильних рішень [12]. Для колективу агентів це означає, що вага не повинна зростати лише через впевнений тон відповіді. Потрібні нормовані помилки за фактичними показниками та оцінка того, чи зменшила локальна рекомендація загальну втрату колективу.

Тривала експлуатація системи супроводжується дрейфом даних і залежностей. Огляд методів адаптації до дрейфу [13] розрізняє активні підходи з явним виявленням зміни та пасивні підходи з безперервним оновленням. Для оперативного контролю послідовних відхилень може застосовуватися кумулятивний критерій [14]. Однак автоматичне скидання параметрів після кожного сигналу є небезпечним для управлінського контуру: зміна повинна

спочатку перевірятися на контрольних епізодах, а в період невизначеності система має тимчасово знижувати автономність.

Проблема автономності досліджується в межах взаємодії людини й автоматизованої системи. Рівень автоматизації доцільно визначати не як бінарну ознаку, а як градацію від інформаційної підтримки до самостійного виконання [15]. Довіра користувача має сприяти належному, а не максимальному покладанню на автоматизацію [16]. Рекомендації з проєктування людиноцентричних ІІІ-систем також вимагають повідомляти про межі можливостей, підтримувати корекцію помилок і передбачати зрозуміле передавання контролю [17]. Ці положення обґрунтовують адаптацію порогів автономності, але не задають формального правила, яке одночасно враховує небезпечні автоматичні рішення й необґрунтовані ескалації.

У попередніх дослідженнях розроблено багатоагентну архітектуру адаптивного управління ІТ-проєктом [18], механізми координованої підтримки рішень [19], а також модель колективного прийняття рішень і метод контекстно-залежної координації [20]. У них фактичний результат повертається до наступного циклу, проте ретроспективний контур подано як складову загальної архітектури. Недостатньо дослідженими залишаються формалізація контекстно локалізованого оновлення ваг, спільна адаптація порогів упевненості та ризику, умови прийняття нової версії параметрів і окреме експериментальне оцінювання внеску цих механізмів.

Метою дослідження є розроблення методу ретроспективної адаптації контекстних ваг спеціалізованих ІІІ-агентів і порогів автономності колективного рішення в ІТ-проєкті. Для досягнення мети необхідно: визначити одиницю ретроспективного аналізу та склад контексту; формалізувати початкові ваги й індивідуальні втрати агентів; розробити правило оновлення контекстної надійності; узгодити зміну порогів упевненості й ризику; встановити запобіжні умови прийняття параметрів; експериментально оцінити точність вибору, жалкування, частку автономних рішень, небезпечного виконання та хибних ескалацій.

Постановка задачі та вихідні припущення. Одиницею навчання є завершений управлінський епізод: зафіксована ситуація, множина допустимих альтернатив, локальні оцінки, обрана дія, режим виконання і фактичний результат. Епізод вважається завершеним лише після надходження мінімально достатнього набору контрольних показників. Якщо результат ще залежить від невиконаних робіт або зовнішньої події, оновлення відкладається.

Контекст епізоду подамо як:

$$c_k = \langle x_k, e_k, B_k, A_k, I_k, v_k \rangle, \quad (1)$$

де c_k – контекст k -го епізоду; x_k – нормований стан ІТ-проєкту; e_k – актуальні події; B_k – жорсткі обмеження; A_k – множина альтернатив; I_k – склад доступних агентів; v_k – версія знімка даних і параметрів. Включення версії є принциповим: фактичний результат зіставляється тільки з прогнозами, сформованими для того самого знімка.

До ретроспективного аналізу надходять лише виконані рішення з простежуваним зв'язком між прогнозом і наслідком. Скасований план, частково введена конфігурація або ручна зміна дії після її вибору фіксуються окремо. У таких випадках помилка виконання не повинна автоматично знижувати довіру до агента, який коректно передбачив наслідок первинного плану.

Перед розрахунком ваг формується множина агентів, оцінки яких допустимі для конкретної альтернативи:

$$I_k^+(a) = \{i \in I_k : A_{ik} \geq A(a), f_{ik} \geq \tau_f, c_{ik}(a) = 1\} \quad (2)$$

де $I_k^+(a)$ – множина допустимих агентів для альтернативи a ; A_{ik} – фактичний рівень повноважень агента; $A(a)$ – мінімально необхідний рівень повноважень; f_{ik} – актуальність використаних даних; τ_f – мінімальний поріг актуальності; $c_{ik}(a)$ – ознака покриття необхідної компетентності. Історично висока результативність не компенсує відсутність повноважень або використання прострочених даних.

Формування контекстних ваг агентів. Початкова придатність агента визначається до одержання фактичного результату поточного епізоду. Вона враховує рольову відповідність, компетентність, якість інформаційної основи та доступність.

Зазначені складові нормуються до інтервалу від нуля до одиниці:

$$r_{ik} = \sum_{j=1}^4 \alpha_j z_{ikj},$$

$$z_{ik} = (role_{ik}, comp_{ik}, data_{ik}, avail_{ik}), \quad \sum_{j=1}^4 \alpha_j = 1, \quad (3)$$

де r_{ik} – релевантність агента i у k -му епізоді; $role_{ik}$ – відповідність активній ролі; $comp_{ik}$ – оцінка компетентності; $data_{ik}$ – повнота та надійність даних; $avail_{ik}$ – доступність з урахуванням навантаження; $\alpha_1, \dots, \alpha_4$ – невід’ємні коефіцієнти, сума яких дорівнює одиниці. Ці коефіцієнти задаються до експерименту та не змінюються за одиничним результатом.

Релевантність описує придатність агента зараз, тоді як параметр контекстної надійності узагальнює попередні завершені епізоди того самого класу. Клас контексту може визначатися фазою життєвого циклу, типом події, критичністю робіт або комбінацією цих ознак.

Нормована вага локальної оцінки формується як:

$$w_{ik}(a) = \frac{\mathbf{1}[i \in I_k^+(a)] \exp(\beta r_{ik}) \theta_{i,s(k)}}{\sum_{j \in I_k^+(a)} \exp(\beta r_{jk}) \theta_{j,s(k)}}, \quad (4)$$

де $w_{ik}(a)$ – вага агента i під час оцінювання альтернативи a ; $\theta_{i,s(k)}$ – надійність агента для класу контексту $s(k)$; β – коефіцієнт чутливості до поточної релевантності; індикатор у чисельнику дорівнює одиниці лише для допустимого агента. Нормування виконується окремо для кожної альтернативи, тому відсутня оцінка не замінюється нульовим балом.

Колективна корисність не зводиться до середнього значення локальних балів. Вона повинна враховувати розбіжність позицій і консервативну оцінку ризику.

Для цього використовується вираз:

$$U_k(a) = \sum_{i \in I_k^+(a)} w_{ik}(a) u_{ik}(a) - \lambda_d D_k(a) - \lambda_r \rho_k^+(a), \quad (5)$$

де $U_k(a)$ – скоригована колективна корисність; $u_{ik}(a)$ – локальна оцінка агента; $D_k(a)$ – міра надлишкової розбіжності; $\rho_k^+(a)$ – верхня консервативна межа ризику; λ_d і λ_r – коефіцієнти штрафу. Розбіжність знижує бал лише тоді, коли вона перевищує очікувану міжрольову різницю, тому продуктивна спеціалізація не трактується як помилка.

Вибір здійснюється після перевірки жорстких обмежень, а не шляхом їх включення до м’якої функції корисності:

$$a_k^* = \arg \max_{a \in A_k^{adm}} U_k(a), \quad (6)$$

де a_k^* – обрана дія; A_k^{adm} – множина альтернатив, що відповідають строкам, ресурсам, повноваженням, залежностям і обов’язковим умовам людського контролю. Якщо ця множина порожня, система не вибирає «найменш погану» дію, а переводить епізод до режиму ескалації та формування нових альтернатив.

Ретроспективне оцінювання внеску. Після виконання рішення прогнозовані показники порівнюються з фактичними. Щоб строки, вартість, якість і ризик мали зіставний внесок, абсолютні похибки нормуються за допустимими діапазонами:

$$\ell_{ik} = \sum_{q=1}^Q \omega_q \frac{|\hat{y}_{ikq} - y_{kq}|}{b_q - a_q}, \quad 0 \leq \ell_{ik} \leq 1, \quad (7)$$

де ℓ_{ik} – індивідуальна втрата агента; $\hat{y}_{ikq}$ і y_{kq} – прогнозоване та фактичне значення q -го показника; $[a_q, b_q]$ – його робочий діапазон; ω_q – вага показника; Q – кількість контрольованих наслідків. Якщо фактичний результат істотно спотворений невиконанням плану або зовнішньою подією, відповідний показник позначається як непридатний для навчання або отримує зменшену вагу.

Низька індивідуальна похибка ще не означає позитивного внеску: декілька агентів можуть дублювати одну позицію, а відмінна оцінка може бути корисною саме завдяки виправленню систематичного зміщення колективу.

Тому додатково обчислюється маргінальний внесок:

$$\Delta_{ik} = L_k^{(-i)} - L_k, \quad L_k = \sum_{q=1}^Q \omega_q \frac{|\hat{y}_{kq} - y_{kq}|}{b_q - a_q}, \quad (8)$$

де Δ_{ik} – внесок агента i ; L_k – втрата колективного прогнозу; $L_k^{(-i)}$ – втрата після повторного агрегування без оцінки цього агента. Додатне значення означає, що участь агента зменшила помилку; від’ємне – що його оцінка погіршила результат. Такий критерій не винагороджує механічне приєднання до більшості.

Оновлення надійності та ваг. Параметр надійності зберігається окремо для кожної пари «агент – клас контексту». Оновлення поєднує індивідуальну точність і маргінальний внесок, обмежуючи результат допустимим інтервалом:

$$\theta_{i,s}^{k+1} = \Pi_{[\theta_{\min}, \theta_{\max}]} \left((1 - \eta_s) \theta_{i,s}^k + \eta_s \exp(-\gamma \ell_{ik} + \xi \Delta_{ik}) \right), \quad (9)$$

де $\theta_{i,s}^k$ і $\theta_{i,s}^{k+1}$ – попередня та оновлена надійність; η_s – швидкість навчання для класу s ; γ – чутливість до індивідуальної втрати; ξ – чутливість до маргінального внеску; Π – оператор проєкції на інтервал $[\theta_{\min}, \theta_{\max}]$. Нижня межа не дає назавжди виключити агента через короткий несприятливий період, а верхня запобігає монополізації рішення одним джерелом.

Оновлена надійність не переноситься до вже відкритих епізодів. Вона бере участь лише у формуванні ваг наступного рішення, де знову поєднується з актуальною релевантністю:

$$w_{i,k+1}(a) \propto 1[i \in I_{k+1}^+(a)] \exp(\beta r_{i,k+1}) \theta_{i,s}^{k+1}, \quad \sum_i w_{i,k+1}(a) = 1, \quad (10)$$

де $w_{i,k+1}(a)$ – вага у наступному епізоді; $r_{i,k+1}$ – нова оцінка поточної релевантності; $\theta_{i,s}(k+1)^{k+1}$ – перевірена історична надійність у відповідному класі контексту; $I_{k+1}^+(a)$ – новий допустимий склад. Отже, навіть точний у минулому агент не одержує значної ваги, якщо його роль або дані не відповідають новій ситуації.

Адаптація порогів автономності. Результатом колективного вибору є пара «дія – режим виконання». Режим залежить від нижньої межі впевненості, верхньої межі ризику, сили конфлікту та виконання жорстких умов.

Використовуються чотири рівні: автономне виконання, виконання з повідомленням, явне погодження та заборона:

$$m_k = \begin{cases} 3, & h^- \geq \tau_h, \rho^+ \leq \tau_r, d \leq \tau_d, H = 1, \\ 2, & h^- \geq \tau_h^-, \rho^+ \leq \tau_r^-, H = 1, \\ 1, & H = 1, \\ 0, & H = 0. \end{cases}, \quad (11)$$

де m_k – рівень автономності; h_k^- – консервативна нижня межа впевненості; ρ_k^+ – верхня межа ризику; d_k – щільність або сила конфлікту; H_k – індикатор виконання жорстких умов; τ_h, τ_r ,

τd – основні пороги; τh^- і τr^- – послаблені пороги для контрольованого виконання. Значення $H_k = 0$ завжди блокує автоматизацію незалежно від накопиченої довіри.

Для зміни порогів використовуються два типи помилок. Небезпечним автономним вважається рішення, виконане без погодження, але таке, що перевищило допустиму втрату, порушило обмеження або потребувало аварійного втручання. Хибною ескалацією є передавання людині оборотного рішення, яке за фактичним результатом відповідало вимогам безпеки та якості.

Частоти оцінюються зі згладжуванням:

$$\widehat{FAR} = \frac{n_u + a_0}{n_a + a_0 + b_0}, \quad \widehat{FER} = \frac{n_f + c_0}{n_e + c_0 + d_0} \quad (12)$$

де FAR і FER – оцінені частоти небезпечної автономності та хибної ескалації; n_u і n_f – відповідні кількості помилок у ковзному вікні; n_a і n_e – числа автономних та ескалованих рішень; a_0, b_0, c_0, d_0 – параметри згладжування. Вони зменшують амплітуду зміни порога, коли вікно містить мало рішень певного режиму.

Кандидатна версія параметрів формується проєкцією на допустиму область і проходить контрольну перевірку. Зростання FAR підвищує вимогу до впевненості та зменшує допустимий ризик; зростання FER діє у протилежному напрямку, але не може послабити жорсткі обмеження.

Спільне правило має вигляд:

$$\begin{aligned} \tilde{\theta} &= P_{\Omega}(\theta_k - \eta_{\theta} G), \\ \theta_{k+1} &= \begin{cases} \tilde{\theta}, & Q(\tilde{\theta}) \geq Q(\theta_k) + \varepsilon \wedge V(\tilde{\theta}) = 0, \\ \theta_k, & \text{інакше.} \end{cases} \end{aligned} \quad (13)$$

де θ_k – вектор адаптивних порогів і швидкостей; G – напрям коригування за відхиленнями FAR і FER від цільових рівнів ϕFAR та ϕFER ; η_{θ} – крок; Ω – допустима область параметрів; $Q(\cdot)$ – інтегральна якість на контрольному вікні; ε – мінімально значуще покращення; $V(\cdot)$ – кількість порушень безпеки. Нова версія приймається лише за покращення якості та відсутності порушень; інакше зберігається попередня.

Алгоритмічна реалізація. Метод виконується асинхронно відносно оперативного циклу. Його запуск не затримує прийняття поточного рішення, оскільки оновлення здійснюється після завершення епізоду.

Послідовність реалізації містить такі кроки:

1. Зафіксувати фактичний результат, версію виконаного рішення, план і події, що могли змінити наслідок;
2. Перевірити завершеність епізоду та відокремити похибки прогнозування від відхилень, спричинених невиконанням плану або зовнішнім втручанням;
3. Нормувати фактичні показники та обчислити індивідуальні втрати агентів за формулою (7);
4. Повторно агрегувати оцінки без кожного агента й визначити маргінальний внесок за формулою (8);
5. Оновити надійність лише для класу контексту завершеного епізоду; інші профілі агента залишити без змін;
6. На ковзному вікні оцінити частоти небезпечної автономності й хибної ескалації та сформувати кандидатні пороги;
7. Перевірити кандидатну версію на контрольній вибірці й стрес-сценаріях; відхилити її за появи нового порушення;
8. Атомарно опублікувати нову версію параметрів для наступних епізодів і зберегти журнал причин зміни.

Для n агентів, m альтернатив і Q контрольованих показників розрахунок локальних втрат має складність $O(nQ)$, повторне агрегування для маргінального внеску – $O(n^2m)$ у

прямій реалізації. Збереження проміжних сум зменшує останню оцінку до $O(nm)$. Пам'ять визначається таблицею надійності для S класів контексту та ковзним вікном W завершених епізодів і становить $O(nS + W)$. Найважливішим інваріантом є неретроактивність: нові параметри не змінюють обґрунтування вже прийнятого рішення й починають діяти лише після атомарної публікації версії.

Експериментальна перевірка. Для відокремленого оцінювання запропонованого методу сформовано контрольований імітаційний сценарій. Він містив 1920 послідовних управлінських епізодів, шість агентів, чотири альтернативи та чотири класи контексту. Чотири агенти мали виражену спеціалізацію, два виконували роль агентів загального профілю. У кожному епізоді генерувалися приховані фактичні корисності альтернатив, а локальні прогнози спотворювалися шумом, величина якого залежала від відповідності спеціалізації контексту. Параметри сценарію наведено в Таблиці 1.

Таблиця 1. Параметри контрольованого експерименту

Параметр	Значення
Кількість епізодів	1920
Кількість агентів	6
Кількість альтернатив в епізоді	4
Класи контексту	4
Розмір вікна оновлення	120 епізодів
Період контрольованого дрейфу	епізоди 721–1320
Початкові пороги	$\tau h = 0,78$; $\tau r = 0,40$
Фіксоване зерно генератора	26092026

Джерело: розроблено авторами

У період від 721-го до 1320-го епізоду точність агента, спеціалізованого для третього класу контексту, контрольовано знижувалася та виникало систематичне зміщення на користь однієї альтернативи. Задекларована рольова релевантність залишалася високою, тому варіант із фіксованими контекстними вагами не міг повністю усунути помилку без ретроспективного зворотного зв'язку. Після 1320-го епізоду параметри прогнозу поверталися до початкового режиму, що дало змогу перевірити не лише зменшення, але й відновлення ваги.

Порівнювалися чотири варіанти: незважене агрегування з фіксованими порогами; статичні контекстні ваги; ретроспективне оновлення ваг за незмінних порогів; повний метод з оновленням ваг і порогів. Для кожного варіанта використовувалася однакова послідовність прихованих корисностей і локальних прогнозів. Оцінювалися частка правильного вибору найкращої альтернативи, середнє нормоване жалкування, оцінка Брієра для колективної впевненості, частка автономних рішень, FAR і FER. Значення наведено в Таблиці 2.

Таблиця 2. Результати порівняння варіантів методу

Варіант	Точність, %	Жалкування	Brier	Автономність, %	FAR, %	FER, %
Рівні ваги, фіксовані пороги	64,53	0,0364	0,2395	28,54	12,77	13,56
Контекстні ваги, фіксовані пороги	68,59	0,0281	0,2220	37,92	9,20	11,07
Адаптивні ваги, фіксовані пороги	71,77	0,0230	0,2075	44,69	7,58	7,06
Адаптивні ваги й пороги	71,77	0,0230	0,2075	36,67	4,40	8,55

Джерело: розроблено авторами

Контекстне зважування підвищило точність вибору з 64,53 % до 68,59 %, а додавання ретроспективного оновлення – до 71,77 %. Порівняно з незваженим варіантом середнє жалкування зменшилося на 36,8 %, а оцінка Брієра – на 13,4 %. Парне бутстреп-оцінювання за п'ятьма тисячами повторних вибірок дало для різниці жалкування інтервал від $-0,0161$ до $-0,0109$, а для приросту точності – від 5,52 до 9,01 відсоткового пункту. Отже, покращення не пояснюється окремими епізодами контрольованої послідовності.

Адаптація порогів не змінює обрану альтернативу, тому точність, жалкування та оцінка Брієра для двох останніх варіантів збігаються. Її внесок проявляється в режимі виконання. За майже однакою з варіантом фіксованих контекстних ваг частка автономних рішень – 36,67 % проти 37,92 % – частота небезпечної автономності знизилася з 9,20 % до 4,40 %, а частота хибних ескалацій – з 11,07 % до 8,55 %. Порівняно з адаптацією лише ваг повний метод свідомо відмовився від частини автоматичних рішень, зменшивши FAR на 3,18 відсоткового пункту.

Динаміку ваг для контексту, в якому вводився дрейф, наведено на Рис. 1. До зміни середня вага спеціалізованого агента становила близько 0,41. Після накопичення помилок вона зменшилася до 0,12-0,18, тоді як внесок агента загального профілю зріс до 0,30-0,32. Після відновлення точності спеціалізованого агента його вага не повернулася стрибком: протягом двох блоків вона зросла до 0,34, а далі – до рівня 0,41-0,43. Така інерційність запобігає реакції на одиничний вдалий результат.

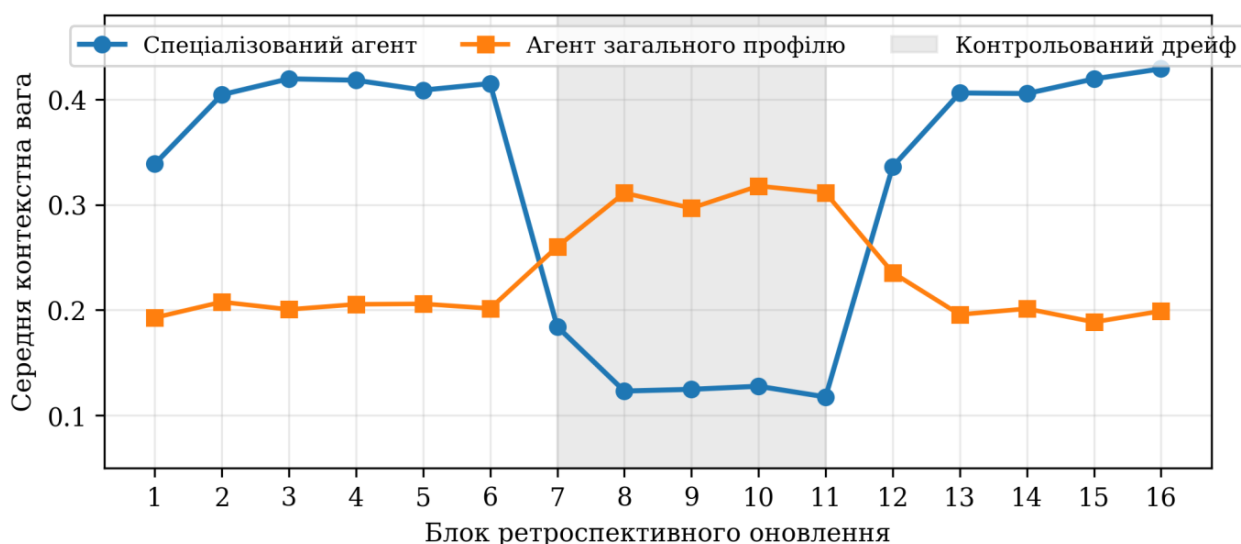


Рис. 1. Динаміка контекстних ваг під час контрольованого дрейфу

Джерело: розроблено авторами

Пороги змінювалися значно повільніше за ваги, оскільки їх оновлення використовувало згладжені частоти двох типів помилок. Поріг упевненості знизився з 0,78 до 0,763, а допустима верхня межа ризику зросла з 0,40 до 0,415. У період дрейфу частка автономних рішень тимчасово зменшувалася, тоді як після стабілізації досягла 0,45 в останньому блоці. Динаміку показано на Рис. 2. Важливо, що послаблення порогів не було монотонним: після блоків із небезпечним виконанням вони поверталися до консервативніших значень.

Для перевірки реакції на зміну середовища послідовність поділено на три фази. У період дрейфу автономність зменшилася з 35,83 % до 33,17 %, а після відновлення зросла до 41,17 %. FAR відповідно становив 3,88 %, 7,04 % і 2,83 %. Це підтверджує, що метод не максимізує автоматизацію незалежно від якості. Під час нестабільності він зберігає більшу частку рішень у контрольованому маршруті, а після накопичення позитивних результатів повертає автономність. Показники за фазами наведено в Таблиці 3.

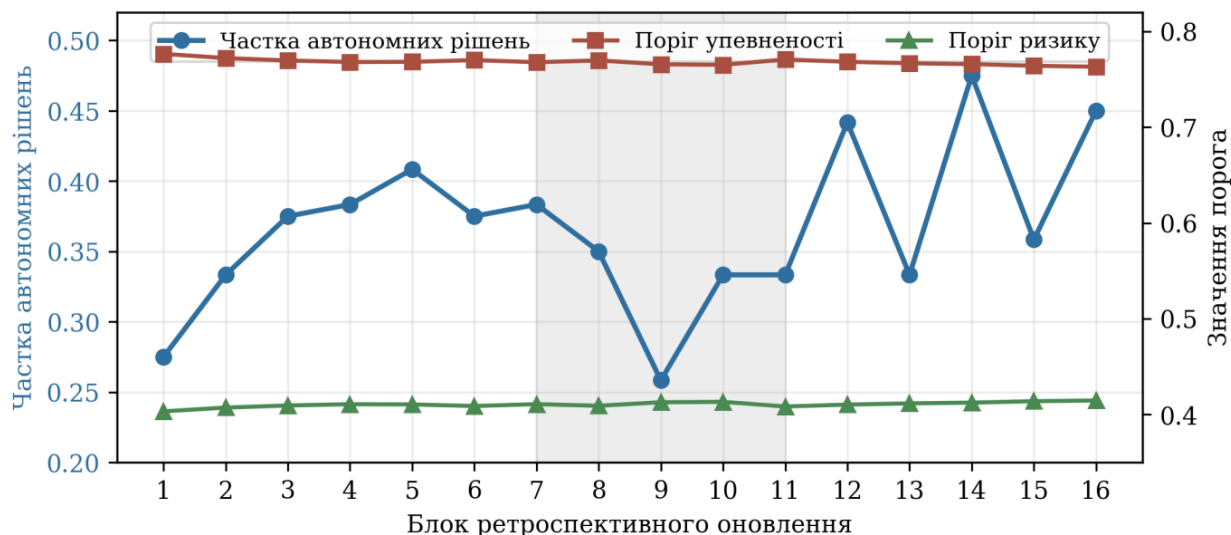


Рис. 2. Узгоджена зміна порогів і частки автономних рішень

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 3. Результати повного методу за фазами експерименту

Фаза	Епізоди	Точність, %	Жалкування	Автономність, %	FAR, %	FER, %
До дрейфу	1–720	72,78	0,0192	35,83	3,88	9,74
Контрольований дрейф	721–1320	71,83	0,0260	33,17	7,04	9,23
Після відновлення	1321–1920	70,50	0,0246	41,17	2,83	6,23

Джерело: розроблено авторами

Обговорення результатів. Проведена абляція підтверджує різне призначення двох механізмів. Ретроспективне оновлення ваг безпосередньо впливає на вибір альтернативи: підвищує точність, зменшує жалкування та поліпшує відповідність впевненості фактичній частоті правильного вибору. Адаптація порогів не покращує прогноз сама по собі, але визначає, яка частина правильних і помилкових рішень переходить до автоматичного виконання. Тому оцінювати її лише за часткою автономності некоректно: збільшити цей показник можна простим послабленням порогів, одночасно підвищивши ризик.

На відміну від глобального рейтингу, контекстна надійність знижує вагу агента лише в тому класі ситуацій, де зафіксовано систематичну помилку. Це зберігає можливість використовувати його сильні сторони в інших частинах проєкту. Водночас метод не замінює контроль компетентності ретроспективною статистикою: формула (2) виключає оцінку, якщо агент не має необхідних повноважень, дані застаріли або відсутнє рольове покриття. Таким чином, навчання діє всередині допустимої організаційної структури, а не переписує її обмеження.

Маргінальний внесок за формулою (8) є важливим для колективу з корельованими оцінками. Агент може мати невелику індивідуальну похибку, але не додавати нової інформації, якщо повторює позицію інших. І навпаки, його прогноз може бути дещо менш точним у середньому, проте корисним у кризових контекстах завдяки виявленню рідкісного наслідку. Поєднання індивідуальної втрати та зміни колективної втрати зменшує ризик того, що система винагороджуватиме конформність замість практичної корисності.

Запобіжна перевірка кандидатної версії відокремлює навчання від безпосереднього керування. Навіть якщо поточне вікно вказує на доцільність послаблення порога, зміна не вводиться за появи нового порушення на контрольних сценаріях. Неретроактивність і журнал версій забезпечують відтворюваність: для кожного рішення можна встановити, які

ваги, пороги, дані й правила діяли на момент вибору. Це особливо важливо під час аналізу інцидентів, коли неприпустимо пояснювати минуле рішення параметрами, отриманими вже після його виконання.

Обмеження дослідження пов'язані з використанням імітаційного сценарію та наперед визначених класів контексту. Отримані числові значення характеризують властивості методу в контрольованих умовах, а не доводять готовність до автономного використання в реальному проєкті. У промисловій апробації необхідно дослідити затриманий зворотний зв'язок, неповні фактичні результати, залежність між епізодами, зміну складу агентів і вплив ручної корекції плану. Окремої перевірки потребує стійкість до агента, який систематично завищує впевненість або формує стратегічно узгоджені з більшістю, але некорисні оцінки.

Висновки. Набув подальшого розвитку метод ретроспективної адаптації колективної поведінки спеціалізованих ШІ-агентів в управлінні ІТ-проєктом. На відміну від використання постійних ваг або єдиного глобального рейтингу, метод зіставляє прогнозовані й фактичні наслідки завершених епізодів, оцінює індивідуальну втрату та маргінальний внесок агента, після чого оновлює його надійність тільки для відповідного класу контексту. Контекстна вага наступного рішення формується спільно з поточною рольовою релевантністю, компетентністю, якістю даних і доступністю.

Пороги автономності адаптуються за двома взаємодоповнювальними сигналами: небезпечним автономним виконанням і хибною ескалацією. Кандидатні параметри проєктуються на допустиму область, перевіряються на контрольному вікні та вводяться лише за відсутності нових порушень. Жорсткі обмеження, обов'язкове людське погодження та історичні пояснення не змінюються. Це забезпечує неретроактивність, відтворюваність і контрольоване співвідношення між автоматизацією та участю керівника.

У контрольованому експерименті на 1920 епізодах повний метод забезпечив точність вибору 71,77 %, зменшив середнє жалкування на 36,8 % порівняно з незваженим агрегуванням і знизив FAR до 4,40 %. За близької частки автономних рішень небезпечне виконання було більш ніж удвічі рідшим, ніж за фіксованих контекстних ваг і порогів. Подальші дослідження доцільно спрямувати на апробацію за журналами реальних ІТ-проєктів, автоматичне уточнення класів контексту та оцінювання стійкості до затриманого й суперечливого зворотного зв'язку.

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 (ШІ): Автори підтверджують, що не застосовували інструментальні засоби ШІ для написання цієї роботи

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Taboada, I., Daneshpajouh, A., Toledo, N. & de Vass, T. "Artificial intelligence enabled project management: A systematic literature review". *Applied Sciences*. 2023; 13 (8): 5014. DOI: <https://doi.org/10.3390/app13085014>.
2. Dam, H. K., Tran, T., Grundy, J., Ghose, A. K. & Kamei, Y. "Towards effective AI-powered agile project management". *Proceedings of the 41st International Conference on Software Engineering: New Ideas and Emerging Results (ICSE-NIER)*. Montreal, Canada. 2019. p. 41–44. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSE-NIER.2019.00019>.
3. Wooldridge, M. & Jennings, N. R. "Intelligent agents: theory and practice". *The Knowledge Engineering Review*. 1995; 10 (2): 115–152. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0269888900008122>.
4. Dorri, A., Kanhere, S. S. & Jurdak, R. "Multi-agent systems: A survey". *IEEE Access*. 2018; 6: 28573–28593. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2831228>.
5. Lesser, V. R. "Reflections on the nature of multi-agent coordination and its implications for an agent architecture". *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*. 1998; 1 (1): 89–111. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1010046623013>.

6. Yager, R. R. “On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking”. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1988; 18 (1): 183–190. DOI: <https://doi.org/10.1109/21.87068>.
7. Jøsang, A., Ismail, R. & Boyd, C. “A survey of trust and reputation systems for online service provision”. *Decision Support Systems*. 2007; 43 (2): 618–644. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2005.05.019>.
8. Pinyol, I. & Sabater-Mir, J. “Computational trust and reputation models for open multi-agent systems: A review”. *Artificial Intelligence Review*. 2013; 40 (1): 1–25. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-011-9277-z>.
9. Freund, Y. & Schapire, R. E. “A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting”. *Journal of Computer and System Sciences*. 1997; 55 (1): 119–139. DOI: <https://doi.org/10.1006/jcss.1997.1504>.
10. Cesa-Bianchi, N. & Lugosi, G. “Prediction, learning games”. *Cambridge: Cambridge University Press*. 2006. DOI: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511546921>.
11. Brier, G. W. “Verification of forecasts expressed in terms of probability”. *Monthly Weather Review*. 1950; 78 (1): 1–3. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1967\)006<0756:TVOPF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1967)006<0756:TVOPF>2.0.CO;2).
12. Guo, C., Pleiss, G., Sun, Y. & Weinberger, K. Q. “On calibration of modern neural networks”. *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*. 2017; 70: 1321–1330. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.04599>.
13. Gama, J., Žliobaitė, I., Bifet A., Pechenizkiy M. & Bouchachia A. “A survey on concept drift adaptation”. *ACM Computing Surveys*. 2014; 46 (4): 44. DOI: <https://doi.org/10.1145/2523813>.
14. Page, E. S. “Continuous inspection schemes”. *Biometrika*. 1954; 41 (1–2): 100–115. DOI: <https://doi.org/10.1093/biomet/41.1-2.100>.
15. Parasuraman, R., Sheridan, T. B. & Wickens, C. D. “A model for types and levels of human interaction with automation”. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*. 2000; 30 (3): 286–297. DOI: <https://doi.org/10.1109/3468.844354>.
16. Lee, J. D. & See, K. A. “Trust in automation: designing for appropriate reliance”. *Human Factors*. 2004; 46 (1): 50–80. DOI: https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50_30392.
17. Amershi, S., Weld, D., Vorvoreanu, M., et al. “Guidelines for human-AI interaction”. *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. Glasgow, UK. 2019. DOI: <https://doi.org/10.1145/3290605.3300233>.
18. Hodovychenko, M. A., Lobachev, M. V., Boeiv, O. P., Linnyk, O. O. & Horalik, O. E. “Adaptive and coordinated IT project management in dynamic environments: a multi-agent AI perspective”. *Applied Aspects of Information Technology*. 2026; 9 (2): 208–219. DOI: <https://doi.org/10.15276/ait.09.2026.15>.
19. Hodovychenko, M. A., Lobachev, M. V., Linnyk, O. O., Horalik, O. Y. & Revenko, P. H. “Coordinated decision support for IT projects using multi-agent artificial intelligence systems”. *Herald of Advanced Information Technology*. 2026; 9 (3): 429–442. DOI: <https://doi.org/10.15276/hait.09.2026.28>.
20. Лінник, О. О. та Шутов, С. І. «Модель колективного прийняття рішень та метод контекстно-залежної координації агентів штучного інтелекту в управлінні ІТ проєктами». *Інформатика. Культура. Техніка*. 2026; 3 (1): 308–320. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.26>.

Отримано 28.08.2026

Отримано після перегляду 30.09.2026

Прийнято 09.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.63>

UDC 004.8:005.8:519.8

A method for retrospective adaptation of contextual ai-agent weights and autonomy thresholds in IT projects

Oleksii O. Linnyk¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-3060-1412>; alexeylinnik@stud.op.edu.ua

Serhii A. Ustenko¹⁾

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4968-1233>; ustenko.s.a@gmail.com. Scopus Author ID: 57207577774

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

ABSTRACT

This paper addresses the scientific and applied problem of retrospectively refining collective decision parameters for specialized artificial intelligence agents in a dynamic IT project. The study aims to develop a method that compares local agent forecasts with actual outcomes after a managed episode, adjusts contextual influence weights, and consistently changes the autonomy thresholds applied to subsequent decisions. The method separates operational and retrospective loops. In the operational loop, weights depend on role fit, competence, data quality, and accumulated agent reliability within a specific context class. In the retrospective loop, an agent contribution is evaluated by the change in collective loss with and without that assessment rather than by agreement with the majority. Confidence and risk thresholds are adapted using smoothed frequencies of unsafe autonomous execution and unnecessary escalation. Candidate parameters are introduced only after validation and never alter explanations of completed decisions. Experimental validation used a reproducible simulation containing one thousand nine hundred and twenty episodes, six specialized agents, four alternatives, and four context classes. Controlled accuracy drift was introduced for one specialist in the middle portion of the sequence. The complete method achieved an alternative-selection accuracy of approximately seventy-two per cent and reduced mean normalized regret by nearly thirty-seven per cent compared with unweighted aggregation. At a similar autonomy rate, unsafe autonomous execution occurred less than half as often as with fixed contextual weights and thresholds. The scientific novelty lies in context-localized retrospective updating of agent weights and joint adaptation of autonomy thresholds with validation gates, parameter versioning, and a non-retroactivity requirement. The practical value is a reduced dependence of collective decisions on obsolete agent reputation and static automation rules while retaining explicit human control over high-risk cases.

Keywords: Multi-agent systems; collective decision-making; retrospective adaptation; contextual weights; agent trust; autonomy thresholds; IT project management

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРІВ



Лінник Олексій Олександрович - аспірант, кафедра Штучного інтелекту та аналізу даних. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: штучний інтелект, мультиагентні системи, розподілені обчислення, імітаційне моделювання, машинне навчання

Oleksii O. Linnyk - postgraduate, Artificial Intelligence and Data Analysis Department. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-3060-1412>; alexeylinnik@stud.op.edu.ua

Research field: artificial intelligence, multi-agent systems, distributed computing, simulation modeling, machine learning



Устенко Сергій Анатолійович - доктор фізико-математичних наук, професор кафедри Штучного інтелекту та аналізу даних. Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

Галузь досліджень: глибоке навчання, аналіз даних, «розумні» міста, обробка відео, відстеження руху, проєктне навчання, розпізнавання образів

Serhii A. Ustenko - Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor, Department of Artificial Intelligence and Data Analysis. Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Av. Odesa, 65044, Ukraine

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4968-1233>; ustenko.s.a@gmail.com. Scopus Author ID: 57207577774

Research field: deep learning; data mining; smart cities; video processing; motion tracking; project-based learning; pattern recognition