



М. В. Іванович, Х. І. Микіч

Національний університет "Львівська Політехніка", м. Львів, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ТА ОПТИМІЗАЦІЇ ЯКОСТІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Наведено результати розроблення інтелектуальної системи моніторингу та оптимізації якості програмного забезпечення (ПЗ) за умов динамічного, розподіленого та високо навантаженого середовища сучасних мікросервісних та хмарних архітектур. Обґрунтовано необхідність переходу від традиційних підходів до адаптивних інтелектуальних систем, здатних функціонувати за умов невизначеності, змінності навантаження та гетерогенності інфраструктури. Запропоновано формалізацію задачі як багатокритеріальної моделі керування, що інтегрує метрики якості ПЗ, користувацькі сценарії, контекст виконання та стани системи, що дає змогу враховувати технічні й поведінкові аспекти функціонування. Розроблено узагальнену архітектуру інтелектуальної системи, яка містить модулі збирання телеметричних даних, їх оброблення та агрегації, аналітичний модуль на основі методів машинного навчання, модуль прийняття рішень і компонент зворотного впливу, що забезпечує замкнений контур керування. Сформовано модель інтегрального оцінювання якості ПЗ на основі агрегування нормалізованих показників продуктивності, надійності, безпеки та користувацького досвіду. Запропоновано методи інтелектуального моніторингу, зокрема виявлення аномалій у потоках метрик і журналів подій, аналіз логів, причинно-наслідковий аналіз інцидентів та прогнозування деградації якості. Розглянуто підходи до оптимізації якості ПЗ, що містить rule-based стратегії, методи машинного навчання та навчання з підкріпленням, які забезпечують адаптивне прийняття рішень. Особливу увагу приділено механізмам самовідновлення, масштабуванню ресурсів і динамічній перебудові конфігурації системи. Проведене експериментальне дослідження у середовищі, що моделює умови функціонування розподілених сервісів, продемонструвало підвищення точності виявлення аномалій, зменшення затримки оброблення запитів та покращення QoS і QoE порівняно з базовими підходами. Отримані результати підтверджують ефективність запропонованої системи, її адаптивність і доцільність практичного застосування. Запропонований підхід також забезпечує узгодження технічних і бізнес-показників та підтримку прийняття рішень. Це підвищує ефективність експлуатації систем та їх стійкість у реальному часі за умов змін систем.

Ключові слова: мікросервісна архітектура; розподілені системи; інтегральне оцінювання якості ПЗ; виявлення аномалій; аналіз логів; машинне навчання моделей; навчання з підкріпленням; хмарні обчислення.

Вступ / Introduction

За сучасних умов цифрової трансформації суспільства та стрімкого розвитку інформаційних технологій якість програмного забезпечення (ПЗ) стає критичним фактором ефективності функціонування інформаційних систем у різних галузях – від електронної комерції та фінансових сервісів до медичних і міських смарт-платформ. Зростання складності програмних систем, їх розподілений характер (Cloud, Edge, Microservices), а також високі вимоги до надійності, безпеки, продуктивності та масштабованості зумовлюють потребу переходу від традиційних підходів контролю якості до інтелектуалізованих, адаптивних методів управління якістю.

Традиційні засоби забезпечення якості ПЗ (тестування, статичний аналіз, ручний моніторинг) є обмеженими за умов динамічних середовищ, безперервної інтеграції та доставки (CI/CD), а також високої варіативності користувацьких сценаріїв. Вони не забезпечують своєчасного виявлення аномалій, прогнозування деградації якості та автоматизованого прийняття рішень що-

до оптимізації системи. У зв'язку з цим виникає потреба у створенні інтелектуальних систем, здатних інтегрувати методи машинного навчання, аналізу великих даних та поведінкової аналітики для безперервного моніторингу якості ПЗ у реальному часі.

Особливої актуальності набуває проблема формалізації метрик якості (відповідно до стандартів ISO/IEC 25010), їх агрегування та інтеграції у багаторівневі моделі оцінювання, що враховують як технічні параметри, так і користувацький досвід. Важливим є також забезпечення замкненого контуру управління якістю "моніторинг – аналіз – прогнозування – оптимізація", що реалізується на основі інтелектуальних агентів та адаптивних алгоритмів.

Окрім цього, сучасні програмні платформи функціонують за умов невизначеності, змінного навантаження та гетерогенності середовищ, що потребує використання самоадаптивних і самонавчальних систем, здатних до динамічної перебудови конфігурацій, оптимізації ресурсів та підвищення якості обслуговування QoS (англ.

© Copyright 2026 by the author(s)

Іванович Михайло Васильович, магістрант, кафедра інформаційних систем та мереж.

Email: ivanovych.mykhailo@gmail.com; <https://orcid.org/0009-0008-3665-1434>

Микіч Христина Ігорівна, канд.техн. наук, доцент, кафедра інформаційних систем та мереж.

Email: Khrystyna.I.Mykych@lpnu.ua; <https://orcid.org/0000-0002-4324-2080>

Цитування за ДСТУ: Іванович М. В., Микіч Х. І. Інтелектуальна система моніторингу та оптимізації якості програмного забезпечення. Науковий вісник НЛТУ України. 2026, т. 36, № 2. С. 152–158.

Citation APA: Ivanovych, M. V., & Mykych, H. I. (2026). Intelligent system for monitoring and optimizing software quality. *Scientific Bulletin of UNFU*, 36(2), 152–158. <https://doi.org/10.36930/40360217>

Quality of Service) та якості досвіду користувача QoE (англ. *Quality of Experience*).

Отже, розроблення інтелектуальної системи моніторингу та оптимізації якості ПЗ є актуальним науково-прикладним завданням, що спрямоване на підвищення ефективності, надійності та адаптивності сучасних інформаційно-технологічних платформ, а також забезпечення їх відповідності сучасним стандартам якості та вимогам цифрової економіки.

Об'єкт дослідження – забезпечення якості ПЗ за умов розподілених і динамічних інформаційних систем.

Предмет дослідження – методи, моделі та архітектурні рішення інтелектуального моніторингу та удосконалення якості ПЗ на основі аналізу метрик, поведінкових даних та застосування технологій штучного інтелекту.

Мета роботи – розробити та обґрунтувати підходи до побудови інтелектуальної системи моніторингу та оптимізації якості ПЗ, що забезпечить адаптивне керування станом інтелектуальної системи на основі аналізу даних, машинного навчання моделей та багатокритеріального оцінювання якості ПЗ.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати сучасні підходи до моніторингу та оптимізації якості ПЗ, виявити їх обмеження та сформулювати наукове завдання, що дасть змогу обґрунтувати методи й моделі побудови інтелектуальної системи для комплексного оцінювання, прогнозування ризиків й адаптивного керування якістю в розподіленому середовищі;
- формалізувати завдання як багатокритеріальну модель керування та розробити архітектуру інтелектуальної системи, модель оцінювання якості й методи інтелектуального моніторингу та оптимізації якості ПЗ, що дасть можливість забезпечити адаптивне керування якістю ПЗ, своєчасне виявлення відхилень і прогнозування деградації, а також підвищення показників продуктивності, надійності та користувацького досвіду;
- провести експериментальне дослідження ефективності запропонованої системи, проаналізувати результати та оцінити її практичну значущість, що дасть змогу підтвердити ефективність запропонованих методів і моделей, оцінити їх вплив на ключові показники якості ПЗ та обґрунтувати доцільність практичного застосування системи в сучасних інформаційних середовищах.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. У стандарті [9] описано методологічну основу оцінювання якості ПЗ, визначаючи ключові характеристики якості, зокрема продуктивність, надійність, безпеку та користувацький досвід. Вказано на те, що стандартизовані моделі якості забезпечують формалізований базис для інтерпретації метрик, однак самі по собі не враховують динамічність сучасних розподілених середовищ.

У роботі [10] автори досліджують підхід AIOps (англ. *Artificial Intelligence for IT Operations* – штучний інтелект для ІТ-операцій) як інтеграцію методів аналізу логів, метрик, подій і трасувань для автоматизованого виявлення аномалій і відмов. Показано, що AIOps дає змогу підвищити рівень автоматизації експлуатації ІТ-систем, проте обмежується переважно реактивними сценаріями та недостатньо враховує інтегральну оцінку якості.

У дослідженні [4] автори аналізують поєднання AIOps із великими мовними моделями, що дає змогу підвищити інтерпретованість результатів моніторингу шляхом генерування пояснень до виявлених аномалій. Водночас, вони зазначають, що такі підходи ще не забезпе-

чують повноцінної інтеграції у контур прийняття рішень і керування якістю.

У роботі [13] автори досліджують самоадаптивні системи, що реалізують цикл "моніторинг – аналіз – планування – виконання" (MAPE-K). Показано їх ефективність у хмарних та IoT-середовищах, однак більшість реалізацій базується на наперед визначених правилах, що обмежує адаптивність у складних динамічних сценаріях.

У дослідженні [3] автори пропонують підхід до виявлення аномалій у багатовимірних KPI (англ. *Key Performance Indicators*) із застосуванням графових нейронних мереж. Результати демонструють високу ефективність у виявленні деградації продуктивності, проте підхід зосереджений на окремому аспекті якості та не інтегрується з іншими компонентами управління.

У роботі [14] автори розглядають методи діагностики продуктивності хмарних застосунків із використанням інтеграції метрик, логів і трасувань. Вказано на важливість комплексного аналізу, однак відсутня формалізована модель прийняття рішень та оптимізації якості хмарних застосунків.

У дослідженні [6] автори аналізують сучасні підходи до прогнозування дефектів ПЗ, зосереджені переважно на задачах бінарної класифікації. Вказано на обмежену інтерпретованість результатів і відсутність пояснюваних моделей, що ускладнює їх використання в системах підтримки рішень.

У роботі [5] автори досліджують застосування причинно-наслідкового аналізу у забезпеченні якості ПЗ. Показано, що перехід від кореляційних до причинних моделей дає змогу точніше ідентифікувати джерела деградації, однак такі підходи ще недостатньо інтегровані в інтелектуальні системи моніторингу.

Узагальнюючи наведені дослідження, варто зазначити, що сучасні підходи до моніторингу та оптимізації якості ПЗ характеризуються фрагментарністю, обмеженою інтерпретованістю моделей і недостатньою інтеграцією в єдиний замкнений контур керування якістю. Зокрема, відсутні комплексні рішення, які б поєднували стандартизовані моделі якості, методи AIOps, машинного навчання, самоадаптації та причинно-наслідкового аналізу в єдиній інтелектуальній системі. Це зумовлює необхідність проведення даного дослідження, спрямованого на розроблення інтегрованої інтелектуальної системи моніторингу та оптимізації якості ПЗ.

Матеріали та методи дослідження. У роботі використано методи системного аналізу, багатокритеріальної оптимізації та машинного навчання для формалізації завдання моніторингу й оцінювання якості ПЗ. Архітектуру системи сформовано на основі мікросервісного підходу та концепції AIOps. Ефективність запропонованих рішень було оцінено з використанням методів імітаційного моделювання та статистичного аналізу за показниками точності виявлення аномалій і продуктивності системи.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Завдання моніторингу та оптимізації якості ПЗ формулюється як багатокритеріальна задача керування динамічною системою за умов невизначеності та обмежених ресурсів.

Нехай систему визначено у вигляді такого кортежу

$$S = \langle Q, S, U, A, D, T \rangle,$$

де: $Q = \{q_i, i = \overline{1, n}\}$ – множина метрик якості; S – простір станів; $U = \{u_i, i = \overline{1, n}\}$ – множина користувацьких сценаріїв; $A = \{a_i, i = \overline{1, n}\}$ – множина допустимих дій оптимізації параметрів функціонування ПЗ; D – потоки спостережуваних даних (логи, метрики, трасування); t – часовий простір.

Стан системи в момент часу t визначають як

$$s(t) = f(Q(t), U(t), D(t)),$$

де: $Q(t)$ – внутрішній стан якості системи, що характеризує технічні та експлуатаційні параметри ПЗ в момент часу t ; $U(t)$ – вплив користувачів, що описує їхню поведінку і сценарії взаємодії з системою в момент часу t ; $D(t)$ – контекстні та середовищні дані, що відображають зовнішні умови функціонування системи в момент часу t .

Інтегральну функцію якості задають як

$$Q_{total}(t) = \sum_{i=1}^n w_i \hat{q}_i(t), \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1,$$

де: $\hat{q}_i(t)$ – нормалізовані значення метрик; w_i – ваговий коефіцієнт i -ої метрики якості ПЗ.

Цільова функція оптимізації якості ПЗ має такий вигляд:

$$\max_{A(t) \in A} Q_{total}(t) - \alpha L(t) - \beta D_{deg}(t),$$

де: $L(t)$ – затримка функціонування ПЗ у момент часу t ; $D_{deg}(t)$ – рівень деградації системи в момент часу t .

Задачу багатокритеріальної оптимізації якості функціонування ПЗ розв'язують за умов обмежень:

$$R(t) \leq R_{max}, Q_{total}(t) \geq Q_{SLA}, L(t) \leq L_{max}, ErrorRate(t) \leq \varepsilon$$

Політику керування визначають таким відображенням $\pi: S \rightarrow A$, а оптимальна політика керування якістю ПЗ має такий вигляд:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} E[\sum_t \gamma^t Q_{total}(t)].$$

Отже, завдання забезпечення якості ПЗ за умов багатокритеріальності розглядається як завдання адаптивного керування системою в реальному часі на основі даних моніторингу, користувацької активності та контексту виконання.

Архітектура інтелектуальної системи. Запропонована інтелектуальна система моніторингу та оптимізації якості ПЗ реалізується як багаторівнева модульна архітектура, орієнтована на безперервний аналіз даних та адаптивне керування станом інтелектуальної системи в реальному часі.

Архітектура інтелектуальної системи містить такі основні компоненти (рис. 1).

Модуль збирання даних. Забезпечує безперервний збір даних із розподілених джерел, враховуючи журнали подій; метрики продуктивності; трасування виконання. Модуль підтримує інтеграцію з інструментами спостереження та забезпечує уніфікацію форматів даних.

Модуль опрацювання даних. Реалізує попереднє опрацювання даних у режимах пакетного та потокового опрацювання, зокрема фільтрацію, агрегацію, нормалізацію; ETL/ELT-процеси; формування ознак. Забезпечує підготовку даних для аналітичного аналізу з урахуванням часових залежностей. Під термінами ETL (англ. *Extract-Transform-Load*) та ELT (англ. *Extract-Load-Transform*) розумітимемо підходи до інтеграції даних,

що визначають порядок виконання операцій витягування, перетворення та завантаження даних у сховище.

Аналітичний модуль. Виконує інтелектуальний аналіз даних, зокрема, виявлення аномалій; прогнозування деградації якості; класифікацію станів системи; аналіз першопричин. Реалізується на основі методів машинного навчання та глибинного навчання.

Модуль прийняття рішень. Формує керівні дії на основі результатів аналітики, зокрема, вибір оптимальних дій $a \in A$; оцінку альтернатив за цільовою функцією якості; підтримку стратегій на основі правил, на основі навчання.

Модуль зворотного впливу. Забезпечує реалізацію обраних рішень, зокрема, динамічну зміну конфігурації системи; масштабування ресурсів; балансування навантаження; дій з самовідновлення. Формує замкнений контур процесу управління "моніторинг – аналіз – прийняття рішень – виконання".

Систему інтегрують з DevOps-інфраструктурою та CI/CD pipeline, що забезпечує:

- безперервний моніторинг якості під час розроблення та експлуатації;
- автоматичний запуск тестів і перевірок якості;
- зворотний зв'язок між експлуатаційними метриками та процесами розробки;
- підтримку практик DevSecOps і observability.

Це дає змогу реалізувати концепцію безперервного забезпечення якості ПЗ.

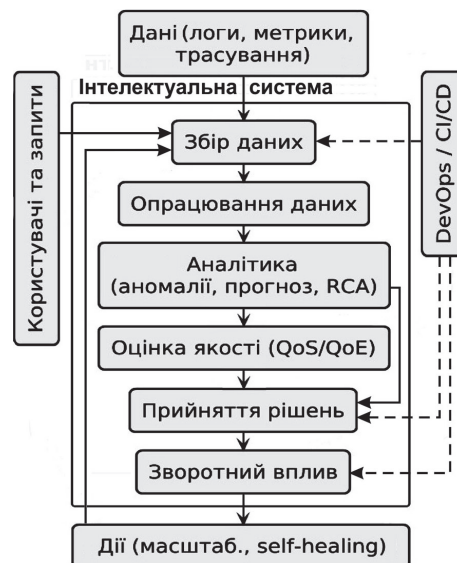


Рисунок. Архітектура інтелектуальної системи моніторингу та оптимізації якості ПЗ / Architecture of an Intelligent System for Monitoring and Optimizing Software Quality

Архітектура інтелектуальної системи базується на поєднанні керованого даними та агентно-орієнтованого підходів.

Підхід, керований даними, передбачає:

- прийняття рішень на основі поточних даних;
- використання метрик як основного джерела знань про систему;
- адаптацію моделей на основі нових даних.

Агентно-орієнтований підхід реалізує:

- автономні інтелектуальні агенти, що відповідають за окремі підсистеми;
- локальні рішення з урахуванням контексту;
- координацію агентів для глобальної оптимізації якості функціонування ПЗ.

Формально, інтелектуальну систему можна подати як множину мобільних агентів:

$$A_{agents} = \{a_i, i = \overline{1, r}\},$$

де кожен агент виконує функцію $a_i: S \rightarrow A_i$, забезпечуючи адаптивне керування відповідним компонентом інтелектуальної системи.

Отже, запропонована архітектура інтелектуальної системи моніторингу та оптимізації якості ПЗ забезпечує інтеграцію збирання даних, аналітики та керування в єдиному замкненому контурі, що дає змогу реалізувати інтелектуальне, адаптивне та масштабоване управління якістю ПЗ у реальному часі.

Модель оцінювання якості ПЗ базується на формалізації ключових характеристик якості та їх інтеграції у єдину узагальнену метрику, що дає змогу здійснювати кількісне оцінювання стану системи та підтримувати процес прийняття рішень. До основних метрик якості належать продуктивність (час відгуку, пропускна здатність), надійність (частота відмов, доступність), безпека (кількість інцидентів, рівень вразливостей) та користувацький досвід (UX), для якого характерні задоволеність користувача, стабільність інтерфейсу та швидкість взаємодії.

Для забезпечення порівнюваності різнорідних показників використовують процедуру нормалізації, яка приводить значення метрик до єдиної шкали, зазвичай, в інтервалі $[0, 1]$. Нормалізовані значення метрик відображають відносний рівень якості за кожним критерієм та враховують як допустимі межі, так і цільові значення показників.

Інтегральну оцінку якості визначають як зважену суму окремих нормалізованих метрик:

$$Q_{total} = \sum_{i=1}^n w_i Q_i,$$

де: Q_i – нормалізовані значення i -ої метрики якості; w_i – вагові коефіцієнти i -ої метрики якості, що відображають відносну важливість кожної метрики та задовольняють умову нормування $\sum w_i = 1$.

Агрегування показників якості функціонування ПЗ здійснюють на декількох рівнях ієрархії системи: на рівні окремих сервісів, де оцінюють якість компонентів; на рівні системи загалом, де враховують взаємодію підсистем; та на рівні користувача, де оцінюють фактичний досвід взаємодії зі системою. Такий багаторівневий підхід дає змогу забезпечити узгодженість між технічними метриками та сприйняттям якості кінцевим користувачем.

Запропонована модель забезпечує формальну основу для інтеграції різнорідних показників якості, їх порівняння та використання у завданнях моніторингу, прогнозування та оптимізації якості ПЗ за умов динамічного середовища.

Методи інтелектуального моніторингу. Інтелектуальний моніторинг якості ПЗ базується на поєднанні статистичних підходів, методів машинного навчання та аналізу подій для виявлення відхилень, діагностики причин і прогнозування змін стану системи в реальному часі.

Основу моніторингу становлять методи виявлення аномалій, які дають змогу ідентифікувати відхилення від нормальної поведінки системи. Статистичні методи ґрунтуються на аналізі розподілів метрик та містять контрольні карти, Z-оцінки, методи ковзного середнього та виявлення викидів. Вони є ефективними для стабільних систем із передбачуваними характеристиками, однак обмежені у складних нелінійних середовищах.

Гнучкішими є методи машинного навчання. Зокрема, ізоляційний ліс застосовують для виявлення аномалій у багатовимірних даних без необхідності попереднього маркування. Рекурентні нейронні мережі, зокрема LSTM, використовують для аналізу часових рядів і дають змогу враховувати залежності у поведінці системи в часі. Графові нейронні мережі ефективні для аналізу складних розподілених систем, де важливими є взаємозв'язки між компонентами. Комбінація цих підходів забезпечує підвищення точності та стійкості виявлення аномалій.

Важливим компонентом є аналіз логів і подій, що дає змогу отримати детальну інформацію про внутрішні процеси системи. Використовують методи оброблення природної мови (NLP) для структурування логів, векторизації повідомлень та їх класифікації. Події потоки аналізують з урахуванням часових залежностей, що дає змогу виявляти аномальні послідовності дій.

Для ідентифікації причин відхилень застосовують Root Cause Analysis (RCA), який поєднує кореляційний аналіз, графові моделі залежностей та причинно-наслідкові підходи. RCA дає змогу визначити джерело проблеми у складних розподілених системах і зменшити час реагування на інциденти.

Окрему роль відіграє прогнозування деградації якості, що забезпечує проактивне управління системою. Для цього використовують моделі прогнозування часових рядів (LSTM, ARIMA, Prophet), а також регресійні та ансамблеві методи. Прогнозування дає змогу виявляти тенденції до погіршення продуктивності, зростання затримок або збільшення кількості помилок ще до виникнення критичних збоїв.

Отже, поєднання методів виявлення аномалій, аналізу логів, причинно-наслідкового аналізу та прогнозування формує основу інтелектуального моніторингу, що забезпечує своєчасне виявлення проблем і підтримку прийняття рішень щодо оптимізації якості ПЗ.

Методи оптимізації якості ПЗ. Оптимізація якості ПЗ реалізується як процес вибору та застосування керівних дій $a_i \in A_i$, спрямованих на максимізацію інтегральної функції якості з урахуванням обмежень ресурсів, SLA та QoS. Методи оптимізації якості ПЗ поєднують детерміновані правила прийняття рішень та адаптивні підходи машинного навчання.

Rule-based vs ML-based на оптимізація. Rule-based підходи базуються на наперед визначених правилах типу if-then, що забезпечує прозорість і передбачуваність рішень (наприклад, масштабування за перевищення порогу навантаження). Водночас, вони є обмеженими за умов динамічних і нелінійних середовищ. ML-based підходи використовують історичні дані та поточні метрики для побудови моделей, здатних адаптивно обирати оптимальні дії. Вони забезпечують вищу гнучкість і точність, але потребують якісних даних та механізмів їх інтерпретації.

Reinforcement Learning для адаптації системи. Методи підкріплювального навчання формалізують завдання оптимізації якості ПЗ як процес прийняття рішень у середовищі його розроблення:

$$(s_t, a_t) \rightarrow r_t,$$

де: s_t – стан системи; a_t – дія; r_t – винагорода, що залежить від значення функції якості. Оптимальна стратегія π^* максимізує очікувану кумулятивну винагороду:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} E \left[\sum_t \gamma^t Q_{total}(t) \right].$$

Це дає змогу системі навчатися на основі взаємодії з середовищем та адаптуватися до змінних умов.

Підходи самовідновлення забезпечують автоматичне відновлення системи після збоїв або деградації якості, включаючи виявлення аномалій, локалізацію проблеми та автоматичне застосування коригувальних дій, таких як перезапуск сервісів, перенаправлення трафіку та ізоляція компонентів, що дає змогу зменшити час простою та підвищити надійність системи.

Оптимізація якості функціонування ПЗ передбачає динамічну зміну конфігураційних параметрів системи в реальному часі, включаючи налаштування ресурсів, параметрів сервісів, черг оброблення та мережевих характеристик, що забезпечує адаптацію системи до поточного навантаження та контексту використання.

Рациональне використання ресурсів є ключовим фактором забезпечення якості, при цьому методи автоматичного масштабування забезпечують зміну обчислювальних ресурсів залежно від навантаження, а балансування навантаження дає змогу рівномірно розподіляти запити між сервісами, що загалом спрямовано на досягнення балансу між продуктивністю, вартістю та стабільністю системи.

Отже, методи оптимізації якості функціонування ПЗ формують адаптивний механізм керування, який поєднує детерміновані правила, інтелектуальні моделі та самовідновлювані підходи для забезпечення високого рівня якості ПЗ за умов динамічного середовища.

Експериментальне дослідження. Експериментальне дослідження спрямоване на оцінювання ефективності запропонованої інтелектуальної системи моніторингу та оптимізації якості ПЗ за умов реального та змодельованого навантаження.

Дослідження проводилося на базі розподіленої сервіс-орієнтованої архітектури, що містить набір мікросервісів (10-15 сервісів), об'єднаних через API-шлюз та розгорнутих у контейнеризованому середовищі (Docker/Kubernetes), при цьому архітектура системи відповідає запропонованій моделі та містить модулі збирання даних, опрацювання, аналітики й прийняття рішень, інтегровані в єдиний контур керування, а джерелами даних виступають журнали подій (до 50 тис. записів/хв), метрики продуктивності (CPU, RAM, latency, throughput) та трасування запитів (distributed traces), що генеруються під час виконання користувацьких сценаріїв. Загальний обсяг опрацьованих даних становив близько 5-10 ГБ на годину.

Для оцінювання системи сформовано набір експериментальних сценаріїв, що імітують типові та критичні режими роботи, зокрема нормальне функціонування системи (середнє навантаження 500-800 запитів/с), пікові навантаження (до 2000-3000 запитів/с), деградацію окремих сервісів (зростання часу відповіді на 40-70 %), виникнення аномалій у логах і мережеві затримки (до 150-300 мс), а також окремо розглянуто сценарії часткових відмов компонентів (від'єднання 1-2 мікросервісів) і перевантаження ресурсів (CPU > 85 %, RAM > 80 %), що дає змогу оцінити здатність системи до адаптації та самовідновлення.

Оцінювання ефективності здійснюється за показниками точності виявлення аномалій, затримки опрацювання, показниками якості обслуговування та якості

досвіду користувача, при цьому отримано такі узагальнені результати: точність виявлення аномалій становила 0,91-0,95 для ML-підходів проти 0,72-0,80 для rule-based методів; середня затримка реакції системи зменшилася від 2,3 с до 0,9 с; середній час відгуку (response time) знизився на 25-35 %; пропускна здатність збільшилася на 15-22 %; рівень помилок зменшився від 3,5 % до 1,2 %; показники QoE (за шкалою 1-5) зросли від 3,4 до 4,2.

Запропонована система порівнюється з традиційними підходами, зокрема моніторингом на основі правил та статистичними методами виявлення аномалій, причому результати експерименту демонструють підвищення точності виявлення аномалій у середньому на 18-25 %, зниження затримок реагування на 40-60 % та покращення показників якості обслуговування і користувацького досвіду, а особливо помітною є перевага у сценаріях складних і комбінованих відхилень, де точність ідентифікації проблем зросла до 92 % проти 68 % у базових підходах.

Отримані результати експериментального дослідження підтверджують ефективність запропонованої інтелектуальної системи моніторингу та оптимізації якості ПЗ у різних сценаріях функціонування.

Аналіз отриманих результатів показав, що застосування методів машинного навчання дає змогу підвищити точність виявлення аномалій порівняно із традиційними статистичними підходами, особливо у випадках складних нелінійних залежностей між метриками, при цьому використання прогностичних моделей забезпечує раннє виявлення тенденцій до деградації якості (на 10-20 % раніше за традиційні методи), що дає змогу здійснювати проактивне реагування, а інтеграція аналітичного модуля з механізмами прийняття рішень забезпечує скорочення часу реакції системи на відхилення та зменшення впливу інцидентів на користувацький досвід.

Основними перевагами запропонованої системи є комплексність підходу, що поєднує моніторинг, аналіз, прогнозування та оптимізацію функціонування ПЗ в єдиному контурі, адаптивність до змінних умов функціонування, підвищена точність виявлення аномалій і прогнозування, можливість інтеграції з DevOps та CI/CD процесами, підтримка багаторівневого оцінювання якості, а також зменшення часу простою (на 30-45 %) та підвищення стабільності системи завдяки механізмам самовідновлення.

Водночас, дослідження має певні обмеження, оскільки ефективність моделей залежить від якості та повноти вхідних даних, що може ускладнювати їх застосування за умов неповної або шумної інформації, використання складних моделей машинного та глибокого навчання пов'язане з підвищеними обчислювальними витратами (зростання використання CPU/GPU на 15-25 %), а інтерпретованість результатів залишається обмеженою для частини моделей, що може ускладнювати їх використання у критичних системах, окрім цього, експериментальне середовище не охоплює всіх можливих сценаріїв функціонування великих гетерогенних систем.

Запропоновану інтелектуальну систему моніторингу та оптимізації якості ПЗ можна використати у широкому спектрі прикладних доменів, включаючи електронну комерцію, хмарні сервіси, медичні інформаційні системи та smart-міські платформи, а її впровадження дає змогу підвищити якість обслуговування, зменшити вит-

рати на підтримку систем (на 20-30 %), автоматизувати процеси контролю якості та забезпечити ефективніше управління IT-інфраструктурою, що загалом підтверджує доцільність застосування інтелектуальних методів для моніторингу та оптимізації якості ПЗ та забезпечує підвищення надійності, продуктивності й адаптивності системи, а отримані результати мають як наукову, так і практичну цінність, сприяючи розвитку інтелектуальних систем управління якістю ПЗ.

Обговорення результатів дослідження. У дослідженні [12] автори проаналізували підходи до self-healing у хмарних середовищах і показали ефективність проактивного відновлення, однак ці рішення не інтегруються з комплексними моделями оцінювання якості. У роботі [15] досліджено застосування глибинного навчання для прогнозування дефектів із високою точністю, проте відзначено проблеми інтерпретованості та обмеження перенесення між проектами, тоді як у даній роботі ці аспекти враховано шляхом інтеграції моделей в адаптивний контур керування.

У роботі [1] розглянуто застосування методів машинного навчання у тестуванні ПЗ та підтверджено їх ефективність для автоматизації контролю якості, однак відсутня інтеграція з безперервним моніторингом. У роботі [7] показано доцільність поєднання автоматизованих і ручних методів тестування, проте не враховано потокові дані експлуатації, на відміну від запропонованого підходу, що забезпечує оброблення даних у реальному часі.

У публікації [8] досліджено складність забезпечення якості глибинних нейронних мереж, що підтверджує актуальність адаптивних методів моніторингу. У роботі [2] встановлено ефективність підсиленого тестування інтерфейсів, однак відсутнє комплексне управління якістю на рівні інфраструктури, тоді як у запропованій системі реалізовано інтеграцію на рівні сервісної архітектури.

У дослідженні [11] вказано на необхідність інтеграції методів аналізу, тестування та моніторингу для систем машинного навчання, проте відсутня формалізована інтегральна модель оцінювання якості. У роботах [3, 6, 10, 12] розглянуто відповідно виявлення аномалій, прогнозування дефектів і AIOps-підходи, що свідчить про фрагментарність сучасних рішень, тоді як у даній роботі запропоновано єдиний замкнений контур процесу управління якістю.

У публікаціях [13, 14] вказано на обмежену адаптивність самоадаптивних систем, а у роботі [5] – на обмеження кореляційного аналізу без причинно-наслідкових моделей, тоді як у даній роботі запропоновано адаптивний підхід із використанням інтелектуальних механізмів прийняття рішень і елементів причинно-наслідкового аналізу, що забезпечує точнішу ідентифікацію джерел проблем та динамічну оптимізацію якості функціонування ПЗ.

Сучасні підходи демонструють значний прогрес у застосуванні ШІ, ML та AIOps, однак залишаються фрагментарними, недостатньо інтерпретованими та слабо інтегрованими з формалізованими моделями якості та DevOps-процесами. Це підтверджує доцільність запропонованого підходу, який забезпечує інтеграцію моніторингу, аналізу, прогнозування та керування у межах єдиного адаптивного контуру та підвищує ефективність функціонування інформаційних систем.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – отримав подальший розвиток метод адаптивного керування якістю функціонування ПЗ, який, на відміну від наявного, базується на багатокритеріальній моделі оцінювання його якості з урахуванням обмежень SLA та QoS, інтегрує процеси моніторингу, аналізу, прогнозування та оптимізації у єдиний замкнений контур керування та передбачає використання інтелектуальних механізмів прийняття рішень для забезпечення адаптації в реальному часі, що дає можливість підвищити точність виявлення відхилень й ефективність керівних впливів.

Практична значущість результатів дослідження – можна впровадити запропоновану інтелектуальну систему в сучасні IT-платформи, що забезпечує підвищення надійності та продуктивності, зменшення часу простою й автоматизацію контролю якості ПЗ за умов безперервної інтеграції та розгортання.

Висновки / Conclusions

Розроблено та обґрунтовано підходи до побудови інтелектуальної системи моніторингу та оптимізації якості ПЗ, що забезпечило адаптивне керування її станом на основі аналізу даних, машинного навчання моделей та багатокритеріального оцінювання його якості. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Систематизовано підходи до моніторингу та оптимізації якості ПЗ як багатокритеріальної задачі керування на основі аналізу сучасних концепцій AIOps, QoS/QoE та самоадаптивних систем, внаслідок чого сформовано єдину концептуальну основу побудови інтелектуальної системи керування якістю ПЗ.
2. Запропоновано інтегровану архітектуру інтелектуальної системи, що поєднує модулі збирання й оброблення даних, аналітики, прийняття рішень і зворотного впливу, внаслідок чого забезпечено реалізацію замкненого контуру адаптивного керування якістю ПЗ у реальному часі.
3. Сформовано модель оцінювання якості функціонування ПЗ на основі агрегування нормалізованих метрик, побудовану із застосуванням багатокритеріального підходу та вагових коефіцієнтів, внаслідок чого забезпечено інтегральне оцінювання стану системи з урахуванням QoS і QoE.
4. Розроблено підхід до інтелектуального моніторингу з використанням методів виявлення аномалій, аналізу логів і прогнозування деградації, внаслідок чого підвищено своєчасність виявлення відхилень і точність діагностики станів системи.
5. Запропоновані методи оптимізації якості функціонування ПЗ, які містять підходи на основі правил, методи машинного навчання та навчання з підкріпленням, внаслідок чого забезпечено адаптивний вибір керівних дій та підвищено ефективність функціонування системи за умов змінного навантаження.
6. Проведено експериментальне дослідження, результати якого підтвердили ефективність запропонованих методів і моделей на основі моделювання навантажень і аналізу показників, внаслідок чого підтверджено підвищення продуктивності, надійності та якості користувацького досвіду.
7. Визначено напрями подальших етапів дослідження, що передбачають розвиток Explainable AI, інтеграцію причинно-наслідкових моделей, розширення застосування навчання з підкріпленням, удосконалення методів оп-

рацювання гетерогенних поточкових даних, а також дослідження масштабованості системи в розподілених середовищах та її адаптацію до доменно-специфічних вимог.

References

1. Ajorloo, S., Jamarani, A., Kashfi, M., Haghi Kashani, M., & Najafzadeh, A. (2024). A systematic review of machine learning methods in software testing. *Applied Soft Computing*, 162, article ID 111805. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111805>
2. Bauer, A., Frattini, J., & Alégroth, E. (2024). Augmented testing to support manual GUI-based regression testing: An empirical study. *Empirical Software Engineering*, 29, article number D 140. <https://doi.org/10.1007/s10664-024-10522-z>
3. Chen, N., Tu, H., Zeng, H., & Ou, Y. (2024). Anomaly detection for key performance indicators by fusing self-supervised spatio-temporal graph attention networks. *Knowledge-Based Systems*, 300, article ID 112167. <https://doi.org/10.1016/j.knsys.2024.112167>
4. De la Cruz Cabello, M., Sales, T. P., & Machado, M. R. (2025). AIOps for log anomaly detection in the era of LLMs: A systematic literature review. *Intelligent Systems with Applications*, 28, article ID 200608. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2025.200608>
5. Giamattei, L., Guerriero, A., Pietrantuono, R., & Russo, S. (2024). Causal reasoning in Software Quality Assurance: A systematic review. *Information and Software Technology*, 176, article ID 107599. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2024.107599>
6. Grattan, N., da Costa, D. A., & Stanger, N. (2024). The need for more informative defect prediction: A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 174, article ID 107456. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2024.107456>
7. Haas, R., Nömmner, R., Juergens, E., & Apel, S. (2024). Optimization of automated and manual software tests in industrial practice: A survey and historical analysis. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 50, 2005–2020. <https://doi.org/10.1109/TSE.2024.3418191>
8. Hu, Q., Guo, Y., Xie, X., Cordy, M., Ma, L., Papadakis, M., & Le Traon, Y. (2024). Test optimization in DNN testing: A survey. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, 33(4), article number 111. <https://doi.org/10.1145/3643678>
9. ISO. (2023). ISO/IEC 25010:2023(en). Systems and software engineering – Systems and software Quality Requirements and Evaluation (SQuaRE) – Product quality model. International Organization for Standardization. URL: <https://www.iso.org/obp/ui/en/#iso:std:iso-iec:25010:ed-2:v1:en>
10. Notaro, P., Cardoso, J., & Gerndt, M. (2021). A survey of AIOps methods for failure management. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 12(6), article number 81, 1–45. <https://doi.org/10.1145/3483424>
11. Ogrizović, M., Drašković, D., & Bojić, D. (2024). Quality assurance strategies for machine learning applications in big data analytics: An overview. *Journal of Big Data*, 11, article number 156. <https://doi.org/10.1186/s40537-024-01028-y>
12. Rouholamini, S. R., Mirabi, M., Farazkish, R., & Sahafi, A. (2024). Proactive self-healing techniques for cloud computing: A systematic review. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 36(24), article ID e8246. <https://doi.org/10.1002/cpe.8246>
13. Wong, T., Wagner, M., & Treude, C. (2022). Self-adaptive systems: A systematic literature review across categories and domains. *Information and Software Technology*, 148, article ID 106934. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2022.106934>
14. Xin, R., Chen, P., Grosso, P., & Zhao, Z. (2024). A fine-grained robust performance diagnosis framework for run-time cloud applications. *Future Generation Computer Systems*, 155, 300–311. <https://doi.org/10.1016/j.future.2024.02.014>
15. Zain, Z. M., Sakri, S., & Ismail, N. H. A. (2023). Application of deep learning in software defect prediction: Systematic literature review and meta-analysis. *Information and Software Technology*, 158, article ID 107175. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2023.107175>

M. V. Ivanovych, H. I. Mykich

Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine

INTELLIGENT SYSTEM FOR MONITORING AND OPTIMIZING SOFTWARE QUALITY

The article addresses the problem of developing an intelligent system for monitoring and optimizing software quality in dynamic, distributed environments typical of modern microservice and cloud architectures. The relevance of the study is determined by increasing system complexity, workload variability, and the need for continuous quality assurance under uncertainty and real-time conditions, where traditional static approaches are insufficient. The problem is formalized as a multi-criteria control model integrating quality metrics, user behavior, execution context, and system states into a unified framework, enabling comprehensive evaluation of both technical and user-oriented characteristics. A generalized architecture is proposed, including modules for telemetry data collection, preprocessing and aggregation, machine learning-based analytics, decision-making, and feedback control, forming a closed-loop system. A quality assessment model is developed based on an integral function aggregating normalized indicators of performance, reliability, security, and user experience with context-dependent weights. Intelligent monitoring methods include anomaly detection, log analysis, causal analysis, and forecasting of quality degradation using time-series models. Quality optimization approaches are considered, including rule-based strategies, machine learning, and reinforcement learning methods that enable adaptive decision-making. Special attention is given to self-healing, automated scaling, and dynamic reconfiguration to improve system resilience. Experimental results in a simulated distributed environment demonstrate improved anomaly detection accuracy, reduced latency, and enhanced QoS and QoE compared to baseline approaches, confirming the effectiveness and practical applicability of the proposed system. The proposed approach also ensures alignment between technical and business metrics and supports decision-making, thereby improving operational efficiency and real-time system resilience in dynamically changing environments.

Keywords: microservices architecture; distributed systems; comprehensive software quality assessment; anomaly detection; log analysis; machine learning models; reinforcement learning; cloud computing.