УДК 631

Загвойський Р. Ю.[1], Казимира І. Я.[2]

[1] Національний університет «Львівська політехніка», Україна, ORCID 0009-0005-2090-4255
[2] Національний університет «Львівська політехніка», Україна, ORCID 0000-0003-1597-5647

МОНІТОРИНГ СКЛАДНИХ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ СИСТЕМ З ВИКОРИСТАННЯМ ЗАСОБІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Анотація. Функціонування складних систем часто супроводжується виникненням збоїв, спричинених аномальною чи критичною поведінкою окремих компонентів. Актуальним завданням є моніторинг змін стану систем з метою вчасного виявлення нештатних ситуацій і запобігання збоям. Сучасні методи моніторингу часто не враховують динамічну природу складних обчислювальних систем і зазвичай ігнорують користувачів як активних учасників. Використання штучного інтелекту допомагає покращити процес моніторингу та зробити його ефективнішим. У даній роботі представлено підхід, що дозволяє фіксувати динаміку змін властивостей складних систем та виявляти аномалії, які можуть свідчити про наближення системних збоїв.

Ключові слова: моніторинг, складні системи, штучний інтелект (ШІ).

Вступ. Сучасні складні системи, програмні архітектури та хмарні інфраструктури базуються на взаємодії численних систем і агентів, що адаптуються з часом. Збої в таких системах можуть виникати через аномальну чи критичну поведінку окремих компонентів під час їх інтеграції чи вдосконалення, а також через неможливість заздалегідь передбачити, як ці компоненти будуть взаємодіяти з іншими агентами чи користувачами в довгостроковій продуктивності системи [1]. Надзвичайно важливо відстежувати розвиток цих складних підсистем, щоб своєчасно виявити появу аномальних умов, які можуть призвести до катастрофічних збоїв. Однак сучасні методи моніторингу часто не враховують динамічну природу таких систем і зазвичай ігнорують користувачів як активних учасників. Хоча обчислювальні системи сьогодні пропонують передові рішення для оптимізації операцій, на практиці відстежувати поведінку цих великих і складних обчислювальних систем доволі складно. Штучний інтелект (ШІ) пропонує методи, які можуть покращити як процес прийняття рішень, так і моніторинг [2].

У цій роботі представлено підхід, що дозволяє фіксувати динаміку змін властивостей у складних системах та виявляти аномалії, які можуть свідчити про наближення системних збоїв. Метою цього дослідження є порівняння ефективності традиційного методу прогнозування (екстраполяції) та методу, що використовує штучний інтелект (Splunk MLTK із StateSpaceForecast та фільтрами Калмана), щодо точності, адаптивності та тривалості прогнозу.

Виклад основного матеріалу. Раннє виявлення збоїв у хмарних програмних системах має важливе значення для скорочення операційних витрат, підвищення надійності сервісів і поліпшення задоволеності користувачів. Багато сучасних методів зосереджені на виявленні аномалій за допомогою метрик або поєднання метрик і функцій журналів. Однак ці методи часто виявляються складними, важкими для інтерпретації і складними для впровадження та оцінки в реальних промислових умовах [3]. Сьогодні багато організацій звертаються до хмарних рішень, таких як Amazon AWS CloudWatch, Microsoft Azure Monitor, Google Cloud Monitoring та IBM Cloud Monitoring, щоб вирішити проблеми неефективності своїх хмарних інфраструктур. Помітна тенденція до використання інструментів, спеціально розроблених для підтримки моніторингу у виробничих середовищах.

Для цього дослідження визначимо хмарний моніторинг як методи та інструменти, які використовуємо для спостереження, аналізу та управління робочим процесом хмарних IT-інфраструктур. Це включає в себе як ручні, так і автоматизовані методи для забезпечення доступності та продуктивності хмарних ресурсів – веб-сайтів, контейнерних екземплярів, додатків, мереж і систем зберігання даних [4]. Але окрім цих інструментів моніторингу, використання штучного інтелекту (ШІ) допоможе серйозно розширити можливості моніторингу хмарних технологій.

ШІ робить процеси моніторингу більш точними та ефективними, забезпечуючи більш розумне та проактивне управління [3]. Оскільки технології постійно розвиваються, а системи штучного інтелекту стають все більш поширеними в промислових умовах, це дослідження зосереджується на створенні адаптивної системи на основі штучного інтелекту для складних обчислювальних систем. Важливою перспективою є розробка системи, яка може розрізняти критичні дані, що потребують негайного надсилання, та дані, які можуть бути оброблені локально. Ця стратегія полягає в оптимізації пропускної здатності та забезпеченні швидкого реагування на будь-які аномальні події.

Основна ідея полягає в тому, що, інтегруючи штучний інтелект безпосередньо в систему моніторингу там, де збираються дані, можна скоротити накладні витрати на мережу, одночасно прискорюючи і покращуючи виявлення критичних подій або закономірностей. Зворотний зв’язок надзвичайно важливий для розвитку будь-якої системи на основі AI. У даному випадку зворотний зв’язок використовується з двох основних причин: для перевірки правильності прогнозів системи і для того, щоб допомогти системі адаптуватися до нових моделей і умов [5, 6]. Постійно інтегруючи зворотний зв’язок, система може розвиватися і ставати кращою з часом. Це означає, що вона не просто покладається на дані, на яких вона була спочатку навчена; вона продовжує адаптуватися до мінливих умов і підвищує свою точність, коли стикається з новими даними. Ця здатність до динамічного навчання підкреслює довгострокову ефективність і адаптивність системи в складних промислових умовах.

У цьому дослідженні експериментально досліджуються дані, які мають сезонну природу, а саме повторюють свої значення залежно від часу доби, дня тижня чи пори року. Ці дані представляють активність користувачів на веб-сервісі, що своєю чергою впливає на навантаження системи в цілому. Розуміння прогнозу очікуваних даних в недалекому майбутньому дозволяє адміністратору системи приймати рішення про потреби чи можливість внесення змін в систему для її покращення чи виправлення дефектів або технічного обслуговування. На рис. 1 представлено кількість активних користувачів веб-сервісу та екстраполяцію цих даних (відрізок Median{E1,E2,E3}).

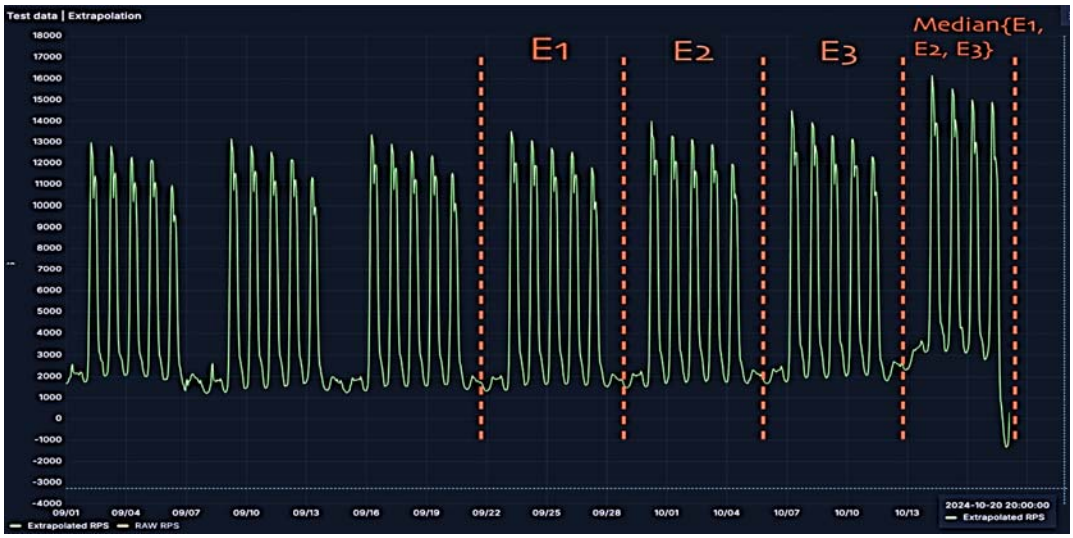

Рис.1. Графічне представлення даних про кількість активних користувачів веб-сервісу

Даний метод дозволяє проводити прогнозування потрібних значень даних системи в короткостроковій перспективі, яка дорівнює часовому відрізку En, тобто тривалості будь-якого з відрізків, які ми використовуємо для екстраполяції.

Для порівняння, застосуємо Splunk MLTK, у який попередньо завантажили той самий набір тестових даних, який використовували для екстраполяції, далі здійснюємо навчання моделі (машинне навчання), використовуючи StateSpaceForecast. У поєднанні з фільтрами Калмана отримано результати, представлені на рис. 2.

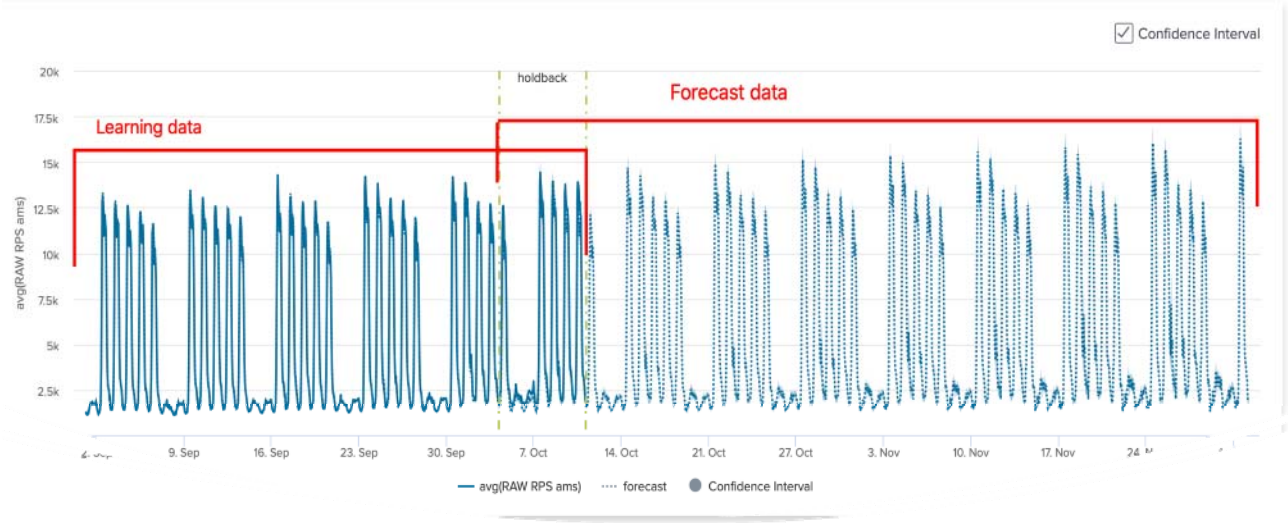

Рис. 2. Графічне представлення прогнозу тестових даних

Також в процесі дослідження порівнювалися такі властивості як коефіцієнт детермінації, середньоквадратична похибка, довірчий інтервал та тривалість прогнозу. Отримані дані представлено в Таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняння результатів експерименту

Аспект	Splunk MLTK (StateSpaceForecast)	Екстраполяція PromQL
Тип моделі	Модель простору станів	Екстраполяція на основі медіани
R^2 (коефіцієнт детермінації)	0.987	0.775
RMSE (середньо-квадратична похибка)	497.83	2028.86
Довірчий інтервал	Так (95%)	Н/Д
Методологія	Враховує тренд, сезонність, шум	Використовує історичні дані зі зсувами
Тривалість прогнозу	Довгостроковий (60 днів)	Короткостроковий
Масштабованість	Висока масштабованість	Простий, ефективний для реального часу на коротких діапазонах

Постійний зворотний зв’язок дозволяє системі підтверджувати свої прогнози і пристосовуватися до мінливих умов, підвищуючи з часом як продуктивність, так і точність. Зрештою, цей підхід показує, як моніторинг із застосуванням ШІ може зменшити навантаження на мережу, пришвидшити виявлення проблем і забезпечити довгострокову адаптивність у складних промислових умовах.

Система оптимізує використання пропускної здатності і забезпечує швидке реагування на аномальні події, інтелектуально розрізняючи важливі і неважливі дані. Вона постійно підвищує свою продуктивність завдяки зворотному зв'язку та адаптації - здатності до динамічного навчання, що має вирішальне значення для підтримки довгострокової надійності та ефективності системи в промислових умовах. Таким чином, моніторинг з використанням штучного інтелекту має значні перспективи для скорочення операційних витрат, підвищення надійності системи та швидшого і точнішого виявлення проблем. Оскільки технологічний ландшафт продовжує розвиватися, адаптивність і масштабованість систем штучного інтелекту будуть мати важливе значення для управління зростаючою складністю промислових і хмарних інфраструктур, забезпечуючи їхню ефективність, стійкість і здатність реагувати на постійно мінливі вимоги цифрової епохи.

Висновок. Оскільки сучасні обчислювальні системи стають дедалі складнішими, існує нагальна потреба у вдосконалених методах моніторингу, які можуть адаптуватися до динамічних середовищ і оперативно реагувати на проблеми, що виникають. Хоча традиційні методи моніторингу мають свої переваги, вони часто не здатні виявити тонкі взаємодії між компонентами та агентами в складних системах. Інтеграція інструментів ШІ пропонує трансформаційне рішення, що забезпечує інтелектуальний, проактивний моніторинг, який не лише виявляє аномалії, але й прогнозує потенційні збої до того, як вони стануть критичними. Це дослідження демонструє ефективність адаптивної системи на основі штучного інтелекту для моніторингу складних обчислювальних інфраструктур.

1. *EL Moussa, N. (2024). Smart Quality Monitoring for Evolving Complex Systems. In ICSE-Companion '24: 2024 IEEE/ACM 46th International Conference on Software Engineering: Companion Proceedings. ACM. https://doi.org/10.1145/3639478.3639784*
2. *Urgo, M., Terkaj, W., & Simonetti, G. (2024a). Monitoring manufacturing systems using AI: A method based on a digital factory twin to train CNNs on synthetic data. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 50, 249–268. https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2024.03.005*
3. *Hrusto, A., Runeson, P., & Ohlsson, M. C. (2024). Autonomous Monitors for Detecting Failures Early and Reporting Interpretable Alerts in Cloud Operations. In ICSE-SEIP '24: 46th International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice. ACM. https://doi.org/10.1145/3639477.3639712*
4. *Aitiddir, H., & Kerzazi, N. (2023). Cloud Infrastructure Monitoring Using Splunk: Expectations and Challenges. У 2023 14th International Conference on Intelligent Systems: Theories and Applications (SITA). IEEE. https://doi.org/10.1109/sita60746.2023.10373692*
5. *Villegas-Ch, W., García-Ortiz, J., & Sánchez-Viteri, S. (2024). Towards Intelligent Monitoring in IoT: AI Applications for Real-Time Analysis and Prediction. IEEE Access, 1. https://doi.org/10.1109/access.2024.3376707*
6. *Kumara, V., M Sharma, D., Samson Isaac, J., Saravanan, S., Suganthi, D., & Boopathi, S. (2023). An AI-Integrated Green Power Monitoring System. У Convergence Strategies for Green Computing and Sustainable Development (с. 218–244). IGI Global. https://doi.org/10.4018/979-8-3693-0338-2.ch013*