

ПРИМЕНЕНИЕ ОБЪЯСНИМОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА (XAI) ДЛЯ ПРЕДСКАЗАНИЯ ИНЦИДЕНТОВ В SRE: АНАЛИЗ С ПОМОЩЬЮ SHAP

Сафонов А.А.(СПбПУ), Сараджишвили С.Э. (СПбПУ)

**Научный руководитель – кандидат технических наук, доцент Сараджишвили С.Э.
(СПбПУ)**

Введение. Современные системы Site Reliability Engineering (SRE) применяют машинное обучение (ML) для предсказания инцидентов, обнаружения аномалий в логах и повышения отказоустойчивости инфраструктуры [1]. Однако большинство ML-моделей функционируют как «чёрные ящики», что затрудняет определение причин предсказанного сбоя и снижает доверие инженеров к таким решениям [2]. Это приводит к сложности диагностики, увеличению ложных срабатываний и неоптимальному распределению ресурсов на устранение инцидентов.

Для решения этой проблемы используются методы Explainable AI (XAI), повышающие прозрачность ML-моделей. Одним из наиболее эффективных инструментов является SHAP (SHapley Additive Explanations), позволяющий количественно оценить вклад каждого признака в предсказание модели [3].

Основная часть. Метод SHAP обеспечивает интерпретируемость решений ML-моделей, применяемых в SRE, что способствует:

Ускорению диагностики инцидентов за счёт анализа значимости признаков [3];

Снижению числа ложных срабатываний и корректировке модели на основе объясняемых предсказаний [4];

Повышению доверия к ML-алгоритмам благодаря их прозрачности [5].

В работе использовался датасет Hadoop Distributed File System (HDFS) и инструмент Loglizer [1]. Для классификации аномальных событий применялся SVM, а метод SHAP использовался для анализа решений модели. Исследование показало, что SHAP позволяет выявлять ключевые признаки, влияющие на предсказание инцидента, помогая инженерам быстрее определять первопричины сбоев.

Выводы. Применение SHAP в SRE даёт возможность не только повысить точность предсказаний, но и сделать работу ML-моделей более прозрачной. Это позволяет инженерам быстрее выявлять и устранять первопричины инцидентов, снижать риск ложных тревог и эффективнее управлять инфраструктурой.

Полученные результаты могут быть использованы DevOps-командами для оптимизации процессов мониторинга и анализа логов. Дальнейшие исследования могут быть направлены на интеграцию SHAP с другими XAI-методами для повышения точности интерпретации предсказаний.

Список использованных источников:

1. He S., Zhu J., He P., Lyu M. Experience Report: System Log Analysis for Anomaly Detection // 2016 IEEE 27th International Symposium on Software Reliability Engineering (ISSRE). – 2016. – Pp. 207–218. – DOI: 10.1109/ISSRE.2016.21.
2. Luz H., Peace P., Luz A., Joseph S. Explainable AI in CI/CD Deployment Orchestration // ResearchGate. – 2024. – December. – URL: <https://www.researchgate.net/publication/387556307>.
3. Roheem B., Olasehinde T., Esther D. AI for Site Reliability Engineering (SRE): Predictive Maintenance and Automated Remediation // ResearchGate. – 2023. – September. – URL: <https://www.researchgate.net/publication/388633173>.

4. James A., John P. AI-Powered Root Cause Analysis for Faster Incident Resolution in DevOps // ResearchGate. – 2023. – October. – URL: <https://www.researchgate.net/publication/388633714>.

5. Mahida A. Predictive Incident Management Using Machine Learning // International Journal of Science and Research (IJSR). – 2022. – Vol. 11, Issue 6. – Pp. 1023–1031. – DOI: 10.21275/SR24401231847.