

Применение нейросетевых технологий для предиктивного устранения ошибок в процессе эксплуатации информационной системы на примере «1С:Предприятие»

Г.В. Матюшкин

Сибирский государственный индустриальный университет, Новокузнецк

Аннотация: В данной работе рассматривается метод предиктивного обнаружения и предотвращения сбоев в информационных системах с применением нейронных сетей. В качестве прикладного примера выбрана платформа 1С:Предприятие, широко используемая в корпоративной среде. Актуальность задачи обусловлена необходимостью повышения надёжности информационных систем и минимизации простоев, связанных с техническими сбоями. Предлагаемый подход включает несколько этапов: сбор и анализ журналов ошибок, предварительную обработку данных, выбор архитектуры искусственной нейронной сети и последующую проверку её качества. Сравнительный анализ показывает, что предложенное решение обеспечивает более высокую скорость реакции на потенциальные сбои по сравнению с классическими средствами мониторинга.

Ключевые слова: 1С: Предприятие, корпоративные информационные системы, предиктивный анализ, искусственные нейронные сети, аналитика ИТ-сервисов, малые и средние предприятия, информационная система, журнал событий.

В условиях ограниченных ресурсов отделов информационных технологий (ИТ-отделов) на предприятиях задача повышения надёжности и отказоустойчивости информационной системы (ИС) без привлечения дорогих промышленных решений [1] особенно приоритетной.

На фоне глобальных вызовов и роста значения интеллектуальных технологий в управлении и принятии решений [2, 3], особое внимание уделяется исследованию возможностей искусственного интеллекта в корпоративных и производственных системах [4]. Наиболее перспективным направлением в этой области является внедрение методов интеллектуального анализа журнала событий и предиктивной диагностики с использованием искусственных нейронных сетей (ИНС). Такой подход позволяет автоматизировать этап выявления потенциальных сбоев и минимизировать время реакции, снижая издержки и улучшая устойчивость производственного цикла. В прикладном аспекте подобные задачи напрямую связаны с диагностикой ошибок платформы 1С:Предприятие, а в

методологическом плане – с современными разработками в области машинного обучения и глубинных моделей [5, 6].

Целью исследования является разработка прототипа программного модуля для предиктивного анализа ошибок для корпоративной информационной системы на базе «1С:Предприятие» с использованием искусственных нейронных сетей.

Задачами исследования являются:

- Разработать программный модуль для интеграции информационной системы, реализованной на платформе «1С: Предприятие», с локальной искусственной нейросетевой моделью.
- Провести экспериментальное сравнение предлагаемого подхода с традиционными методами сопровождения ИС.

Разработка прототипа программного модуля предиктивного анализа ошибок для «1С:Предприятие»

Для корректной работы модуля предиктивного анализа необходима предварительная обработка журнала событий 1С:Предприятие, позволяющая привести данные к формату, пригодному для текстового анализа, и выделить ключевые признаки, содержащие потенциальную информацию о сбоях. Обработка осуществляется на промежуточном этапе между выгрузкой 1С:Предприятие и их передачей в подсистему анализа.

Предварительная обработка данных проводится при помощи встроенной обработки «Журнал регистрации» 1С:Предприятие. В этой обработке был разработан механизм сохранения файла в формате значений, разделённые запятыми (Comma-Separated Values – CSV), предназначенных для табличного представления данных с фиксированной структурой, (см. табл. 1). Такой подход позволяет структурировать данные ещё на стадии извлечения, минимизируя последующую обработку на стороне ИНС.

Таблица № 1

Имя поля	Значение
Дата	Временная метка события
Тип события	Классификация записи: ошибка, предупреждение, информационное сообщение
Пользователь	Имя пользователя, инициировавшего событие
Комментарий	Текстовое описание события, включая сообщения об ошибках
Статус транзакции	Статус транзакции – флаг завершённости или отката операции
Данные	Информация о модуле или объекте конфигурации, в котором произошло событие (например, имя документа, справочника, обработки)

Архитектура и реализация модели анализа

Анализ журналов событий осуществляется с использованием внешней модели обработки текстовых данных, локально развернутой на стороне пользователя.

В отличие от программных продуктов, рассмотренных ранее, система–прототип построена по модульному принципу с распределением функциональности между несколькими компонентами:

1С:Предприятие – формирует файл в формате значений, разделённых запятыми (Comma-Separated Values – CSV) журнала событий по заданной структуре. Разработанный программный модуль формирует текст запроса и направляет во внешнюю программу AnythingLLM для последующей обработки.

AnythingLLM представляет собой программный инструмент, предназначенный для интеграции моделей машинного обучения в прикладные системы;

Docker-контейнер совместно с AnythingLLM обеспечивает выполнение функций промежуточного слоя, предназначенного для обработки и маршрутизации запросов между программными системами.

LM Studio – локальное приложение, исполняющее языковую модель, обрабатывающее запрос и возвращающее текстовый ответ.

Взаимодействие между компонентами происходит с использованием протокола передачи гипертекста (HyperText Transfer Protocol – HTTP) с использованием запросов передачи состояния представления (Representational State Transfer – REST). Формат обмена – текстовый формат обмена данными, основанный на JavaScript (JavaScript Object Notation – JSON), обеспечивающий универсальность, читаемость и совместимость между различными программными средами.

Результаты применения и оценка эффективности системы-прототипа

Тестирование прототипа проводилось на реальных записях журнала ошибок, полученных из действующей информационной системы 1С:Предприятие, эксплуатируемой на реальном предприятии. Для анализа были выбраны журналы регистрации за несколько рабочих дней, содержащие разнообразные системные события, ошибки выполнения, предупреждения, а также рутинные операции.

Объём выборки на этапе апробации был ограничен (от 100 до 500 строк в одной сессии), однако данные отражали реальные эксплуатационные ситуации, включая:

- ошибки записи и блокировки документов;
- нарушения выполнения регламентных заданий;
- ошибки при подключении к базе данных;
- действия пользователей и завершение сеансов.

Целью тестирования являлась проверка:

- работоспособности всех компонентов системы;
- адекватности сформированных моделью выводов по реальным событиям;
- пригодности прототипа к практическому использованию в роли инструмента начального предиктивного анализа.

Метрики оценки и статистические тесты для машинного обучения опубликованной в журнале Scientific Reports [7], такие как

– Бинарная классификация: точность, чувствительность, специфичность, прецизионность, F1-score, Каппа Коэна (κ), метрики оценки и статистические тесты для машинного обучения, корреляция Мэтьюса (Matthews Correlation Coefficient – MCC), метрика площади под кривой (Area Under the ROC Curve – AUC).

– Многоклассовая классификация: расширение бинарных метрик с использованием микро- и макро-усреднения.

– Классификация по многим меткам (потери Хэмминга, и метрики усреднённой точности).

Регрессия: метрики –средней абсолютной погрешности (Mean Absolute Error – MAE), среднеквадратичной ошибки (Mean Squared Error – MSE), коэффициенты корреляции Пирсона и Спирмена.

Указанные выше метрики качества в используемой ИНС не рассчитывались в силу отсутствия размеченной обучающей выборки. Оценка производилась по логическим критериям: полнота захвата значимых событий, релевантность текстовых выводов, скорость реакции и интерпретируемость результатов.

Среднее время обработки одной сессии составляло от 30 до 700 секунд, в зависимости от модели ИНС, включая чтение журналов событий, формирование запроса, отправку через интерфейс и получение ответа от

модели. Все компоненты, включая LM Studio, работали на локальном персональном компьютере. Пример результата модели показан на рисунке 1.

Анализ журнала событий (файл «Журнал событий.csv») – 27 сентября 2024 г.

№	Дата/время	Пользователь	Приложение	Тип события	Ошибка / сообщение	Критичность
1-2	10.06.24 20:52:11		Толстый клиент	Сообщение	«Налог. расчет амортизации ... не указан срок полезного использования»	⚠️ (внутренняя ошибка, но без транзакции)
3-8	18.06.24 11:40–12:07		Толстый клиент	Ошибка выполнения	«Ошибка при вызове метода контекста (ЗначениеИзФайла)», «Поле объекта не обнаружено (Движения)»	⚠️
9-10	18.06.24 12:07–12:08		Толстый клиент	Ошибка выполнения	«Поле объекта не обнаружено (мПериод)»	⚠️
11	18.06.24 13:23		Толстый клиент	Ошибка выполнения	«Преобразование значения к типу Булево не может быть выполнено»	⚠️
12-14	02.07.24 11:56–16:28		Конфигуратор / Толстый клиент	Ошибки выполнения (не найдено поле «ФормаОплатыТруда»)	⚠️	
15-20	05.07.24 08:33–10:57		Фоновое задание / Толстый клиент	Ошибки HTTP 500 от сервера Весава + «Преобразование значения к типу Дата не может быть выполнено»	❌ (системная ошибка внешнего сервиса)	
21-24	05.07.24 09:09–10:08		Фоновое задание	Ошибки HTTP 500 от Весава + «Преобразование значения к типу Дата не может быть выполнено»	❌	

Рисунок 1. – Результат анализа журнала ошибок «1С:Предприятие»

Сравнение с ручным анализом журналов событий 1С

Сравнительный анализ показывает, что предложенное решение обеспечивает более высокую скорость реакции на потенциальные сбои по сравнению с классическими средствами мониторинга, рассмотренными в [1, 9], а также методами анализа и предотвращения ошибок программного обеспечения, описанными в [10], преимущество в сравнении с ручной проверкой журналов событий 1С:Предприятие, на которые обычно обращают внимание после наступления глобального сбоя.

– время анализа сокращается в несколько раз (с нескольких часов до менее чем 50–300 секунд на 100–200 строк);

– снижается вероятность пропуска значимых событий;

– модель ИНС выявляет взаимосвязи между событиями, которые в процессе анализа данных человеком часто воспринимаются разрозненно.

Однако важно отметить, что:

– выводы модели пока требуют экспертной проверки, особенно в случаях ошибок, затрагивающих бизнес-процессы;

– в ряде случаев модель давала обобщённые формулировки, недостаточные для оперативного реагирования без участия оператора.

Таким образом, уже на текущем этапе прототип пригоден для роли интеллектуального фильтра или помощника специалиста по сопровождению ИС.

Выводы по результатам тестирования

Проведённое тестирование на реальных данных показало:

– работоспособность архитектуры разработанного решения;

– релевантность выводов, сформированных моделью ИНС по файлам журнала ошибок «1С:Предприятия»;

– готовность к применению в условиях реального предприятия с минимальной технической доработкой.

Результаты подтверждают возможность использования прототипа в рамках практики ИТ-поддержки, в частности:

– для первичного анализа журналов регистрации;

– для выявления потенциальных отклонений до возникновения отказов;

– для ускорения реакции операторов на сбои и предупреждения.

Формализованная оценка точности предсказаний планируется на следующих этапах разработки при накоплении обучающей выборки и расширении тестовой базы.

Заключение

В рамках проведённого исследования был разработан, реализован прототип программного модуля предиктивного анализа ошибок, возникающих в процессе эксплуатации информационной системы 1С:Предприятие. Целью работы являлось создание доступного, локально развёртываемого инструмента, способного выявлять потенциально опасные цепочки событий в эксплуатационных журналах-ошибок без использования внешних сервисов.

В ходе разработки:

- разработана архитектура решения, ориентированная на малые и средние ИТ-предприятия;
- реализован механизм выгрузки и структурирования журналов ошибок средствами 1С:Предприятие;
- разработан промежуточный модуль для формирования текстовых запросов и передачи их в подсистему анализа;
- выполнена интеграция с локальной моделью обработки текстов, обеспечивающей интерпретацию и прогноз вероятности сбоев;
- проведено тестирование на реальных данных с подтверждением корректности работы и полезности результатов.

Вместе с тем, разработанная система-прототип имеет ограничения, связанные с отсутствием обучающей выборки, неструктурированным характером текстовых ответов и отсутствием автоматизированной оценки бизнес-рисков. Эти аспекты обозначены как перспективные направления дальнейших исследований.

Литература

1. Анализ и мониторинг систем: инструменты и методы. Sky.pro. – URL: sky.pro/wiki/profession/analiz-i-monitoring-sistem-instrumenty-i-metody/.

2. Фиговский О.Л. Наука и глобальные вызовы XXI века // Инженерный вестник Дона, 2021, ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2021/7223/.

3. Аникьева Э.Н., Кувардин С.Р. Искусственный интеллект для принятий решений // Наука и образование. 2022. №2. С. 205-210.

4. Тимохин М.Ю., Шаранин В.Ю. Искусственный интеллект и теория принятия решений: современные тенденции// Инженерный вестник Дона. – 2023. – № 10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2023/8746/.

5. Зуб А.Т., Петрова К.С. Искусственный интеллект в корпоративном управлении: возможности и границы применения // Государственное управление. Электронный вестник. 2022. №94. С. 173-187.

6. Диагностика ошибок платформы 1С. Курсы-по-1С.pф. – URL: /xn----1bedvffifm4g.xnp1ai/articles/%D0%B4%D0%B8%D0%B0%D0%B3%D0%BD%D0%BE%D1%81%D1%82%D0%B8%D0%BA%D0%B0%D0%BE%D1%88%D0%B8%D0%B1%D0%BE%D0%BA%D0%BF%D0%BB%D0%B0%D1%82%D1%84%D0%BE%D1%80%D0%BC%D1%8B-1%D1%.

7. Принс Саймон. Машинное обучение. От основ до продвинутых моделей; [перевод с английского В. М. Беленковича]. – Москва: Эксмо, 2025. – 608 с. – (Библиотека MIT).

8. Rainio O., Teuho J., Klén R. Evaluation metrics and statistical tests for machine learning. Scientific Reports. – 2024. – Vol. 14, № 1. – Article № 6086. – DOI: 10.1038/s41598-024-56706-x. – URL: www.nature.com/articles/s41598-024-56706-x.

9. Amusuo P. C., Sharma A., Rao S. R., Vincent A., Davis J. C. Reflections on Software Failure Analysis // Proceedings of the ACM Joint European Software Engineering Conference and Symposium on the Foundations of Software Engineering (ESEC/FSE '22). – New York: ACM, 2022. – 6 pp. – URL:

davisjam.github.io/files/publications/AmusuoSharmaRaoVincentDavisSoftwareFailureAnalysis-FSE22IVR.pdf.

10. Эдиберидзе А.С., Кантария М.Л., Казымов М.Н., Гусейнов З.С. Методы искусственного интеллекта в системах управления // E-Scio. 2020. №2 (41). С. 285-292.

11. Ljubomir Lazic. Software Errors Analysis and Prevention // International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA). – 2018. – Vol. 9, No. 2. – pp. 62–67. – DOI: 10.14569/IJACSA.2018.090210. – URL: researchgate.net/publication/323548368_Software_Errors_Analysis_and_Prevention.

References

1. Analiz i monitoring sistem: instrumenty i metody [Analysis and monitoring of systems: tools and methods]. Sky.pro. URL: sky.pro/wiki/profession/analiz-i-monitoring-sistem-instrumenty-i-metody/.

2. Figovskij O.L. Inzhenernyj vestnik Dona, 2021, №10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2021/7223/.

3. Anik`eva E.N., Kuvardin S.R. Nauka i obrazovanie. 2022. №2. pp. 205-210

4. Timohin M.Ju., Sharanin V.Ju. Iskusstvennyj intellekt i teorija prinjatija reshenij: sovremennye tendencii, 2023, № 10. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n10y2023/8746/.

5. Zub A.T., Petrova K.S. Gosudarstvennoe upravlenie. Elektronnyj vestnik.2022. №94. pp. 173-187.

6. Diagnostika oshibok platformy 1S. Kursy-po-1S.rf.[Error diagnosis of the 1C platform. Courses-on-1C.rf.]. URL: [/xn----1-bedvffifm4g.xn--plai/articles/%D0%B4%D0%B8%D0%B0%D0%B3%D0%BD%D0%BE%D1%81%D1%82%D0%B8%D0%BA%D0%B0%D0%BE%D1%88%D0%B8%D0%B1](https://xn----1-bedvffifm4g.xn--plai/articles/%D0%B4%D0%B8%D0%B0%D0%B3%D0%BD%D0%BE%D1%81%D1%82%D0%B8%D0%BA%D0%B0%D0%BE%D1%88%D0%B8%D0%B1)

%D0%BE%D0%BA%D0%BF%D0%BB%D0%B0%D1%82%D1%84%D0%BE
%D1%80%D0%BC%D1%8B-1%D1%81.

7. Simon Prince. Mashinnoe obuchenie. Ot osnov do prodvinutyyh modelej [Understanding deep learning]; [perevod s anglijskogo V. M. Belenkovicha]. Moskva: Jeksmo, 2025. 608 pp. (Biblioteka MIT).

8. Rainio O., Teuho J., Klén R. Evaluation metrics and statistical tests for machine learning. Scientific Reports. 2024. Vol. 14, № 1. Article № 6086. URL: doi.org/10.1038/s41598-024-56706-x.

9. Amusuo P. C., Sharma A., Rao S. R., Vincent A., Davis J. C. Reflections on Software Failure Analysis. New York: ACM, 2022. 6 pp. URL: davisjam.github.io/files/publications/AmusuoSharmaRaoVincentDavis-SoftwareFailureAnalysis-FSE22IVR.pdf.

10. Ediberidze A.S., Kantariya M.L., Kazymov M.N., Gusejnov Z.S. E-Scio. 2020. №2 (41). pp. 285-292.

11. Ljubomir Lazic. Software Errors Analysis and Prevention. 2018. Vol. 9, No. 2. pp. 62–67. URL: researchgate.net/publication/323548368_Software_Errors_Analysis_and_Prevention.

Дата поступления: 16.09.2025

Дата публикации: 25.10.2025