УДК 004.852

Стефановский Никита Владимирович, магистрант,
Амурский государственный университет

ПРЕДЛАГАЕМЫЙ АЛГОРИТМ РЕШЕНИЯ ДЛЯ МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ АВАРИЙНОСТИ

Аннотация. В статье рассматривается организация производства программно-аналитической системы прогнозирования аварийно-опасных участков дорожной сети. Предложена концептуальная IDEF0-модель процесса прогнозирования, выполнена декомпозиция функции на пять функциональных блоков. Проведён сравнительный анализ инструментальных средств.

Ключевые слова: Информационно-транспортные системы, машинное обучение, IDEF0, UML, прогнозирование аварийности.

Разработка программно-аналитической системы прогнозирования аварийно-опасных участков требует формализации производственного процесса и обоснованного выбора инструментальных средств. В соответствии с Указом Президента РФ от 14.11.2025 № 841 «Об утверждении Стратегии повышения безопасности дорожного движения в Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года» и ГОСТ Р 56829-2015 «Интеллектуальные транспортные системы. Архитектура ИТС общего пользования» проектирование системы должно опираться на строгую методологию моделирования бизнеспроцессов и верифицируемый выбор технологических компонентов.

В качестве концептуальной модели использована нотация IDEF0, реализуемая в среде BPwin, позволяющая отобразить функциональную логику решения: входы, управляющие воздействия, выходы и механизмы исполнения. Контекстная диаграмма определяет основную функцию «Прогнозирование аварийно-опасных участков дорожной сети» (рисунок 1).



Рисунок 1. Контекстная диаграмма IDEF0 процесса прогнозирования

Входами выступают исторические сведения о ДТП, данные о дорожной сети, метеорологические показатели и интенсивность движения. Управляющими воздействиями являются нормативные документы, такие как требования Федерального закона от 10.12.1995 № 196-ФЗ «О безопасности дорожного движения», правила формирования признаков и пороговые значения риска. Выходом же служит прогноз аварийности, интегральный индекс риска, ранжированный перечень и тепловая карта или отчёт.

Декомпозиция функции верхнего уровня выделяет пять блоков: «Собрать и проверить исходные данные»; «Сформировать пространственно-временные признаки»; «Обучить и оценить прогнозную модель»; «Рассчитать риск и ранжировать участки»; «Предоставить результат и организовать обратную связь». Принципиальным является разделение этапов обучения и эксплуатационного прогноза, что исключает смешивание формирования модели с её применением и соответствует требованиям ГОСТ Р 56919-2016 к построению интеллектуальных транспортных систем.

Обоснование выбора программного обеспечения выполнено по функциональный, технически, эксплуатационным, экономическим и проектным критериям. Для каждого предложенного средства была использована средняя оценка с критериями от 1 до 5, а также проведён анализ популярность и востребованности.

В таблице 1 показан выбранный перечень средств реализации продукта.

Таблица 1

Выбранный стек разработки

Роль	**Средство**	**Основной аргумент**
ОС	Windows	Соответствие рабочей среде, совместимость с драйверами и инструментами разработки
Язык разработки	Python	Библиотеки анализа данных, PyTorch, Flet и высокая скорость разработки
Машинное обучение	Pytorch	Динамические вычислительные графы, GPU, автоматическое дифференцирование и интеграция с Python
Графический интерфейс	Flet	Единый Python-код для desktop-, web- и mobilecценариев
СУБД	PostgreSQL	SQL, транзакции, JSONB, расширяемость и пространственно-временные данные
Сервер	Nginx	HTTP/3, reverse proxy, API и мониторинг

Детальный алгоритм решения задачи включает шесть этапов: «Формирование запроса», «Получение исходных данных», «Контроль качества данных», «Формирование признаков», «Проверка совместимости модели», «Выполнение инференса», «Расчёт итогового риска», «Сохранение результатов» и «Предоставление результатов».

На рисунке 2 показан полный алгоритм работы разрабатываемого средства.

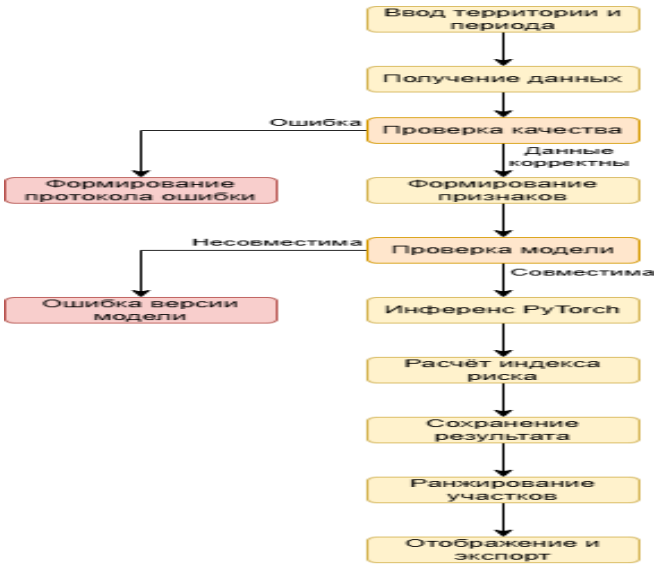

Рисунок 2. Алгоритм подготовки данных и обучения модели

Для формализации программного взаимодействия построена диаграмма UML, отражающие взаимодействие пользователя-аналитика, интерфейса, прикладного сервиса, базы PostgreSQL и модуля машинного обучения. Часть диаграммы показана на рисунке 3.

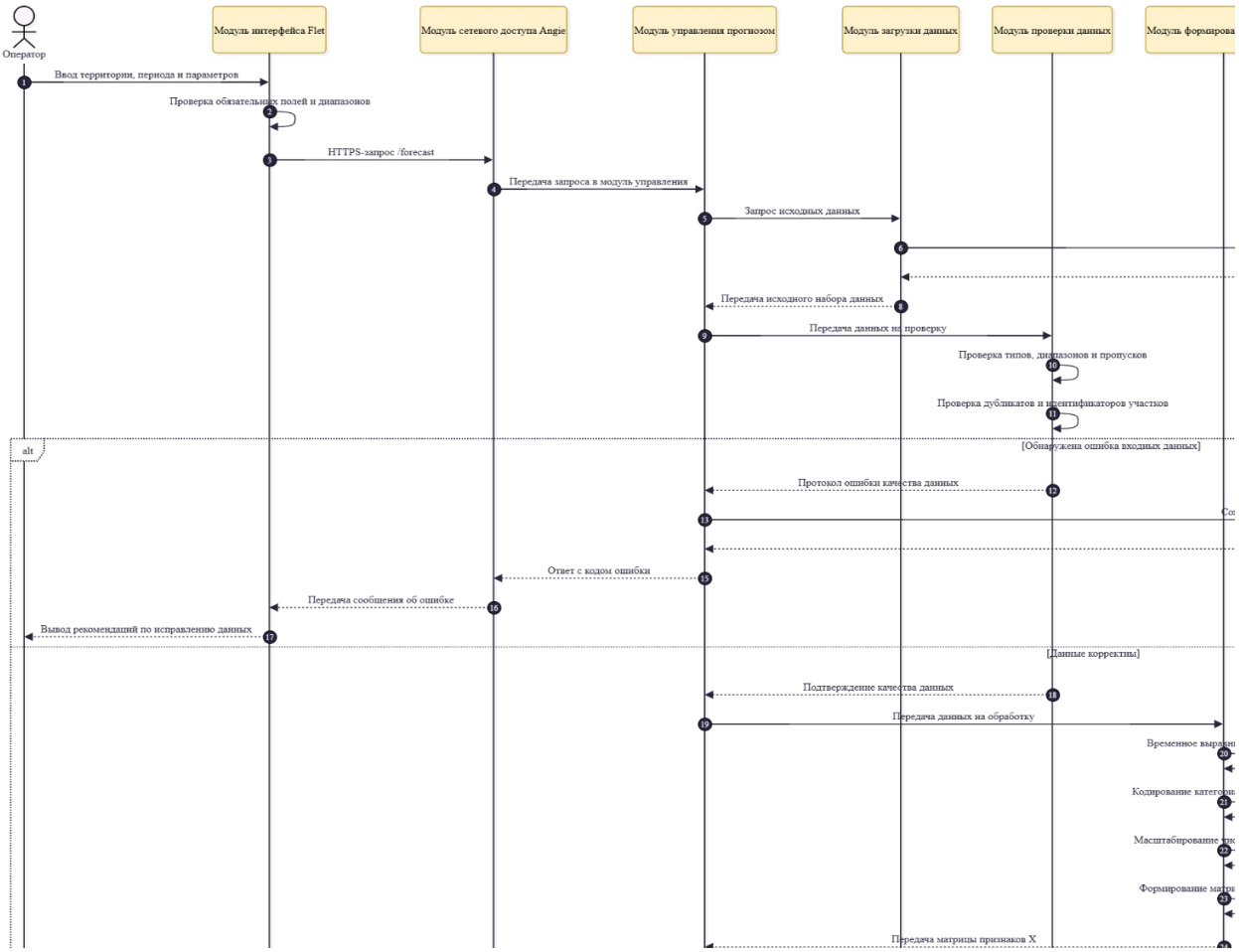

Рисунок 3. Часть диаграммы последовательности формирования прогноза

Наличие ветвления после этапа проверки данных позволяет явно зафиксировать обработку некорректных или неполных входных данных и исключить формирование прогноза на невалидной выборке.

Таким образом, предложенная организация производства формирует замкнутый технологический цикл: от получения данных и их контроля до обучения модели, вычисления прогноза и представления результата. Выбранный стек программного обеспечения обеспечивает надёжность, интерпретируемость и масштабируемость системы, а использование отечественного веб-сервера Nginx соответствует требованиям государственной политики импортозамещения.

Список литературы:

1. О безопасности дорожного движения: Федеральный закон от 10 декабря 1995 г. № 196-ФЗ. – Москва: Проспект, 2024. – 64 с.

2. Интеллектуальные транспортные системы. Архитектура ИТС общего пользования: ГОСТ Р 56829-2015. – Москва: Стандартинформ, 2016. – 24 с.

3. Интеллектуальные транспортные системы. Требования к функционалу: ГОСТ Р 56919-2016. – Москва: Стандартинформ, 2017. – 18 с.

4. Интеллектуальные транспортные системы. Требования к хранению данных: ГОСТ Р 57367-2016. – Москва: Стандартинформ, 2017. – 16 с.

5. Беженцев А. А. Безопасность дорожного движения: учебное пособие / А. А. Беженцев. – 2-е изд., испр. и доп. – Москва: ИНФРА-М, 2025. – 320 с.

6. Евстратов Г. П. Математическое моделирование и прогнозирование дорожно-транспортных происшествий / Г. П. Евстратов, С. Г. Евстратов // Вестник транспорта. – 2024. – № 3. – С. 45–58.