

Машинное обучение в агрономии: создание архитектуры веб-интерфейса для раннего выявления болезней растений

КОРРЕСПОНДЕНЦИЯ:

Ашот Артаваздович Свазян
E-mail: ashot.svazyan@yandex.ru

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ:

Свазян А.А.
Машинное обучение в агрономии:
создание архитектуры веб-интер-
фейса для раннего выявления бо-
лезней растений. *Global Agricultural
Research*. 2026;1:4.

БЛАГОДАРНОСТИ / ФИНАНСИРОВАНИЕ

Исследование выполняется
в рамках проекта научного центра
мирового уровня «Агроинженерия
будущего».

А.А. Свазян

Ставропольский государственный аграрный университет, Ставрополь, Россия

АННОТАЦИЯ

Актуальной проблемой цифровизации агропромышленного комплекса является фрагментация инструментов мониторинга, что не позволяет агрономам оперативно получать целостную картину фитосанитарного состояния посевов на основе комплексного анализа данных. Цель исследования – разработать архитектурное решение и создать функциональный прототип веб-платформы для поддержки принятия решений при ранней диагностике заболеваний растений путем интеграции разнородных данных и прогнозов моделей машинного обучения. В ходе исследования применялись методы системного анализа и объектно-ориентированного проектирования. В качестве технологического стека выбраны ASP.Net Core для backend-разработки и Next.JS для создания фронтенда. Объектом интеграции выступают потоки данных от мультиспектральных камер, датчиков микроклимата и нейросетевых моделей классификации. Основным результатом является разработанная модульная микро-сервисная архитектура будущей системы и прототип ключевого интерфейса, включающий картографический модуль и схему визуализации вегетационных индексов. Определен и обоснован полный стек технологий для реализации. Утвержденная концепция платформы закладывает основу для создания инструмента, который после полной реализации позволит повысить эффективность мониторинга за счет агрегации данных в едином интерфейсе. Перспективы работы связаны с поэтапной разработкой сервисов, интеграцией с ML-моделями и проведением натурных испытаний в условиях тепличного комплекса для валидации подхода.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: веб-платформа, машинное обучение, диагностика заболеваний, сельское хозяйство, прецизионное земледелие, архитектура системы, прототип

Machine learning in agronomy: creating a web interface for early plant disease research

CORRESPONDENCE:**Ashot A. Svazyan**

E-mail: ashot.svazyan@yandex.ru

FOR CITATION:

Svazyan A.A.

Machine learning in agronomy: creating a web interface for early plant disease research. *Global Agricultural Research*. 2026;1:4.

ACKNOWLEDGEMENTS / FUNDING

The research is carried out within the project of the World-Class Research Center «Agroengineering of the Future».

Ashot A. Svazyan

Stavropol State Agrarian University, Stavropol, Russia

ABSTRACT

A pressing issue in the digitalization of the agro-industrial complex is the fragmentation of Diptych tools, which prevent agronomists from quickly obtaining a comprehensive picture of the phytosanitary condition of crops based on comprehensive analysis data. To the aim develop an architectural solution and create a functional prototype of a web platform to support decision-making in the early diagnosis of plant diseases by integrating heterogeneous data and machine learning model predictions. The study utilized systems analysis and object-oriented design methods. ASP.Net Core was chosen for backend development, while Next.JS was used for frontend development. The data streams from multispectral cameras, microclimate sensors, and neural network classification models were integrated. The main result is the developed modular microservice architecture of the future system and a prototype of the key interface, including a mapping module and a vegetation index visualization scheme. The full technology stack for implementation has been defined and validated. The approved platform concept lays the foundation for the creation of a tool that, once fully implemented, will improve monitoring efficiency by aggregating data in a single interface. Future work involves the phased development of services, integration with ML models, and field testing in a greenhouse complex to validate the approach.

KEYWORDS: web platform, machine learning, disease diagnostics, agriculture, precision farming, system architecture, prototype

ВВЕДЕНИЕ

Глобальные климатические изменения, проявляющиеся в увеличении частоты экстремальных погодных явлений, сдвиге агроклиматических зон и изменении патогенного фона, создают дополнительные риски для агропромышленного комплекса России и мира в целом. В сочетании с процессами интенсификации производства это способствует распространению и усилению вредоносности заболеваний сельскохозяйственных культур, что наносит значительный экономический ущерб [1]. Борьба с этими вызовами требует перехода от реактивных к превентивным стратегиям защиты растений. Однако традиционные методы диагностики, основанные на визуальном осмотре посевов, являются трудоемкими, субъективными и, что критично, запаздывающими, не позволяя своевременно применять защитные меры.

Современные технологии, в частности машинное обучение (МО) и машинное зрение, демонстрируют высокий потенциал для автоматизации этого процесса [2; 3]. Исследования показывают, что сверточные нейронные сети (CNN) эффективно классифицируют заболевания по изображениям листьев с точностью, превышающей 95 % [4]. Параллельно развивается направление использования мультиспектральной съемки для выявления стресса растений на доклинической стадии путем анализа вегетационных индексов (NDVI, NDRE и др.) [5].

Существуют изолированные ML-модели для классификации изображений, платформы для мониторинга полей с помощью дронов и системы сбора данных с датчиков. Отсутствие комплексных решений, интегрирующих эти разнородные данные в единую логическую среду для поддержки принятия решений, создает «информационный разрыв» для агронома. Ему приходится вручную сопоставлять данные из разных систем, что снижает оперативность и эффективность реагирования.

Таким образом, научная проблема заключается в отсутствии методики проектирования и реализованных решений в области целостных веб-интерфейсов, которые выступали бы центральным звеном в системе точного земледелия, обеспечивая не просто сбор, но и семантическую интеграцию данных для формирования готовых сценариев действий.

Однако анализ литературных источников [6–8] выявляет существенный пробел, заключающийся в фрагментарности предлагаемых решений. Существующие разработки, как коммерческие, так и научные, зачастую фокусируются на решении узких, изолированных подзадач (таких как исключительно алгоритмическая классификация изображений, сбор телеметрии или картографическая визуализация), оставляя без внимания общую комплексную задачу – создание целостной, сквозной и операциональной системы поддержки принятия решений (СППР) для прецизионного земледелия. Эта общая задача подразумевает не просто параллельное существование отдельных технологических компонентов, а их смысловую и процессную интеграцию в единый контур: от сбора и консолидации разнородных данных (дистанционное зондирование, показания датчиков, метеоданные) через их комплексную аналитическую обработку с использованием алгоритмов ИИ до представления интерпретированных результатов в виде интуитивно понятных инсайтов и превентивных рекомендаций для конечного пользователя-агронома. Таким образом, выявленный пробел носит архитектурно-методологический характер: отсутствуют готовые решения и общепринятые методики проектирования, которые бы обеспечивали переход от набора разрозненных инструментов к целостной информационно-аналитической экосистеме.

Целью настоящего исследования является разработка концепции, архитектуры и функционального прототипа веб-интерфейса, предназначенного для поддержки принятия решений при ранней диагностике заболеваний растений на основе агрегации данных и прогнозов моделей машинного обучения.

Для достижения цели поставлены следующие задачи:

1. Провести анализ предметной области и сформулировать функциональные и нефункциональные требования к веб-платформе.
2. Разработать модульную архитектуру системы, обеспечивающую интеграцию данных с мультиспектральных камер, датчиков микроклимата и ML-сервисов.

3. Выбрать стеки технологий для реализации backend- и frontend-компонентов.
4. Создать прототип ключевых элементов пользовательского интерфейса, включая интерактивную карту и элементы визуализации данных.
5. Определить roadmap дальнейшей разработки и испытаний платформы.

КОНЦЕПЦИЯ И АРХИТЕКТУРА СИСТЕМЫ

Формирование требований к системе стало первым критически важным этапом проектирования. На основе глубинного анализа рабочих процессов и потребностей ключевых пользователей – агрономов-практиков и научных исследователей – были систематизированы и формализованы функциональные и нефункциональные требования. Функциональные требования определяют конкретные действия и возможности, которые система должна предоставлять пользователю. Их формирование происходило через синтез сценариев использования (user stories), выявленных в ходе интервью и анализа предметной области. В результате был определен ключевой набор функций: централизованный сбор и хранение гетерогенных данных (мультиспектральные снимки, показания датчиков микроклимата, метаданные); автоматический расчет вегетационных индексов (NDVI, NDRE и др.) для оценки состояния биомассы; интеграция с сервисами машинного обучения для инференса моделей диагностики заболеваний; комплексная визуализация и аналитика на интерактивной карте с поддержкой тепловых карт и графиков динамики; а также система превентивных оповещений, активируемая при выходе ключевых параметров за критические пороги.

Параллельно были сформулированы нефункциональные требования, определяющие качественные атрибуты системы: масштабируемость для работы с большими объемами данных дистанционного зондирования, высокая доступность и отзывчивость интерфейса, безопасность данных, а также легкость поддержки и развития. Именно эти требования стали основой для выбора микросервисной архитектуры, представленной на Рисунке 1. Данная архитектурная парадигма позволяет декомпозировать сложную систему на набор слабосвязанных, независимо развертываемых сервисов, что напрямую отвечает требованиям гибкости и масштабируемости.

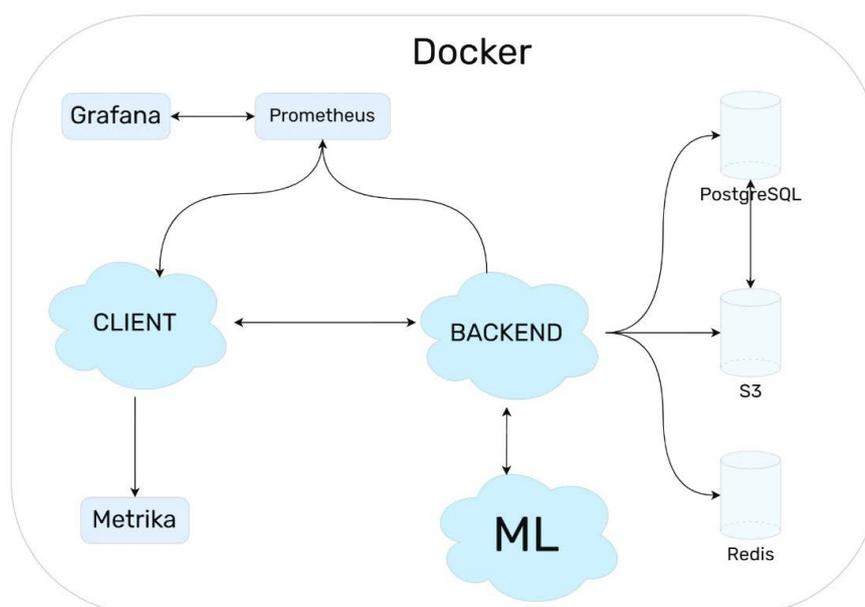


Рисунок 1
Программная архитектура проекта

Figure 1
Project software architecture

Ядро серверной части, реализуемое на C# с использованием фреймворка ASP.NET Core, состоит из нескольких скоординированных сервисов. API Gateway выступает в роли единой точки входа, обеспечивая маршрутизацию запросов и безопасность. Data Ingestion Service отвечает за прием и первичную валидацию входящих потоков данных с полевых датчиков и камер. Для ресурсоемких задач вычисления вегетационных индексов предназначен Analytics Service, который благодаря интеграции с Python-библиотеками (Rasterio, NumPy) эффективно работает с растровыми данными. Управление учетными записями и аутентификация инкапсулированы в User & Auth Service. Центральным элементом, обеспечивающим интеллектуальный анализ, является выделенный ML-Service. Этот сервис, построенный на базе PyTorch/TensorFlow, функционирует автономно и взаимодействует с основной платформой через асинхронные очереди (Redis/Celery), что позволяет загружать, обновлять и выполнять сложные модели машинного обучения, не нарушая работу основного приложения [9].

Пользовательский интерфейс реализован в виде одностраничного приложения (SPA) с использованием стека TypeScript, React и Next.js. Такой выбор обеспечивает создание высокоинтерактивного и отзывчивого веб-интерфейса. Для визуализации пространственных данных применяется библиотека Leaflet, а для построения аналитических графиков – Chart.js. Frontend-приложение взаимодействует с бэкенд-сервисами через единый REST API.

Выбор технологического стека был тщательно обоснован. ASP.NET Core обеспечивает высокую производительность и богатую экосистему для backend-разработки. Next.js предоставляет преимущества серверного рендеринга для улучшения SEO и начальной загрузки, что важно для публичных веб-платформ. В качестве надежной системы управления данными выбрана СУБД PostgreSQL с расширением PostGIS для эффективной работы с геопространственной информацией. Redis используется как высокопроизводительный брокер сообщений и кэш, что оптимизирует обработку асинхронных задач и повышает общую отзывчивость системы. Таким образом, каждый компонент архитектуры и элемент стека технологий служит выполнению конкретных функциональных требований и обеспечению требуемых качеств системы.

ПРОЦЕДУРА ИССЛЕДОВАНИЯ

В рамках данного исследования применяется итеративная методология разработки программного обеспечения, при которой проектирование, прототипирование и валидация архитектурных решений осуществляются последовательно. На текущем этапе выполнена полная проектно-конструкторская часть работы, результатом которой является готовый к реализации прототип системы.

Выполненные этапы работы:

- Анализ требований и проектирование: проведен системный анализ предметной области, на основе которого сформулированы детальные функциональные (централизованный сбор данных, интеграция с ML-сервисами, интерактивная визуализация, система оповещений) и нефункциональные (масштабируемость, модульность, производительность) требования к платформе.
- Разработка архитектуры: спроектирована и документально оформлена модульная микросервисная архитектура (Рисунок 1), которая включает выделение ключевых сервисов: шлюза API (API Gateway), сервиса приема данных, сервиса аналитики (Analytics Service), сервиса машинного обучения и сервиса пользователей.
- Выбор и обоснование технологического стека: на основе сравнительного анализа для backend-разработки выбран стек C# / ASP.NET Core, для frontend – TypeScript / React / Next.js, в качестве СУБД – PostgreSQL. Для сервисов аналитики и машинного обучения обосновано использование Python с библиотеками NumPy, Rasterio и PyTorch. Разработаны предварительные спецификации API для межсервисного взаимодействия.

В настоящее время работа сосредоточена на реализации основных backend-сервисов согласно разработанной архитектуре и их интеграции с созданным фронтенд-прототипом. Ключевой научно-технической

задачей данного этапа является обеспечение корректной, надежной и масштабируемой интеграции разнородных компонентов (веб-сервисы, СУБД, очереди задач, ML-модели) в единую работоспособную систему, способную обрабатывать значительные потоки мультиспектральных данных в реальном времени. Дальнейшие шаги предусматривают наполнение системы конкретными алгоритмами анализа и проведение валидации всего решения в моделируемых и натуральных условиях.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Основным результатом исследования является детально проработанная архитектура веб-платформы, представленная на Рисунке 1. Выбранная микросервисная парадигма декомпозирует систему на независимые, слабосвязанные компоненты, что обеспечивает масштабируемость, удобство поддержки и возможность параллельной разработки. Ключевым элементом данной архитектуры является выделение отдельного ML-Service, что позволяет независимо обучать, обновлять и развертывать модели машинного обучения, не затрагивая основную бизнес-логику приложения. Такое разделение особенно критично в контексте обработки изображений и данных дистанционного зондирования, где модели требуют значительных вычислительных ресурсов и часто дообучения на новых данных.

Проведен сравнительный анализ современных технологий для веб-разработки и обработки данных. Выбор стека ASP.Net Core (Backend) / Next.JS (Frontend) / PostgreSQL (БД) обоснован с позиций производительности, наличия зрелых библиотек для научных вычислений (в связке с Python-сервисами через REST/gRPC), а также возможностей для создания сложных интерактивных интерфейсов с рендерингом на стороне сервера (SSR), что критично для SEO и начальной скорости загрузки. Определение Python в качестве языка для Analytics Service и ML-Service обусловлено его доминирующей ролью в экосистеме Data Science и наличием таких библиотек, как Rasterio, NumPy и PyTorch [9; 10].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основным результатом работы на данном этапе является разработанная модульная микросервисная архитектура системы, обоснованный выбор технологического стека и созданный функциональный прототип, включающий каркас backend-приложения и базовый фронтенд с интерактивной картой. Последующие исследования будут включать в себя последовательную реализацию запланированного функционала, интеграцию с конкретными ML-моделями и проведение всесторонней валидации системы в реальных условиях тепличного и полевого агропроизводства.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Mahlein A.-K. Plant Disease Detection by Imaging Sensors – Parallels and Specific Demands for Precision Agriculture and Plant Phenotyping. *Plant Disease*. 2016;100(2):241-251. <https://doi.org/10.1094/PDIS-03-15-0340-FE>
2. Li L. et al. A review of computer vision technologies for plant phenotyping. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020;176:105672. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105672>
3. Федосеев В.А., Петренко И.А. Применение сверточных нейронных сетей для классификации заболеваний растений. *Информатика и системы управления*. 2022;(1):45-55. https://doi.org/10.22250/18142400_2022_1_45
Fedoseev V.A., Petrenko I.A. Application of convolutional neural networks for classification of plant diseases. *Computer science and management systems*. 2022;(1):45-55. (In Russ.). https://doi.org/10.22250/18142400_2022_1_45
4. Mohanty S.P., Hughes D.P., Salathé M. Using Deep Learning for Image-Based Plant Disease Detection. *Frontiers in Plant Science*. 2016;7:1419. <https://doi.org/10.3389/fpls.2016.01419>

5. Feng Q., Xu P., Ma D. et al. Online recognition of peanut leaf diseases based on the data balance algorithm and deep transfer learning. *Precision Agriculture*. 2023;24:560-586. <https://doi.org/10.1007/s11119-022-09959-3>
6. Kamilaris A., Prenafeta-Boldú F.X. Deep learning in agriculture: A survey. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2018;147:70-90. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.02.016>
7. Klompenburg T., Kassahun A., Catal C. Crop yield prediction using machine learning: A systematic literature review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020;177:105709. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105709>
8. Singh A., Ganapathysubramanian B., Singh A.K., Sarkar S. Machine learning for high-throughput stress phenotyping in plants. *Trends in Plant Science*. 2016;21(2):110-124. <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2015.10.015>
9. Deng R., Jiang Y., Tao M. et al. Deep learning-based automatic detection of valuable vegetables for robotic harvesting. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021;182:105988. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.105988>
10. Saleem M.H., Potgieter J., Arif K.M. Plant disease detection and classification by deep learning. *Plants*. 2019;8(11):468. <https://doi.org/10.3390/plants8110468>

Сведения об авторах

Связян Ашот Артаваздович –

магистр 1 курса, направление «Разработка и сопровождение информационных систем в АПК», Ставропольский государственный аграрный университет, Ставрополь, Россия

<https://orcid.org/0009-0007-9427-510X>

SPIN-код: 7823-9902

ashot.svazyan@yandex.ru

About the authors

Ashot A. Svazyan –

1st year master's student, Development and maintenance of information systems in the agro-industrial complex, Stavropol State Agrarian University, Stavropol, Russia

<https://orcid.org/0009-0007-9427-510X>

ashot.svazyan@yandex.ru