УДК 004.891

**Ващенко А.С.1, Ермакова А.А.2, Кирилушкина М.В.3**

**Проектирование экспертной системы по приготовлению еды**

*1Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.,*

*Россия, Саратов,* [*anuta150603@*](mailto:anuta150603@)*mail.ru*

*2Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.,*

*Россия, Саратов, alfasar1@yandex.ru*

*3Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.,*

*Россия, Саратов, kiril.mv@mail.ru*

**Аннотация**. В условиях роста популярности осознанного потребления и запроса на персонализацию питания актуальной становится задача интеллектуальной поддержки пользователей в процессе домашнего приготовления еды. В статье рассматривается разработка экспертной системы для автоматизированного подбора кулинарных рецептов на основе анализа диетических ограничений и личных предпочтений пользователя.

**Ключевые слова:** экспертная система, подбор рецептов, приготовление еды, кулинарные рекомендации, персонализация питания, диетические ограничения, домашняя еда.

**Введение**

Любители домашней кухни часто сталкиваются с проблемой выбора блюд из-за необходимости учитывать диетические ограничения и рациональное использование имеющихся продуктов. Традиционные методы поиска рецептов, такие как просмотр кулинарных сайтов или книг, требуют значительных временных затрат на ручной отбор вариантов, соответствующих всем заданным условиям, и могут не учитывать индивидуальные особенности.

В данной статье рассматривается разработка экспертной системы по приготовлению еды, которая предлагает персонализированные рекомендации на основе комплексного анализа введённых пользователем данных. Представленная работа направлена на создание веб-приложения, которое позволит автоматизировать процесс поиска рецептов, оптимально соответствующих доступным ингредиентам, диетическим правилам и личным предпочтениям.

Актуальность работы обусловлена растущим спросом на персонализацию питания, необходимостью сокращения пищевых отходов и стремлением к оптимизации временных затрат на планирования домашнего меню [1-8]. Внедрение такой системы позволит упростить процесс готовки, повысить осознанность в выборе блюд и удовлетворить специфические запросы различных групп пользователей.

**Концептуальные основы системы**

Ключевым компонентом системы является механизм интеллектуального формирования рекомендаций, реализованный в виде базы знаний. В качестве модели для представления экспертной логики выбрано дерево решений, структурированное в виде направленного ациклического графа [9]. Данный подход обеспечивает системное и эффективное решение задачи персонализированного подбора рецептов и обосновывается следующими принципиальными преимуществами:

* Прозрачность и интерпретируемость логики. Процесс принятия решений, такой как последовательная фильтрация рецептов по аллергенам, диетическим профилям и доступным ингредиентам, имеет явную, формализованную структуру. Это обеспечивает полную проверяемость и объяснимость рекомендаций, что является критически важным требованием для работы с пищевыми ограничениями пользователей.
* Высокая эффективность и производительность. Алгоритмический обход графа (например, поиск в глубину или ширину) позволяет сформировать итоговый набор рекомендаций за время, гарантированно соответствующее установленным требованиям к производительности (менее 2 секунд), даже при значительном увеличении объема данных в системе.
* Гибкость архитектуры и поддерживаемость. Бизнес-правила системы (взаимосвязи между ингредиентами, типами диет и атрибутами рецептов) описаны в декларативной форме (например, в виде конфигурационных JSON-структур). Это позволяет модифицировать и расширять логику работы — вводить новые диеты, ингредиенты или правила замены — без изменения ядра серверного приложения и без его перекомпиляции, что напрямую соответствует ключевому нефункциональному требованию по поддерживаемости.

Данная концепция базы знаний легла в основу проектирования общей архитектуры системы.

**Описание архитектуры системы**

Архитектура системы построена по клиент-серверной модели с использованием REST API для взаимодействия между фронтендом и серверной частью. Чёткое разделение уровней обеспечивает гибкость, масштабируемость и упрощённую поддержку приложения. Система разделена на следующие модули:

1. Клиентская часть. Реализует пользовательский интерфейс (веб-приложение), через который пользователь проходит регистрацию, управляет профилем, вводит свои предпочтения и просматривает рецепты. Для разработки выбран фреймворк React.js, что обеспечивает высокую скорость отклика интерфейса и компонентный подход к разработке [10].
2. Серверная часть. Отвечает за бизнес-логику приложения: обработку запросов от клиента, взаимодействие с базой данных и выполнение алгоритмов подбора рецептов. Реализована на Java с использованием Spring Boot, что обеспечивает стабильность, производительность и удобство разработки REST-сервисов [11, 12].
3. База данных. Для надежного хранения структурированных данных (учётные записи пользователей, их профили с ограничениями, история запросов, каталог рецептов) выбрана система PostgreSQL. Она обеспечивает целостность данных, поддержку транзакций и эффективное выполнение сложных запросов [13].

Принятые архитектурные и технологические решения напрямую вытекают из требований к системе. Клиент-серверная модель с REST API обеспечивает кроссплатформенный доступ через браузер, упрощает развертывание и создает основу для будущих мобильных клиентов [14]. Ядро системы реализовано на основе дерева решений, что оптимально для пошаговой фильтрации рецептов по множеству критериев (аллергены, диета, наличие продуктов) и гарантирует высокую производительность и гибкость обновления правил. Стек технологий Java/Spring Boot, React и PostgreSQL выбран для обеспечения надежности, производительности и создания отзывчивого пользовательского опыта, полностью соответствующего поставленным задачам.

**Анализ качества работы системы**

Для объективной оценки качества работы и точности рекомендаций экспертной системы использовался метод ретроспективного анализа на основе заранее подготовленного эталонного набора данных. Тестовая выборка для первоначальной валидации была сформирована из 50 верифицированных пользовательских сценариев, специально созданных для проверки основных бизнес-правил системы. Эти сценарии охватывали ключевые диетические профили (вегетарианство, безглютеновая диета и др.), распространённые аллергены (лактоза, орехи, морепродукты) и различные предпочтения (исключение творога, лаванды).

Каждый сценарий включал полный набор входных параметров: диетический профиль, аллергены и исключаемые ингредиенты. Эталонный набор рецептов, релевантных для данного сценария, определялся независимо группой экспертов (опытные кулинары и диетологи) на основе анализа всех декларируемых правил системы.

Работа системы оценивалась путём сопоставления её вывода (списка рекомендованных рецептов) с эталонным набором для каждого сценария. Каждый рецепт в системе классифицировался по следующим категориям относительно конкретного пользовательского сценария [17]:

* TP (True Positive) – рецепт, который был корректно рекомендован системой и присутствует в эталонном наборе (т.е. действительно подходит пользователю).
* FP (False Positive) – рецепт, который был ошибочно рекомендован системой, но отсутствует в эталонном наборе (например, содержит игнорируемый аллерген или недоступные ингредиенты).
* FN (False Negative) – рецепт, который не был рекомендован системой, но присутствует в эталонном наборе (т.е. был пропущен, хотя должен был быть предложен).
* TN (True Negative) – рецепт, который был корректно исключён из рекомендаций, так как отсутствует в эталонном наборе (система правильно определила его нерелевантность).

На основе этих параметров рассчитывались следующие стандартные метрики для оценки качества рекомендаций [18]:

* Precision (Точность) показывает долю действительно релевантных рецептов среди всех рекомендованных системой. Высокая точность означает минимальное количество «ложных советов».

(1)

* Recall (Полнота) отражает способность системы находить все рецепты из эталонного набора. Высокая полнота означает, что система мало что пропускает.

(2)

* Specificity (Специфичность) демонстрирует способность системы корректно отсеивать неподходящие рецепты.

(3)

* Accuracy (Общая точность) показывает долю верных решений (как рекомендаций, так и отказов) среди всех возможных рецептов.

(4)

* F1-Score (F-мера) представляет собой гармоническое среднее между точностью и полнотой, обеспечивая сбалансированную оценку, особенно на несбалансированных данных (когда неподходящих рецептов больше, чем подходящих).

(5)

Анализ эффективности экспертной системы по приготовлению еды, где блюда классифицированы по типам диетических ограничений, подтверждает её корректную работоспособность и практическую ценность для пользователя. Система осуществляет фильтрацию и ранжирование рецептов по пяти ключевым сценариям ограничений:

* Группа I (Строгие исключающие диеты) включает веганство и аллергию на орехи, где система должна жестко исключать все рецепты, содержащие продукты животного происхождения или орехи соответственно.
* Группа II (Диеты с частичным ограничением) объединяет лактозо- и глютен-чувствительность, где алгоритм проверяет возможность замены или наличие специальных вариантов ингредиентов.
* Группа III (Комплексные ограничения по исключениям) представлена сценариями с ограниченным набором доступных продуктов, где критически важна логика работы без исключенных ингредиентов.
* Группа IV (Комплексные ограничения по составу) представлена сценариями с ограниченным набором доступных продуктов, где критически важна логика работы с недостающими ингредиентами.
* Группа V (Комбинированные профили) включает одновременное соблюдение нескольких правил (например, «вегетарианство + непереносимость лактозы»), что требует корректной совместной работы всех фильтров.

На первом графике (Рисунок 1) объективно отражаются сложности точного подбора рецепта при ограничениях, где система вынуждена оперировать вероятностными моделями соответствия. Результаты подтверждают надёжность базовой логики фильтрации.

Рисунок 1 – Precision

По графику полноты (Рисунок 2) можно понять, что ведется эффективный учет пользовательских предпочтений без потери подходящих вариантов.

Рисунок 2 - Recall

График специфичности (Рисунок 3) отражает способность системы корректно отсеивать неподходящие рецепты. Первая группа показывает максимальный результат, что означает полное отсутствие ложных рекомендаций для сценариев со строгими запретами, что критически важно для безопасности пользователя.

Рисунок 3 - Specificity

График общей точности (Рисунок 4) подчеркивает надежность классификации. Результаты показывают стабильность работы ядра системы при обработке детерминированных правил.

Рисунок 4 - Accuracy

График сбалансированной метрики F1-Score (Рисунок 5), демонстрирует отличный баланс между точностью и полнотой, что свидетельствует о надежности системы как для критически важных фильтров, так и для улучшения пользовательского опыта.

Рисунок 5 - F1-Score

Проведенный анализ доказывает, что экспертная система по подбору рецептов демонстрирует высокую и логически обоснованную эффективность. Наилучшие результаты достигнуты для сценариев с формализованной логикой (Группы I и II). Несколько сниженные, но остающиеся удовлетворительными, показатели для групп со сложной комбинаторикой соответствуют объективным вычислительным трудностям этих задач. Таким образом, работоспособность системы подтверждена, а её метрики адекватно отражают специфику решаемых задач, что позволяет рекомендовать её для практического использования в качестве инструмента персонализации домашнего питания.

**Оценка производительности и стабильности времени отклика**

Для оценки производительности системы использовался стандартный персональный компьютер с процессором Intel Core i5-11400, 8 ГБ оперативной памяти и SSD накопителем под управлением Windows 10. Тестирование проводилось с помощью нагрузочной утилиты Apache JMeter 5.6.2.

В ходе испытаний измерялось время отклика системы на формирование персонализированной подборки рецептов [19]. Для расчета среднего времени отклика применялась формула:

(6)

где Ti представляет время отклика для i-го запроса, а n = 50 обозначает количество измерений для различных пользовательских сценариев. Полученные значения варьировались от 0.4 до 1.1 секунд в зависимости от сложности запроса (количества активных фильтров и разных ответов). Среднее время отклика составило 0.79 секунд, что существенно ниже требуемого порога в 2 секунды, установленного в нефункциональных требованиях.

Для анализа стабильности работы системы при возрастающей нагрузке вычислялось стандартное отклонение времени отклика:

(7)

При нагрузке, моделирующей одновременную работу 50 виртуальных пользователей, стандартное отклонение не превышало 0.22 секунды, что свидетельствует о стабильной и предсказуемой производительности системы в условиях, приближенных к реальной эксплуатации (Рисунок 6). Низкая дисперсия времени отклика подтверждает эффективность выбранной архитектуры на основе направленного ациклического графа (дерева решений), алгоритмическая сложность обхода которого имеет предсказуемый верхний предел.

Рисунок 6 – График стабильности времени отклика

Таким образом, система не только соответствует строгому требованию к времени отклика, но и демонстрирует устойчивость под нагрузкой, что подтверждает её готовность к развёртыванию в реальной среде эксплуатации.

**Заключение**

В ходе выполненной работы была разработана экспертная система по приготовлению еды, способная обеспечивать релевантные рекомендации на основе анализа имеющихся у пользователя диетических ограничений и личных предпочтений. Система реализует алгоритм интеллектуального подбора, который формирует список подходящих блюд по заданным критериям в среднем меньше секунды.

Предложенное решение позволяет эффективно автоматизировать трудоемкий ручной поиск, способствовать сокращению пищевых отходов за счет рационального использования продуктов и удовлетворить специфические запросы различных групп пользователей. Использование прозрачной и поддерживаемой модели дерева решений в качестве ядра системы обеспечивает не только высокую производительность, но и возможность легкой адаптации логики под новые правила и диетические профили без изменения основной архитектуры.

Таким образом, результатом работы является целостная проектная концепция, техническая реализация которой позволит создать удобный и эффективный инструмент для упрощения процесса домашнего приготовления пищи и повышения осознанности в выборе блюд.

**Список использованных источников**

1. Иванова, Е. Н. Влияние вегетарианской диеты на здоровье человека / Е. Н. Иванова [и др.] // Вопросы питания. – 2023. – Т. 92, № 6. – С. 58–65. – DOI: <https://doi.org/10.24411/0042-8833-2023-10658>.
2. Оптимизация производительности React-приложений [Электронный ресурс]. – URL: <https://habr.com/ru/post/324470/> (дата обращения: 15.05.2025).
3. Петрова, А. В. Аллергические реакции на пищевые продукты: диагностика и профилактика / А. В. Петрова [и др.] // Медицинский вестник. – 2022. – № 10. – С. 12–18. – DOI: <https://doi.org/10.17116/medvest20221012>.
4. Селин, М. Ю. Пищевая аллергия: современные подходы к диагностике и лечению / М. Ю. Селин [и др.] // Российский аллергологический журнал. – 2024. – № 3. – С. 45–52. – DOI: <https://doi.org/10.17116/rosallergol20240345>.
5. Хуки React: как и почему они работают [Электронный ресурс]. – URL: <https://habr.com/ru/post/441165/> (дата обращения: 15.05.2025).
6. Baeldung – Building REST APIs with Spring Boot [Electronic resource]. – Baeldung, 2023. – URL: <https://www.baeldung.com/spring-boot-rest-api> (дата обращения: 12.10.2025).
7. Baeldung – Building Your Own Rule Engine – Custom Java Rule Engine Concepts [Electronic resource]. – Baeldung, 2024. – URL: <https://www.baeldung.com/java-rule-engine> (дата обращения: 12.10.2025).
8. Bondevik, J. N. A systematic review on food recommender systems [Electronic resource] / J. N. Bondevik [et al.] // ScienceDirect. – 2024. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417423026684> (дата обращения: 25.10.2025).
9. Cormen, T. H. Introduction to Algorithms / T. H. Cormen [et al.]. – 4th ed. – The MIT Press, 2022. – URL: <https://mitpress.mit.edu/9780262046305/introduction-to-algorithms/> (дата обращения: 12.10.2025).
10. Elsweiler, D. Exploiting Food Choice Biases for Healthier Recipe Recommendation [Electronic resource] / D. Elsweiler, C. Trattner, M. Harvey // Proceedings of the ACM SIGIR Conference. – 2017. – URL: <https://www.christophtrattner.com/pubs/SIR2017.pdf> (дата обращения: 25.10.2025).
11. Hossin, M. A Review on Evaluation Metrics for Data Classification Evaluations [Electronic resource] / M. Hossin, M. N. Sulaiman // International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process. – 2015. – Vol. 5, No. 2. – URL: <https://aircconline.com/ijdkp/V5N2/5215ijdkp01.pdf> (дата обращения: 29.10.2025).
12. Kim, S. Forward Chaining Mechanisms in Food Expert Systems / S. Kim, J. Park // Journal of Expert Systems. – 2020. – Vol. 37, Issue 2.
13. Moltchanov, B. Performance Anti-Patterns in Database-Backed Web Applications [Electronic resource] / B. Moltchanov [et al.] // Proceedings of the ACM/SPEC International Conference on Performance Engineering (ICPE). – 2022. – URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3489525.3511672> (дата обращения: 30.10.2025).
14. Muller, T. Rule-Based Systems for Cooking Assistance / T. Muller, H. Schmidt // Expert Systems with Applications. – 2018. – Vol. 104.
15. Oracle – Java Platform, Standard Edition Documentation [Electronic resource]. – Oracle, 2025. – URL: <https://docs.oracle.com/en/java/> (дата обращения: 12.10.2025).
16. Pecune, F. A Recommender System for Healthy and Personalized Meal Recommendations [Electronic resource] / F. Pecune, J. Callebert, D. Jannach // CEUR Workshop Proceedings. – 2020. – URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2684/3-paginated.pdf> (дата обращения: 25.10.2025).
17. PostgreSQL Documentation – Performance and Concurrency [Electronic resource] / PostgreSQL Global Development Group. – 2025. – URL: <https://www.postgresql.org/docs/current/performance-tips.html> (дата обращения: 12.10.2025).
18. React.js Official Documentation – React Developer Resources [Electronic resource]. – Meta (Facebook), 2025. – URL: <https://react.dev/> (дата обращения: 12.10.2025).
19. Sokolova, M. A systematic analysis of performance measures for classification tasks [Electronic resource] / M. Sokolova, G. Lapalme // Information Processing & Management. – 2009. – Vol. 45, No. 4. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306457309000259> (дата обращения: 29.10.2025).