Пояснительная записка

Проект: Классификация качества красного вина

Тема: Пищевая промышленность: Веб-приложение с использованием ИИ для управления инвентаризацией продуктов питания. Оно может определять срок годности, наличие аллергенов и содержание питательных веществ благодаря обработке данных о продуктах.

Студент: Климов А.В.

Содержание

- 1. Анализ существующих решений
- 2. Проектирование приложения
- 2.1. Анализ требований
- 2.2. Выбор инструментов для разработки
- 2.2.1. Технология основного приложения
- 2.2.2. Платформа основного приложения
- 2.2.3. Интерфейс основного приложения
- 2.2.4. Набор алгоритмов в приложении. Фреймворк для работы моделями случайный лес и сохранения моделей
- 2.3. Моделирование программного обеспечения
- 2.4. Скорость работы приложения
- 3. Инструкция по установке и запуску приложения

1. Анализ существующих решений

Классификация и предсказание качества красного вина - это важная задача для производителей, дистрибьюторов и потребителей. Определение качества вина может быть сложной задачей из-за его множества химических и органолептических свойств. В последние годы машинное обучение и анализ данных стали широко используемыми методами для классификации и предсказания качества вина.

Существует несколько подходов к классификации и предсказанию качества красного вина. Один из них - это использование химических параметров вина, таких как уровень алкоголя, кислотности, содержание сахара и другие. Многие исследования показывают, что эти параметры могут быть использованы для предсказания качества вина с помощью методов машинного обучения, таких как линейная регрессия, метод опорных векторов и случайный лес.

Другой подход к классификации и предсказанию качества вина - это использование органолептических характеристик, таких как цвет, запах, вкус и послевкусие. Эти характеристики могут быть оценены экспертами или дегустаторами, и результаты могут быть использованы для обучения моделей машинного обучения.

Также существуют комплексные подходы, которые объединяют химические и органолептические параметры для предсказания качества вина. Например, можно использовать методы глубокого обучения для анализа большого объема данных о химических и органолептических параметрах и предсказания качества вина на основе этих данных.

В заключение, классификация и предсказание качества красного вина - это сложная задача, которая требует комбинации различных подходов и методов анализа данных. Машинное обучение предоставляет мощные инструменты для решения этой задачи и может быть использовано для создания точных моделей предсказания качества вина.

2. Проектирование приложения

2.1. Анализ требований

Для создания веб-приложения на основе ИИ, которое будет использовать анализ датчиков и машинного обучения для контроля и управления качеством и безопасностью пищевой продукции на производственной линии, необходимо провести следующий анализ требований:

1. Функциональные требования:

- Система должна иметь возможность интеграции с базой данных, содержащей информацию о химических составах красных вин, исторические данные о рейтингах и отзывах экспертов.
- Веб-приложение должно обеспечивать возможность автоматического анализа химических характеристик красного вина, таких как уровень танинов, антоцианов, кислотности, содержание сахара и другие параметры, для предсказания его качества и потенциальной оценки экспертов.
- Система должна предоставлять пользователю возможность получения детальной информации о каждом виде красного вина, его оценке качества и рекомендациях по сочетанию с блюдами.

2. Нефункциональные требования:

- Безопасность данных: система должна обеспечивать защиту конфиденциальности и целостности данных, хранящихся в базе данных, а также передаваемых между пользователем и сервером.
- Производительность: приложение должно быть способно обрабатывать большие объемы данных и предоставлять быстрые и точные результаты анализа качества красного вина.
- Масштабируемость: система должна быть способна масштабироваться для работы с различными видами красных вин и обеспечивать точные результаты для каждого из них.

3. Требования к пользовательскому интерфейсу:

- Веб-приложение должно иметь привлекательный и удобный интерфейс для пользователей, позволяющий легко и быстро

получить информацию о красном вине, его качестве и рекомендациях.

- Пользовательский интерфейс должен быть интуитивно понятным и легким в использовании, даже для тех, кто не является экспертом в области виноделия.
- 4. Требования к обучению моделей машинного обучения:
- Система должна иметь возможность обучать модели машинного обучения на основе исторических данных о химических характеристиках красного вина и его оценках экспертов, чтобы предсказывать качество новых образцов красных вин.

Анализ этих требований поможет определить необходимые функциональности, технические характеристики и пользовательский интерфейс веб-приложения для оценки качества красного вина.

2.2. Выбор инструментов для разработки

Для разработки веб-приложения для оценки качества красного вина по его параметрам могут потребоваться следующие инструменты и пакеты:

- 1. Язык программирования: для разработки веб-приложения можно использовать языки программирования, такие как Python, JavaScript, HTML, CSS и другие.
- 2. Фреймворк веб-приложений: для удобства разработки и обеспечения функциональности веб-приложения можно использовать фреймворки, такие как Flask (Python)
- 3. База данных: для хранения информации о химических составах красных вин, исторических данных о рейтингах и отзывах экспертов может потребоваться использование базы данных, такой как SQLlite
- 4. Библиотеки машинного обучения: для анализа химических характеристик красного вина и предсказания его качества можно использовать библиотеки машинного обучения, такие как scikit-learn

5. Инструменты для визуализации данных: для представления результатов анализа химических характеристик красного вина и его оценок экспертов можно использовать инструменты для визуализации данных, такие как Matplotlib, Seaborn, Plotly и другие.

6. Безопасность: не использовалась

Это лишь общий список инструментов и пакетов, которые могут потребоваться для разработки веб-приложения для оценки качества красного вина. Конкретные инструменты будут зависеть от выбранной технологической стека, требований к производительности, безопасности и других факторов.

2.2.1. Технология основного приложения

Для реализации моего приложения я использовал технологии HTML, Flask, CSS, Sklearn в качестве основного поставщика моделей для моего приложения.

Scikit-learn (Sklearn) - это библиотека машинного обучения для языка программирования Python. Она предоставляет простой и эффективный инструментарий для анализа данных и построения моделей машинного обучения.

Sklearn включает в себя множество алгоритмов машинного обучения, таких как классификация, регрессия, кластеризация, уменьшение размерности, отбор признаков и многие другие. Она также предоставляет инструменты для предобработки данных, оценки моделей, подбора параметров и визуализации результатов.

Благодаря своей простоте и гибкости, Sklearn является популярным выбором для специалистов по анализу данных и разработке машинного обучения. Она также активно поддерживается сообществом разработчиков и имеет обширную документацию, что делает её удобной для использования как начинающими, так и опытными специалистами.

2.2.2. Платформа основного приложения

Мое приложение основано на пакете Flask.

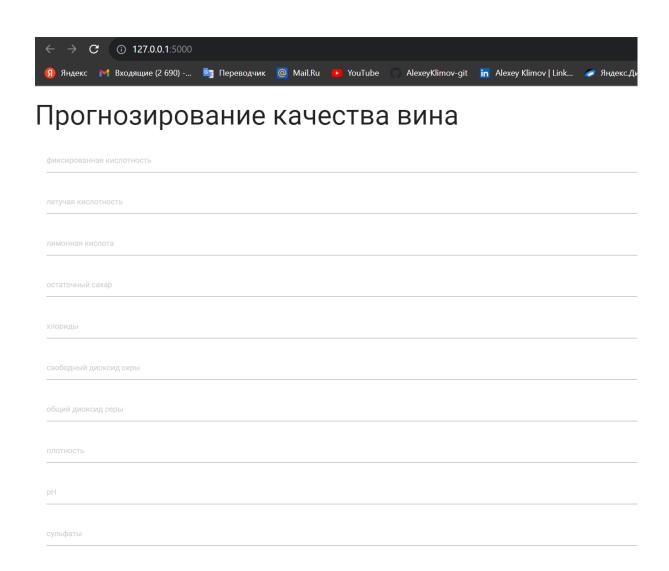
Flask - это легкий и гибкий фреймворк для разработки веб-приложений на языке программирования Python. Он предоставляет минимальный набор инструментов для создания веб-приложений, позволяя разработчикам выбирать инструменты и библиотеки по своему усмотрению.

Платформа веб-приложения на Flask может быть построена с использованием различных инструментов и пакетов, таких как SQLAlchemy для работы с базой данных, WTForms для создания и валидации форм, Flask-RESTful для разработки API, Flask-Security для обеспечения безопасности и других.

Flask также обладает расширенной документацией и активным сообществом разработчиков, что делает его популярным выбором для быстрой и эффективной разработки веб-приложений.

2.2.3. Интерфейс основного приложения

Главная страница приложения (Форма с заполненными данными).



История предыдущих запросов

Пример вывода результата.



Результат расчета: Вино хорошее

Вернуться к форме запроса

История результатов:



Вернуться на главную страницу

2.2.4. Набор алгоритмов в приложении. Фреймворк для работы моделями случайный лес и сохранения моделей

Основные пакеты приложения: Random Forest, StandardScaler, Onnx для портирования в веб.

Random Forest - это алгоритм машинного обучения, реализованный в библиотеке Scikit-learn. Он используется как для задач классификации, так и для задач регрессии.

Random Forest основан на идее ансамблей деревьев решений, где каждое дерево строится независимо друг от друга. В процессе построения модели Random Forest случайным образом выбирается подмножество признаков и подмножество объектов, на которых строится каждое дерево. Это позволяет уменьшить переобучение и улучшить обобщающую способность модели.

После построения всех деревьев, Random Forest объединяет их предсказания путем голосования (для задач классификации) или усреднения (для задач регрессии), что позволяет получить более точные и стабильные предсказания.

Random Forest также обладает возможностью оценки важности признаков, что позволяет проводить отбор признаков и улучшать качество модели.

Этот алгоритм обладает хорошей масштабируемостью и устойчив к переобучению, что делает его популярным выбором для решения различных задач машинного обучения.

StandartScaler - это модель предварительной обработки данных из библиотеки Scikit-learn, которая используется для масштабирования

признаков. Она основана на идее стандартизации признаков путем удаления среднего значения и масштабирования до единичной дисперсии.

Модель StandartScaler применяется к каждому признаку независимо от других, что позволяет привести все признаки к одному и тому же масштабу. Это важно для многих алгоритмов машинного обучения, так как они могут быть чувствительны к масштабу признаков. Например, методы оптимизации, такие как градиентный спуск, могут работать лучше на масштабированных данных. StandartScaler также может быть полезен для визуализации данных, так как он позволяет привести признаки к одному масштабу и сравнивать их непосредственно.

Модуль ONNX предоставляет средства для конвертации моделей из различных фреймворков, таких как PyTorch, TensorFlow, scikit-learn, в формат ONNX. Это позволяет использовать модели, обученные в одном фреймворке, в других фреймворках без необходимости переобучения.

ONNX также поддерживает различные типы моделей, включая нейронные сети, регрессионные модели, классификационные модели и другие. Это делает его универсальным форматом для обмена моделями машинного обучения.

2.3. Моделирование программного обеспечения

- 1. Сбор и подготовка данных: сначала необходимо собрать данные о красном вине, включая параметры, такие как уровень алкоголя, уровень кислотности, уровень рН, содержание сахара и т.д. Затем данные нужно очистить, преобразовать и подготовить для обучения модели.
- 2. Выбор модели: на этом этапе нужно выбрать подходящую модель машинного обучения для оценки качества красного вина. Это может быть, например, модель регрессии или классификации, в зависимости от постановки задачи.

- 3. Обучение модели: после выбора модели необходимо обучить ее на подготовленных данных. Это включает в себя разделение данных на обучающую и тестовую выборки, подбор оптимальных параметров модели и обучение самой модели.
- 4. Оценка модели: после обучения модели необходимо оценить ее качество с использованием тестовых данных. Это позволит понять, насколько хорошо модель способна предсказывать качество красного вина.
- 5. Развертывание модели: наконец, после успешной оценки модели, ее можно развернуть в виде веб-приложения, чтобы пользователи могли загружать данные о вине и получать предсказания о его качестве.

Эти этапы помогут создать веб-приложение для оценки качества красного вина с использованием моделей машинного обучения и формата ONNX может быть использован для обмена моделями между различными фреймворками машинного обучения.

2.4. Скорость работы приложения

Время инференса составляет в среднем 2 секунды.

3. Инструкция по установке и запуску приложения

Чтобы установить приложение нужно

- 1) склонировать репозиторий командой git clone https://github.com/AlexeyKlimov-git/Innopolis-ML-course.git
- 2) Создать виртуальную среду https://tyapk.ru/blog/post/python-virtual-environment-windows
- 3) Установить нужные пакеты для запуска приложения pip install -r requirements.txt
- 4) запустить веб-приложение flask run