

УДК 004.4+004.048

ВЕБ-ПРИЛОЖЕНИЕ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦИИ УЧЕТА КАЛОРИЙ И МОНИТОРИНГА ПИТАНИЯ

Дудко А.Д., студент гр.181072

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,
Институт информационных технологий,
г. Минск, Республика Беларусь*

Власова Г.А. – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры ИСиТ

Аннотация. Данная работа посвящена разработке веб-приложения, которое решает задачу мониторинга питания и учета калорий с применением современных технологий. Для облегчения процесса учета калорий был разработан алгоритм распознавания продуктов и их объема на изображении и вычисления примерного содержания калорий.

Ключевые слова. Нейронная сверточная сеть, мониторинг питания, распознавание изображений, обучение модели.

Веб-приложения сегодня занимают важное место в нашей повседневной жизни, обеспечивая доступ к самым разнообразным сервисам и ресурсам непосредственно через браузер. Одной из наиболее подходящих областей применения современных технологий является управление питанием и расчет калорий.

Последние десятилетия наблюдается значительный рост интереса к здоровому образу жизни и правильному питанию. Это связано с увеличением числа заболеваний, связанных с неправильным питанием и малоподвижным образом жизни, таких как ожирение, диабет, сердечно-сосудистые заболевания и другие.

По данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ): в 2022 году избыточную массу тела имели 2,5 миллиарда взрослых в возрасте от 18 лет и старше; из них более 890 миллионов взрослых страдали ожирением. Это означает, что избыточную массу тела имели 43% взрослых в возрасте 18 лет и старше (43% мужчин и 44% женщин); для сравнения, в 1990 году избыточную массу тела имели только 25% взрослых в возрасте 18 лет и старше. Распространенность избыточной массы тела варьировалась в зависимости от региона: от 31% в Регионе Юго-Восточной Азии и Африканском регионе ВОЗ до 67% в Регионе стран Америки [1]. Эти цифры подчеркивают необходимость принятия мер по улучшению питания и образа жизни населения.

Традиционные методы отслеживания рациона часто требуют значительных усилий и времени, что может стать препятствием для пользователей. Основным шагом, занимающим больше всего времени, является подсчет калорий и составление плана питания, так как для этого требуется знать пищевую ценность каждого продукта. Данный шаг легко решить созданием обширной базы данных продуктов и их состава.

Следующим шагом является оценка текущего рациона пользователя. Для этого разработан следующий алгоритм:

1. Получение истории питания пользователя за несколько дней, так в приложении полагается за прошлые 7 дней.
2. Учет диетических предпочтений, целей и аллергенов пользователя при выборе продуктов. Расчет целевых калорий и макронутриентов (белков, жиров, углеводов) и их распределение в течение суток по приемам пищи.
3. Оценка соответствия текущего рациона целевым показателям по всем критериям.
4. Формирование рекомендаций по улучшению и изменению рациона. Данный этап основан на результатах оценки рациона пользователя и может включать следующие предложения: изменения порций (уменьшение или увеличение порции определенного продукта), предложение о замене некоторых менее полезных продуктов (например, фастфуда, сладостей), или добавлении новых продуктов при недостаточном разнообразии рациона.
5. Формирование отчета на основе всех рекомендаций, который предоставляется пользователю.

Анализ питания — это важный процесс, который помогает понять, насколько сбалансирован рацион и какие изменения могут быть полезны для здоровья. Регулярный анализ и корректировка питания способствуют улучшению общего самочувствия и профилактике различных заболеваний.

Следующим важным этапом является формирование приемов пищи, что также является трудоемкой задачей для человека, особенно если он мало сведущ в области пищевой ценности продуктов. Данный алгоритм очень схож с алгоритмом анализа питания, но делает больший акцент на цель пользователя, нежели на текущее питание.

Многие существующие приложения для мониторинга питания уже предлагают схожий функционал, включая анализ рациона и формирование приемов пищи. Эти инструменты помогают

пользователям отслеживать потребление калорий, планировать меню и получать рекомендации по улучшению питания. Однако, несмотря на наличие этих возможностей, пользователи часто сталкиваются с трудностями при ручном вводе данных и оценке калорийности продуктов. Процесс добавления информации о каждом приеме пищи может быть утомительным и времязатратным, что приводит к снижению мотивации и точности учета.

Кроме того, многие приложения требуют от пользователей знания о питательной ценности продуктов, что может быть затруднительно для тех, кто не имеет специальной подготовки. Часто пользователи не уверены в правильности введенных данных, что может привести к ошибкам в расчетах и, как следствие, к неправильным выводам о состоянии их рациона. Это создает необходимость в более интуитивных и удобных решениях, которые могли бы упростить процесс мониторинга питания и сделать его более доступным для широкой аудитории.

В ответ на эти вызовы было решено разработать алгоритм распознавания калорийности продуктов на изображениях. Этот инновационный подход позволяет пользователям просто загружать фотографии своих блюд, а алгоритм автоматически анализирует изображение и предоставляет мгновенные данные о калорийности и составе пищи. Такой способ значительно сокращает время, затрачиваемое на ввод данных, и минимизирует вероятность ошибок, связанных с ручным вводом.

Кроме того, использование технологии распознавания изображений открывает новые возможности для взаимодействия с пользователями, делая процесс учета питания более увлекательным и менее обременительным.

Идея данного алгоритма основана на адаптации и дообучении существующей модели YOLOv5 для автоматического распознавания продуктов питания, а также создании дополнительной модели, которая выполняет задачи классификации, определения объема продуктов и расчета их калорийности. На рисунке 1 представлен обобщённый алгоритм обучения модели.

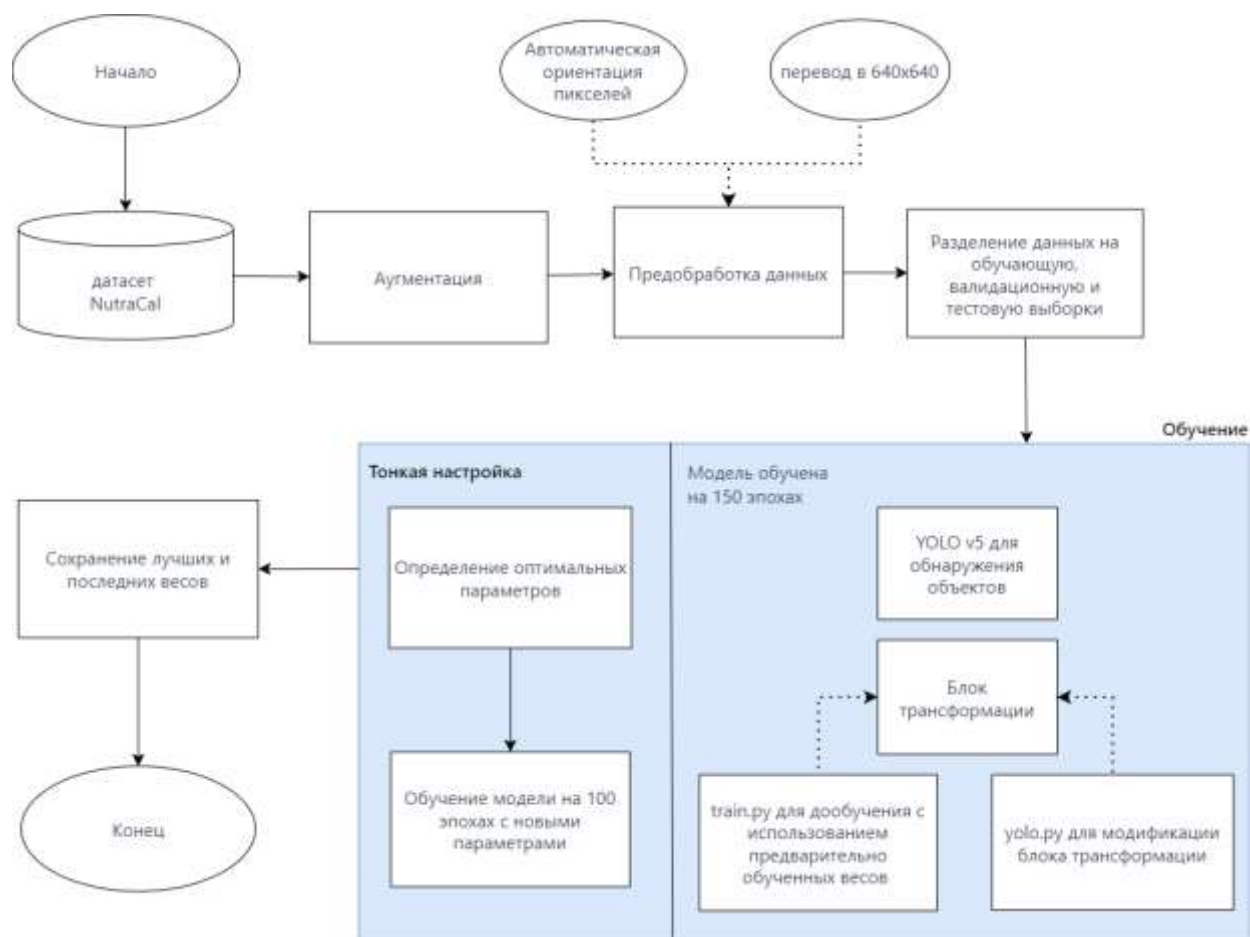


Рисунок 1 – Обобщённый алгоритм обучения модели распознавания продуктов

Процесс обучения начинается с формирования обучающего датасета NutraCal [2], который содержит изображения продуктов и информацию о их калорийности. Для повышения эффективности обучения проводится аугментация данных, представляющая собой искусственное увеличение объема обучающей выборки. Это достигается за счёт применения различных трансформаций к изображениям, таких как вращение, изменение масштаба, зеркальное отображение и корректировка яркости. Такие преобразования помогают улучшить устойчивость модели к разнообразным ситуациям и условиям съёмки.

На этапе предобработки данные унифицируются: все изображения приводятся к стандартному размеру 640x640 пикселей. Это обеспечивает совместимость с архитектурой модели YOLOv5 и упрощает обработку данных. После предобработки осуществляется разделение всего датасета на три части: обучающую выборку, используемую для обучения модели; валидационную выборку, применяемую для оценки качества модели в процессе обучения; и тестовую выборку, предназначенную для проверки её производительности на новых, ранее не виденных данных.

Процесс обучения включает два основных этапа. Первый этап — базовое обучение, где модель проходит 150 эпох. На этом этапе модель учится базовым закономерностям распознавания объектов на изображениях. Второй этап — тонкая настройка, во время которой определяются оптимальные гиперпараметры, такие как скорость обучения, параметры аугментации и структура нейронной сети. После настройки проводится дообучение модели на дополнительных 100 эпохах. В процессе обучения сохраняются как последние веса модели, так и лучшие веса, достигнутые при максимальном качестве работы на валидационных данных. Эти веса используются для последующего применения модели. В процессе обучения аккуратность модель приблизилась к 80%, график валидационной точности изображен на рисунке 2.

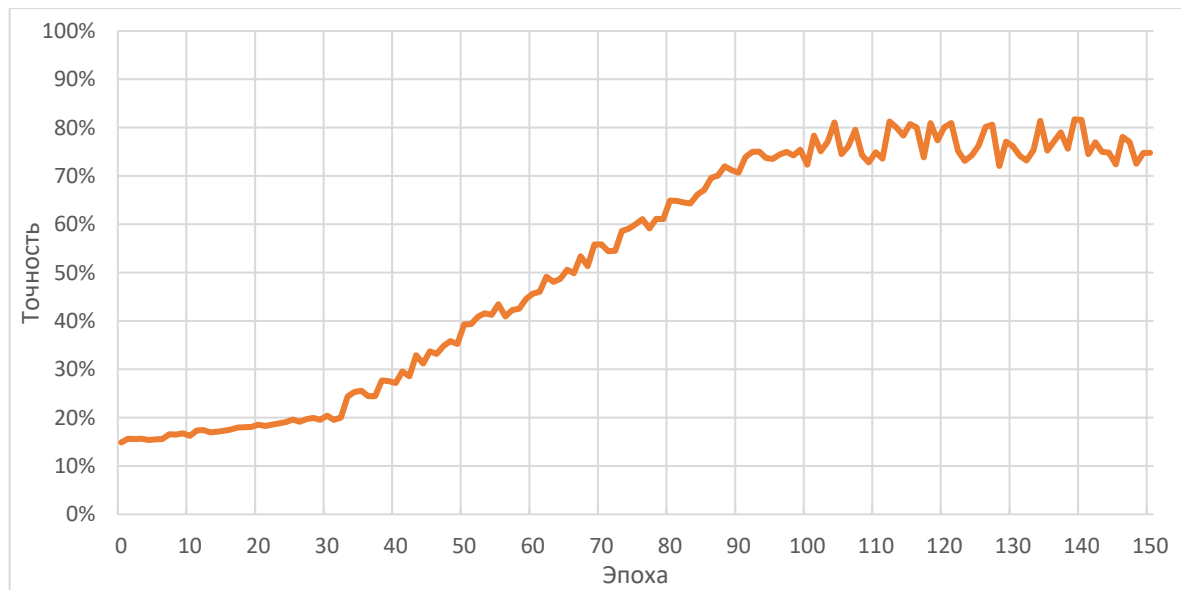


Рисунок 2 – График валидационной точности

После успешного завершения этапа обучения модель готова к работе с новыми изображениями для решения задач автоматического распознавания и анализа. Обобщенный алгоритм распознавания и классификации продуктов на изображении представлен на рисунке 3.

На этом этапе система принимает на вход пользовательское изображение, которое проходит предварительную обработку. Для анализа используются сохранённые лучшие веса, что позволяет модели функционировать с высокой точностью.

С помощью ранее обученной модели на изображении выделяются кадры — объекты, отобранные моделью, которые она классифицировала как продукт. После этого выполняется классификация объектов: модель определяет классы продуктов, присутствующих на изображении (например, яблоки, бананы или хлеб). Для определения объема каждого продукта используется сверточная нейронная сеть, структура которой специально разработана для извлечения геометрических параметров объектов на изображении.

Первый слой — сверточный слой с 32 фильтрами размером 3x3, шагом 1 и функцией активации ReLU. Этот слой извлекает базовые признаки, такие как границы и текстуры объектов. Далее следует слой пулинга (max-pooling) с размером ядра 2x2, который уменьшает размерность данных и сохраняет ключевые особенности.

Второй сверточный слой содержит 64 фильтра размером 3x3, за которым также следует слой пулинга 2x2. Это помогает выделить более сложные признаки, такие как контуры и формы объектов.

После этого модель включает три остаточных блока (residual blocks), каждый из которых состоит из двух сверточных слоев с 128 фильтрами размером 3x3. Остаточные блоки помогают сохранить информацию, извлеченную на ранних этапах, и предотвращают исчезновение градиента при обучении. Далее добавляется модуль пространственного внимания (spatial attention), который анализирует изображение и выделяет области, наиболее значимые для определения формы и размеров объектов. Этот модуль улучшает точность определения длины, ширины и высоты объектов.

Выходной слой модели включает три узла: первый узел предсказывает длину объекта, второй — ширину, а третий — высоту. Эти значения используются для вычисления объема.

Модель обучается с использованием функции потерь, включающей две составляющие: ошибка в предсказании геометрических параметров и ошибка в расчете объема. В качестве оптимизатора используется Adam, а для контроля переобучения применяются dropout с вероятностью 0.3 и L2-регуляризация.

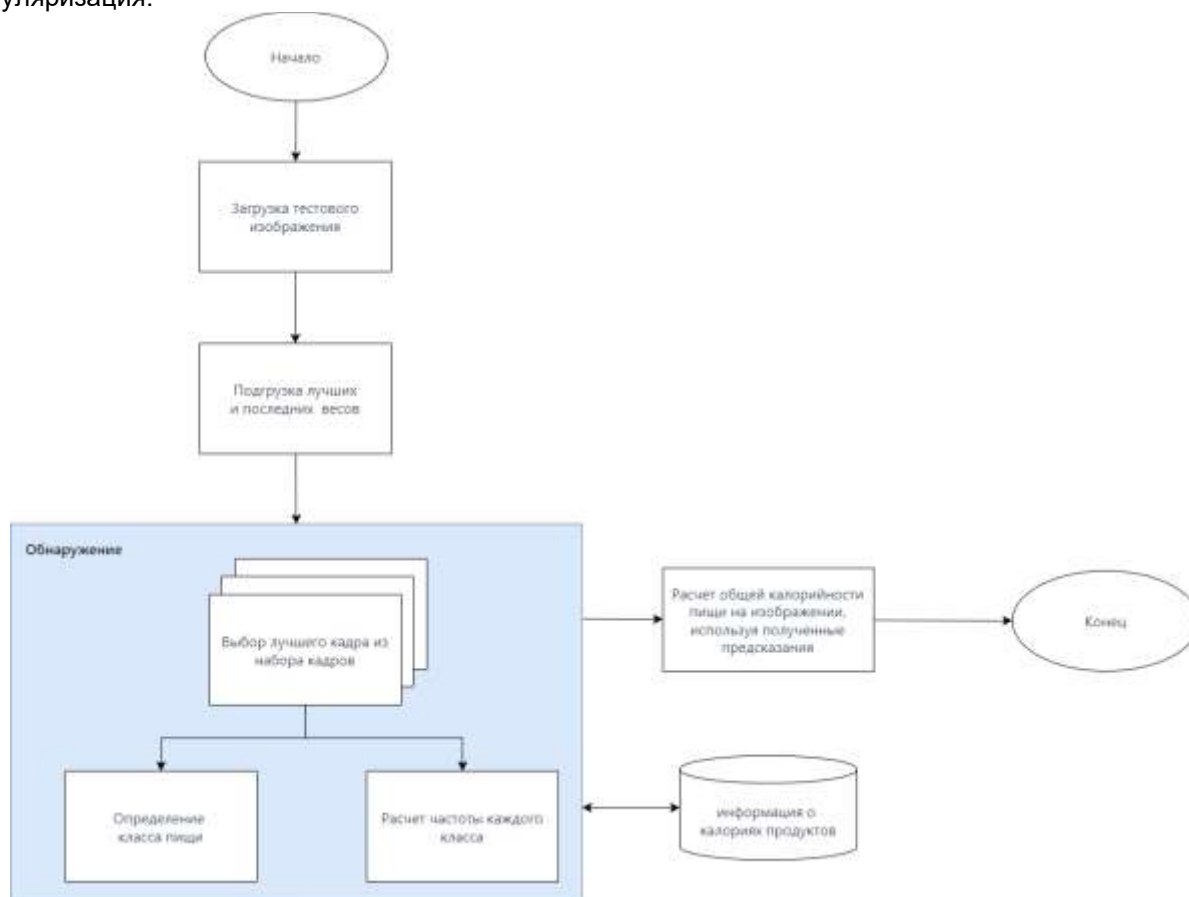


Рисунок 3 – Обобщенный алгоритм распознавания продуктов на изображении и их калорийности

Затем проводится расчет частоты каждого класса и объем, то есть определяется количество объектов одного типа. Итоговым этапом является вычисление общей калорийности всех продуктов на изображении. Для этого модель использует предсказанные классы, объёмы и данные из базы NutraCal, где хранятся сведения о калорийности различных продуктов. Такой процесс позволяет пользователю получить точную информацию о питательной ценности продуктов, что делает систему удобным инструментом для мониторинга питания и контроля за количеством потребляемых калорий.

Список использованных источников:

1. ВОЗ. Ожирение и избыточный вес [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight/> – Дата доступа: 22.12.2024.
2. ECUSTFD [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://paperswithcode.com/dataset/ecustfd/> – Дата доступа: 22.12.2024.

UDC 004.4+004.048

WEB APPLICATION FOR AUTOMATED CALORIE TRACKING AND NUTRITION MONITORING

Dudko A.D., student

*Institute of Information Technologies of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics,
Minsk, Republic of Belarus*

Vlasova G.A. – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor

Annotation. This work is dedicated to the development of a web application that addresses the task of monitoring nutrition and tracking calories using modern technologies. To simplify the process of calorie tracking, an algorithm was developed for recognizing food items and their volume in images, as well as estimating their approximate calorie content.

Keywords. Neural convolutional network, nutrition monitoring, image recognition, model training.