

РОЛЬ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В УЛУЧШЕНИИ КАЧЕСТВА ПИТАНИЯ

Песоцкий В.А.¹, студент гр.053502

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники¹

г. Минск, Республика Беларусь

Марков А.Н. – старший преподаватель каф. информатики

Аннотация. В данной работе исследуется роль машинного обучения в улучшении качества питания. Основное внимание уделяется применению сверточных нейронных сетей для распознавания и анализа продуктов питания.

Ключевые слова. Машинное обучение, питание, сверточные нейронные сети, распознавание продуктов, анализ питания.

Введение. В области здравоохранения машинное обучение играет критическую роль в улучшении диагностики и лечения различных заболеваний. Алгоритмы машинного обучения могут анализировать медицинские изображения, такие как рентгеновские снимки, маммографии и снимки МРТ, для выявления патологий и определения степени их развития. Это помогает врачам делать более точные диагнозы и выбирать наиболее эффективные методы лечения.

В сфере финансов машинное обучение используется для прогнозирования рыночных тенденций, определения рисков и создания инвестиционных стратегий. Алгоритмы машинного обучения анализируют огромные объемы финансовых данных и помогают принимать более обоснованные решения, минимизируя потенциальные убытки и максимизируя прибыль.

В области транспорта машинное обучение применяется для улучшения безопасности и эффективности транспортных средств. Автоматизированные системы машинного обучения могут анализировать данные с датчиков и камер, чтобы предотвращать аварии, оптимизировать маршруты и снижать выбросы загрязняющих веществ.

Питание – это не только источник энергии для организма, но и ключевой фактор в обеспечении его здоровья и хорошего самочувствия. Однако, в современном мире с огромным разнообразием продуктов питания, различными диетами и пищевыми тенденциями, становится сложно разобраться, что же на самом деле является полезным и оптимальным для нашего организма.

Основные факты о текущей ситуации в области питания говорят о серьезной проблеме избыточного веса и ожирения, которая затрагивает миллионы людей по всему миру:

- Каждый восьмой человек в мире страдает от ожирения, согласно данным 2022 года.
- С 1990 года уровень ожирения среди взрослых вырос более чем вдвое, а среди подростков в четыре раза.
- Из 2,5 миллиарда взрослых людей в возрасте 18 лет и старше, избыточной массой тела страдали 890 миллионов человек.
- 43% взрослых в возрасте 18 лет и старше имели избыточную массу тела, а 16% страдали ожирением.
- Около 37 миллионов детей в возрасте младше 5 лет имели избыточную массу тела в 2022 году.
- Более 390 миллионов детей и подростков в возрасте от 5 до 19 лет имели избыточную массу тела, среди которых 160 миллионов страдали ожирением.

Эти статистические данные подчеркивают необходимость разработки инновационных подходов к улучшению питания и борьбе с проблемами избыточного веса и ожирения. В этом контексте машинное обучение представляется важным инструментом для создания эффективных решений.

В такой ситуации машинное обучение вступает в игру как надежный помощник, предоставляя инновационные методы анализа, прогнозирования и рекомендаций в области питания. Оно позволяет проводить более точные исследования пищевых продуктов, анализировать их состав, калорийность, содержание питательных веществ и оценивать их пользу для здоровья.

Области применения машинного обучения в питании. В современном мире машинное обучение играет ключевую роль в различных аспектах улучшения питания. Одной из таких областей является анализ пищевых продуктов. Системы машинного обучения позволяют проводить быстрый и точный анализ состава и качества пищевых продуктов, включая выявление пищевых добавок, аллергенов и других важных характеристик.

Далее, машинное обучение используется для предоставления персонализированных рекомендаций по питанию. Алгоритмы анализируют данные о пищевых привычках и здоровье человека, позволяя предлагать индивидуализированные решения по выбору продуктов и сбалансированному рациону.

Кроме того, машинное обучение помогает контролировать калорийность потребляемой пищи и управлять питанием в соответствии с поставленными целями по снижению или поддержанию веса. Автоматизированные системы предоставляют рекомендации и советы на основе анализа данных о калорийности продуктов и физической активности.

Одна из важнейших областей применения машинного обучения в питании является борьба с фальсификацией продуктов. Алгоритмы анализируют характеристики продуктов и помогают идентифицировать поддельные или некачественные продукты, что способствует обеспечению безопасности и качества питания. Для такого анализа чаще всего используются генеративно-состязательные модели нейронных сетей (GAN), для которых применяются ядерные методы, используя стабильные изотопы. Ниже на рисунке 1 приведена таблица, на которой показано как изотопы применяются для различных областей пищевой продукции.

Стабильный изотоп	Что можно определить с его помощью?	Какой вид фальсификации продуктов он позволяет обнаружить?	Каких продуктов это касается?
Углерод	Фотосинтез (метаболические пути C-3, C-4 и CAM)	Подделка (добавление дешевого сахара)	Мед, Крепкий алкоголь, Вино, Оливковое масло, Масло
Водород	Местная модель выпадения осадков и географическое происхождение	Разбавление напитков водой, происхождение продуктов	Кофе, Крепкий алкоголь, Вино, Вода, Сахар, Мясо
Азот	Поглощение удобрений растениями	Неправильная маркировка (органические и неорганические продукты)	Овощи, Мясо
Кислород	Местная модель выпадения осадков и географическое происхождение	Разбавление напитков водой, происхождение продуктов	Кофе, Крепкий алкоголь, Вино, Вода, Сахар, Мясо
Сера	Качество почвы, близость к береговой линии	Происхождение продуктов	Овощи, Мясо, Мед

Рисунок 1 – Перечень изотопов при ядерном анализе

Алгоритм применения генеративно-состязательных моделей для анализа изотопов описывается следующими шагами:

- Обучение генератора:** В этом случае генератор обучается создавать спектры изотопов, которые соответствуют характеристикам реальных измерений. Генератор принимает на вход случайный шум или другие параметры и генерирует соответствующие спектры изотопов.
- Обучение дискриминатора:** Дискриминатор обучается различать между синтезированными генератором спектрами и реальными данными. Он принимает на вход спектры и определяет, являются ли они реальными или сгенерированными.
- Применение генеративно-состязательной сети для анализа изотопов:** После завершения обучения модели можно использовать для анализа реальных образцов и проверки их на подлинность. Модель сравнивает спектры изотопов реальных образцов с теми, которые она создает, и на основе этого определяет, насколько реальны или поддельны образцы.

Преимущество использования GAN для ядерного анализа по изотопам заключается в том, что они могут генерировать реалистичные данные, что делает их способными к обнаружению подделок с высокой точностью. Кроме того, GAN могут быть обучены работать с различными типами изотопов и адаптироваться к различным условиям и задачам анализа. На рисунке 2 показан алгоритм работы генеративно-состязательной модели.

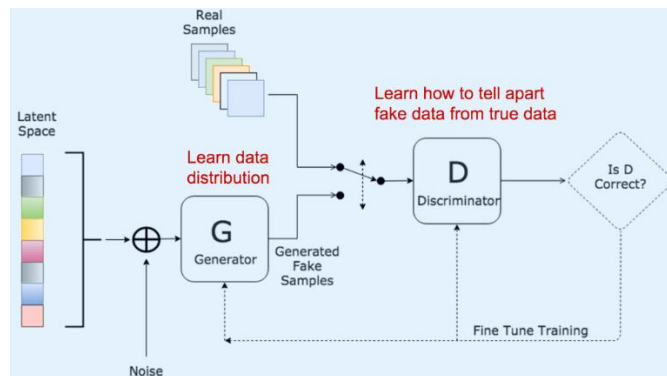


Рисунок 2 – Генеративно-сопоставительная модель

Актуальность подчеркивает то, что уже множество известных стартапов и компаний занимаются интеграцией машинного обучения в область пищевой промышленности. Эти инновационные подходы позволяют улучшить качество продуктов, оптимизировать производственные процессы и обеспечить более точные решения для потребителей.

Вот несколько примеров компаний, которые успешно используют нейросети в пищевой промышленности:

1. **Howfood:** Стартап, который разрабатывает сбалансированные диеты и рецепты, анализируя продукты питания с помощью машинного обучения. Это помогает людям соблюдать здоровое питание, учитывая их индивидуальные потребности.

2. **Edamam:** является лидирующей компанией в области анализа нутриентов. Хранит базу данных о питательных веществах различных продуктов. С помощью сверточных нейронных сетей они анализируют продукты питания по изображению и разбивают их на составляющие. Это помогает потребителям принимать информированные решения о питании, основанные на точных данных о питательной ценности продуктов. Партнерами являются такие именитые компании, как Amazon, Microsoft, Nestle и другие.

3. **BioMetic:** компания использует нейросети для сканирования продуктов питания, особенно фруктов. Они определяют качество продукта и сортируют его по этому признаку. Это помогает обеспечивать безопасность и качество продуктов, что важно для здоровья потребителей.

Эти компании демонстрируют, как нейронные сети могут преобразовать пищевую промышленность, обеспечивая более точные и инновационные решения.

Методы применения сверточных нейронных сетей и моделей YOLO. В последние годы сверточные нейронные сети (CNN) стали неотъемлемой частью технологий машинного обучения, используемых для улучшения качества пищевых продуктов. Они могут распознавать и анализировать изображения с высокой точностью, что делает их идеальным инструментом для обработки изображений пищевых продуктов. Одной из наиболее распространенных форм CNN, используемых для этой цели, является модель You Only Look Once (YOLO). Затем модель объединяет предсказания из всех ячеек и выбирает наиболее вероятные объекты. Эта модель делит изображение на сетку ячеек и делает предсказания о наличии объекта и его параметрах, таких как координаты ограничивающего прямоугольника, класс объекта и уверенность в правильном предсказании для каждой ячейки. Затем модель объединяет предсказания для всех ячеек и отбирает наиболее вероятные объекты.

Bounding boxes (ограничивающие рамки) используются для указания местоположения объектов на изображении. Они представляют собой прямоугольники, описывающие границы объектов. В модели YOLO bounding boxes определяются с помощью координат (x, y, w, h) , где (x, y) - координаты верхнего левого угла bounding box'a, а (w, h) - его ширина и высота. На рисунке 3 показано как в модели отображается позиция рамок, степень уверенности и вероятностное распределение.

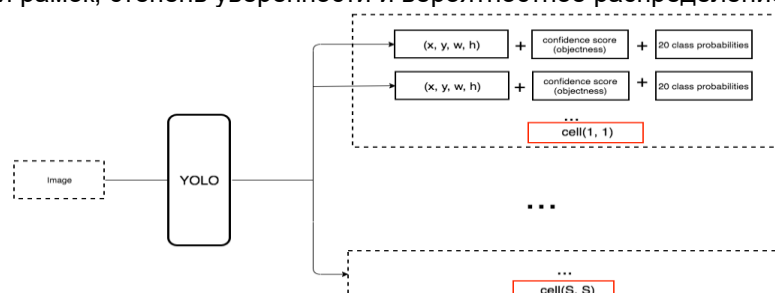


Рисунок 3 – Содержание каждой ячейки в модели YOLO

Алгоритм работы модели YOLO представляет собой входное изображение, которое подается на входной слой. Затем происходит сверточное понижение разрешения, где изображение проходит через несколько сверточных слоев для извлечения признаков на разных уровнях абстракции. Далее изображение проходит через блок плотного соединения (Dense connection block), который помогает сохранить и использовать более глубокие признаки для более точного обнаружения объектов. После этого применяется блок пространственного пирамидального пулинга (Spatial pyramid pooling block), который позволяет модели учитывать объекты различного размера на изображении. Наконец, модель применяет блок обнаружения объектов (Object detection block), где для каждой ячейки сетки предсказываются ограничивающие рамки и классы объектов. Эти ограничивающие рамки объединяются и проходят через процесс отсева не максимальных предсказаний, чтобы получить окончательные результаты обнаружения объектов. Таким образом, YOLO создает компактную и эффективную архитектуру для обнаружения объектов на изображениях с высокой точностью. На рисунке 4 показана схема того, как модель создает последний слой.

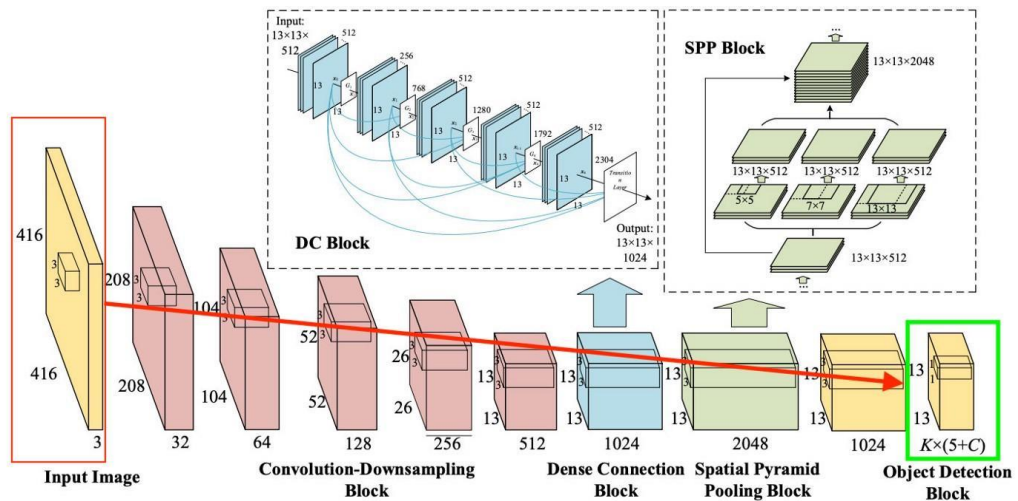


Рисунок 4 – Схема алгоритма сверточной модели YOLO

Для грамотного определения продуктов питания модели YOLO обучаются с помощью различных loss-функций:

1. **OBJ_loss** (функция потерь для объектов): Определяет, насколько уверена модель в обнаружении объекта. Эта функция стремится максимизировать уверенность модели в правильном обнаружении объектов.
2. **CLS_loss** (функция потерь для классов): Оценивает точность предсказания классов объектов. Она используется для минимизации ошибки в определении класса объекта.
3. **Box_loss** (функция потерь для bounding boxes): Эта функция оценивает точность предсказанных координат bounding box'ов. Её цель - минимизировать ошибку в определении положения объекта на изображении.

На рисунке 5 изображена статистика сравнения версий YOLO модели.

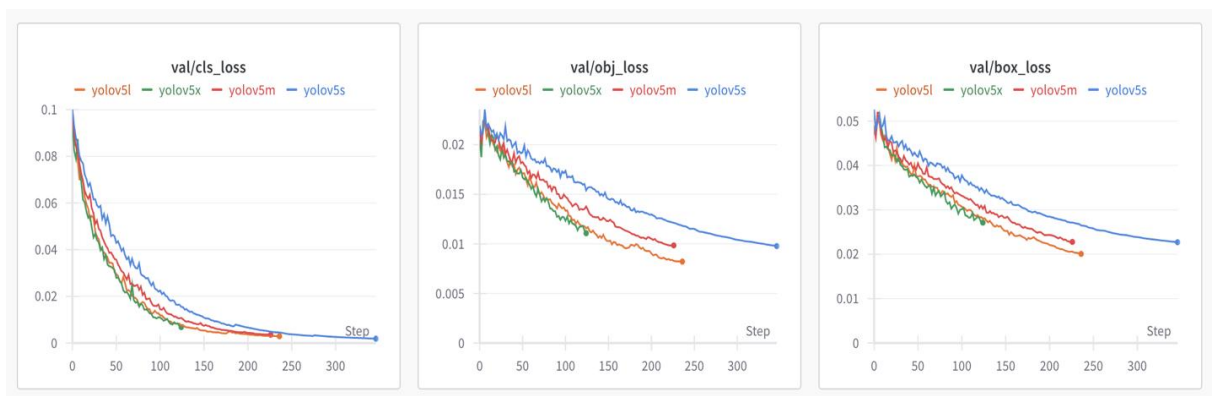


Рисунок 5 – Сравнение версий модели YOLO

Заключение. Из проделанного анализа можно сделать вывод, что сверточные нейронные сети (CNN) являются мощными инструментами для распознавания и анализа пищевых продуктов. Изображения, содержащие различные продукты питания, могут быть использованы для их обучения на тренировочных наборах данных, после чего они могут эффективно идентифицировать различные виды пищевых продуктов. Это имеет широкие применения, включая автоматическую классификацию продуктов на полках магазинов, сканирование корзин для приложений по подсчету калорий и анализ состава питательных веществ продукта по их фотографиям. Сверточные модели отлично справляются с обнаружением содержания белка, жира, углеводов и других питательных веществ, что может быть полезно для пользователей, желающих следить за диетой или планировать свои приемы пищи. Кроме того, эти модели также могут определять качественные характеристики, такие как степень свежести или степень порчи продукции. С продолжающимся развитием технологий и ростом доступности больших объемов данных сверточные нейронные сети становятся более точными и эффективными в своем использовании с широкими перспективами для инновационных решений, направленных на улучшение питания и мер контроля качества в пищевой промышленности.

Список использованных источников:

1. *Object Tracking на YOLO* [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://habr.com/ru/articles/514450> – Дата 25.03.2024
2. *Obesity and overweight* [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight> – Дата 25.03.2024
3. *Real-Time Food Detection* [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://bennycheung.github.io/yolo-for-real-time-food-detection> – Дата 25.03.2024
4. *Statistics* [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://wandb.ai/> – Дата 25.03.2024

UDC 004.896

THE ROLE OF MACHINE LEARNING IN IMPROVING NUTRITION QUALITY

*Pesotsky V.A.*¹

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Markov A.N. - senior lecturer of the department Informatics

Annotation. This paper explores the role of machine learning in improving nutrition quality. The focus is on the application of convolutional neural networks for food recognition and analysis.

Keywords. Machine learning, nutrition, convolutional neural networks, food recognition, nutrition analysis.