ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ БЮДЖЕТНОЕ

УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

**«ФИНАНСОВЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ПРИ ПРАВИТЕЛЬСТВЕ**

**РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ»**

**(ФИНАНСОВЫЙ УНИВЕРСИТЕТ)**

Департамент анализа данных

и машинного обучения

***Дисциплина: «Технологии анализа данных и машинного обучения»***

*Направление подготовки: «Прикладная информатика»*

*Профиль: «ИТ-сервисы и технологии обработки данных в экономике и финансах»*

*Факультет информационных технологий и анализа больших данных*

*Форма обучения очно-заочная*

*Учебный 2022/2023 год, 6 семестр*

**Курсовая работа на тему:**

«Создание алгоритма прогнозирования прибыли агрохолдинга

на основе нейронных сетей»

*Выполнил(а):*

студент(ка) группы ПИ20-1в

Вилюнайте Д. М.

*Научный руководитель:*

к.сх.н., доцент Хорт Д. О.

**Москва 2023**

# Оглавление

Поздаголовок 1

# Введение

Описание предметной области

Агропромышленный сектор является одной из ключевых отраслей экономики многих стран мира. Предприятия этого сектора обеспечивают население продуктами питания не только внутри одного государства, но и создают продукцию на экспорт. В связи с этим, важно развивать инновационные подходы для улучшения эффективности производства. Более того, применение новых технологий на агропредприятиях может повысить их финансовый результат.

Данная курсовая работа посвящена созданию алгоритма прогнозирования прибыли агрохолдинга на основе нейронных сетей. В моей работе рассматривается условное предприятие, специализирующееся на выращивании плодовых культур, в частности яблок.

Основная задача заключается в разработке нейросетевой модели, которая бы обрабатывала данные отснятой части полевых посевов, и экстраполировала бы полученные данные на общую площадь посевов. Предложенный алгоритм позволит прогнозировать будущую урожайность и, следовательно, оптимизировать производственные процессы и максимизировать прибыльность агрохолдинга.

Актуальность

По данным 2020 года, на рынке Российской Федерации представлено 886 предприятий в сельскохозяйственной сфере. Рыночная конкуренция заставляет предприятия использовать различные инновационные технологии, в том числе технологии прогнозирования финансовых результатов, для максимизации прибыли, удержания позиций на рынке и расширения бизнеса.

Наиболее точное и своевременное прогнозирование урожайности позволит оптимизировать использование ресурсов, предсказать поведение рынка и установить конкурентные цены на выпускаемую продукцию.

Кроме того, создание алгоритма распознавания количества плодов на деревьях с помощью нейронных сетей является актуальным направлением исследований в области искусственного интеллекта. Нейронные сети являются мощным инструментом для анализа больших объемов данных и прогнозирования сложных процессов.

Постановка задачи

Задача данной курсовой работы заключается в создании алгоритма подсчета количества плодов на изображениях яблочных деревьев. Предполагается, что алгоритм будет получать на вход набор изображений и некоторые коэффициенты (такие как средний вес яблока, площадь отснятых посевов, коэффициент брака) и экстраполировать полученную урожайность на общий размер посевов.

*Задачу можно разбить на следующие пункты:*

1. Собрать и проанализировать набор данных, содержащий изображения яблочных деревьев
2. Подготовить набор данных: провести предварительную очистку и разметку данных. Разделить набор на тестовую, обучающую и вариационную выборки.
3. Определить подходящую нейросетевую архитектуру модели обучения
4. Реализовать с обучение модели на тестовых данных, провести оценку качества обученной модели с помощью метрик
5. Создать формулу определения урожайности и прибыли, определить драйверы и коэффициенты, от которых зависит прогнозное значение.

Определение метрик качества модели

Для определения качества обучения модели предлагается использовать следующие метрики:

# Часть 1. Анализ и подготовка набора данных

Описание набора данных

Набор данных, используемый для обучения модели, состоит из 78 фотографий яблочных деревьев в формате JPEG. Фотографии сделаны в разное время дня, при разном освещении и на разные фотоаппараты. Разнообразие сеттингов набора данных, различное количество и расположение плодов на фотографиях делают набор данных пригодным для достаточно точного обучения модели.

Изображение выглядит как фрукт, дерево, на открытом воздухе, плодовое дерево

Автоматически созданное описание

*Пример исходного изображения*

Подготовка данных

Все фотографии были приведены к единому размеру 4032х2528 средствами пакетной обработки изображений Adobe Photoshop. Приведение входных изображений к единому размеру решает сразу несколько проблем, так как при обучении нейронной сети производится работа с тензорами единой размерности и для этого может потребоваться сложное преобразование входных данных. Вследствие изменения размерности входных данных пропорции изображения и объектов на нем могут искажаться, часть данных может теряться и все это может привести к неэффективному обучению модели.

Далее набор данных был разделен на тестовую и обучающие выборки так, чтобы в обоих наборах находились фотографии, снятые в разное время дня, содержащие различное число плодов и на которых плоды расположены в разных ракурсах. Фотографии для обучающей выборки были вручную отобраны так, чтобы исключались дубликаты или серии снимков.

Однако, если представить, что задача состоит в тренировке нейросети для одного конкретного предприятия или одного сорта яблок, лучше производить обучение с учетом более однородных данных. Это может привести к большей точности предсказаний для каждого отдельного случая, однако такую модель будет сложнее сериализировать для других предприятий или сортов яблок.

В исходном наборе данных фотографии были частично размечены в программе VGG Image Annotator. При таком способе разметки все аннотации находятся в едином файле формата JSON, также можно загружать аннотации в формате COCO, который в последствии легко импортируется и обрабатывается с помощью библиотеки *pycocotools*. В наборе в основном были размечены плоды с четкими границами, находящиеся на переднем плане. Так как в нашей задаче наиболее важно распознать не точные границы плодов, а подсчитать максимальное их количество, дополнительно были размечены нечетко очерченные плоды, находящиеся не в фокусе камеры.

При разметке был использован метод полигонов:   
Изображение выглядит как дерево, на открытом воздухе, фрукт, небо

Автоматически созданное описание

Все размеченные объекты имеют единый тип – apple, в рамках этой курсовой работы не рассматривается распознавание негодных для продажи или подверженных болезни плодов. Файлы аннотаций *apples\_coco.json* содержит списки координат полигонов и ограничивающих параллелепипедов, или *bounding boxes* (в дальнейшем для краткости будет использовано сокращение *bbox/bboxes*). Разметка была произведена для обучающей и для тестовой выборки.

Импортирование данных для обучения

Для импорта набора данных был создан отдельный класс набора, наследуемый от класса CocoDetection, который, в свою очередь, наследуется от модуля torch.utils.data.Dataset. Обязательно при этом определить три метода: \_\_init\_\_, \_\_getitem\_\_ и \_\_len\_\_.

Также была реализована дополнительная функция rescale\_boxes, которая отвечает за пропорциональное обновление координат bounding boxes. Необходимость этой функции обусловлена тем, что подготовке изображений для обучения будет происходить уменьшение их разрешения. Так как границы bboxes привязаны к размерности изображения, необходима их пропорциональная корректировка.

Целевая переменная для каджой единицы датасета представляет собой словарь тензоров со следующими ключами:

* Boxes – содержит координаты bboxes всех объектов на изрбражении
* Labels – тензор, кодирующий классы объектов (у нас класс всего один, поэтому нам этот элемент не актуален)
* Image\_id – id изображения