

**ПРАВИТЕЛЬСТВО РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФГАОУ ВО НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
“ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ”**

Факультет компьютерных наук

Образовательная программа “Прикладная математика и информатика”
УДК: 004.032.26

Отчет об исследовательском проекте по теме:
“Разработка алгоритмов и программных средств машинного обучения для
определения болезней сельскохозяйственных культур по их фотографиям”

(промежуточный, этап 1)

Выполнил:

Студент группы БПМИ203, Стрекаловская Н.А. **Подпись Дата**

Принял:

Руководитель проекта Овчинников Павел Евгеньевич

Должность: старший преподаватель

Место работы: МГТУ «СТАНКИН»

Дата проверки Оценка Подпись

Содержание

Содержание	1
Введение	2
Актуальность	2
Постановка задачи	2
Методы исследования	2
Цель	2
Задачи	2
Теоретическая значимость и практическая ценность	3
Обзор и сравнительный анализ источников	3
Нейросети	3
Использование	3
Математические модели	4
Сравнение вариантов и выбор оптимума	5
Персональная цель	6
Приложения	6
Календарный план работ	6

Введение

Актуальность

На больших плантациях становится затруднительным регулярно отслеживать состояние здоровья сельскохозяйственных культур. В то же время, не найденные своевременно болезни растений приводят к снижению урожайности. Развитие технологий позволяет переложить эту задачу на дронов или придумать другие механические решения, которые при минимальном вмешательстве человека смогут локализовать болезнь на ранних стадиях и помочь вовремя предотвратить её.

Постановка задачи

Необходимо разработать программное обеспечение, способное по фотографии пшеницы определять наличие бурой ржавчины. В дальнейшем количество болезней и растений можно расширить.

Методы исследования

В ходе работы были и будут применены следующие методы исследования: анализ литературы, классификация, синтез, формализация, наблюдение, сравнение

Цель

Целью проекта является обеспечение экспертов по заболеваниям растений инструментами предварительной автоматизированной диагностики

Задачи

1. Преобразования исходных фотографий (формат HEIF, разрешение 3024 x 4032, глубина цвета 24) во внутреннее растровое представление, обеспечивающее дальнейшую эффективную обработку.
2. Уменьшения размерности обрабатываемых данных и обучение первого слоя нейросети на основе применения эвристик в виде настраиваемых цветовых фильтров.
3. Выбора и обучения дополнительных слоев нейросети с использованием представленных в репозитории проекта наборов фотографий (не менее 200, при этом фотографии, не имеющие отношения к растениям заданного вида, не предоставляются), сопровождаемых оценкой вероятности определенного диагноза.
4. Обмена данными (экспорта, импорта) и агрегации обученных нейросетей в одном или нескольких открытых форматах (HDF5 и др.).
5. Промежуточного отображения результатов применения каждого из слоев нейросети к исходному изображению.
6. Получения выводов нейросети в форме вычисленной вероятности определенного диагноза для поступающих на оценку фотографий.

Теоретическая значимость и практическая ценность

Задача определения болезней растений встает перед многими учеными современности. Болезни растений влияют как на экологическую обстановку, так и на урожайность. В одном случае речь идет про дикую растительность, в другом - про искусственно созданные фермы. Если на маленьких огородах для быстрого отслеживания состояния здоровья растений достаточно осматривать его своими силами, то в случае больших плантаций и диких лесов своевременное отслеживание болезней становится сложной задачей, которую проще и быстрее делать программно, нежели ручным трудом. Применение нейросетей для этой и похожих задач становится популярной областью развития, например, сейчас у человечества есть решения таких задач как:

- нахождение участков леса, поврежденных жуками-короедами
- диагностика болезней популярного африканского овоща маниока по фотографии

И многих других. Эти решения активно публикуются в СМИ и могут широко использоваться в смежных сферах.

Обзор и сравнительный анализ источников

Нейросети

Нейронные сети были придуманы с целью попытаться повторить процесс принятия решений человеком. В некоторой степени нейронные сети похожи на нервную систему живых существ - они состоят из нейронов и синапсов - связей между нейронами. Нейроны принимают информацию, обрабатывают её каким-то образом и подают на выход. Синапсы же передают информацию между нейронами с некоторыми коэффициентами, которые показывают важность полученной информации в сравнении с остальными входами. При этом для удобства обычно считается, что нейроны и синапсы работают с числами в отрезке $[0; 1]$

Благодаря структуре, взятой из биологии, нейронные сети получили способность анализировать информацию подобно живым существам. Как ребенок, порезавшись о пару разных ножей, может далее классифицировать все ножи как острые объекты, обращаться с которыми нужно осторожно, так и нейросеть, получив несколько заданий и правильных ответов к ним, может вывести по аналогии ответы на новые задания такого же типа, которые видит впервые. В основном процесс обучения нейросети направлен на нахождение наиболее удачных коэффициентов в синапсах. Если первоначально коэффициенты ставятся случайные, то с каждой новой итерацией нейронная сеть переобучается, стараясь уменьшить ошибку на тренировочном сете.

Использование

Для нейросетей нашли множество применений, в основном это задачи классификации, т.е. распределение объектов по категориям. Примеры задач, с которыми сейчас успешно справляются нейронные сети:

- ИИ в автомобилях

Многие компании стремятся к созданию автономных машин, способных передвигаться по дорогам без помощи водителя. Эта задача вызывает массу не только технических, но и этических вопросов. В том числе, автономный автомобиль должен уметь ориентироваться на дорогах, т.е. обладать компьютерным зрением - распознавать дорожные знаки и правила, различать ситуации, видеть другие автомобили и принимать решения на основе этих данных. Если полностью самостоятельный автомобиль пока остается на этапах экспериментов, то отдельные задачи, с которыми сталкиваются разработчики, внедряются в умные системы машин с водителями. Например, электромобили Tesla включают в себя систему распознавания дорожных знаков с целью определить максимально допустимую скорость и помочь водителю обрабатывать больше информации, чем он успевает.

- Управление кредитными рисками

Прежде чем выдать кредит, банку необходимо по какому-то комплексу информации о клиенте (кредитная история, пол, возраст, заработная плата и другое) определить риск убытков. На основе сложных вычислений банк принимает решение - готов ли он принять на себя риски и выдать кредит этому человеку или стоит отказать. С этими вычислениями также может помочь обученная нейронная сеть, обладающая некоторой статистикой по прошлым выданным кредитам - на вход нейросети подается вся информация о человеке (описанные выше пол, возраст, кредитная история и прочее), а на выходе - вернул человек кредит или нет. Обучившись на таких данных, построенная нейронная сеть может предсказывать вероятность того, что человек вернет кредит в срок, основываясь на точных измеримых данных.

- Создание картинок по описанию

Одно из самых популярных среди широких масс применение нейросетей - создание новых объектов. Пользователь может описать в художественном стиле, что он хочет видеть на картинке, а нейросеть сгенерирует по этому описанию подходящее изображение. Сейчас эта сфера находится на стадии экспериментов и работает не идеально, однако в будущем сеть можно будет применять для генерации постеров, рекламных баннеров и так далее, упрощая механическую работу дизайнеров.

Математические модели

Как было сказано выше, нейронные сети представляют собой граф, состоящий из вершин-нейронов и ребер-синапсов. У каждого синапса есть коэффициент, обозначающий его "важность" в сравнении с другими выходами. Цель обучения нейронной сети - нахождение оптимальных коэффициентов синапсов, минимизирующих ошибку. По сути, все построение нейросети складывается в несколько шагов:

1. Построение графа. На этой стадии нужно выбрать конфигурацию нейронной сети, т.е. определить расположение нейронов и синапсов. Согласно топологии графов, по этому пункту выделяют несколько основных разновидностей нейронных сетей
 - Полносвязные - каждый нейрон соединен синапсами со всеми нейронами (в том числе с собой)
 - Слабосвязные - нейроны представляются узлами клетчатой решетки, а синапсы соединяют соседние клетки

- Многослойные - несколько множеств нейронов, из каждого множества сигналы по синапсам передаются только в следующее множество. Такое множество называется слоем.
2. Инициализация. На этом шаге коэффициентам синапсов выставляются случайные значения, т.к. у нейросети нет никакой информации о задаче, которую ей предстоит решать
 3. Переобучение. Входные данные тестового сета пропускаются через нейросеть. По всем данным считается ошибка. Ошибку можно считать множеством разных способов, основные:
 - Среднеквадратичная - считается среднее арифметическое квадратов ошибок
 - Корень из среднеквадратичной - после нахождения среднего арифметического квадратов ошибок, из получившегося “квадрата” берется корень
 - Среднеквадратичный арктангенс - считается сумма квадратов арктангенсов ошибок, вычисляется среднее арифметическое этих арктангенсов.
 4. Подстройка весов. На этой стадии в зависимости от полученной ошибки, пересчитываются веса синапсов. Для этого тоже придумано несколько различных алгоритмов, эффективных в разных задачах:
 - Градиентный спуск. В общем случае, градиентный спуск используется для нахождения минимума функции. Алгоритм каждый раз пытается идти в направлении наискорейшего спуска. Выбирается несколько случайных векторов одинаковой длины, прибавляются к текущему состоянию, а после для полученного вектора вычисляется ответ. С каким вектором ответ получился наименьшим, тот и прибавляем в итоге. Несложно представить, что задача минимизации ошибки тоже решается градиентным спуском.
 - Метод отжига. Основная идея в том, чтобы спускаться в минимум, но на каждом ходу с некоторой вероятностью к текущему вектору добавлять случайный. Такая хитрость помогает не застрять в локальном минимуме, если мы хотим попасть в глобальный.
 - Генетический алгоритм. Он, как и нейронные сети, взят из биологии. Его цель - вырастить наиболее успешного индивида (коэффициенты синапсов). На каждом шаге он имитирует скрещивание текущих кандидатов (например, среднее значение из 2 векторов коэффициентов), вымирание наихудших и позволяет некоторые мутации (аналогично прыжкам в сторону в методе отжига)

Сравнение вариантов и выбор оптимума

Как видно из предыдущего пункта, человечество придумало огромное количество различных конфигураций и методов для построения нейронных сетей. В ходе выполнения проекта нам нужно будет выбрать оптимальный набор настроек для

получения наилучшего результата работы нейросети. Многие из описанных выше параметров можно оставить как контролируемые опции при запуске, например, функцию ошибки можно задать разными способами и при инициализации нейросети, сообщать, с какой функцией мы хотим экспериментировать в этот раз. Позднее, мы хотим найти оптимальный набор опций, позволяющий наиболее точно считать результат работы.

Персональная цель

При разделении ролей передо мной были поставлены задачи тестирования итоговой нейросети и подсчет ошибки. Это одна из опций, которую мы хотим добавить в настройки. В соответствии с этим, моя персональная цель - разработка ПО для тестирования нейросети по заданным параметрам, что включает в себя следующие задачи:

1. Реализации функций нахождения ошибки
2. Реализация ПО, получающего на вход настройки нейросети и выдающего полученную ошибку
3. Вычисление настроек нейросети, приводящих к наилучшему результату

Приложения

Календарный план работ

Задача	Ожидаемая дата выполнения	Статус
Преобразование исходных фотографий формата HEIF в удобное внутреннее представление	30.01.2022	выполнено
Уменьшение размерности данных и обучение первого слоя нейросети	20.02.2022	
Выбор и обучение дополнительных слоев нейросети	01.03.2022	
Отображение результатов каждого из слоев примененных к изображению	15.03.2022	
Получение выводов нейросети и подсчет ошибки	25.03.2022	
Экспериментальное нахождение лучших настроек нейронной сети	05.04.2022	