

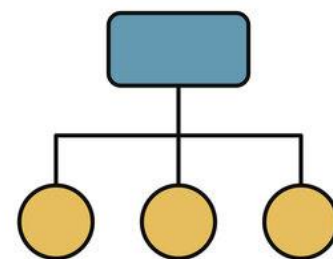
Исследование различных алгоритмов глубокого обучения для задачи классификации болезней растений в условиях малой обучающей выборки

Автор: Коваленко Б.И. - студент КамГУ им. Витуса Беринга

Научный руководитель: Ужинский А.В. - к.т.н., с.н.с ЛИТ ОИЯИ

Введение

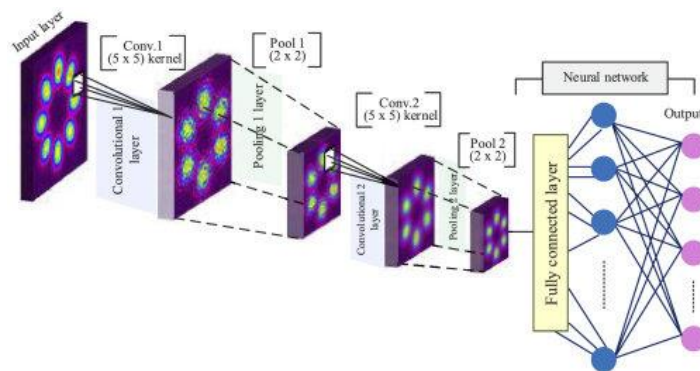
- ▶ Современные методы глубокого обучения представляют собой мощный инструмент для решения разнообразных задач в области компьютерного зрения и обработки данных. Одним из актуальных направлений применения глубоких нейронных сетей является классификация болезней растений, что имеет огромное значение для сельского хозяйства.



CLASSIFICATION

Введение

- ▶ Компьютерное зрение - это область искусственного интеллекта, занимающаяся разработкой методов и технологий для анализа и интерпретации визуальной информации. Для работы с данным видом данных существуют свёрточные нейронные сети.
- ▶ Свёрточные нейронные сети - это класс нейронных сетей, широко используемый в области компьютерного зрения, они эффективны в обработке и классификации визуальных данных за счёт специализированной архитектуры, которая включает в себя несколько слоёв.



Постановка задачи

► Проблема:

Малая обучающая выборка нередко приводит к переобучению моделей и плохой обобщающей способности. Для решения данной проблемы необходимо подобрать оптимальный алгоритм обучения.

► Решение:

Исследование эффективности различных функций минимизации потерь и предобученных моделей с использованием методов transfer learning и one - shot learning.

Набор данных

- ▶ Исследование проводилось на наборе данных «Pepper», который содержит 268 изображений перцев, заражённых различными видами болезней. Данные изображения разделены на 10 классов.

● Leaf curl	27
● Nutrient deficiency	27
● Mosaic virus	25
● Bacterial spot	26
● Healthy	46
● Powdery mildew	22
● Edema	35
● Aphid	23
● Blossom end rot	23
● Leaf miners	14

Примеры данных

Aphid



Bacterial spot



Blossom end rot



Edema



Healthy



Leaf curl



Leaf miners



Mosaic virus



Nutrient deficiency

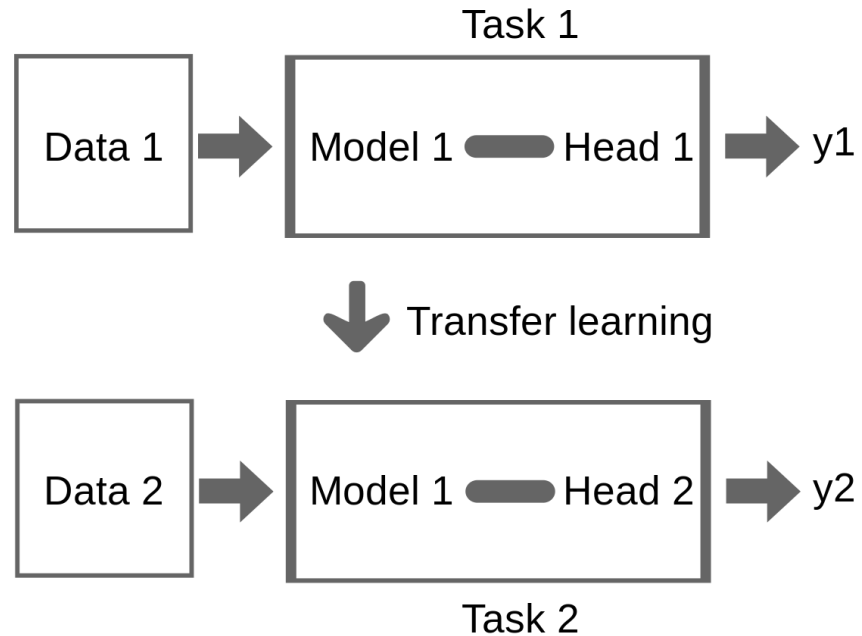


Powdery mildew



Перенос обучения

- ▶ Перенос обучения (transfer learning) в области нейронных сетей - это метод обучения глубоких нейронных сетей, при котором знания, полученные в процессе обучения на одной задаче, применяются к другой задаче.



Исследование предварительно обученных моделей

- Обучение моделей проводилось на платформах jhub2 и google colab по следующим параметрам:

Epochs: 30;

Train_test_split (train_size = 0,8; test_size = 0,2);

Transforms: Resize(256,256);

Batch_size: 16;

Loss_func: CrossEntropyLoss;

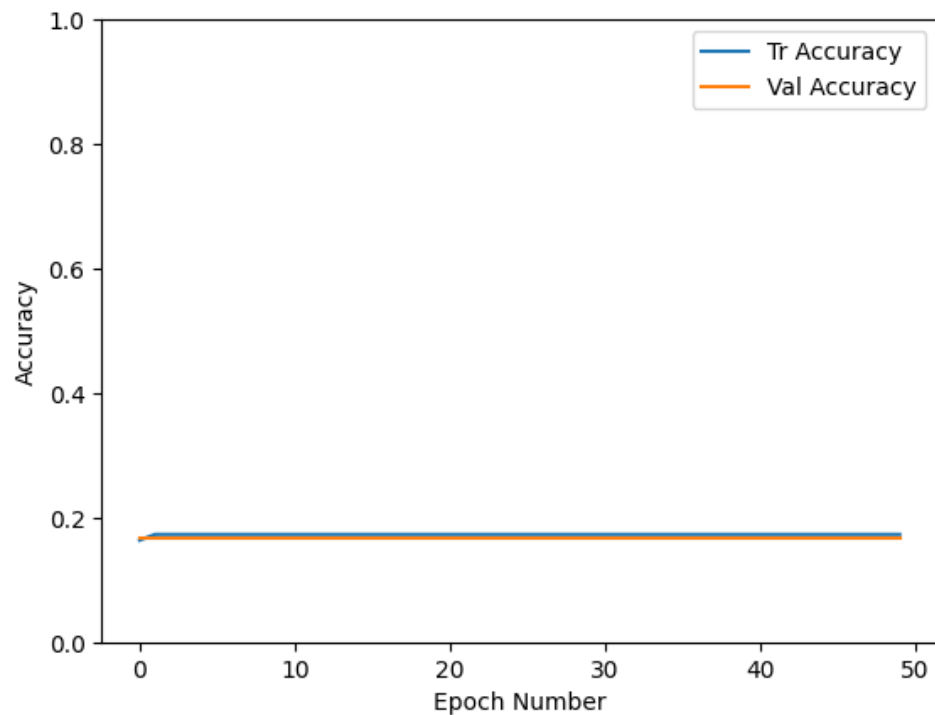
Optimizer: Adam;

Learning rate: 0,0001;

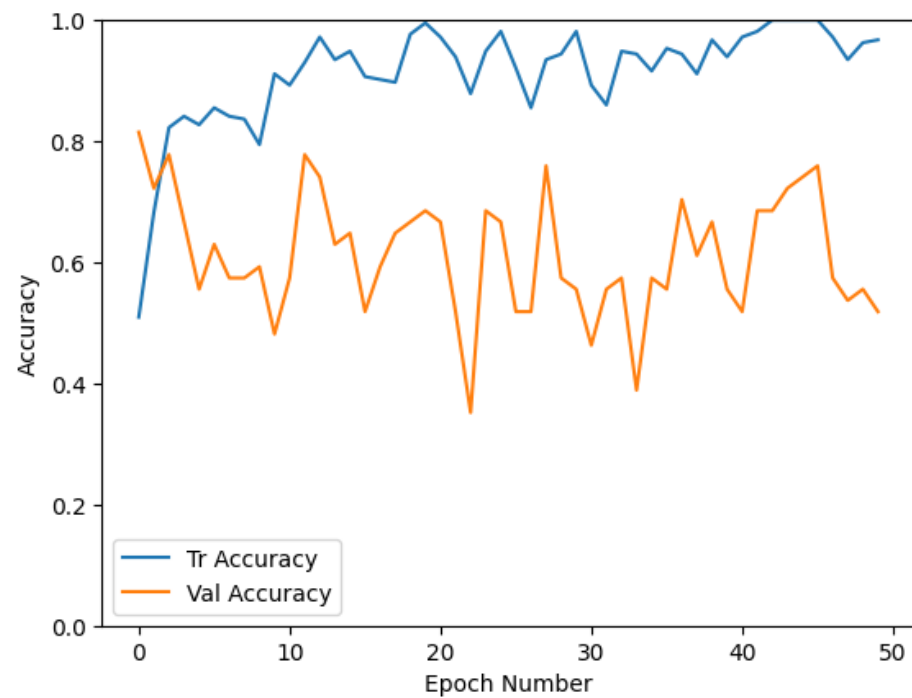
Classifier_layer: Sequential (Linear(in_features, num_classes));

Dropout: None.

Исследование предварительно обученных моделей

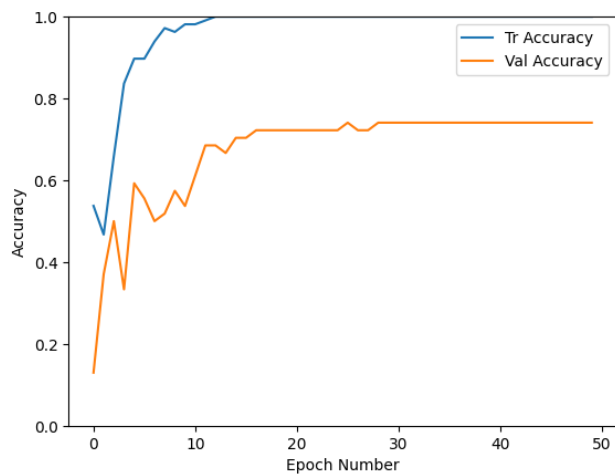


AlexNet

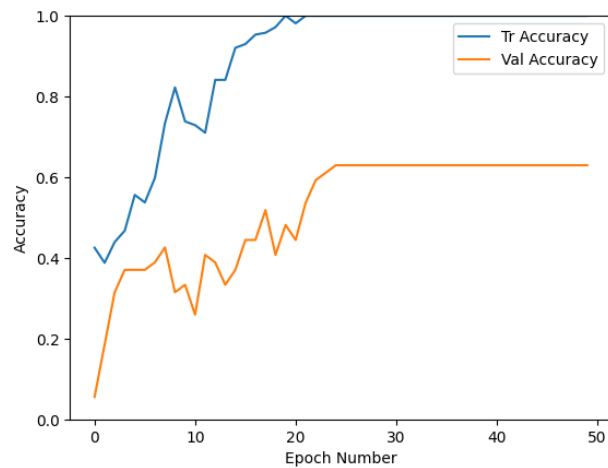


ConvNext_large

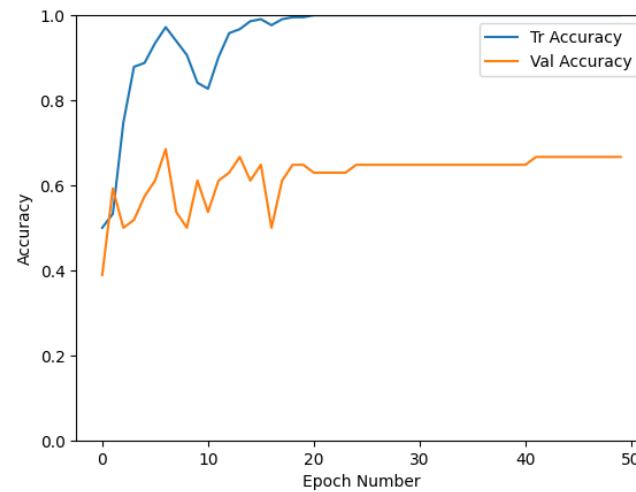
Исследование предварительно обученных моделей



ResNet18



ResNet50

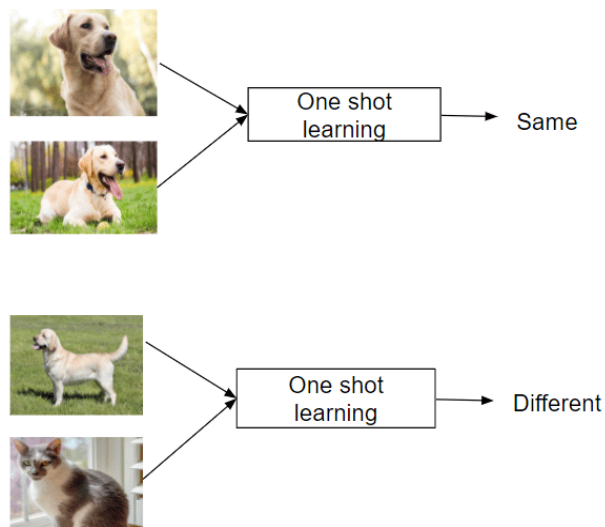


MobileNetV2

Исследование предварительно обученных моделей

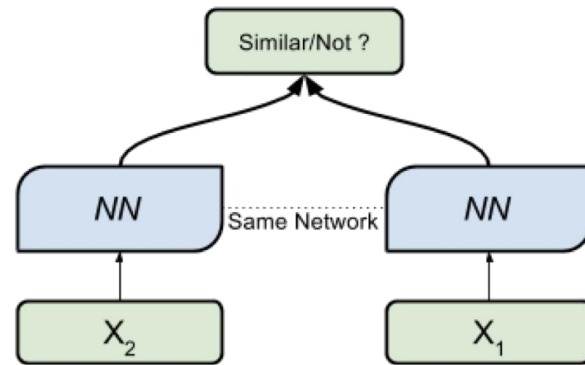
	AlexNet	ConvNext_Large	ResNet18	ResNet50	MobileNetV2
Average Val Accuracy	~16,72%	~63,88%	~46,10%	~31,29	~63,36%

Метод обучения - one-shot learning



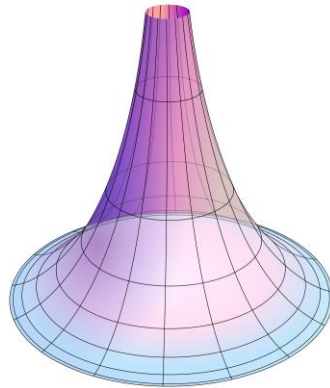
- ▶ Основная идея one-shot learning заключается в том, чтобы обучить модель распознавать новые классы, используя лишь один пример каждого класса. Это значительно отличается от традиционного подхода к обучению с учителем, который требует большого количества примеров каждого класса для достижения хороших результатов.

Альтернативный подход к обучению - Сиамские сети



- ▶ В основе сиамских сетей лежит идея обучения эмбедингов (векторных представлений) объектов таким образом, чтобы похожие объекты имели близкие эмбединги в пространстве признаков. Как правило, сиамские сети состоят из двух идентичных подсетей, которые разделяют параметры. Каждая подсеть принимает на вход один из объектов для сравнения и выдает его эмбединг. Затем используется функция потерь, чтобы минимизировать расстояние между эмбедингами для пар объектов, которые должны быть похожими, и максимизировать расстояние для пар, которые должны быть разными.

Альтернативный подход к обучению – Псевдосферические функции



- Обучение с использованием псевдосферических функций в машинном обучении относится к использованию специального класса функций, которые представляют собой модификацию сферических функций на плоскости. Основная идея обучения заключается в том, чтобы преобразовать данные таким образом, чтобы они находились на сфере (или близко к этому), что облегчает их обработку и обучение моделей.

Исследование функций минимизации потерь

- ▶ Обучение моделей проводилось на платформах jhub2 и google colab по следующим параметрам:

Epochs: 30;

Train_test_split (train_size = 0,8; test_size = 0,2);

Transforms: Resize(256,256);

Batch_size: 16;

Model: ResNet50;

Optimizer: Adam;

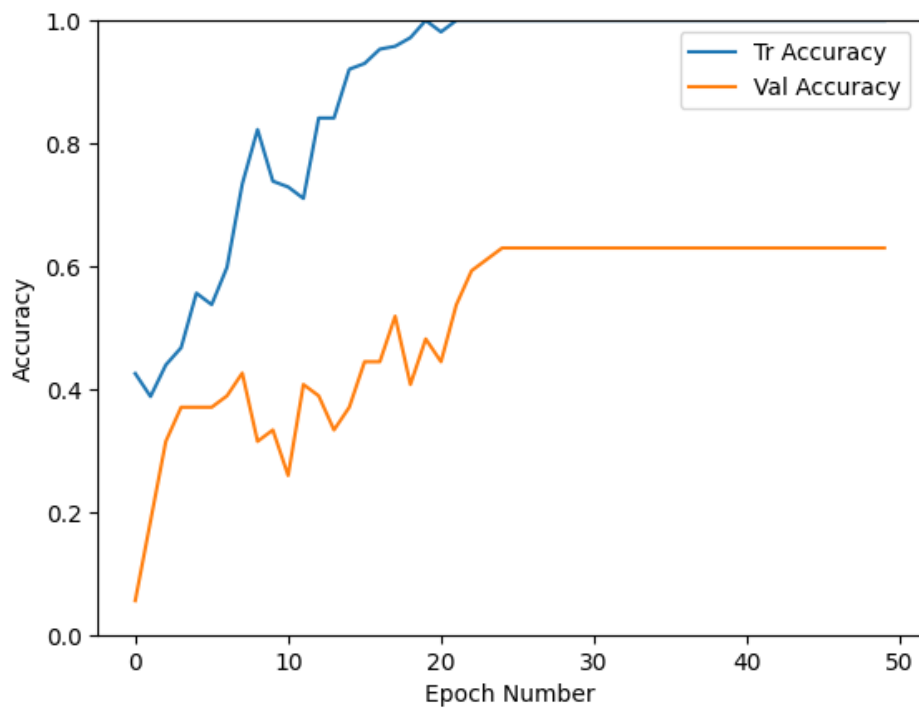
Learning rate: 0,0001;

Classifier_layer: Sequential (Linear(in_features = 2048, out_features = 1280, bias = True)),

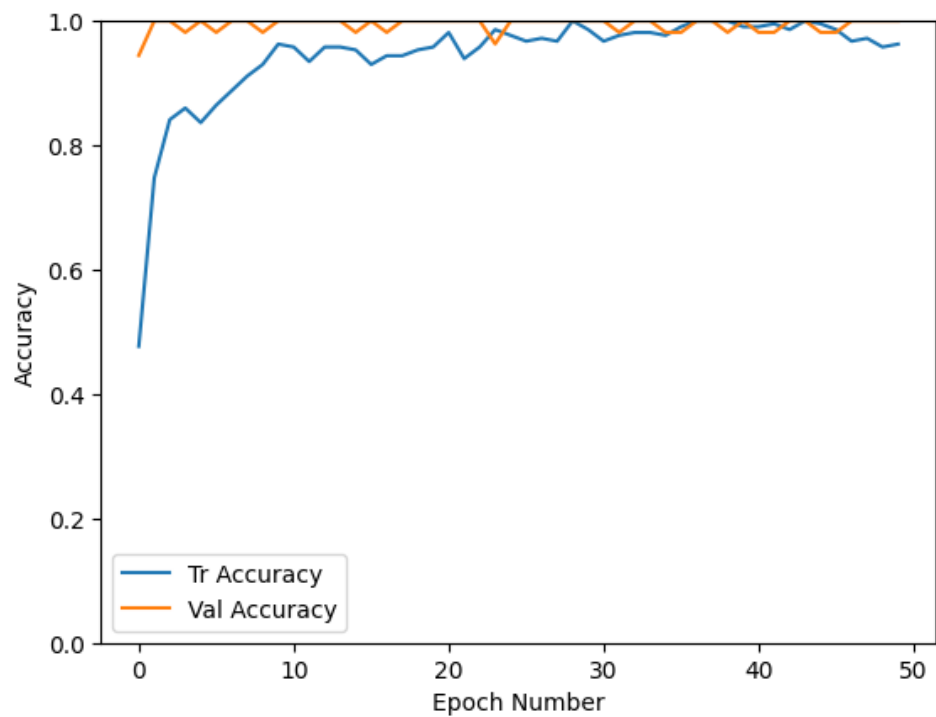
Dropout: None.

Исследование функций минимизации потерь

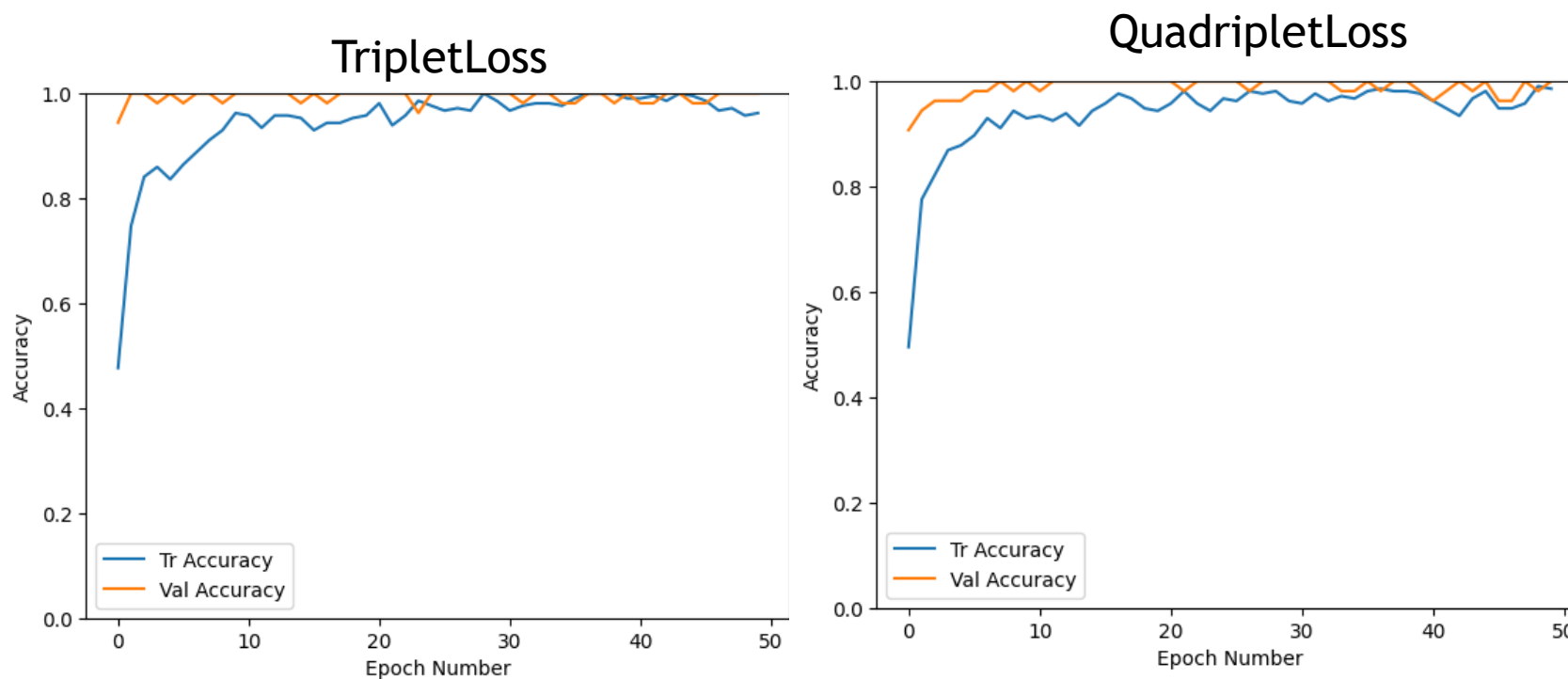
CrossEntropy



ContrastiveLoss

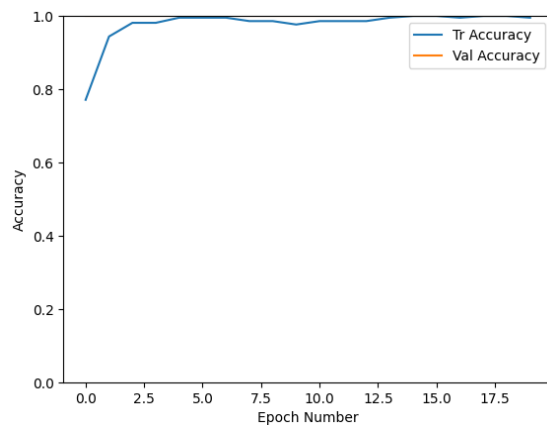


Исследование функций минимизации потерь

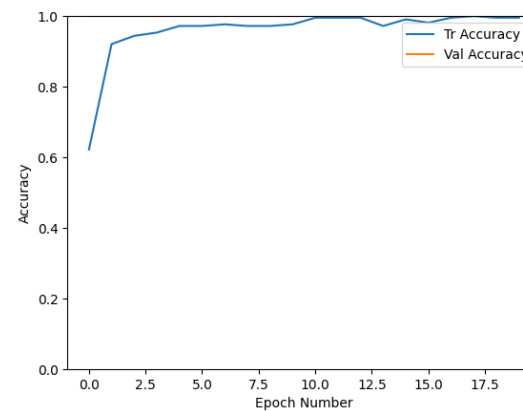


Исследование функций минимизации потерь

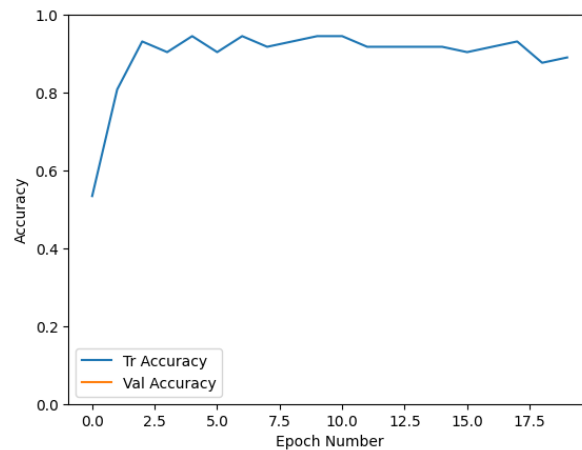
CosFaceLoss



ArcFaceLoss

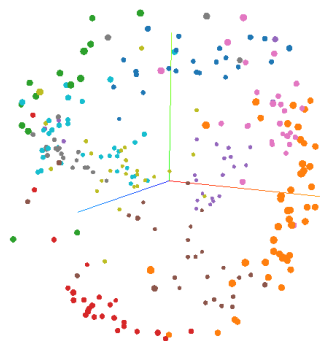


SphereFaceLoss

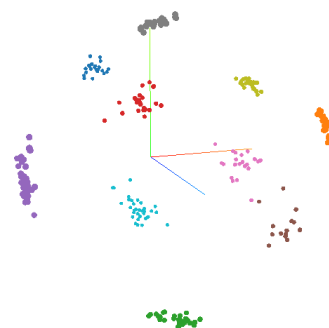


Исследование функций минимизации потерь

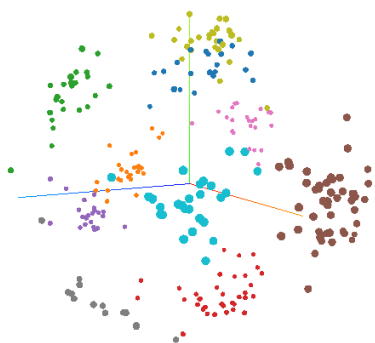
CrossEntropy



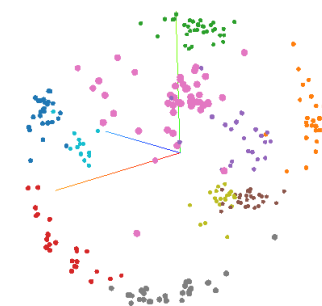
ContrastiveLoss



TripletLoss

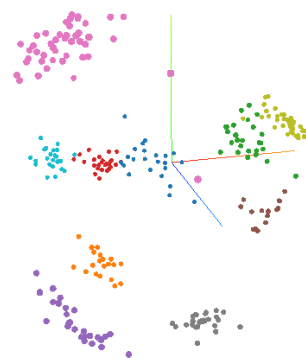


QuadripletLoss

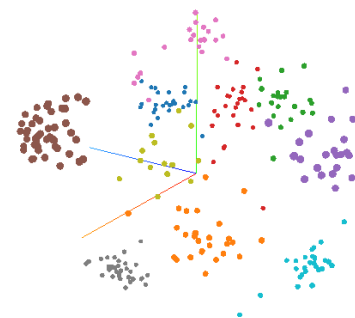


Исследование функций минимизации потерь

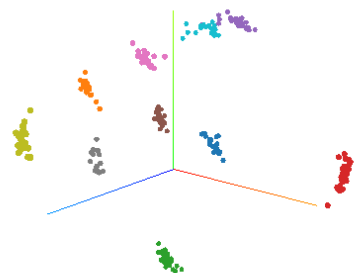
CosFaceLoss



ArcFaceLoss



SphereFaceLoss



Исследование функций минимизации потерь

	CrossEntropy	Contrastive	Triplet	Quadriplet	CosFace	ArcFace	SphereFace
Val Accuracy	~31,26%	~97,85%	~98,10%	~98,23%	~100%	~100%	~100%

Вывод

- ▶ Исходя из приведённых результатов экспериментов следует сделать вывод, что лучшим из представленных подходов к обучению нейросетей для задачи классификации болезней растений в условиях малой обучающей выборки является использование предобученных моделей ResNet18, ResNet50 и MobileNetv2, а также подхода к обучению one-shot learning с применением функций минимизации потерь CosFaceLoss, ArcFaceLoss и SphereFaceLoss.

Планы на будущее

- ▶ Исследование подхода к обучению Semi-supervised learning.



Спасибо за внимание!