2.2. – Описание модификаций моделей.

Все модели носят окончание FLS (for leaf segmentation).

Описание моделей с недостатками можно увидеть ниже. Картинки-образцы приложены.

\* Дальнейшее расположение глав может и будет сильно отличаться от конечного результата. Пока что этот документ будет сборкой из всего того, что будет в финале.

Описание моделей

Модель сегментации FLS

Эта модель обучалась на цветных изображениях, что очень хорошо влияло на точность и быстроту обучения модели. Буквально, такая модель обучилась полноценно спустя где-то 10 эпох, когда модели LmodBWFLS требовалось 80-90 эпох. К тому же такая модель прекрасно определяет границы листа, причём очень точно.

На некоторых картинках можно наблюдать размытие вокруг листа, такой эффект соответствует уже более поздним эпохам.

Модель не работает на комплексных картинках, где есть болезни, покраснения, точки другое. В ней есть огромная проблема: модель принимает в себя цветной, зеленый лист, который соответствует какому-то диапазону интенсивности пикселей, а это значит, что любые другие цвета листьев такая модель не будет выделять вовсе. Это ужасно сказывается на сегментации листа с заболеванием, что означает, что нужно обучать нейросеть на улучшенном наборе данных.

Итог: точные на ранних эпохах, быстрые, плохо работают на разных цветах и в зашумленном зеленым цветом пространстве.

Модель сегментации BWFLS.

Это модель, которая обучалась на ЧБ картинках низкого качества, то есть с точками, шумом и прочими выбросами. Такие модели показали себя неплохо, однако они имеют большое количество недостатков, связанных с работой мат. функций, свёрток и другого.

Низкое качество ЧБ картинок означает то, что есть чёрные точки, которые появляются при создании затемнений. Это нужно, чтобы визуально картинки не отличались вдали. При свёртках и дальнейшем применении мат. Функции maxpool эти точки создают изменения чисел, которые в закономерности свёрток и линейных слоёв не входят никак. А при применении мат. Функции расширения эти точки раздуваются и на выходе получается невероятно зашумленное изображение. На мой взгляд, именно из-за этого на картинках этой модели такое большое количество “облаков”.

Итог: медленно обучается, не зависит от цвета, плохо работает на шумных картинках, на больных растениях будет работать посредственно.

Модель сегментации LmodBWFLS

Эти модели обучаются на ЧБ картинках хорошего качества, они лучше реагируют на детали листа, нету шума на структуре, и нет зависимости от цвета.

Такие нейросети хорошо работают на чётких изображениях, но совсем не приспособлены к работе на шумных изображениях. Это можно понять по тому, что вокруг листика есть мыльная зона. Фильтры в свёртках настраиваются под определенный узор листика, и цепляют собой соседние "лишние" пиксели (чёрные, выбросы и прочее). То есть, к примеру, если дать нейросети на вход картинку с листиком на фоне земли или песка, она скорее всего определит за лист большую часть картинки. Это говорит о том, что нейросетям не хватает практики на зашумленных изображениях.

Итог: Модификация модели с набором данных вперемешку должна решить эту проблему. Почти полная противоположность BWFLS

Модель сегментации randLmodBWFLS

Эта модель обучается на аугментированных данных. Примерно 20% картинок ЧБ в плохом качестве, остальные в хорошем. Модель сможет определять лист даже на самых сложных экземплярах, так как шум частично включен в обучающий набор данных.

Результат модели хороший, но такому образцу нужно невероятно большое количество времени для обучения. Вдобавок, нельзя обучать модель на разных наборах данных, так как в таком случае образец будет сбивать свои значения весов, что является критически недопустимым для обучения.

Итог: хороший результат, очень долгое обучение, нужен огромный набор данных.

Итоги сегментации

Лучшими моделями являются FLS- и randLmod-, однако одним из главных проблем всего обучающего процесса является критический недостаток данных.

- Как можно улучшить результат?

Безусловно, первое, что хочется сделать, это увеличить размер набора данных. Следует дополнить его новыми картинками, картинками больных растений, листьями на различных шумных фонах, аугментировать соответствующим образом и попробовать применить некоторые методы оптимизации обучения.

Мною было подмечено то, что нейросеть не до конца улавливает структуру листика. То есть, когда нейросети на вход подаёшь любое сильно крупное изображение листа, она не находит на картинке объект.

Ещё одна проблема ЧБ, которую не решить никакими функциями и изменениями картинок, это то, что сильно засвеченные картинки точно так же не определяются. Нейросеть запомнила примерный оттенок здорового листика, и не определяет свет как лист. Засвет на картинке отображается как белые пятна, а они уже не определяются как лист.

Решение проблем в изменении наборов даных. Стоит попробовать обучить ее на всячески раскрашенных, инвертированных, затемнённых, шумных изображениях. Это навряд-ли даст положительный результат, поскольку даже если судить по модели, обучающейся на шумных и хороших картинках, она выдавала сомнительный результат, а значит не факт, что все сработает. Можно дополнить набор данных картинками с сильным приближением, зумом.

Обязательно нужно попробовать обучить нейросеть и свертки так, чтобы фильтры хорошо подходили под структуру листика.

Итого:

* Нормализовать векторы признаков
* Увеличить размер набора данных
* Аугментировать набор данных сильнее и разнообразнее
* Изменение параметров картинки: sharpness, brightness, inverse, contrast, gradient, blur.
* Изменение размерности картинки, zoom.
* Аугментация, rotate.
* Добавление картинок по мере их аугментации.