



3. Тюрина М.М. Система измерения высотно-скоростных параметров винтокрылых и сверхлегких летательных аппаратов/ Тюрина М.М., Порунов А.А. // Известия вузов. Авиационная техника. – 2007. – №4 – С. 53-57.

4. Система измерения высотно-скоростных параметров летательного аппарата. Патент на полезную модель №112435 (РФ): МПК G01 P5/00 / Порунов А.А., Галяутдинова А.Н., Тюрина М.М., Порунов Н.А., Солдаткин В.М.; опубл. 10.01.2012, Бюл. №1. – 5 с.

Д.А. Рыбаков

ПОИСК ПЕРКОЛЯЦИОННЫХ КЛАСТЕРОВ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

(Eram systems)

Наиболее простой моделью перколяции (протекания в стохастической среде) является модель, основанная на квадратной решетке, клетки которой являются проводящими или непроводящими в случайном порядке. Существует множество задач в теории перколяции [1], которые решаются аналитически или численно. Это задачи нахождения кластеров, проводящих путей внутри, поиск пороговой концентрации проводящих элементов и т.п. Близкой по смыслу задачей является задача блуждания по случайно составленному лабиринту и определения его проходимости. Все эти методы на вход получают в явном виде перколяционную решетку или лабиринт и производят вычисления, анализируя явные данные. В это время интерес представляют такие системы, внутренности которых невозможно изучить явно в виду их недоступности. Например, месторождение нефти в пористой породе тоже является перколяционной системой, и его диагностика возможна по отраженному сейсмо сигналу, который содержит неявную информацию. Задача анализа такого сигнала кажется очень сложной и существуют определенные попытки её решить. Мы же пытаемся решить такие задачи с помощью наиболее современных методов машинного обучения с использованием нейронных сетей. Новые методы бросают вызов явному программированию и анализу в сложных задачах. На данный момент мы представляем самые начальные и скромные попытки использовать искусственную нейронную сеть для решения задачи нахождения перколяционного кластера в простейшей 2D модели, чтобы понять полезность такого подхода в будущем.

Методы машинного обучения можно использовать, если есть достаточно большое количество примеров - тысячи и миллионы. Наиболее легко столько примеров можно получать из численной модели. Представим себе квадратную решетку 30x30 наподобие шахматной доски и будем с вероятностью p делать некоторые клетки проводящими. То есть будем заполнять двумерный массив нулями с вероятностью $(1-p)$ и единицами с вероятностью p . Таким образом получим массив $N=900$ байтов, который можно подавать на вход нейронной сети. Всего можно получить 2^N уникальных массивов.



Кластером является совокупность ячеек, которые прилегают друг к другу. То есть между любыми двумя элементами кластера существует непрерывный проводящий путь, соединяющий их. Если кластер наполнить жидкостью, то вытекая она полностью вытечет из него. Перколяционным кластером является кластер, который соединяет противоположные грани промежутка. Если такой кластер присутствует, то жидкость может просачиваться по нему сквозь среду.

Далее найдем все кластеры в данном массиве и выделим перколяционный кластер с помощью стандартного алгоритма. Создадим еще один двумерный массив, в котором единицей обозначим факт, что ячейка принадлежит перколяционному кластеру, а нули означают все остальные ячейки. Таким образом мы получим два массива по 900 байтов, по которым будем обучать нейросеть определять перколяционный кластер.

Далее создадим нейросеть, которая имеет 900 входов и 900 выходов. Будем численно генерировать пары массивов байтов, обучать нейросеть и смотреть, насколько предсказание нейросети совпадает с кластером, который был найден явным способом. Чтобы оценить степень совпадения правильного кластера и кластера, предсказанного нейросетью будем использовать коэффициент Сёренсена (Dice coefficient).

Было проведено несколько численных экспериментов с разной конфигурацией нейросети. Для обучения использовался стандартный алгоритмом обратного распространения. Сначала мы попробовали простую feed forward (multi-level perceptron) сеть с разным количеством внутренних слоев. Результат не порадовал. Сеть обучалась на фиксированном наборе примеров, то есть функция потерь уменьшалась. Но когда происходила валидация и тестирование на неизвестном примере, то результат выдавался неприемлимым. Еще хуже дела обстояли с простой сверточной сетью. Она отказывалась обучаться, и функция потерь не уменьшалась.

Сюрприз произошел со специальной полносверточной (fully convolutional) сетью U-Net, которую используют для сегментации изображений [2]. Мы использовали функцию потерь BCE (binary cross entropy), которая стабильно уменьшалась во время обучения. Коэффициент Сёренсена стабильно стремился к единице, указывая на геометрическое совпадение предсказанного кластера с правильным кластером. Визуализация также показала, что сеть справляется с задачей (см. рисунок 1).

Расчеты производились на персональном компьютере с GPU Nvidia 1050TI 4Гб, ОС Linux Ubuntu 64 bit, 16 Гб ОЗУ, CPU 4 ядра 3 Гц. Использовался язык программирования Python с библиотекой машинного обучения Pytorch. Обучающий набор был сгенерирован в виде изображений в формате jpeg и состоял из 10000 изображений.

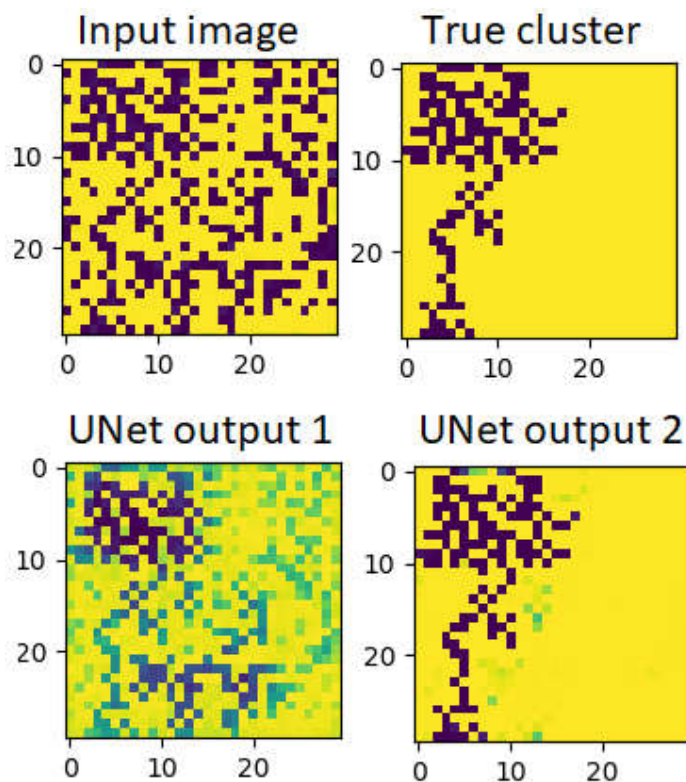


Рисунок 1. «Input image» – это исходное изображение. «True cluster» – кластер, найденный стандартным алгоритмом. «UNet output 1» – это выход нейросети на ранних стадиях обучения. «UNet output 2» – выход нейросети на поздних стадиях обучения. Чем больше обучается нейросеть, тем более правдоподобно она определяет перколяционный кластер. Предсказание производилось на примере, который не участвовал в обучении.

Литература

1. Тарасевич Ю. Ю. Перколяция: теория, приложения, алгоритмы: Учебное пособие — М.: Едиториал УРСС, 2002. — 112 с
2. <https://ru.wikipedia.org/wiki/U-Net>

А.А. Ситников

ИССЛЕДОВАНИЕ ВОЗМОЖНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНОГО ТЕКСТА В ИЗОБРАЖЕНИИ

(Поволжский государственный университет телекоммуникаций
и информатики)

Распознавание образов на сегодняшний день является одной из востребованных областей исследований. Решения задач этой области применяются в таких сферах, как, например, образование или медицина. Например, распознавание текста может применяться для определения химических структур.

Рассмотрим существующие технологии и программные продукты, такие как ABBYY Fine Reader OCR, Omni Page, ReadIris и Cuneiform. Эти программы