

Нейронные сети и их применение в научных исследованиях

Определение параметров эквивалентной электрической цепи по вольтамперной характеристике

У нас есть прибор который может получить Вольтамперную характеристику для заданной схемы. По простым ВАХам можно легко сказать что за элемент перед нами. Но что делать с последней схемой? Расшифровать её сможет только опытный специалист. Моя нейросеть занимается задачей классификации. По ВАХ восстанавливает схему.

В данной работе нейросеть классифицирует 15 типов электрических цепей. Один класс соответствует одной цепи. Все эти схемы представлены на слайде.

Очевидно что мы не можем спаять несколько сотен тысяч электрических схем для создания датасета. Поэтому было принято решение обучать нейросеть на искусственных данных. Необходимо было написать программу на питоне которая будет специальным образом генерировать ВАХи для разных схем и сортировать их по папкам. Всю генерацию можно разбить на следующие ключевые моменты. Программа получает размеры необходимого датасета. Дальше берет информацию о классах. Программа создает два раздела с данными. На одном нейросеть учится а на другом проверяется. В каждой схеме можно менять сопротивление резистора, емкость конденсатора и напряжение открытия диода. Программа берет произвольным образом эти параметры. Создает для них ВАХ и накладывает шум. Ведь в реальных измерениях шум всегда присутствует. Также необходимо циклически переставлять координаты иначе сеть будет смотреть только на первые координаты, не изучая всю зависимость. Важным пунктом является то что вместе с ВАХом программа записывает информацию о параметрах схемы. Но мы не даем эту информацию нейросети. Это нужно для дальнейшего анализа. После того как программа выполнится готовый датасет остается лишь за-архивировать и закинуть нейросети. Датасет содержит около полумиллиона графиков ВАХ и имеет 15 классов.

Дальше будет представлен анализ CR карты. На карте с осями C и R изображены точки. Каждая точка это схема с сопротивлением резистора R и емкостью конденсатора C. Цветом показана точность угадывания схемы с этими параметрами. На данном слайде показаны такие карты для разных классов. Мы видим характерные области. В желтой области схемы определяются со 100% вероятностью в темно фиолетовых областях схемы вообще не угадываются. Я лично проверял темные области. В них по графику невозможно восстановить цепь так как часть данных о схеме

пропадает. Отсюда следует вывод что для каждой схемы существует своя область в пространстве параметров где схему в принципе можно определить. В других областях это ограничивает физика.

Здесь суммированы карты всех классов. По ней невозможно сделать каких либо выводов из-за слишком большого числа точек. Тогда будем потихоньку добавлять точки на карту. Сначала плохие, потом все более лучшие точки.

Получим следующую гифку. На самой первой фотографии показаны только плохие точки, которые нейросеть не смогла определить ни разу. В этих плохих областях несколько схем могут иметь одинаковый ВАХ и ни человеку ни нейросети не удастся распознать распознать цепь. Отчетливо видно что существует некоторая область в середине где отсутствуют эти плохие точки. Таким образом стало понятно в какой области параметров C и R физика позволяет нам различать наши 15 схем. Если обучать сеть в этой области то мы получим наилучший результат.

Архитектура нейронной сети. Я использовал 4 полносвязных слоя. Функцией активации является сигмоида. В качестве лосс функции использовалась кросс энтропия. Оптимизатором стал Адам.

Для того чтобы понять работает ли вообще наша сеть нужен датасет с реальными данными. Специально для этого было собрано небольшое количество схем, изображенных на слайде. С помощью прибора я собрал с них ВАХи и сделал из них проверочный датасет. Если сеть не будет работать с реальными данными то значит наша модель неправильная. А если сеть делает какой-то процент верных предсказаний, то можно дальше совершенствовать модель, добиваясь 100% сходимости.

Здесь сверху представлен график зависимости ошибки нейросети от числа эпох обучения. А снизу график процента верных предсказаний. Сеть обучалась 150 эпох. Красная линия это графики **Train** синие **test** а зеленый это **реальные данные**. Сеть запускалась несколько раз чтобы убедиться что при разной начальной инициализации весов сеть все равно сходится. Можно заметить что после 50 эпох сеть начала немного переучивается.

Поэтому здесь я обучал сеть уже в течении 50и эпох. Даже с учетом того что датасет реальных данных небольшой и не сбалансированный. Он дает нам понять что наша модель реально работает и есть большой потенциал дальше развивать эту тему. И получить действительно полезную нейросеть, которую можно применять вместе с устройством получения

ВАХ.

Возможные доработки. Необходимо расширить реальный датасет до 4х образцов каждого класса. Сейчас мы имеем небольшой датасет реальных данных для проверки сети. После расширения датасета результаты могут как улучшиться так и ухудшиться. Также следует попробовать использовать рекуррентную архитектуру сети. **Ведь** нам важны не сами значения точек а их зависимость. **В** данной работе я исследовал все классы вместе для нахождения общей области в пространстве параметров где будет наблюдаться наилучшая сходимость. **Но** у этого подхода есть и недостатки. **Если** мы будем увеличивать количество классов, то такая область может исчезнуть тк области не будут перекрываться. **Поэтому** я предлагаю исследовать каждый класс в отдельности и генерировать схемы конкретно в своих областях хорошей сходимости. **Зная** какая перед нами схема можно определить ее параметры. Для этого нужно разработать алгоритм действий для каждой из схем датасета.

Выводы. Проведено исследование областей в пространстве параметров. Сделан вывод о том что для каждой схемы существует своя определенная область в которой цепь можно отличить от других. **Доказано** что можно добиться результатов классификации, обучая сеть на искусственных данных. **Написана** программа для автоматического создания датасета любого размера.