

УДК 004.032.26

ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИМЕНЕНИЯ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ПРИНЦИПИАЛЬНЫХ УСЛОВНО- ГРАФИЧЕСКИХ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ ОБОЗНАЧЕНИЙ.

© Карпов Д.С., Лёзина И.В.

*Самарский национальный исследовательский университет
имени академика С.П. Королева, г. Самара, Российская Федерация*

e-mail: denis.karpov.off@yandex.ru

В последние годы применение искусственного интеллекта и нейронных сетей стало широко распространенным в различных областях, включая обработку изображений и распознавание образов. Одним из интересных направлений в этой области является распознавание принципиальных условно-графических электрических обозначений, которое имеет важное значение в автоматизированном проектировании электрических схем. В данной статье исследуется применение сверточных нейронных сетей для задачи распознавания таких обозначений.

Сверточная нейронная сеть (Convolutional Neural Network, CNN) – это тип глубокой нейронной сети, который специально разработан для обработки и анализа структурированных данных, таких как изображения [1].

Основным строительным блоком сверточной нейронной сети является сверточный слой (convolutional layer). Свертка представляет собой математическую операцию, которая применяется к входному изображению с использованием небольшого фильтра (ядра), который скользит по изображению. Фильтр выполняет операцию умножения элементов наложенных областей изображения на соответствующие веса, а затем суммирует результаты, создавая новое «свернутое» представление. Это можно выразить следующей формулой:

$$C(i, j) = \sigma \left(\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N I(i+m, j+n) * W(m, n) + b \right)$$

где:

- $C(i, j)$ – значение пикселя в свернутом представлении (выходе сверточного слоя) в позиции (i, j) .
- $I(i+m, j+n)$ – значение пикселя во входном изображении в позиции $(i+m, j+n)$.
- $W(m, n)$ – вес (параметр) фильтра сверточного слоя в позиции (m, n) ,
- b – смещение (bias) сверточного слоя,
- σ – функция активации, которая вводит нелинейность в выход сверточного слоя.

Помимо сверточных слоев, сверточная нейронная сеть также включает пулинговые слои (pooling layer), которые уменьшают размерность представления путем выбора наиболее значимых значений из небольших областей.

В конце сверточной нейронной сети обычно добавляют полносвязные слои, которые объединяют выделенные признаки и выполняют классификацию или другие выходные операции.

Обучение сверточных нейронных сетей осуществляется путем прямого распространения входных данных через сеть, вычисления ошибки (ошибки классификации) и обновления весов сети с использованием алгоритма оптимизации, такого как стохастический градиентный спуск.

Сверточные нейронные сети (CNN) являются естественным выбором для распознавания принципиальных условно-графических электрических обозначений по следующим причинам:

- Инвариантность к пространственным трансформациям: CNN обладает свойством инвариантности к масштабированию, поворотам и сдвигам изображений. Это позволяет модели эффективно распознавать образы, независимо от их положения и ориентации в пространстве. В случае принципиальных условно-графических электрических обозначений это особенно важно, так как они могут появляться в разных частях схемы и иметь разные размеры.

- Иерархическая структура: схемы электрических обозначений обычно имеют иерархическую структуру, где общие черты и связи между компонентами могут быть выделены на разных уровнях. CNN хорошо справляются с извлечением иерархических признаков из изображений, что позволяет модели улавливать сложные зависимости между компонентами схемы.

- Большой объем данных: обучение CNN требует большого объема размеченных данных. В области распознавания образов, включая электрические обозначения, существуют крупные наборы данных, которые могут быть использованы для обучения CNN. Это позволяет модели извлекать общие закономерности и повышает ее способность обобщать на новые данные [2].

Для проведения исследования был использован открытый набор данных, доступный на платформе Kaggle. Набор данных содержит различные типы принципиальных условно-графических электрических обозначений, такие как резисторы, конденсаторы, катушки индуктивности и другие. Каждое изображение было размечено и классифицировано по соответствующему типу обозначения. Общее количество изображений составило 10 000, сбалансированных по классам.

Далее происходила обработка и предварительная подготовка данных. Изображения были приведены к одному размеру и преобразованы в оттенки серого. Затем был проведен этап разделения данных на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80:20.

Была построена модель, состоящая из нескольких последовательных сверточных слоев, субдискретизации и полносвязанных слоев. В качестве функции активации выбор пал на ReLU, а для классификации – Softmax.

Обучение модели проводилось с использованием алгоритма обратного распространения ошибки и метода градиентного спуска для минимизации функции потерь. В качестве функции потерь была выбрана категориальная перекрестная энтропия.

Помимо распознавания отдельных элементов схемы, также стояла задача, распознавания целой схемы с несколькими элементами, и связями между ними.

Для распознавания целой электрической схемы используется модель, обученная на принципиальных условно-графических электрических обозначениях. Процесс распознавания включает следующие несколько шагов.

1. Сегментация схемы: используя методы обработки изображений и компьютерного зрения, схема разделяется на отдельные области, соответствующие отдельным компонентам.

2. Распознавание обозначений: каждая область, содержащая электрическое обозначение, подвергается процессу распознавания с помощью обученной сверточной нейронной сети. Полученные результаты классификации помогают идентифицировать тип каждого компонента.

3. Анализ связей: используя информацию о типах компонентов и их расположении, проводится анализ связей между компонентами для определения логической структуры схемы.

Библиографический список

1. Ле Кун Ю. (LeCun Y.), Бенджио Ю. (Bengio Y.), Хинтон Г. (Hinton G.) Глубокое обучение // Природа. 2015. Т. 521, № 7553. С. 436–444.
2. Крижевский А. (Krizhevsky A.), Сутскевер И. (Sutskever I.), Хинтон Г. (Hinton G.) ImageNet classification with deep convolutional neural networks // Advances in neural information processing systems. 2012. С. 1097–1105.