

АНАЛИЗ ОСНОВНЫХ АРХИТЕКТУР НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Козлова О.В.

Лукашевич М.М. – к.т.н., доцент

Как часть концепции искусственного интеллекта, глубокое обучение лежит в основе различных инноваций: беспилотные автомобили, распознавание голоса, изображения и многое другое. С 2014 года рынок глубокого обучения демонстрирует непрерывный рост. Самой популярной задачей для нейронных сетей глубинного обучения является детекция объектов на изображениях. Исходя из этого формулируются следующие задачи:

- реализовать программный модуль глубинного обучения нейронных сетей;
- обучить его распознавать объекты разных классов на изображениях.

Для детекции объектов используются сверточные нейронные сети (CNN). Суть сверточных нейронных сетей заключается в получении иерархических признаков изображений. Сначала выделяются простые признаки, из них комбинируются сложные признаки, из них еще более сложные и в конце можно скомбинировать очень сложный признак — конкретный человек, конкретная машина. Затем на основе этих признаков определяется класс объекта.

Одним из популярных подходов детекции объектов на изображениях является семейство алгоритмов R-CNN (R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN). В их основе лежат сверточные нейронные сети.

Суть алгоритма заключается в поиске на изображении регионов, которые потенциально содержат объект. С помощью CNN строится карта признаков изображения и производится классификация. Затем точно выделяются границы объектов.

Каждый из подходов подразумевает использование любых сверточных нейронных сетей, классификаторов и различных алгоритмов для поиска регионов. Данная особенность позволяет разработать алгоритм для решения разных задач.

Список использованных источников:

1. Ross Girshick, Fast R-CNN.
2. Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation.
3. Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks.

АЛГОРИТМ АНАЛИЗА ЭМОЦИОНАЛЬНОГО СОДЕРЖАНИЯ КОММЕНТАРИЯ ПОЛЬЗОВАТЕЛЯ

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Курашкевич В.В.

Калабухов Е.В. - старший преподаватель

Анализ тональности текста - класс методов контент-анализа в компьютерной лингвистике, предназначенный для автоматизированного выявления в текстах эмоционально окрашенной лексики и эмоциональной оценки авторов (мнений) по отношению к объектам, речь о которых идёт в тексте.

Основной целью анализа тональности является нахождение мнений в тексте и выявление их свойств.

В современных системах автоматического определения эмоциональной оценки текста чаще всего используется одномерное эмотивное пространство: позитив или негатив (хорошо или плохо). Однако известны успешные случаи использования и многомерных пространств.

Типы классификаций:

1. Классификация по бинарной шкале. В этом случае для определения полярности документа используется два класса оценок: позитивная или негативная.

2. Классификация по многополосной шкале. За основу берется шкала, например от 1 до 5.

Существует ряд тезаурусов, специально размеченных с учётом эмоциональной составляющей. Такие словари, описанные далее, необходимы компьютерным программам при анализе тональности текста.

WordNet-Affect — это семантический тезаурус, в котором понятия, связанные с эмоциями, («эмоциональные концепты», англ. «affective concepts») представлены с помощью слов, обладающих эмоциональной составляющей («эмоциональные слова», англ. «affective words»). WordNet-Affect состоит из такого подмножества синсетов WordNet, где каждый синсет, соответствующий «эмоциональному концепту», может быть представлен с помощью «эмоциональных слов». Примером для разработки WordNet-Affect