

УДК 004.032.26

И. С. Канищев, М. Г. Петик

ПРИМЕНЕНИЕ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ РАСТЕНИЙ ПО ФОРМЕ ЛИСТЬЕВ

Проблема распознавания образов приобрела выдающееся значение в условиях роста объемов получаемой информации, необходимостью в качественной, быстрой обработке. Целью данной статьи является изучить возможность применения сверточных нейронных сетей для правильной классификации растений по форме листьев. Сверточная нейронная сеть - специальная архитектура искусственных нейронных сетей, нацеленная на эффективное распознавание изображений [1], входит в состав технологий глубинного обучения. Результатом работы является алгоритм, позволяющий с большой точностью правильно классифицировать растения. Для обучения алгоритма использовался набор данных, состоящий из 1584 изображений листьев различных растений (99 видов растений по 16 образцов), взятый из международного соревнования Leaf Classification, проводимого на платформе Kaggle. В качестве программного инструмента используется библиотека с открытым исходным кодом Keras, написанная на Python.

Ключевые слова: свёрточные нейронные сети, распознавание образов, классификация изображений.

На сегодняшний день существует огромное количество разных подходов к обучению моделей, но все они разрабатываются с единой целью – создать алгоритм, который позволит распознавать различные изображения с наибольшей точностью.

Работа свёрточной нейронной сети обычно интерпретируется как переход от конкретных особенностей изображения к более абстрактным деталям, и далее к ещё более абстрактным деталям вплоть до выделения понятий высокого уровня. При этом сеть сама настраивается и вырабатывает необходимую иерархию абстрактных признаков (последовательности карт признаков), фильтруя маловажные детали и выделяя существенное.

Наиболее простым и популярным способом обучения нейронной сети является метод обучения с учителем (на маркированных данных) — метод обратного распространения ошибки [2] и его модификации. Суть метода состоит в том, что во время обратного прохода сигнала по всем слоям сети все синаптические веса настраиваются в соответствии с правилом коррекции ошибок, а именно: фактический выход сети вычитается из желаемого, в результате чего формируется сигнал ошибки. Этот сигнал впоследствии распространяется по сети в направлении, обратном направлению синаптических связей.

В ходе работы изучалась возможность применения сверточных нейронных сетей для правильной классификации растений по форме листьев. Для обучения алгоритма использовался набор данных, состоящий из 1584 изображений листьев различных растений (99 видов растений по 16 образцов) [3].

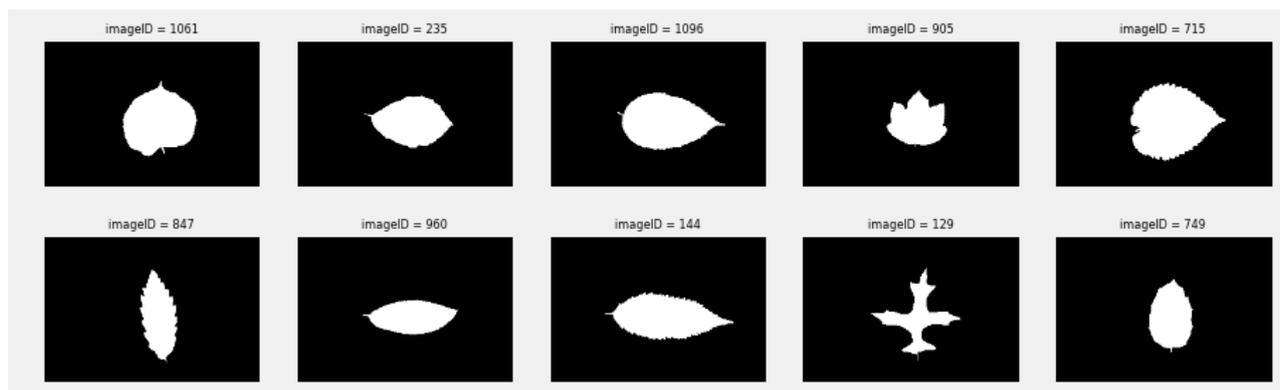


Рис. 1. Изображения из оригинального набора данных

Целью является использовать бинарные изображения листьев, извлечь признаки, такие как число, форма, текстура, по которым можно точно определить 99 видов растений. Листья, из-за их уникальных характеристик, являются эффективным средством дифференциации различных видов растений.

В ходе работы был использован пакет прикладных программ с нейронными сетями Keras [4], написанный на языке Python. Библиотека содержит множество различных, часто используемых нейронных сетей, функций активации, а также множество инструментов, для визуализации данных.

Идея сверточных сетей [1] заключается в чередовании:

- 1) Сверточных слоев (C-layers)

- 2) Субдискретизирующих слоев (S-layers)
- 3) Полносвязных слоев на выходе (F-layers)

Каждый фрагмент изображения поэлементно умножается на небольшую матрицу весов (ядро), результат суммируется. Эта сумма является пикселем выходного изображения, которое называется картой признаков. Помимо этого, взвешенная сумма входов еще пропускается через функцию активации.

S-слой уменьшает пространственную размерность изображения, т.е. входное изображение уменьшается (усреднением) в заданное количество раз.

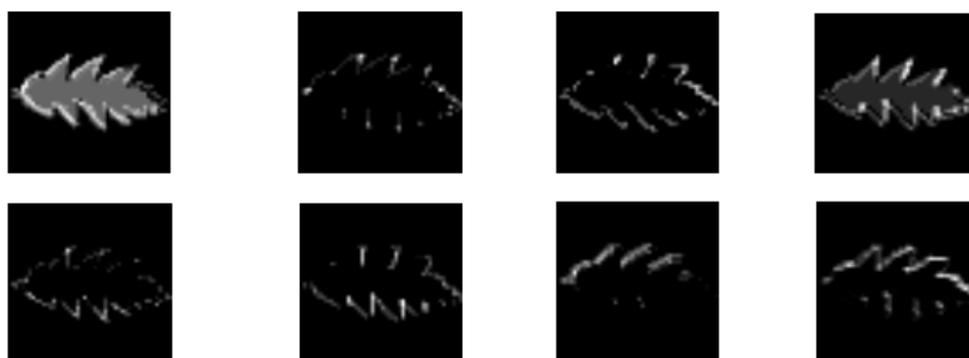


Рис. 2. Изображения листа на первом свёрточном слое

Для каждого изображения необходимо привести набор вероятностей, принадлежности к одному из видов растений. Алгоритм оценивается с помощью логарифмической функции потерь нескольких классов.

$$\text{logloss} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M y_{ij} \log(p_{ij}), \quad 1)$$

N – набор изображений в тестовом наборе, а M – набор изображений, в которых указано правильное значение. Натуральный логарифм $\log(p_{ij})$ равен 1, если наблюдение состоит в классе j и 0 в противном случае, p_{ij} – предсказанная вероятность, что изображение относится к классу j . Предсказанная вероятность должна находиться в диапазоне $[0; 1]$. По результатам экспериментов функция потерь составила 0.00568.

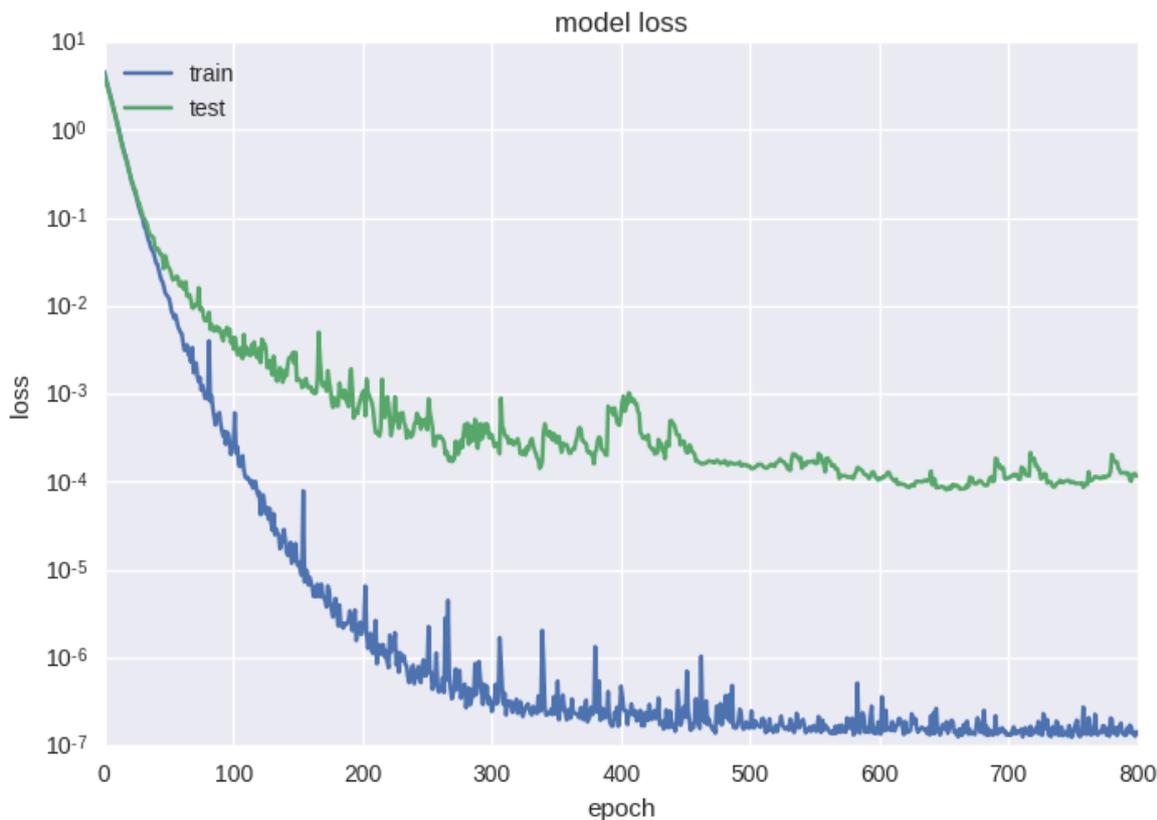


Рис. 3. Функция потерь за различное количество итераций

В результате работы был использован алгоритм сверточной нейронной сети для классификации листьев различных растений. Модель добилась достаточно низкого значения функции потерь, что характеризует данный метод как достаточно эффективный. Недостатком является большое количество варьируемых параметров сети.

Список литературы

1. *LeCun Y., Bottou L., Bengio Y. & Haffner P.* Gradient-based learning applied to document recognition // Proc. IEEE. – 1998. – Vol. 86. – P. 2278–2324.
2. *Хайкин С.* Нейронные сети: Полный курс : пер. с англ. Н. Н. Куссуль, А. Ю. Шелестова. – 2-е изд., испр. – М.: Изд. дом Вильямс, 2008.
3. Leaf Classification. URL: <https://www.kaggle.com/c/leaf-classification> (дата обращения 09.02.2017).
4. Keras: Deep Learning library for Theano and TensorFlow. URL: <https://keras.io/> (дата обращения 09.02.2017).

КАНИЩЕВ Илья Сергеевич – магистрант кафедры математического моделирования, Вятский государственный университет. 610000, г. Киров, ул. Московская, 36.

E- mail: kanishchev.ilya@gmail.com

ПЕТИК Мария Георгиевна – магистрант кафедры математического моделирования, Вятский государственный университет. 610000, г. Киров, ул. Московская, 36.

E-mail: marypetik@gmail.com