

Курсовой проект по машинному обучению

Максим Слюсаренко, Виктор Шатров, Григорий Шовкопляс



Постановка задачи

- ▶ Выбрать и реализовать алгоритм для распознавания рукописных цифр
- ▶ Сравнить результаты с другими существующими алгоритмами



Dataset

- Dataset MNIST
- ► Самый известный Dataset с рукописными цифрами
- ► Training set на 60000 элементов
- ► Test set на 10000 элементов



Известные алгоритмы решения задачи. Линейный классификатор

- 1. Самый простой метод
- 2. При этом естественно, что самый неточный
- 3. Одноуровневый перцептрон получает 8.4% ошибок
- 4. Попарный линейный классификатор получает 7.6% ошибок



Известные алгоритмы решения задачи. Метод KNN

- 1. Метод К ближайших соседей
- 2. Самая простая реализация получает 5% ошибок
- 3. Самая лучшая реализация с нелинейной деформацией получает 0.52% ошибок



Известные алгоритмы решения задачи. Нейронные сети

- 1. Нейронные сети от 2 до 6 слоев
- 2. Получают от 0.35 до 4.7 % ошибок в зависимости от количества слоев, функции потерь и других настроек



Известные алгоритмы решения задачи. Сверточные нейронные сети

- 1. Сверточные нейронные сети с различной архитектурой и различным количеством слоев
- 2. Получают от 0.23 до 1.7 % ошибок
- 3. Некоторые алгоритмы требуют нормализации по ширине

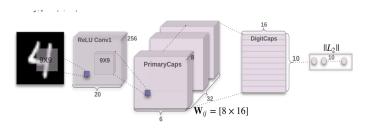


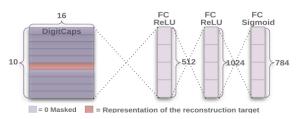
Что хотим использовать для решения задачи?

- ▶ Капсульные нейронные сети
- ▶ Используют немного другую архитектуру по сравнению с обычными или сверточными нейронными сетями
- ▶ Более подробное описание в следующих слайдах



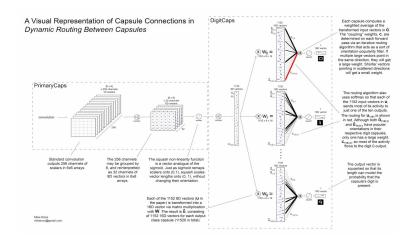
Капсульные нейронные сети. Архитектура







Капсульные нейронные сети. Архитектура





Капсульные нейронные сети. Глобальное описание

- Сначала просто происходит свертка, чтобы получить из картинки матрицу признаков
- ▶ Потом по матрице признаков делается много сверток и получаем слой из 32 сверток
- ► Каждая капсула возвращает не единственное число, как нейрон, а некоторый вектор
- ► При соединении двух капсульных слоев происходит процедура Dynamic Routing
- ► По последнему слою происходит обучение, чтобы длина правильного вектора была как можно больше, а длины неправильных векторов как можно меньше



Капсульные нейронные сети. Dynamic Routing

- Идея состоит в том, чтобы за несколько итераций выделить капсулы предыдущего уровня, которые сильнее всего влияют на результат, то есть попадают ближе к центру текущей капсулы, после чего дать им больше веса в будущем
- Алгоритм:

```
Procedure 1 Routing algorithm.

1: procedure ROUTING(\hat{\mathbf{u}}_{j|i}, r, l)

2: for all capsule i in layer l and capsule j in layer (l+1): b_{ij} \leftarrow 0.

3: for r iterations do

4: for all capsule i in layer l: \mathbf{c}_i \leftarrow \text{softmax}(\mathbf{b}_i) \triangleright softmax computes Eq. 3

5: for all capsule j in layer (l+1): \mathbf{v}_j \leftarrow \mathbf{squash}(\mathbf{s}_j) \triangleright squash computes Eq. 1

7: for all capsule j in layer l and capsule j in layer l and capsule l l
```



Kaпсульные нейронные сети. Формулы в алгоритме Dynamic Routing

4 строка:

$$c_{ij} = \frac{exp(b_{ij})}{\sum exp(b_{ik})}$$

▶ 6 строка:

$$v_j = \frac{||s_j||^2}{1+||s_i||^2} \frac{s_j}{||s_i||^2}$$

• Значение $\hat{u}_{j|i}$ вычисляется перемножением выхода предыдущего шага на матрицу весов W_{ij} следующим образом:

$$\hat{u}_{j|i} = W_{ij}u_i$$



Капсульные нейронные сети. Loss Function

- ▶ Оптимизируется следующая функция: $L_c = T_c \max(0, m^+ ||v_c||)^2 + \lambda(1 T_c) \max(0, ||v_c|| m^-)^2$
- ightharpoonup В этой функции $T_c=1$ тогда и только тогда, когда цифра класса c присутствует
- $m^+ = 0.9$
- ► $m^- = 0.1$
- $\lambda = 0.5$



Капсульные нейронные сети. Заключение

- Утверждается, что данный алгоритм превосходит сверточные нейронные сети за счет того, что не происходит стадии max pool, на которой убирается информация, чтобы уменьшить размерность
- Также утверждается, что при некотором повороте входных данных, данный алгоритм работает проще и интуитивно понятнее, чем сверточные нейронные сети

Наши результаты на обычном MNIST

- ▶ Процент ошибок на MNIST = 0.72 %
- ▶ Не такой большой процент, так как обучали сравнительно небольшое время
- Код на github = https://github.com/MaximSlyusarenko/capsNet



Попробуем с поворотом

► Повернем все картинки MNIST на 15 градусов после обучения на чистом MNIST



Рис.: До



Рис.: После



Попробуем с поворотом

▶ Повернем все картинки MNIST на 30 градусов после обучения на чистом MNIST



Рис.: До



Попробуем с поворотом

▶ Повернем все картинки MNIST на 45 градусов после обучения на чистом MNIST

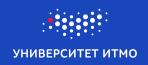


Рис.: До



Наши результаты на MNIST с поворотами

- ▶ После обучения на обычном MNIST
- ▶ При повороте на 15 градусов ошибок = 1.76%
- ▶ При повороте на 30 градусов ошибок = 9.1%
- ▶ При повороте на 45 градусов ошибок = 29.7%



Спасибо за внимание!