UNDERSTANDING DEEP LEARNING REQUIRES RETHINKING GENERALIZATION

Халиков Даниил МОП 162

Мотивация

- Generalization error разница ошибок на обучающих и тестовых выборках.
- В чем различие между хорошо и плохо обобщающими сетями?
- Почему это важно модели становятся более интерпретируемыми, понимание приводит к более надежному построению моделей.

Как можно понять «обобщение»?

• Радемахеровская сложность

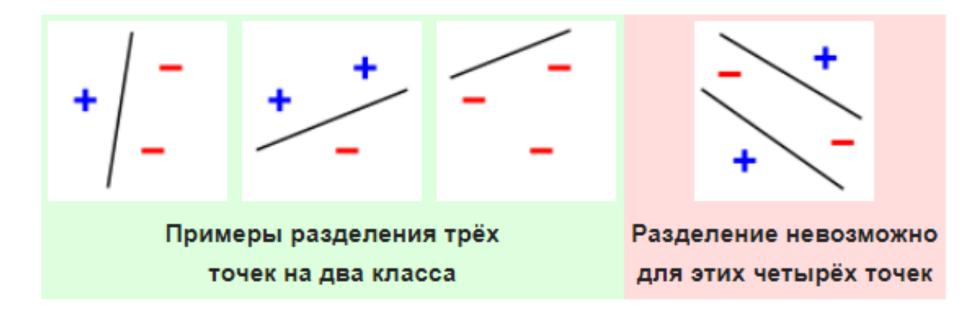
$$\operatorname{Rad}_S(F) = rac{1}{m}\operatorname{E}\!\left[\sup_{f\in F}\sum_{i=1}^m\sigma_if(z_i)
ight]$$

- δ независимые случайные величины равновероятно принимающие +1/-1.
- F семейство функций, в нашем случае нейросеть.

Как можно понять «обобщение»?

- Пусть классификатор f(θ) разбивает множество точек, если при любом присвоении лейблов существует такое θ, что f не делает ошибок на этом множестве.
- Размерность Вапника-Червоненкиса такое максимальное количество точек, что f будет их разбивать.

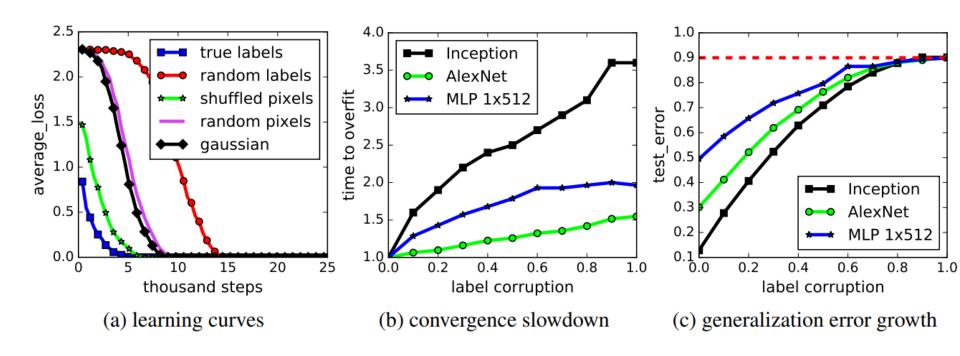
Размерность Вапника-Червоненкиса



Randomization-тесты

- Partially corrupted labels
- Random labels
- Shuffled pixels
- Random pixels
- Gaussian

Результаты



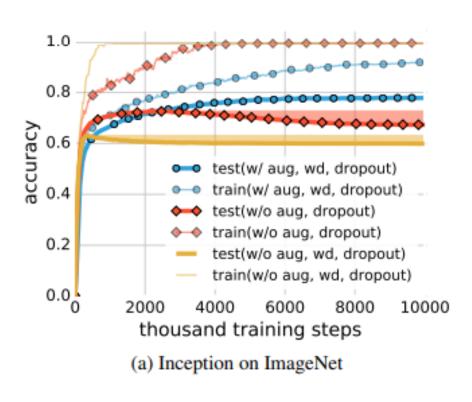
Результаты

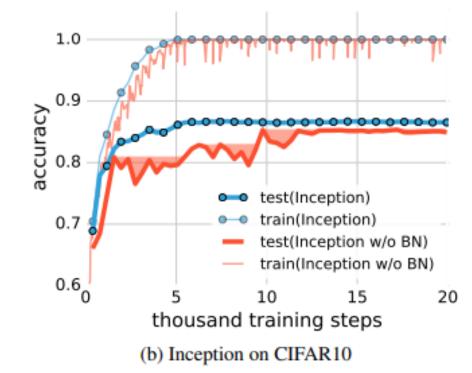
- Глубинные нейросети легко достигают нулевой ошибки на обучающей выборке и способны «запомнить» ее.
- Радемахеровская сложность и VCразмерность не подходят для объяснения наблюдаемых явлений.
- Процесс обучения остается таким же легким, время обучения возросло на малую константу.

Регуляризация

- Используются:
 - Dropout
 - Batch-normalization
 - Data augmentation
 - Weight decay

Регуляризация





Выводы

- Лучше менять саму архитектуру сети, чем добавлять регуляризаторы.
- Регуляризация может помочь обобщению, но она ни необходима, ни достаточна для нее.
- BN в целом улучшает обобщение.
- Ранняя остановка обучения иногда улучшает обобщение.

Finite-Sample Expressivity

- В большинстве работ рассматривается вся область выборок и какие функции могут или не могут быть представлены нейросетью.
- В целом k-глубинные сети в целом более успешны чем (k 1)-глубинные.
- Более применимо на практике выразительность на конечном сэмпле размера n.

Finite-Sample Expressivity

• Даже двухслойная нейросеть может представлять любую функцию на выбранном сэмпле размера n, если количество параметров р больше n.

• Теорема:

 Существует двухслойная нейросеть с ReLuактивациями и 2n+d параметрами, что она может представить любую функцию на сэмпле размером n в d размерностях.

Приложение к линейным моделям

- Выборка из точек размера n вида (x, y) где x
 d размерный вектор, y лейбл.
- Решаем следующую задачу:

$$\min_{w \in \mathbb{R}^d} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \operatorname{loss}(w^T x_i, y_i)$$

• Если d >= n, то можем соответствовать любой разметке.

Приложение к линейным моделям

- X n d матрица, где i строчка – x_{i}^{T}
- Если X имеет ранг n, то Xw = у имеет бесконечное множество решений.
- Все ли они обобщают одинаково хорошо?
- Исследуем к чему будет сходиться SGD:

$$w_{t+1} = w_t - \eta_t e_t x_{i_t}$$

• Если $w_0=0$,то $w=\sum_{i=1}^n lpha_i x_i$, а значит $w=X^Tlpha$

Приложение к линейным моделям

• Подставляем

$$XX^T\alpha = y$$

- Имеем единственное решение
- Такой "kernel trick" дает удивительно хорошие результаты, на MNIST без препроцессинга тест-ошибка всего 1,2%
- SGD сходится к решению с минимальной нормой.

Заключения

- Эффективная емкость успешных архитектур способна покрыть обучающую дату.
- Эти модели достаточны чтобы запомнить ее.
- Традиционные способы не способны объяснить обобщающую способность больших нейросетей.
- Оптимизация остается такой же легкой, даже если итоговая модель плохо обобщает.

Список используемой литературы

https://arxiv.org/pdf/1611.03530.pdf

Список вопросов

- 1)Опишите, как SGD играет роль регуляризатора в линейной модели (описать шаги без подробностей).
- 2)Какую роль играют регуляризаторы в обобщающей способности сетей?
- 3)Напишите формулу Радемахеровской сложности, какой у нее тривиальный верхний предел для задачи бинарной классификации?