Определение параметров нейросети, подлежащих оптимизации

Кирилл Федорович Муравьев

Московский физико-технический институт

Курс: Численные методы обучения по прецедентам (практика, В.В. Стрижов)/Группа 594, весна 2018

Цель исследования

Проблемы

- Обучение глубоких нейросетей требует больших вычислительных ресурсов.
- Разные параметры нейросети сходятся с разной скоростью.

Было предложено

- Определять параметры, дальнейшая оптимизация которых не принесет результата, и удалять их из множества оптимизируемых параметров.
- Определять параметры, влияние которых на предсказания сети мало, и удалять их из множества весов сети.

Цели исследования

Получить метод определения параметров, не требующих дальнейшей оптимизации.

Литература

- Alex Graves: Practical Variational Inference for Neural Networks
- Chunyan Li, Changoyou Chen, David Carlson, Lawrence Carin: Preconditioned Stochastic Gradient Langevin Dynamics for Deep Neural Networks. 2015
- Max Welling, Yee Whye Teh: Bayesian Learning via Stochastic Gradient Langevin Dynamics

Постановка задачи

- ullet Дана выборка $\mathfrak{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^m$ и нейросеть $f_{\mathbf{w}_0}$.
- T градиентный оператор: $T(\mathbf{w}) = \mathbf{w} \gamma \nabla L(\mathbf{w}, \mathfrak{D}')$.
- α вектор оптимизируемых параметров, β вектор параметров, включенных в нейросеть.
- $T|_{\alpha}(\mathbf{w}) = \mathbf{w} \gamma \alpha \odot \nabla L(\mathbf{w}, \mathfrak{D})$ градиентный оператор для вектора α параметров, включенных в оптимизацию.
- ullet Ищем оптимальные вектора lpha и eta:

$$\arg\min_{\boldsymbol{\alpha}\in\{0,1\}^N,||\boldsymbol{\alpha}||_1=k} \min_{\boldsymbol{\beta}\in\{0,1\}^N,||\boldsymbol{\beta}||_1=l} \mathcal{L}(\boldsymbol{\beta}\odot(\boldsymbol{T}|_{\boldsymbol{\alpha}})^{\eta_1}(\boldsymbol{T}^{\eta_0}(\mathbf{w}_0)),\mathfrak{D})$$

Базовый алгоритм

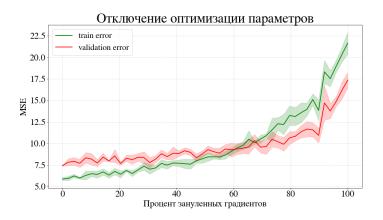
Будем считать подлежащими дальнейшей оптимизации параметры с максимальной суммой абсолютных значений градиента функции потерь за последние t шагов:

$$\alpha = \arg\max_{\boldsymbol{\alpha} \in \{0,1\}^N, ||\boldsymbol{\alpha}||_1 = k} \boldsymbol{\alpha} \cdot \sum_{i=0}^{t-1} |\nabla \mathcal{L}(T^{\eta_0 - i}(\mathbf{w}_0), \mathfrak{D})|$$

Оставим в сети параметры с наибольшими абсолютными значениями весов, веса остальных занулим:

$$\beta = \arg\max_{\boldsymbol{\beta} \in \{0,1\}^N, ||\boldsymbol{\beta}||_1 = l} \boldsymbol{\beta} \cdot |(T|_{\boldsymbol{\alpha}})^{\eta_1} (T^{\eta_0}(\mathbf{w}_0))|$$

Вычислительный эксперимент



Вычислительный эксперимент



Выводы

- Представлена формальная постановка задачи для выборочной оптимизации глубоких нейросетей.
- Построена экспериментальная зависимость качества предсказания от доли оптимизируемых параметров и от степени прореживания нейросети.
- Планируется проведение экспериментов с использованием precondition-матрицы.