Дифференцированный поиск ансамблей нейронных сетей с контролем их разнообразия

Бабкин Пётр, Яковлев Константин, Петрушина Ксения

Конференция МФТИ

План работы

Цель исследования:

Предложить метод ансамблирования нейросетей на основе методов поска нейросетевых архитектур (NAS)

Проблема:

Методы NAS являются вычислительно затратными для каждой отдельной архитектуры. При обобщении методов на ансамбль сложность поиска архитектур растет линейно

Предлагаемый метод:

Предлагается рассматривать структуру модели как сложную функцию (гиперсеть), которая зависит от параметра разнообразия моделей, входящих в ансамбль

Постановка задачи

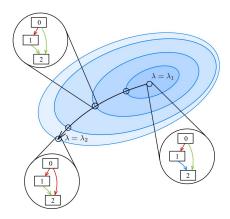
Общая задача по поиску ансамбля нейронных сетей

$$\begin{aligned} \min_{S} \mathcal{L}_{\textit{val}} \left(\frac{1}{|S|} \sum_{\alpha \in S} f(\textbf{\textit{w}}_{\alpha}^{*}, \alpha) \right) \\ s.t. \quad \forall \alpha \in S \quad \textbf{\textit{w}}_{\alpha}^{*} = \arg\min_{\textbf{\textit{w}}} \mathcal{L}_{\textit{train}}(f(\textbf{\textit{w}}_{\alpha}^{*}, \alpha)) \end{aligned}$$

Проблемы:

- ▶ Экспоненциально большое пространство структур
- Экспоненциально большое количество возможных ансамблей

Модель и гипотезы



Пространство структур

- Пространство структур непрерывно
- Структуры в пространстве отличаются в смысле общих ребер
- Чем дальше структура от оптимальной, тем хуже ее предсказательные способности
- Разнообразие структур и их предсказательные способность важны для построения ансамбля

Метод

Мы получаем структуры с помощью гиперсети, параметрического отображения

$$h: [0,\Lambda] \times \mathbb{R}^u \to \mathbb{R}^s$$
,

где \mathbb{R}^u- пространство параметров гиперсети, и \mathbb{R}^s- пространство структур, $\Lambda-$ максимальное возможное число общих ребер Наша постановка задачи

$$\min_{\mathbf{a}} \mathbb{E}_{\lambda \sim U(0,\Lambda)} [\mathcal{L}_{\textit{val}}(\mathbf{w}^*, \alpha(\mathbf{a}, \lambda)) - C(\lambda - \langle \alpha^*, \textit{GS}(\alpha(\mathbf{a}, \lambda)) \rangle)^2]$$

$$s.t. \quad \mathbf{w}^* = \arg\min_{\mathbf{w}} \mathbb{E}_{\lambda \sim U(0,\Lambda)} [\mathcal{L}_{\textit{train}}(\mathbf{w}, \alpha)],$$

где λ это параметр, показывающий схожесть сетей в терминах ребер, α^*- оптимальная структура, а GS- эффективный параметрический метод сглаживания структуры

Алгоритм EdgeNES

Algorithm EdgeNES

```
Initialize: n \in \mathbb{N}, \mathcal{S}' = \varnothing, N \in \mathbb{N} \alpha^* \leftarrow result of NAS

Train hypernetwork \alpha using problem above and \alpha^* for i = 1, \ldots, N do

Sample \lambda \sim p(\Lambda)
\mathcal{S} \leftarrow \mathcal{S} \cup \{\alpha(\lambda, \alpha^*)\} end for
\mathcal{S} \leftarrow best performing ensemble of size n from \mathcal{S}'

Return: \mathcal{S} as a resulting ensemble
```

Цели вычислительного эксперимента

Провести эксперименты по предложенному методу на CIFAR100 с двумя основными целями

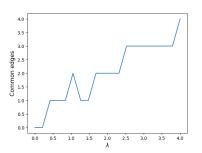
Исследовать сэмплируемые структуры

- ▶ Исследовать предсказательную способность структур
- Исследовать разнообразие структур

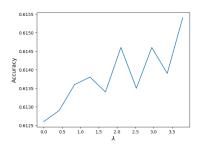
Проверить эффективность метода

- Проверить эффективность ансамблирования
- Сравниться с другими методами по вермени работы и по качеству построенного ансамбля

Полученные структуры



Зависимость общих ребер от степени разнообразия



Зависимость точности предсказаний от степени разнообразия

Результирующий ансамбль

| Метод | GPU-часы | Точность |
|-----------------------|------------|------------------|
| Ансамблирование DARTS | \sim 4.2 | 61.60 ± 0.43 |
| Случайные ребра | ~ 1.2 | 55.60 ± 6.03 |
| Наш метод | ~ 2.8 | 61.46 ± 0.62 |

Результаты экспериментов на CIFAR100.

Достигнутые результаты

- Был предложен алгоритм по сэмплированию ансамблей моделей глубокого обучения
- Показана возможность контроля разнообразия архитектур в ансамбле
- Показано, что данный метод работает быстрее базового алгоритма без сильного ущерба качеству

Литература

- ➤ Yao Shu1, Yizhou Chen, Zhongxiang Dai, Bryan Kian, Hsiang Low: Neural Ensemble Search via Bayesian Sampling
- ► Hanxiao Liu, Karen Simonyan, Yiming Yang: DARTS: Differentiable Architecture Search
- Konstantin Yakovlev, Olga Grebenkova, Oleg Bakhteev, Vadim Strijov: Neural Architecture Search with Structure Complexity Control
- Ashwin Raaghav Narayanan, Arber Zela, Tonmoy Saikia, Thomas Brox, Frank Hutter: Multi-headed Neural Ensemble Search