

# Дифференцируемый алгоритм поиска архитектуры модели с контролем её сложности

Константин Дмитриевич Яковлев

Московский физико-технический институт

*Курс:* Автоматизация научных исследований  
(практика, В. В. Стрижов)/Группа 874

*Эксперт:* В. В. Стрижов

*Консультант:* О. С. Гребенькова, О. Ю. Бахтеев

2021

# Цель исследования

## Цель

Предложить метод поиска архитектуры модели глубокого обучения с контролем сложности модели.

## Проблема

Семейство моделей глубокого обучения имеет избыточное число параметров. Использование моделей, работающих с дискретной архитектурой, является вычислительно сложной задачей.

## Метод решения

В основе метода лежит дифференцируемый алгоритм поиска архитектуры (DARTS). Гиперсеть выступает в качестве функции релаксации. Гиперсеть – это модель, генерирующая параметры другой модели.

# DARTS и линейная гиперсеть

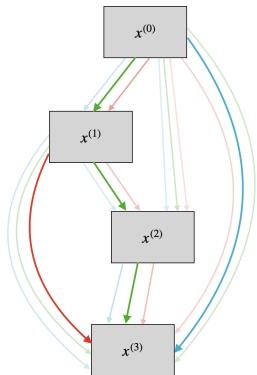


Рис.: Структура ячейки

- ▶ Значения в узлах:  
$$x^{(j)} = \sum_{i < j} o^{(i,j)}(x^{(i)})$$
- ▶ Смешанная операция:  
$$\hat{o}^{(i,j)}(x) = \sum_{o \in \mathcal{O}} \alpha_o^{(i,j)} o(x)$$
- ▶ Линейная гиперсеть:  
$$G_{\text{linear}}(\lambda) = \lambda b_1 + b_2$$
  
$$\alpha = G_{\text{linear}}(\lambda)$$



Hanxiao Liu and Karen Simonyan and Yiming Yang. *DARTS: Differentiable Architecture Search*. CoRR, 2018.



David Ha and Andrew M. Dai and Quoc V. Le. *HyperNetworks*. CoRR, 2016.

# Постановка задачи поиска архитектуры ячейки

► Узлы:

$\{x^{(i)}\}_{i=1}^N$  – узлы ориентированного ациклического графа.

► Значение в текущем узле:

$$x^{(j)} = \sum_{i < j} o^{(i,j)}(x^{(i)}) \quad o^{(i,j)} \in \mathcal{O}$$

► Смешанная операция:

$$\hat{o}^{(i,j)}(x) = \sum_{o \in \mathcal{O}} \alpha_o^{(i,j)} o(x)$$

► Вектор параметров архитектуры:

$$\alpha = [\alpha^{(i,j)}]$$

## Гиперсеть

$$G : \Lambda \times \mathbb{U} \rightarrow \mathbb{A}$$

$\mathbb{A}$  – пространство параметров архитектуры,  $\mathbb{U}$  – множество параметров гиперсети.

- ▶ Вектор параметров архитектуры определяется гиперсетью:

$$\alpha = \lambda b_1 + b_2$$

- ▶ Задача оптимизации:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} \mathcal{L}_{\text{val}}(w^*(\alpha), \alpha), \\ \text{s.t. } w^* = \arg \min_w \mathcal{L}_{\text{train}}(w, \alpha) \end{aligned}$$

## ► Алгоритм DARTS:

---

### Algorithm 1 DARTS – Differentiable Architecture Search

---

- 1: Для каждого узла создадим смешанную операцию  $\hat{o}^{(i,j)}$ , параметризованную  $\alpha^{(i,j)}$
  - 2: **while** алгоритм не сошелся **do**
  - 3:   обновить  $\alpha$ :  $\nabla_{\alpha} \mathcal{L}_{\text{val}}(\mathbf{w} - \xi \nabla_{\mathbf{w}} \mathcal{L}_{\text{train}}(\mathbf{w}, \alpha), \alpha)$
  - 4:   обновить веса  $\mathbf{w}$ :  $\nabla_{\mathbf{w}} \mathcal{L}_{\text{train}}(\mathbf{w}, \alpha)$
  - 5: **end while**
  - 6: получить окончательную архитектуру из полученного  $\alpha$
- 

## ► Получение дискретной архитектуры:

$$o^{(i,j)} = \arg \max_{o \in \mathcal{O}} \alpha_o^{(i,j)}$$

# Вычислительный эксперимент

## Цель

Получение зависимости качества работы предложенного метода от параметра гиперсети  $\lambda \in \{10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}\}$

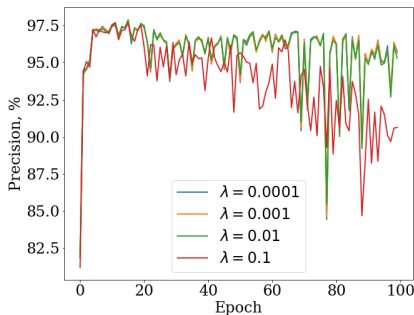
## Критерий качества

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}}$$



# Результаты вычислительного эксперимента

Рис.: Зависимость качества модели от числа прошедших эпох для разных параметров  $\lambda$  гиперсети.



Для  $\lambda = 0.1$  качество модели заметно хуже, чем для других значениях  $\lambda$ . Также для каждой эпохи и для каждого  $\lambda \in \{10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}\}$  качество модели практически не меняется.

## Анализ ошибки

Модель	Precision, %			
	эпоха 30	эпоха 50	эпоха 70	эпоха 100
Hypernet, $\lambda = 0.1$	96.3500	95.4800	94.1200	90.6333
Hypernet, $\lambda = 0.01$	95.8900	96.7167	91.0633	95.3133
Hypernet, $\lambda = 0.001$	95.9133	96.6200	90.6400	95.6400
Hypernet, $\lambda = 0.0001$	95.9733	96.5367	90.4067	95.7533
DARTS, $\lambda = 0.1$	86.6000	87.3967	89.3433	89.5067
DARTS, $\lambda = 0.01$	84.1333	90.6333	91.9100	92.7333
DARTS, $\lambda = 0.001$	97.6533	97.5800	98.0833	97.9467
DARTS, $\lambda = 0.0001$	<b>98.5800</b>	<b>98.8867</b>	<b>98.9467</b>	<b>99.2400</b>

**Таблица:** Результаты базового и основного экспериментов.  
Приведены значения качества моделей на валидации.

## Перечислите ваши результаты

- ▶ Предложен метод, позволяющий контролировать сложность модели в процессе поиска архитектуры.
- ▶ Метод обладает тем свойством, что изменение сложности итоговой модели происходит заменой параметра  $\lambda$  гиперсети без дополнительного обучения.
- ▶ Также результаты показывают, что данный метод сопоставим по качеству на валидационной выборке с DARTS.