Дистилляция знаний в глубоких сетях и выравнивание структур моделей

Михаил Сергеевич Олейник

Московский физико-технический институт

Курс: Моя первая научная статья

Эксперт: О. Ю. Бахтеев

Консультант: М. Горпинич

2023

Цели исследования

Проблема: сложно проводить дистилляцию, если ученик и учитель имеют сильно отличающиеся архитектуры. А если не сложно, то это дистилляция по Хинтону.

Цель: предложить метод дистилляции, который будет работать для разных архитектур и с разным количеством слоёв.

Литература

- Sungsoo Ahn et al. "Variational information distillation for knowledge transfer"
- Nikolaos Passalis, Maria Tzelepi, and Anastasios Tefas. "Heterogeneous knowledge distillation using information flow modeling"
- M Gorpinich, O Yu Bakhteev, and VV Strijov. "Gradient methods for optimizing metaparameters in the knowledge distillation problem"

Постановка задачи

Дана выборка для задачи классификации на K классов:

$$\mathfrak{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^{m},\ \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n,\ y_i \in \mathbb{Y} = \{1, \ldots, K\},$$

$$\mathfrak{D} = \mathfrak{D}_{\text{train}} \bigsqcup \mathfrak{D}_{\text{test}}.$$

Обозначим:

- $\mathbf{f}$ — модель учителя, обученная на $\mathfrak{D}_{\text{train}}$
- $\mathbf{g}$ — модель ученика, которую предстоит обучить
- T — количество слоев в учителе
- S — количество слоев в ученике
- t_i — активации в i-м слое учителя
- s_i — активации в i-м слое ученика

Постановка задачи

Функцию потерь ученика представим как:

$$\mathcal{L} = \beta \mathcal{L}_{\text{task}} - (1 - \beta) \sum_{i,j=1}^{T,S} \lambda_{i,j} I(t_i, s_j),$$

Где:

- $\mathcal{L}_{\text{task}}$ — функция потерь для решения задачи классификации (кросс-энтропия),
- $I(t_i, s_j)$ — взаимная информация,
- β и $\lambda_{i,j}$ — гиперпараметры.

Взаимная информация

Метод вариации нижней границы:

$$I(t,s) = H(t) - H(t|s) \geq H(t) + E_{t,s}[\log q(t|s)]. \qquad (1)$$

Вариационное распределение:

$$-\log q(t|s) = -\sum_{c=1}^{C}\sum_{h=1}^{H}\sum_{w=1}^{W} \log q(t_{c,h,w}|s) =$$

$$= \sum_{c=1}^{C}\sum_{h=1}^{H}\sum_{w=1}^{W} \log \sigma_c + \frac{(t_{c,h,w} - \mu_{c,h,w}(s))^2}{2\sigma_c^2} + constant. \qquad (2)$$

Обучаемые параметры:

$$\sigma_c^2 = \log\left(1 + e^{\alpha_c}\right) + \epsilon$$

$$\mu_{c,h,w}(s) = \mu(s)_{c,h,w}$$

Схема метода

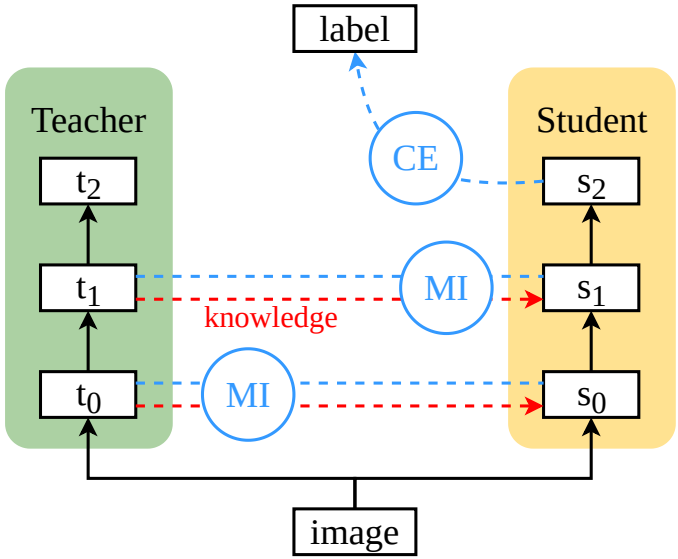


Рис.: Базовый метод [a]

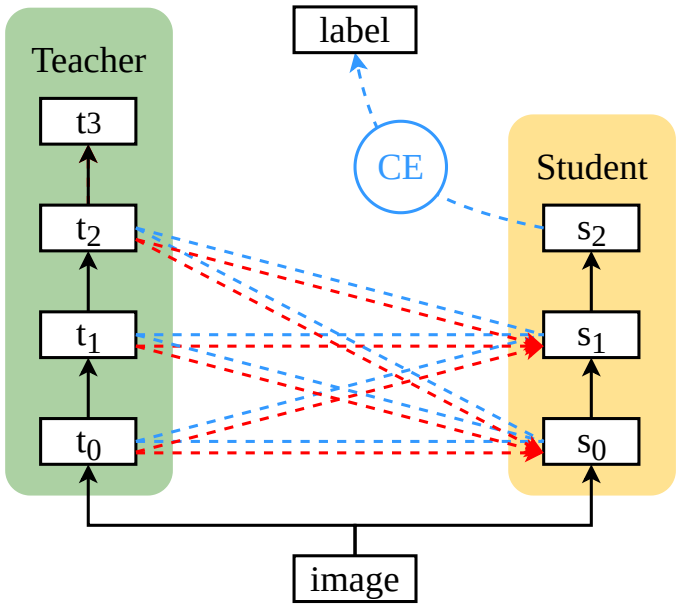


Рис.: Предлагаемый метод

[a] Sungsoo Ahn et al. "Variational information distillation for knowledge transfer"

$$\mathcal{L} = \beta \mathcal{L}_{\text{CE}} - (1-\beta) \sum_{i,j=1}^{T,S} \lambda_{i,j} I(t_i, s_j) \tag{3}$$

Вычислительный эксперимент

Датасеты:

- CIFAR10

Модели:

- ConvVeryTiny
- ConvTiny
- ResNet10
- ResNet18

Метрики:

- accuracy

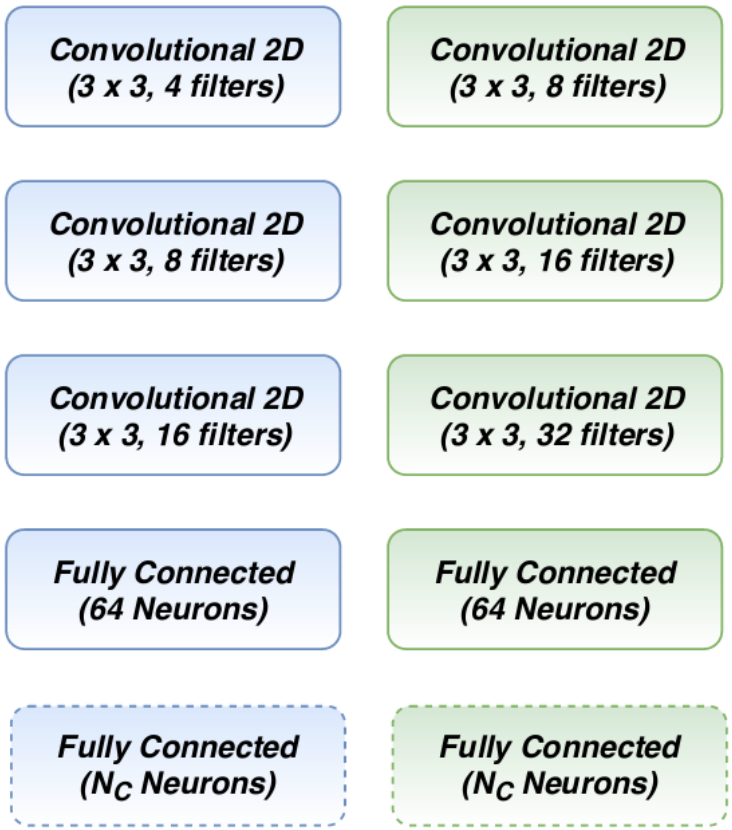


Рис.: Схема моделей ConvVeryTiny и ConvTiny

Эксперимент 1

Учитель: ConvTiny.
Ученик: ConvVeryTiny.

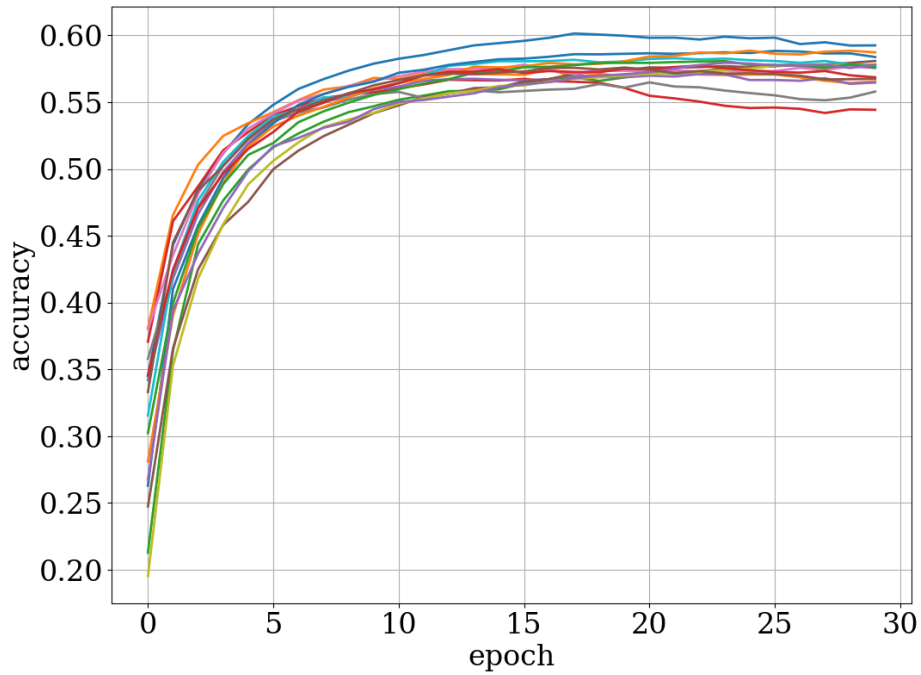
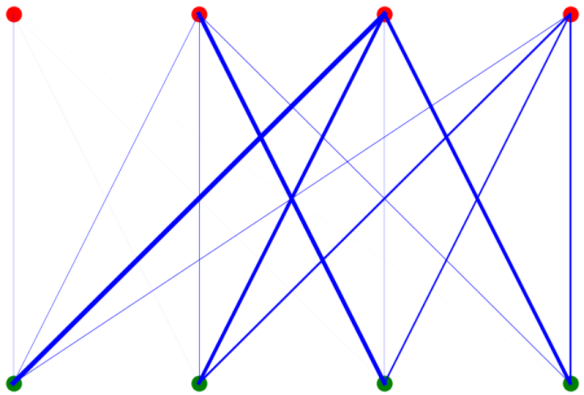


Рис.: Точность от эпохи при дистилляции каждый с каждым

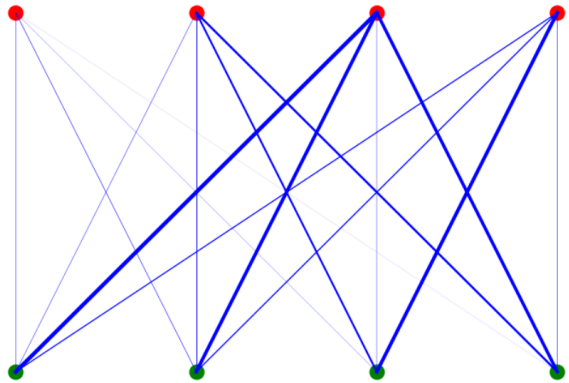
Дистилляция	—	Хинтона	попарная	каждый с каждым
Учитель	0.58	—	—	—
Ученик	0.54	0.56	0.58-0.59	0.58-0.59

Таблица: Сравнение качества моделей на тестовой выборке

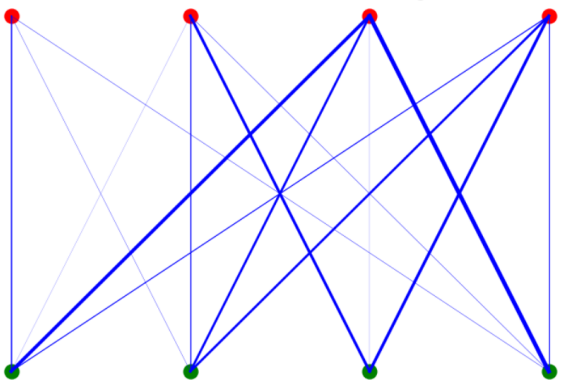
Эксперимент 1



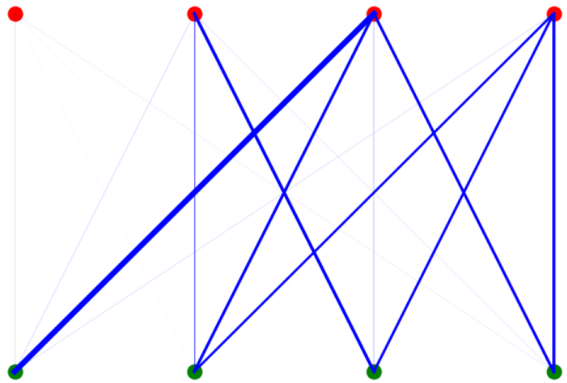
a)



b)



c)



d)

Рис.: Иллюстрация коэффициентов у четырех лучших моделей по качеству. Зелёные точки — слои ученика, красные — слои учителя. Чем толще линия, тем больше коэффициент у соответствующей связи.

Эксперимент 2

Учитель: ResNet10.
Ученик: ConvTiny.

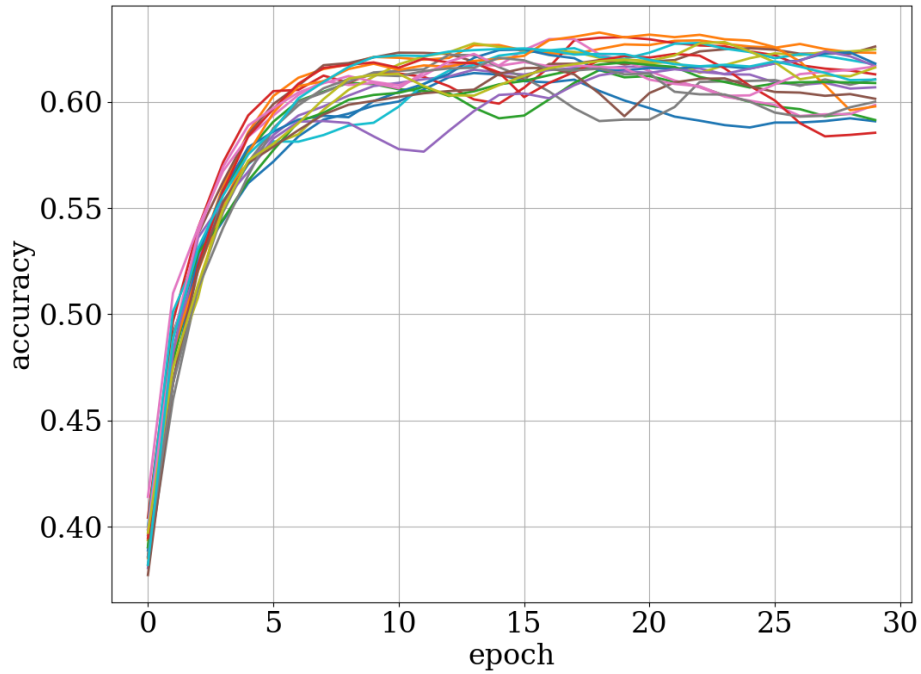


Рис.: Точность от эпохи при дистилляции каждый с каждым

Дистилляция	—	Хинтона	каждый с каждым
Учитель	0.68	—	—
Ученик	0.58	0.60	0.63

Таблица: Качество моделей при дистилляции на тестовой выборке

Эксперимент 2

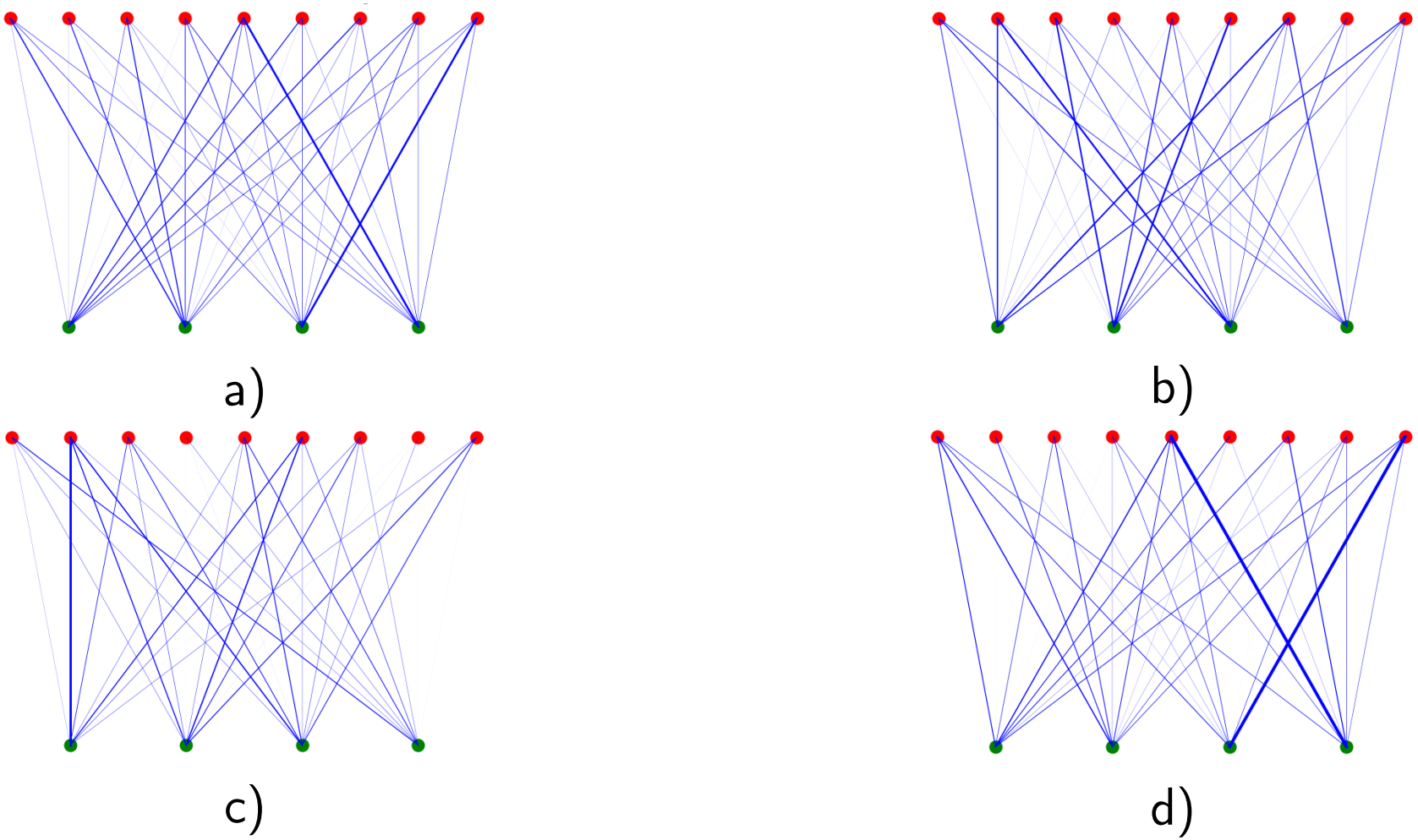


Рис.: Иллюстрация коэффициентов у четырех лучших моделей по качеству. Зелёные точки — слои ученика, красные — слои учителя. Чем толще линия, тем больше коэффициент у соответствующей связи.

Заключение

Был предложен метод дистилляции знаний, который можно применить к моделям с разным количеством слоев и/или разными архитектурами, который выдает большее качество, чем дистилляция Хинтона. Однако, к недостаткам данного подхода можно отнести большие требования по памяти и времени, если модель учителя и/или ученика имеет большое количество слоёв. В дальнейших планах стоит более тщательное изучение влияния связей между слоями на итоговый результат, что потенциально и может свести недостатки подхода к минимуму.