Дистилляция моделей на многодоменных выборках

К. М. Баязитов

Выпускная квалификационная работа
03.03.01 — Прикладные математика и физика
Научный руководитель: д.ф.-м.н. В. А. Семенов
Научный консультант: к.ф.-м.н. А. В. Грабовой

21 июня 2022 г.

Слайд об исследованиях

Исследуется задача построения моделей глубокого обучения на основе предобученных моделей на выборках из близких генеральных совокупностей.

Цель исследования —

Адаптация моделей машинного обучения при переходе к данным из близких генеральных совокупностей.

Предложенный метод —

Дистилляции моделей в случае когда выборки учителя и ученика из разных генеральных совокупностей.

Решение

Предлагается при обучении модели ученика использовать не только метки учителя и истинные метки, а также связь между двумя выборками.

Базовая постановка задачи дистилляции

Заданы

1) выборка:

$$\mathfrak{D} = (\mathbf{X}, \mathbf{Y}), \quad \mathbf{X} \in \mathbb{X}, \quad \mathbf{Y} \in \{1, ..., R\},$$

2) параметрическое семейство функций:

$$\mathfrak{F} = \{\mathbf{f} | \mathbf{f} = \text{softmax}(\mathbf{v}(\mathbf{x})/T), \mathbf{v} : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^R\}.$$

Выбирается оптимальная модель учителя $\hat{\mathbf{f}} \in \mathfrak{F}$.
Требуется выбрать модель ученика $\mathbf{g}$ из параметрического семейства функций:

$$\mathfrak{G} = \{\mathbf{g} | \mathbf{g} = \text{softmax}(\mathbf{z}(\mathbf{x})/T), \mathbf{z} : \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^R\}.$$

Оптимизационная задача:

$$\hat{\mathbf{w}} = \arg\min_{\mathbf{w} \in \mathbb{W}} \mathcal{L}(\mathbf{w}, \mathbf{X}, \mathbf{Y}, \hat{\mathbf{f}}),$$

где $\mathcal{L}$ — функция ошибки.

Постановка задачи дистилляции для многодоменной выборки

Определение

Генеральная совокупность объектов B называется близкой к совокупности A, если существует инъективное отображение $\varphi : A \to B$

Заданы

1) исходный и целевой наборы данных из близких генеральных совокупностей:

$$\mathfrak{D}_s = (\mathbf{X}_s, \mathbf{Y}_s), \quad \mathbf{X}_s \in \mathbb{X}_s, \quad \mathbf{Y}_s \in \mathbb{Y},$$

$$\mathfrak{D}_t = (\mathbf{X}_t, \mathbf{Y}_t), \quad \mathbf{X}_t \in \mathbb{X}_t, \quad \mathbf{Y}_t \in \mathbb{Y},$$

2) модель учителя на выборке большей мощности:

$$\hat{\mathbf{f}} : \mathbb{X}_s \to \mathbb{Y}', \quad \mathbb{Y}' - \text{пространство оценок}$$

3) связь между исходной и целевой выборками:

$$\varphi : \mathbb{X}_t \to \mathbb{X}_s.$$

Требуется получить модель ученика для малоресурсной выборки:

$$\mathbf{g} : \mathbb{X}_t \to \mathbb{Y}'.$$

Предложенный метод

Предлагается при обучении модели ученика использовать

1) ответы модели учителя
$$\hat{\mathbf{f}} : \mathbb{X}_s \to \mathbb{Y}',$$
2) связь между выборками
$$\varphi : \mathbb{X}_t \to \mathbb{X}_s.$$

Функция ошибки, учитывающая метки учителя и связь между выборками

$$\mathcal{L}(\mathbf{w}, \mathbf{X}, \mathbf{Y}, \hat{\mathbf{f}}, \varphi) = -\lambda \sum_{i=1}^{m} \sum_{r=1}^{R} \mathsf{I}[y_i = r] \log g^r(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}) - (1-\lambda) \sum_{i=1}^{m} \sum_{r=1}^{R} (f \circ \varphi)^r(\mathbf{x}_i) \log g^r(\mathbf{x}_i, \mathbf{w}),$$

где λ — метапараметр, задающий вес дистилляции, I — индикаторная функция.
Оптимизационная задача:

$$\hat{\mathbf{w}} = \arg\min_{\mathbf{w} \in \mathbb{W}} \mathcal{L}(\mathbf{w}, \mathbf{X}, \mathbf{Y}, \hat{\mathbf{f}}, \varphi).$$

Экспериментальные данные

Заданы выборки:

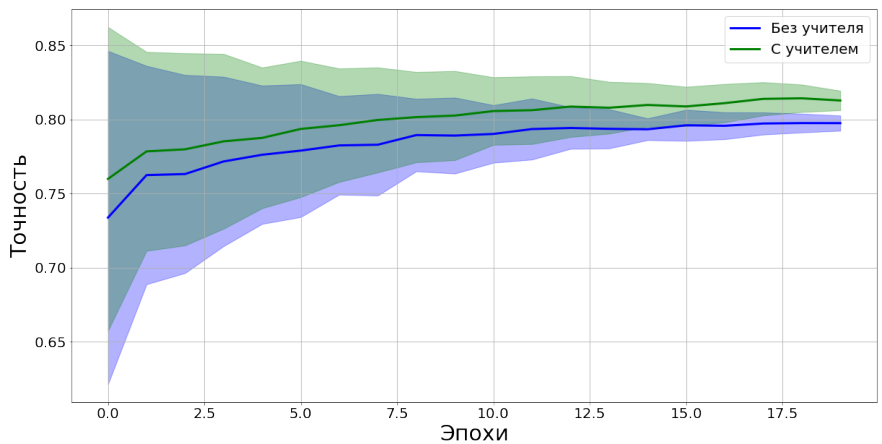
1) FashionMNIST — набор изображений предметов одежды,
2) MNIST — набор изображений рукописных цифр.

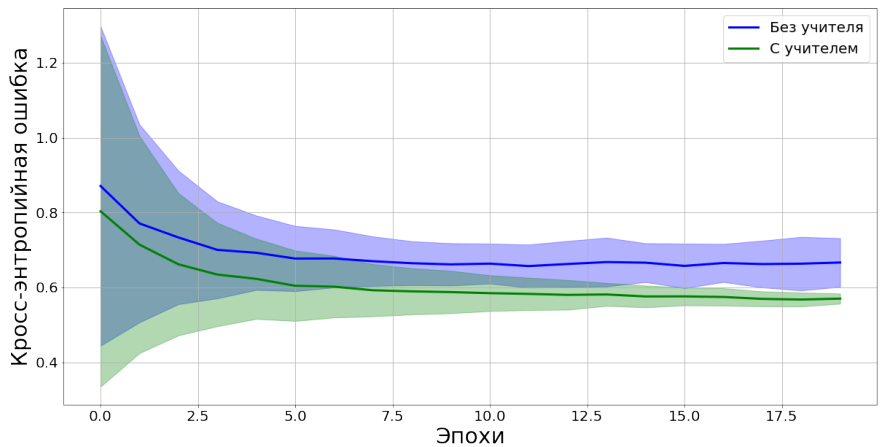
Выборка	Пояснение	Размер выборки
FashionMNIST-Train	Обучающая часть	60000
FashionMNIST-Big	Многоресурсная часть	59000
FashionMNIST-Small	Малоресурсная часть	1000
FashionMNIST-Test	Тестовая часть	10000
MNIST-Train	Обучающая часть	60000
MNIST-Big	Многоресурсная часть	59000
MNIST-Small	Малоресурсная часть	1000
MNIST-Test	Тестовая часть	10000

Анализ дистилляции на малоресурсной части

1) Модель учителя обучается на FashionMNIST-Big,
2) Модель ученика обучается на FashionMNIST-Small, тестируется на FashionMNIST-Test.

На графиках показаны метрики точности и кросс-энтропийной ошибки модели ученика.



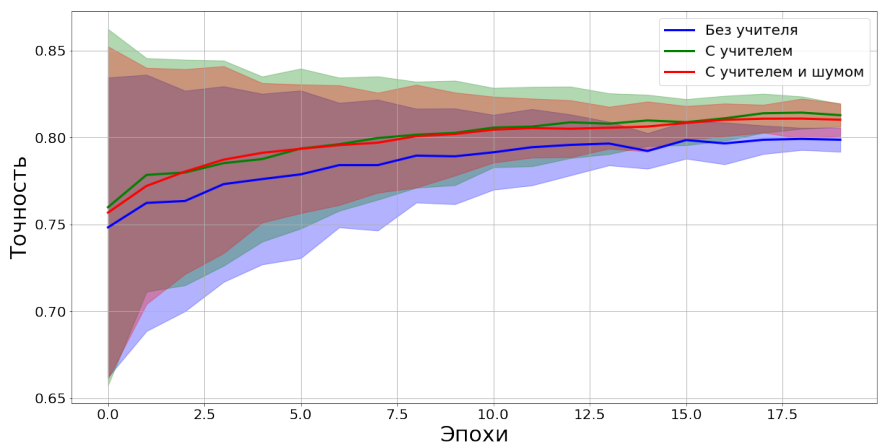


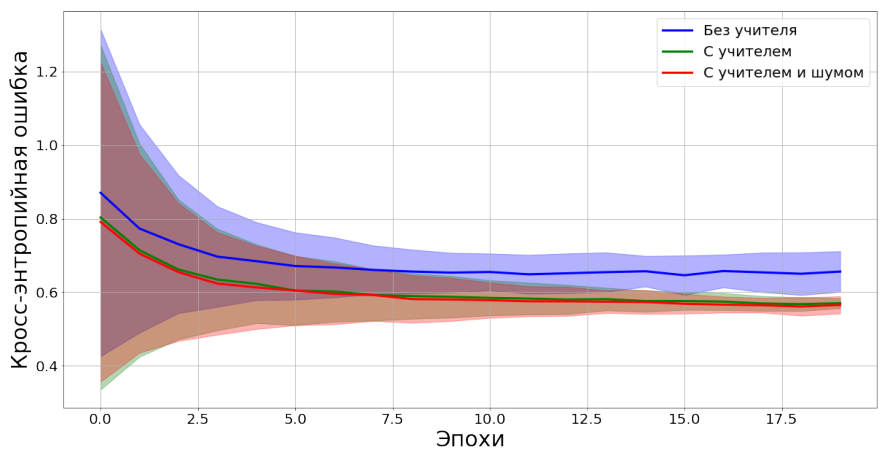
Модель, использующая метки учителя, показывает лучшее значение точности и кросс-энтропийной ошибки, чем модель без учителя.

Анализ дистилляции с нормальным шумом

1) Модель учителя обучается на FashionMNIST-Big с шумом $\mathcal{N}\left(0, \frac{1}{10}\right)$,
2) Модель ученика обучается на FashionMNIST-Small, тестируется на FashionMNIST-Test.

В качестве отображения φ используется нормальный шум $\mathcal{N}\left(0, \frac{1}{10}\right)$.
На графиках показаны метрики точности и кросс-энтропийной ошибки модели ученика.



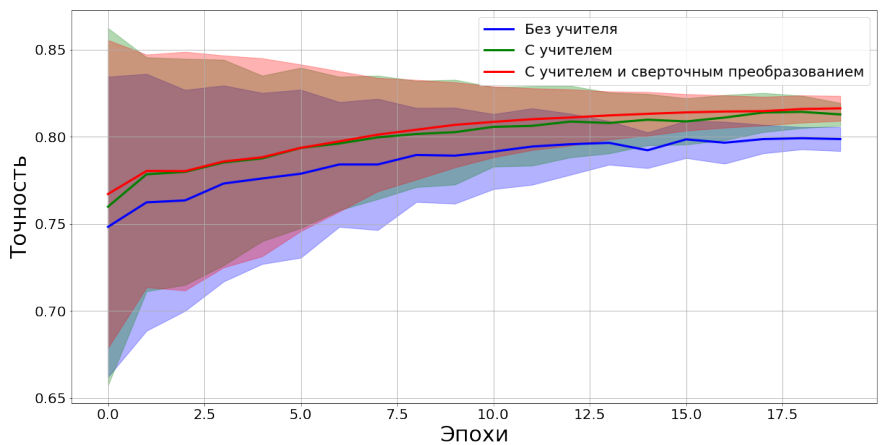


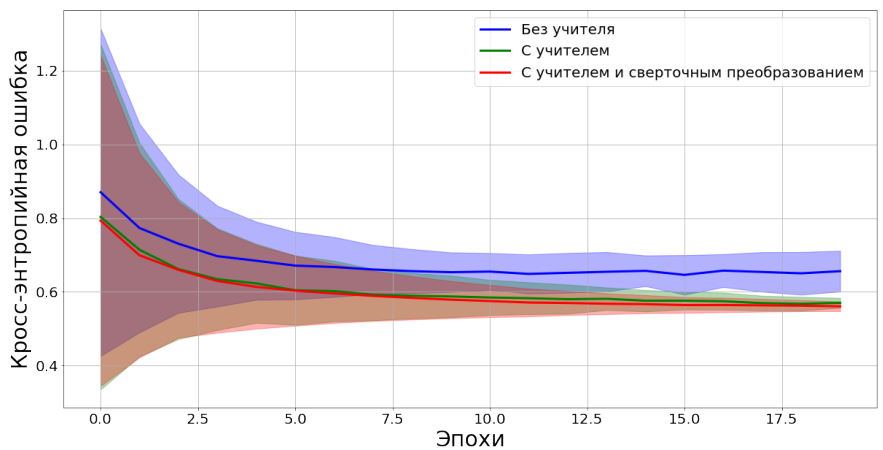
Модель, использующая метки учителя с применением шума, показывает лучшее значение точности и кросс-энтропийной ошибки, чем модель без учителя.

Анализ дистилляции со сверточным преобразованием

1) Модель учителя обучается на FashionMNIST-Big со сверточным преобразованием с размером ядра, равным 5,
2) Модель ученика обучается на FashionMNIST-Small, тестируется на FashionMNIST-Test.

В качестве отображения φ используется сверточное преобразование с размером ядра, равным 5.
На графиках показаны метрики точности и кросс-энтропийной ошибки модели ученика.





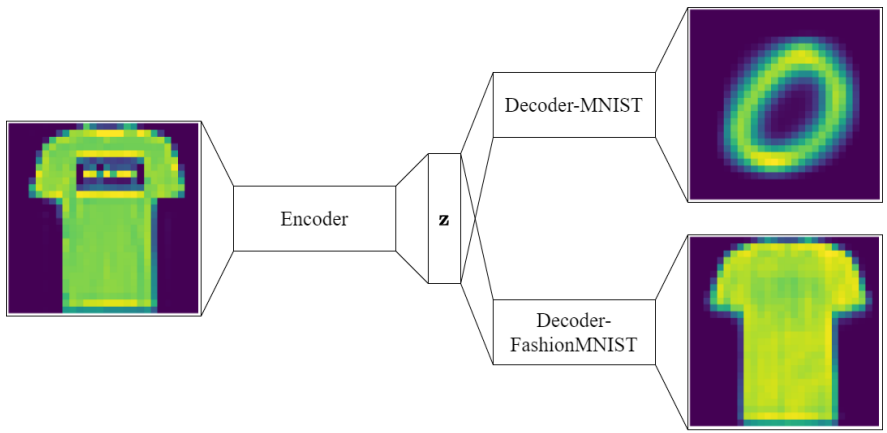
Модель, использующая метки учителя со сверточным преобразованием, показывает лучшее значение точности и кросс-энтропийной ошибки, чем модель без учителя.

Вариационный автокодировщик

Отображение φ аппроксимируется моделью автокодировщика.
Функция ошибки для обучения автокодировщика:

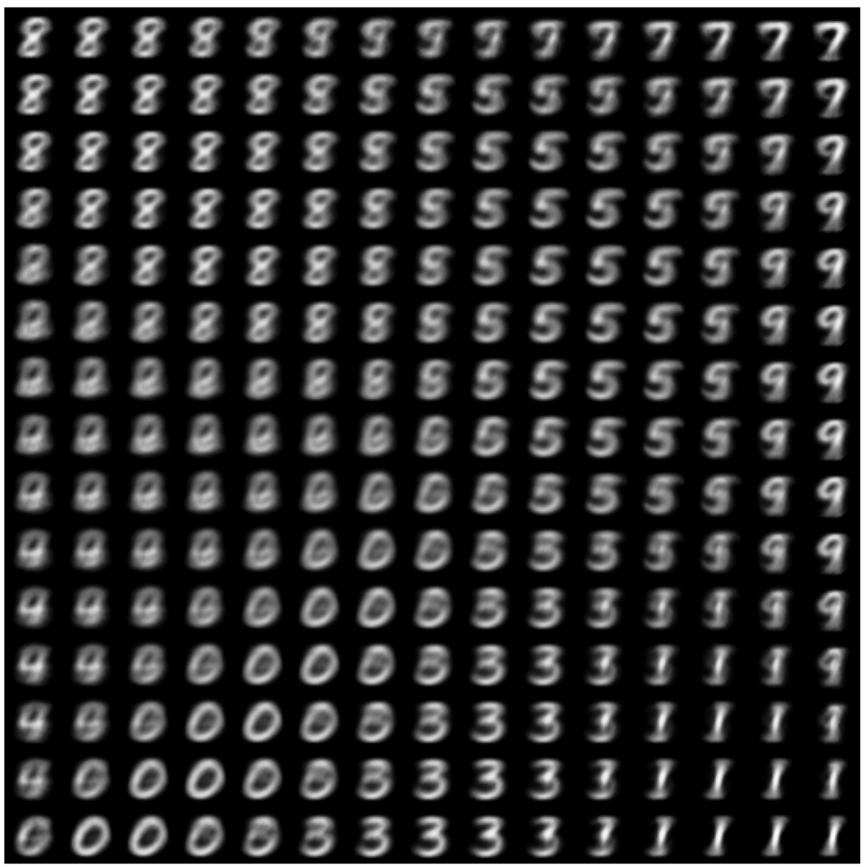
$$\mathcal{L}_{\text{VAE}}(\alpha, \beta) = \sum_{i=1}^{l} \mathsf{E}_{\mathbf{z} \sim q(\mathbf{z}|\mathbf{x}_i, \alpha)} \log p(\mathbf{x}'_i | \mathbf{z}, \beta_{MNIST})$$
$$+ \mathsf{E}_{\mathbf{z} \sim q(\mathbf{z}|\mathbf{x}_i, \alpha)} \log p(\mathbf{x}_i | \mathbf{z}, \beta_{FashionMNIST}) - \mathsf{KL}(q(\mathbf{z}|\mathbf{x}_i, \alpha) || p(\mathbf{z})),$$

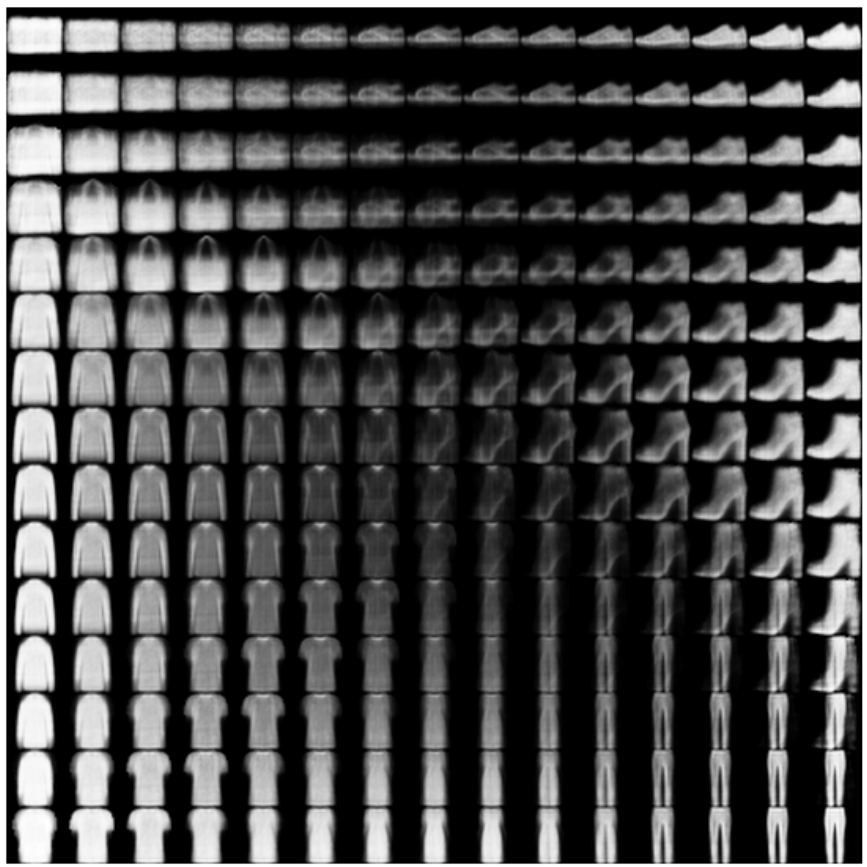
где $p(\mathbf{z}) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ — априорное распределение, $q(\mathbf{z}|\mathbf{x}, \alpha)$ — вероятностный кодировщик, $p(\hat{\mathbf{x}}|\mathbf{z}, \beta)$ — вероятностный декодировщик.
Вариационный автокодировщик генерирует новые объекты — изображения цифр и одежды для одного изображения одежды.



Визуализация сгенерированных изображений автокодировщиком

Проанализируем изменение выхода модели при изменении случайного вектора в скрытом представлении. Для визуализации рассмотрим скрытое представление размерности 2:



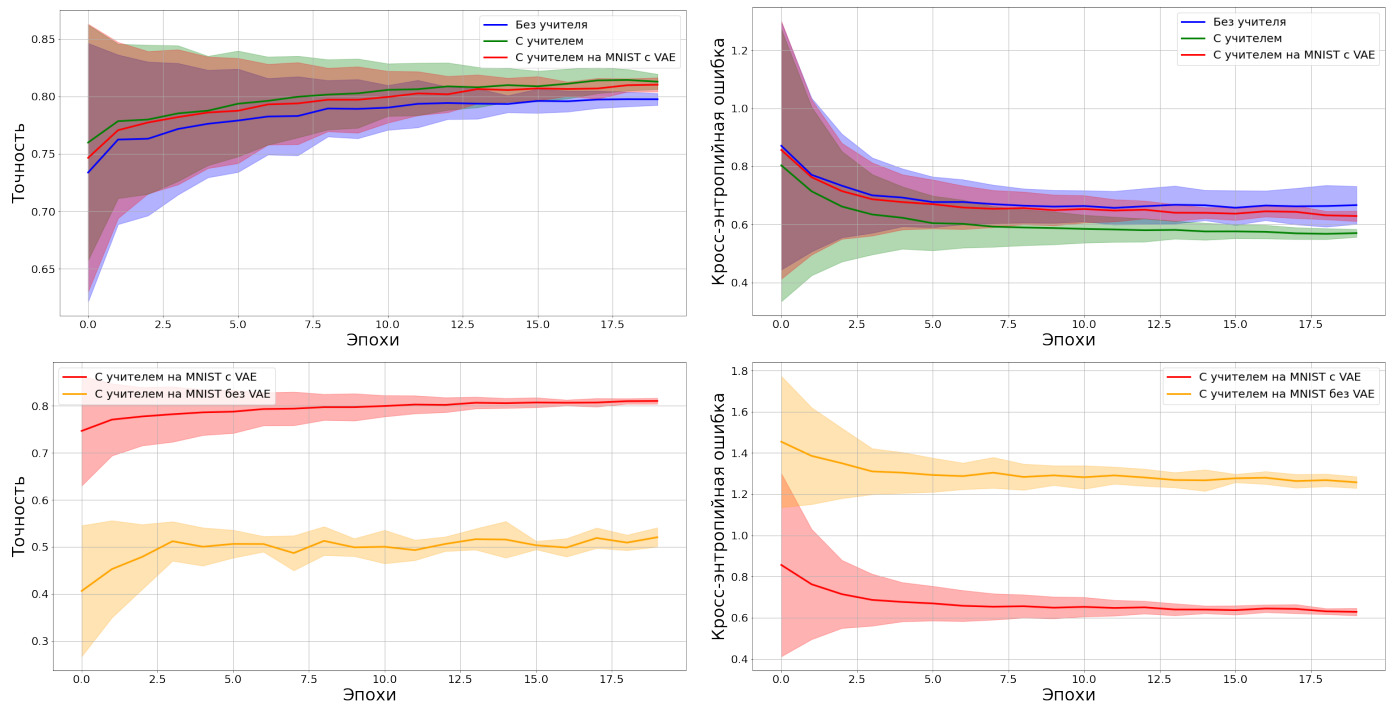


Видно, что классы одежды и цифр соответствуют друг другу.

Анализ дистилляции на основе вариационного автокодировщика

1) Модель учителя обучается на MNIST-Big,
2) Модель ученика обучается на FashionMNIST-Small, тестируется на FashionMNIST-Test.

На графиках показаны сравнения метрик точности и кросс-энтропийных ошибок модели ученика в зависимости от использования автокодировщика, аппроксимирующего отображение φ.



Без использования отображения φ модель становится более шумной.

Анализ дистилляции на расширенной синтетически сгенерированной выборке

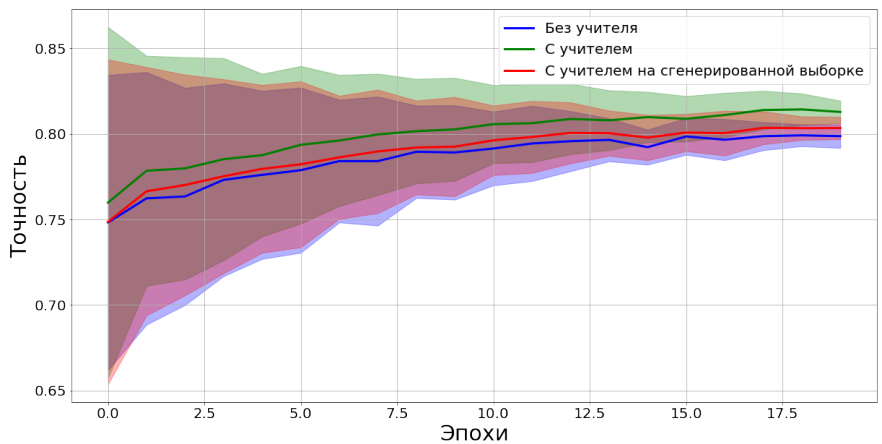
На основе выборки FashionMNIST-Small с помощью модели вариационного автокодировщика генерируется новая выборка GeneratedMNIST объектов цифр.

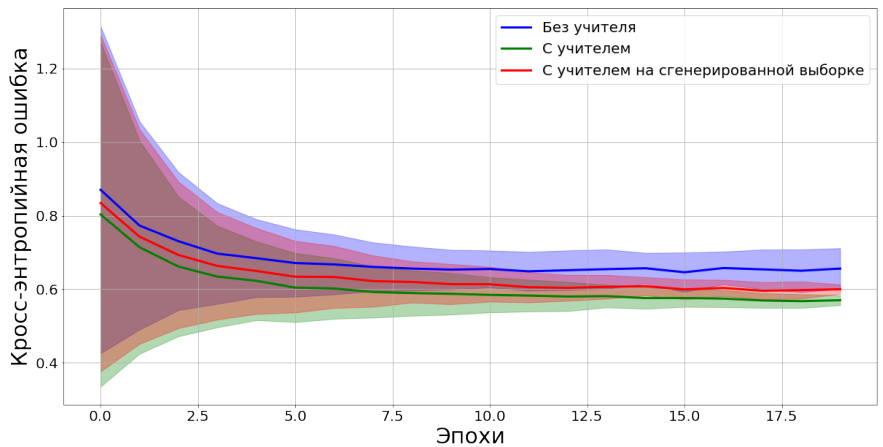
Выборка	Пояснение	Размер выборки
GeneratedMNIST-Train	Обучающая часть	60000
GeneratedMNIST-Big	Многоресурсная часть	59000
GeneratedMNIST-Small	Малоресурсная часть	1000
GeneratedMNIST-Test	Тестовая часть	10000

Анализ дистилляции на расширенной синтетически сгенерированной выборке

1) Модель учителя обучается на GeneratedMNIST-Big,
2) Модель ученика обучается на FashionMNIST-Small, тестируется на FashionMNIST-Test.

В качестве отображения φ используется выход вариационного автокодировщика, переводящего изображения одежды в изображения цифр.
На графиках показаны метрики точности и кросс-энтропийной ошибки модели ученика.





Модель, использующая метки учителя с применением вариационого автокодировщика, показывает лучшее значение точности и кросс-энтропийной ошибки, чем модель без учителя.

Анализ дистилляции на основе преобразования стиля изображений

Используем подвыборку ImageNet для задачи классификации на 10 классов.

Выборка	Пояснение	Размер выборки
ImageNet-Train	Обучающая часть	9469
ImageNet-Big	Многоресурсная часть	8469
ImageNet-Small	Малоресурсная часть	1000
ImageNet-Test	Тестовая часть	3925

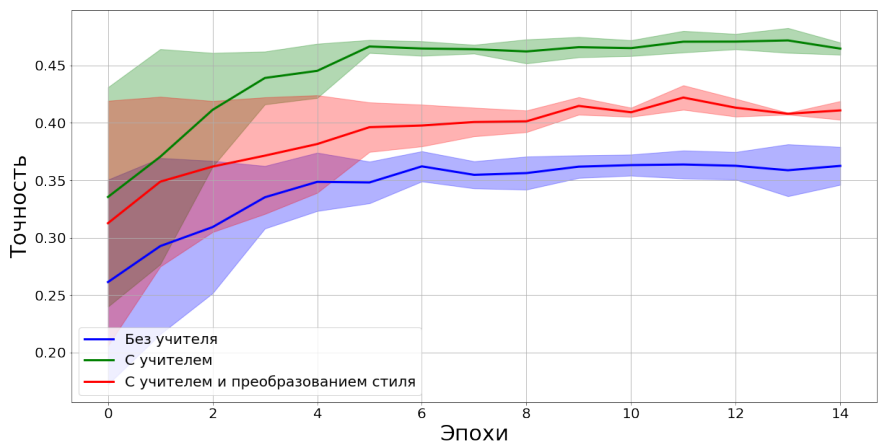
Применим к многоресурсной части выборки преобразование стиля на основе сверточной нейронной сети VGG-19:

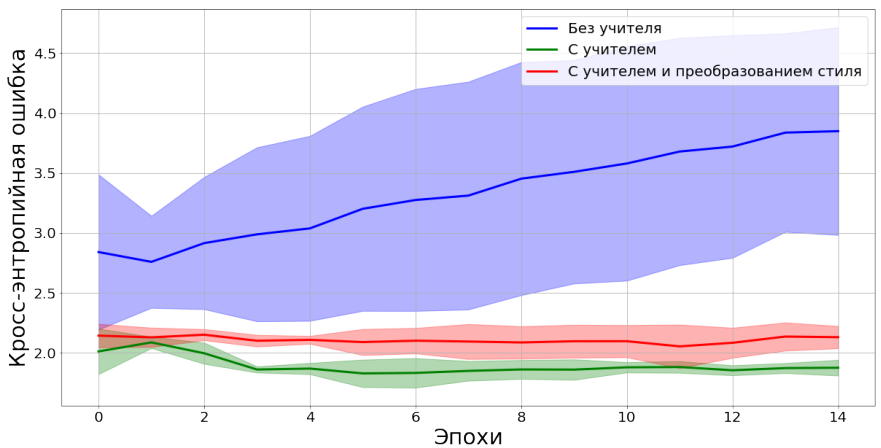


Анализ дистилляции на основе преобразования стиля изображений

1) Модель учителя обучается на ImageNet-Big с преобразованием стиля,
2) Модель ученика обучается на ImageNet-Small, тестируется на ImageNet-Test.

В качестве отображения φ используется преобзование стиля на основе VGG-19. На графиках показаны метрики точности и кросс-энтропийной ошибки модели ученика.





Модель, использующая метки учителя с применением преобразования стиля, показывает лучшее значение точности и кросс-энтропийной ошибки, чем модель без учителя.

Выводы

1. Предложен метод снижения сложности модели при ее переносе к новым данным меньшей мощности из близкой генеральной совокупности.
2. Предложен подход на основе дистилляции моделей глубокого обучения.
3. Предложен подход для случая, когда модели учителя и ученика заданы на выборках разной мощности с известным отображением между выборками.
4. Проведен вычислительный эксперимент по анализу качества предложенного метода на синтетических данных и на реальных данных из выборки ImageNet.
5. Предложен метод генерации выборки из близкой генеральной совокупности на основе вариационного автокодировщика.