

DATA AUGMENTATION ДЛЯ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПОСРЕДСТВОМ АЛГОРИТМА DEERCORAL

А.И. Климова, А.А. Юшук, Е.М. Леонова, А.Л. Журба, А. Квон
Научный руководитель – А.С. Ватьян
Университет ИТМО

Общеизвестно, что для обучения сверточной нейронной сети, которая может эффективно распознавать изображения, необходимы действительно большие объемы тренировочных и тестовых данных, представленных в виде графических изображений. Например, при диагностике заболевания рака легких точность напрямую зависит от количества и качества данных обучающей выборки. В этом случае выборкой для обучения алгоритма машинного обучения при диагностике рака легких выступают снимки, полученные в ходе проведения компьютерной томографии (КТ). Основной проблемой тогда является малый объем доступных данных, вследствие чего обучающая выборка оказывается нерепрезентативной, не вариативной. Это проявляется, например, в превосходстве одного класса изображений над другим (снимков здоровых легких больше, чем снимков, на которых имеются подозрительные новообразования, также весомой характеристикой является толщина подобных образований). И именно в этот момент вводится понятие аугментации (т. е. расширения) данных.

Целью данной работы является получение количественной характеристики улучшения точности классификации сверточной нейронной сети, которая выполняет непосредственную классификацию медицинских изображений, где представлены снимки легких, полученные средствами компьютерной томографии, путем применения алгоритма DeepCoral.

CORAL (CORrelation ALignment) – это простой, но эффективный метод для неконтролируемой доменной адаптации (domain adaptation). Суть этой адаптации заключается в обучении модели на данных из домена-источника (source domain) так, чтобы она показывала сравнимое качество на целевом домене (target domain). Например, source domain может представлять собой синтетические данные, которые можно «дешево» сгенерировать, а target domain — реальный набор данных. Тогда задача domain adaptation заключается в тренировке модели на синтетических данных, которая будет хорошо работать с «реальными» объектами.

Благодаря методу доменной адаптации нет необходимости собирать размеченные данные и тренировать новый классификатор под каждый новый сценарий, так как этот метод призван компенсировать деградацию в производительности путем переноса знаний из размеченных исходных доменов в неразмеченные целевые домены. Метод CORAL "выравнивает" статистику второго порядка исходного и целевого распределений путём нелинейных трансформаций. Однако минусом такого подхода является то, что для начала алгоритму необходимо извлечь признаки (features), произвести трансформации и только затем, на отдельном шаге, произвести обучение классификатора [1].

DeepCORAL представляет собой расширение метода CORAL для работы с глубокими нейронными сетями. Расширение производится путем выведения дифференцируемой потери метода CORAL (CORAL loss).

Созданная нами сеть была протестирована на 1622 изображениях, validation accuracy (доля правильных ответов алгоритма) составила 93%, model precision (доля объектов, названных классификатором положительными и при этом действительно являющимися положительными) – 86,2%, recall (доля объектов положительного класса из всех объектов положительного класса, найденная алгоритмом) – 70,9%.

Также нами был протестирован метод CORAL для расширения датасета медицинских снимков. Последующая классификация снимков показала хорошую точность. Мы получили пиковое улучшение точности классификации на тестовых данных на 9-ой эпохе в размере ~ 5% и пиковое улучшение на тренировочной выборке на 5ой эпохе на ~ 3%.

Литература

1. Correlation Alignment for Unsupervised Domain Adaptation [Электронный ресурс]: URL: <https://www.springer.com/la/book/9783319583464>. Дата обращения 21.02.2019.

Автор	_____	/ _____ /
	(подпись)	(фамилия, инициалы)
Научный руководитель	_____	/ _____ /
	(подпись)	(фамилия, инициалы)
Руководитель образовательной программы	_____	/ _____ /
	(подпись)	(фамилия, инициалы)