Research: Проблемы и перспективы representation learning

Ознакомившись с несколькими англоязычными и русскоязычными статьями на данную тему, я сделал для себя несколько выводов, о них и постараюсь высказаться ниже.

Нужно вкратце описать, как я понимаю, что такое representation learning. Это важная возможность алгоритмов машинного обучения, которая позволяется нейронной сети понимать и выделять для себя характеристики и общие черты во входных наборах данных. В representation learning очень сложно сформулировать четко цель обучения НС. В случае задачи классификации цель очевидна: уменьшение числа неверных классификаций на тренировочной выборке. В случае же обучения представления данных(representation learning), наша ближайшая промежуточная цель сильно удалена от конечной: постройка классификатора или предсказателя. Учитывая конкретный вход, модели машинного обучения должны выводить определенные особенности данных. Иногда это называется, как Feature learning. Это субдисциплина, которая занимается понимаем представления набора данных. По моему мнению, данная цитата неплохо показывает, что это такое: «***Если есть какой-то регулярный способ из абстрактных кирпичиков-алфавита более высокого уровня абстракции (паттернов) представлять множество конкретных объектов более низкого уровня, то многое становится возможным благодаря этой регулярности***»[1]. Зачастую, компьютеру не хватает уже имеющейся тренировочной выборки, тогда ему предоставляется возможность самому изучить разнообразие данных в предметной области, получить опыт. В таком случае, даже при обучении на малом числе примеров, могут получаться неплохие результаты. В текущем наиболее распространённом варианте deep learning атомарное представление слов или изображений, заменяется вектором в многомерном пространстве. А уж с векторами в многомерном пространстве как раз и расправляются все эти нейронные сети.

Успешность методов машинного обучения сильно зависит от выбора представления данных, с которыми работают эти методы. По этой причине большинство усилий в развертывании алгоритмов машинного обучения направлено на предварительную ручную обработку и преобразование данных, чтобы в итоге выделить нужные признаки, которые буду пригодны для машинного обучения. Такое выделение признаков очень важно, но трудозатратно, что демонстрирует слабость существующих алгоритмов машинного обучения: их неспособность самостоятельно извлекать и организовывать конкретную интересующую информацию из сырых данных. Хотя сейчас стоит отдать должное и такому случаю, когда компьютер после обучения, уже на собственном опыте и учась на своих же ошибках, умудряется выделять представления из данных таким способом, каким человеку даже в голову не взбредут.

Можно расширить и упростить применение машинного обучения, но для этого, желательно, сделать алгоритмы обучения менее зависимыми от ручного выделения признаков, для более быстрого поиска решений новых задач. В целом, при выведении всей вот этой «абстракции» на достаточно высокий уровень, в будущем, получится создать полноценный ИИ с фундаментальным понимаем мира. Среди различных методов машинного обучения, можно выделить конкретные, которые формируются, как многоуровневая суперпозиция линейных и нелинейных преобразований с целью на верхнем уровне получить более абстрактное и гораздо более полезное представление данных.

Я вижу перспективы развития данного направления, в таких областях, как: распознавание речи и сигналов, нахождение высокоуровневой зависимости в 3D объектах, распознавание образов (мы уже изучали работу этой технологии на примере датасета рукописных цифр MNIST). Вместе с распознаванием речи наука о представлении данных широко применяется для обработки естественного языка.

Основная задача алгоритмов машинного обучения состоит в том, чтобы хорошо работать с новыми входными данными. Для оптимизации данной задачи мы применяем регуляризацию, по сути, модифицируем алгоритм, чтобы уменьшить ошибку теста, не изменяя ошибку при обучении. По сути, сеть должна хорошо работать с новыми входными данными и уменьшать ошибку обобщения. В [этой](https://towardsdatascience.com/the-secret-layer-behind-every-successful-deep-learning-model-representation-learning-and-knowledge-8f352018c561)[2] статье неплохо про это написано.

В общем, использование representation learning мотивируется тем фактом, что задачи машинного обучения, такие как классификация, часто требуют подавать такие данные на вход, которые удобно обрабатывать. Однако реальные данные, такие как фото, видео и сенсорные данные таковыми являются редко, они плохо поддаются попыткам алгоритмического определения их функций. Альтернатива состоит в том, чтобы выделять такие особенности или признаки посредством использования проверок, не полагаясь на явные алгоритмы.

Сапожников М.

1. <https://ailev.livejournal.com/1045081.html>
2. <https://towardsdatascience.com/the-secret-layer-behind-every-successful-deep-learning-model-representation-learning-and-knowledge-8f352018c561>
3. <https://arxiv.org/pdf/1206.5538.pdf>
4. <https://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning#Representation_learning>
5. <https://www.quora.com/q/idpysofgzpanjxuh/Deep-Learning-beyond-2019?ch=10&share=7ab3ae65>