

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ РАЗЛИЧНЫХ ПОДХОДОВ К ДЕТЕКТИРОВАНИЮ АНОМАЛИЙ

Меркулова И. Ю. (федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики»)

Научный руководитель – к.т.н., доцент Шаветов С.В.

(федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики»)

Задаче детектирования аномалий посвящены многочисленные исследования в самых разнообразных сферах человеческой деятельности. В данной работе представляется структурированный обзор различных методов детектирования аномалий, основанных на алгоритмах глубокого обучения, а также оценивается эффективность этих методов в различных областях применения. Для каждой выведенной в работе группы методов выявления аномалий описаны преимущества, ограничения и вычислительные сложности.

Введение. В любой системе могут возникать аномалии, будь то дефекты металлопроката на сталелитейных заводах, аномалии в движении городского транспорта или в поведении пользователей мобильных приложений, тепловые выбросы в атмосферу или неполадки в сетях. Все эти дефекты могут быть описаны схожими наборами данных, но задача выявления аномалий однозначно не решена. В последние годы широко распространяется подход к поиску аномалий различного рода с помощью алгоритмов, основанных на глубоком обучении. Исследования подтверждают, что глубокое обучение значительно превосходит другие традиционные методы в решении поставленной задачи.

Основная часть. Выбор конкретной архитектуры глубинной нейронной сети зависит от природы входных данных, которые могут быть последовательными и не последовательными. Для последовательных данных, представленных любыми временными рядами, белковыми последовательностями, музыкой, текстом, подойдут сверточные, рекуррентные нейронные сети и LSTM сети (сети долгой краткосрочной памяти). В случае поиска аномалий на непоследовательных данных, таких как изображения или информация с сенсоров, лучше использовать сверточные сети и автокодировщики.

Методы глубокого обучения традиционно классифицируют на методы обучения с учителем, с частичным привлечением учителя, без учителя и обучение с подкреплением. Обучение с учителем представляет лучшие результаты в обнаружении аномалий, нежели алгоритмы без учителя и с частичным обучением, так как в первом случае нейронная сеть обучается на уже размеченном наборе данных. Вычислительная сложность глубинного обнаружения с учителем зависит от размерности входных данных и количестве обученных скрытых слоев. Однако такой подход требует определения точных меток для множества классов нормальных данных и аномальных экземпляров, что зачастую невозможно реализовать.

Вычислительная сложность алгоритмов глубокого обучения с частичным привлечением учителя схожа с методами с применением учителя и зависит в первую очередь от размерности входных данных. Сети с частично размеченными данными показывают значительно лучшие результаты в поиске выбросов, нежели алгоритмы без обучения. Так, оптимальной для использования в задаче детектирования считается генеративно-сопоставительная сеть (GAN), обученная на небольшом количестве меток. Но и в случае алгоритмов с частичным обучением мы сталкиваемся с той проблемой, что иерархические объекты, извлеченные в скрытых слоях, могут не быть репрезентативными для редких аномальных экземпляров.

Что же касается алгоритмов обучения без учителя, то в качестве основной архитектуры глубокого обучения выступают автокодировщики. Вычислительная сложность в данном случае зависит от количества операций, параметров сети и скрытых слоев. Очевидным преимуществом подхода является то, что сеть сама выявляет общие черты в наборах данных, что в свою очередь снижает расходы из-за отсутствия этапа маркирования данных. В то же время выявление общих черт представляется сложной и не решенной до конца задачей на массиве данных большой размерности. Кроме того алгоритмы без обучения чувствительны к шумам и зачастую уступают в точности алгоритмам с частичным обучением и учителем.

Для поиска аномалий можно использовать одноклассные нейронные сети (OC-NN), которые сочетают в себе возможности глубинных нейронных сетей, и при этом объектом своего исследования имеют один конкретный класс, такой как гиперплоскость или гиперсфера. Такой подход снижает затраты на обучение, однако перестройка модели под изменяющееся входное пространство может занять много времени.

Выводы. В ходе работы были рассмотрены различные методы поиска аномалий, основанные на обучении, а также их применимость в различных сферах приложения. Были выявлены проблемы обнаружения аномалий с помощью глубинного обучения и представлен ряд решений для решения этих проблем. Результаты исследования можно использовать при выборе архитектуры глубокого обучения для поиска дефектов конкретной области.

Меркулова И.Ю. (автор)

Подпись

Шаветов С.В. (научный руководитель)

Подпись