MODE REGULARIZED GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS

†Tong Che∗ , ‡Yanran Li∗ , †,§Athul Paul Jacob, †Yoshua Bengio, ‡Wenjie Li †Montreal Institute for Learning Algorithms, Universite de Montr ´ eal, Montr ´ eal, QC H3T 1J4, Canada ´ ‡Department of Computing, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong

Generative adversarial networks показали свой потенциал в различном спектре задач, таких как генерация и улучшение качества изображений, генерация 3д объектов и предсказание видео. Цель состоит в том, чтобы обучить параметрезированную функцию (генетора), которая сопоставляет примеры шума (Гаус) с теми образцами, чье распределение близко к данному распределению данных.

Основная схема учебной процедуры GAN заключается в обучении

дискриминатора, который присваивает более высокие вероятности реальным выборкам данных и более низкие вероятности для сгенерированных выборок данных, одновременно пытаясь приблизить сгенерированные образцы к реальным с использованием информации о градиенте, предоставляемой дискриминатором. Обычно генератор и дискриминатор представлены глубокими нейронными сетями.

Несмотря на их успех, ГАН обычно считаются очень трудными для обучения из-за нестабильности в обучении и чувствительность к гиперпараметрам. С другой стороны, плохие показатели можно заметить при тренировке ГАН при свертывании больших объемов вероятностных данных на несколько режимов. А именно,хотя генераторы производят осмысленные образцы, эти образцы часто бывают из нескольких режимов(небольшие области с высокой вероятностью при распределении данных). За этим явлением недостает режим, который широко рассматривается как серьезная проблема для обучения ГАН: многие режимы распределения генерации данных вообще не представлены в сгенерированных выборках, что дает гораздо меньшее распределение энтропии, с меньшим разнообразием, чем распределение генерируемых данных.

Этот вопрос был предметом нескольких недавних работ, в которых предлагалось несколько трюков и новых архитектурдля стабилизации подготовки ГАН и поощрения разнообразия их образцов. Однако авторы утверждают, что общей причиной этих проблем является отсутствие контроля над дискриминатором во время обучения GAN.

Авторам хочется приблизить образцы, генерируемые генератором, к реальным данным, используя дискриминатор как метрику. Авторы предлагают новый регуляризатор для обучения GAN. Основная идея проста: в дополнение к градиенту информацию, предоставленную дискриминатором, генератор будет пользоваться другим сходством метрики с гораздо более предсказуемым поведением, такие как норма L2.

IMPROVING GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS WITH DENOISING FEATURE MATCHING

David Warde-Farley & Yoshua Bengio? Montreal Institute for Learning Algorithms, ? CIFAR Senior Fellow Universite de Montr ´ eal ´ Montreal, Quebec, Canada

ГАН (generative adversarial networks) стали известны благодаря возможности генерации и синтезированию реалистичных изображений. Целевая функция сети представляет из себя функцию обученного дискриминатора, работающего одновременно с генератором, и старающегося отличить реальные данные от сгенеренных. В идеале дискриминатор учится распознавать реальные данные, в то время как генератор учится их имитировать и в конце концов реальные данные не должны отличаться от генерируемых.

На практике ГАН является трудным для эффективного обучения. Усугубление проблемы заключается в отсутствии однозначного и вычислимого критерий сходимости.

Авторы предлагают усилить критерий обучения генератора со второй целью обучения, которая направляет генератор на образцы, которые больше похожи на образцы в обучающем наборе, явно моделируя плотность данных в дополнение к состязательному дискриминатору. Вместо того, чтобы развернуть вторую затратную в вычислениях сверточную сеть для этой задачи, дополнительная цель вычисляется в пространстве функций, распознаваемых дискриминатором. В этом пространстве авторы обучают автоколебанию, поддерживающему шумоподавление, семью моделей, которые, как известно, оценивают энергетический градиент данных, на которых он обучен. Авторы оценивают автоколебание шумоподавителя на образцах, взятых из генератора, и использовать «очищенные от шума» критерии в качестве целей - близкие конфигурации функций, которые более вероятны, чем у сгенерированных образцов, в соответствии с распределением, оцененным шумоподавителем.

В этой работе авторы фокусируются на сложности обучения ГАН для создания «объектноподобных» образцов при обучении различным коллекциям естественных образов. Хотя в современных статьсяъ данная проблема решается путем использования помеченных данных и обучения дискриминатора, здесь авторы стремятся добиться прогресса в случае supervised, semi-supervised или (с небольшими изменениями) условные настройки.

Наш метод является ортогональным и, возможно, может быть использован в сочетании несколькими другими модификациями GAN. Например, методы, включающие компонент кодирования, различные существующие условные или полунадзорный вариант. Мы предложили полезную эвристику, но лучше теоретическое обоснование того, как GAN

Обучается на практике является значимым для будущих исследований.

Sampling Generative Network

Tom White School of Design Victoria University of Wellington Wellington, New Zealand

Авторы представляют несколько методов для выборки и визуализации скрытых пространств генеративные модели. Замена линейной интерполяции сферической линейной интерполяцией предотвращает расхождение с предыдущим распределением модели и дает более четкие образцы. J-диаграммы и MY Grids вводятся как визуализации созданных многообразий при аналогии и knn. Авторы демонстрируют два новых метода для выведение векторов признаков: векторы с коррекцией смещения с репликацией данных и синтетические векторы с увеличением данных. Бинарная классификация с использованием векторов атрибутов представлена как методика, поддерживающая количественный анализ скрытого пространства. Большинство методов являются моделенезависимыми, поэтому примеры приводятся как на ГАН, так и на VAC (Variational autoencoders).

Генеративные модели часто оцениваются путем изучения образцов из скрытого пространства. Часто используемыми методами являются случайная выборка и линейная интерполяция. Но часто это может привести к отбору скрытого пространства из мест, находящихся далеко за пределами многообразия вероятных мест.

Авторы следуют двум принципам при выборке скрытого пространства генерирующей модели. Во-первых, избежать выборки из мест, которые крайне маловероятны с учетом предшествующей модели.

Второй принцип заключается в том, чтобы признать, что размерность латентного пространства часто искусственно высока и может содержать мертвые зоны, которые не находятся на многообразии, изученном во время обучения. Это было продемонстрировано для моделей VAE (Makhzani et al., 2016) и подразумевает, что просто совпадение предшествующей модели не всегда будет достаточным для получения образцов, которые, как представляется, были взяты из учебного набора.