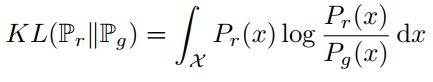
**Towards Principled Methods for Training Generative Adversarial Networks.**

Генерирующие состязательные сети (GAN) добились больших успехов в генерации реалистичных и четких изображений. Теперь они широко распространены и начинают применяться к другим важным проблемам, таким как полуконтролируемое обучение, стабилизация методов обучения последовательности речи и языка и трехмерное моделирование. Тем не менее, они по-прежнему остаются чрезвычайно трудными в обучении, причем большинство текущих работ посвящено эвристическому поиску стабильных архитектур. Несмотря на их успех, теорий, объясняющих неустойчивое поведение обучения ГАН, практически не существует. Кроме того, подходы к избежанию этой проблемы по-прежнему зависят от эвристики, которая чрезвычайно чувствительна к изменениям. Это затрудняет эксперимент с новыми вариантами или использование их в новых областях, что резко ограничивает их применимость. Этот статья о том, как побороть вышеупомянутую проблему, обеспечив глубокое понимание и создав принципиальные направления. Традиционные подходы к генеративному моделированию полагались на максимизацию правдоподобия или эквивалентно минимизацию расхождения Kullback-Leibler (KL) между нашим неизвестным распределением данных Pr и распределением нашего генератора Pg. Если предположить, что оба распределения непрерывны с плотностями Pr и Pg, то эти методы пытаются минимизировать



Эта функция стоимости обладает хорошим свойством, что она имеет уникальный минимум при Pg = Pr, и она не требует знания неизвестного Pr (x) для его оптимизации (только образцы).

В статье приведено множество теорем и лемм с доказательствами, которые помогают избежать многих проблем нестабильности GAN.