

УДК 004.932.2

**РАЗРАБОТКА МЕХАНИЗМОВ ФОРМИРОВАНИЯ БАЗЫ МОДЕЛЬНЫХ ПОРТРЕТОВ  
ОБЪЕКТОВ ВИДЕОАНАЛИТИКИ БЕСПИЛОТНЫХ ВОЗДУШНЫХ СУДОВ**

**Киселев Н.И.** (федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО»)

**Научный руководитель – к.т.н., доцент, Виксин И. И.**

(федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО»)

**Аннотация.** В работе представлен подход формирования базы модельных портретов объектов видеоаналитики систем мониторинга с применением систем технического зрения на основе искусственных нейронных сетей, заключающийся в генерации синтетических изображений, при наличии исходной выборки малого объема. Использование генеративно-состязательных искусственных нейронных сетей, обученных с применением метода адаптивной аугментации дискриминатора, в настоящий момент выглядит как наиболее перспективный способ достижения точного сходства моделируемых портретов объектов с реальными данными.

**Введение.** Для создания систем мониторинга с применением систем технического зрения на основе искусственных нейронных сетей требуется большой объем портретов объектов для проведения обучения. В настоящий момент формирование таких баз данных выполняется путем выполнения полетов на реальных объектах, что влечет за собой значительные финансовые затраты.

Одним из многих важных подходов в использовании методов глубокого обучения в таких областях, как компьютерное зрение, является метод, называемый аугментацией данных. Аугментация - увеличение выборки данных для обучения через модификацию существующих данных - приводит к получению более эффективных моделей, увеличивая навыки модели, и обеспечивает эффект регуляризации, уменьшая ошибку обобщения.

Успешное генеративное моделирование обеспечивает альтернативный и потенциально более предметно-ориентированный подход для увеличения обучающей выборки данных. Фактически, аугментация данных – это упрощенная версия генеративного моделирования.

**Основная часть.** Генеративно – состязательные сети, или GAN (Generative adversarial networks), являются основанной на глубоком обучении генеративной моделью. В более общем смысле, GAN являются модельной архитектурой для обучения генеративной модели, и в этой архитектуре чаще всего используются модели глубокого обучения.

Генеративно-состязательные сети основаны на теоретико-игровом сценарии, в котором генерирующая сеть должна конкурировать с противником. Генеративная сеть производит образцы. Его противник, сеть дискриминатора, пытается различить выборки, взятые из обучающих данных, и выборки, взятые из генератора.

GAN обычно работают с данными изображений и используют сверточные нейронные сети в качестве моделей генератора и дискриминатора. Данные моделирования изображений означают, что скрытое пространство, входное значение для генератора, обеспечивает сжатое представление набора изображений или фотографий, используемых для обучения модели. Это также означает, что генератор создает новые изображения, обеспечивая вывод, который может быть легко просмотрен и оценен разработчиками или пользователями модели.

Обучение генеративных состязательных сетей (GAN) с использованием слишком малого объема данных обычно приводит к переобучению дискриминатора, что приводит к отклонениям в обучении. Ключевая проблема с небольшими наборами данных состоит в том, что дискриминатор не подходит для обучающих примеров; его обратная связь с генератором становится бессмысленной, и обучение начинает расходиться.

Почти во всех областях глубокого обучения аугментация данных является стандартным решением против переобучения. Напротив, GAN, обученный с использованием аугментированных данных, учится генерировать аугментированное распределение. В общем,

такая «утечка» аугментаций к сгенерированным образцам крайне нежелательна.

Для борьбы с этой проблемой в данной работе используется метод адаптивной аугментации дискриминатора. Во время обучения обрабатывается каждое изображение, показанное дискриминатору, используя заранее определенный набор преобразований в фиксированном порядке. Сила аугментации контролируется скаляром  $p = [0, 1]$ , так что каждое преобразование применяется с вероятностью  $p$  или пропускается с вероятностью  $1 - p$ . Всегда используется одно и то же значение  $p$  для всех преобразований. Рандомизация выполняется отдельно для каждой аугментации и для каждого изображения в подвыборке. Учитывая, что в конвейере много аугментаций, даже довольно малые значения  $p$  делают очень маловероятным, что дискриминатор увидит чистое изображение. Тем не менее, генератор ориентирован на получение только чистых изображений до тех пор, пока  $p$  остается ниже практического предела безопасности. Экспериментально доказано, что до тех пор, пока  $p$  остается ниже 0,8, утечки на практике маловероятны.

**Выводы.** В работе исследовано влияние различных методов и подходов аугментации на показатели качества выходных данных искусственной нейронной сети, рассмотрены новейшие подходы к обучению порождающих моделей искусственных нейронных сетей, в частности генеративно - состязательных нейронных сетей, в том числе на основе обучающих выборок относительно малого объема.

Рассмотрен и внедрен наиболее передовой метод адаптивной аугментации дискриминатора, что надежно стабилизирует обучение и значительно улучшает качество результата, когда обучающие данные находятся в дефиците.

Киселев Н. И. (автор)

Подпись

Виксин И. И. (научный руководитель)

Подпись