

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОТКЛОНЕНИЙ В НЕФТЕХИМИЧЕСКОМ ПРОЦЕССЕ ПРИ ОГРАНИЧЕННОМ ОБЪЁМЕ ОБУЧАЮЩИХ ДАННЫХ

Козлов А. Е. (Университет ИТМО)

Научный руководитель – к.т.н. Щемелин В. Л. (Университет ИТМО)

Аннотация

В данной работе рассматриваются методы машинного обучения для решения задачи увеличения объема размеченной выборки при производстве полипропилена. Основным методом решения данной задачи — это использование генеративно-сопоставительных сетей.

Введение.

На сегодняшний день методы машинного и глубокого обучения нашли свое применение в промышленной индустрии для решения широкого круга задач. Одной из них является детектирование отклонений в производственном процессе на предприятии (отклонения в качестве производимой продукции, сбои в работе оборудования, нарушения правил ОТиПБ). Из-за особенностей данной сферы заполучить достаточные наборы данных для обучения моделей часто бывает проблематично, особенно для обучения сверточных нейронных сетей, где данными являются изображения с фактами отклонений. Также для задач обучения с учителем, эти данные не всегда легко разметить.

Во время производства полипропилена, продукт нарезается на гранулы. При выпуске пиролизной марки продукта, возможно отклонение в технологии производства, при котором происходит слипание гранул и образование агломератов. Это приводит к налипанию продукта на режущие ножи и при отсутствии корректировок в процессе к загибанию ножей, аварийному останову линии, чистке и ремонту оборудования. Ближайшей точкой контроля является поверхность виброклассификатора, разделяющего продукт на марки. Появление агломерата на его поверхности говорит не только о выпуске некондиционного продукта, но и о риске аварийного останова. Таким образом, задача автоматического контроля за появлением агломерата является крайне актуальной, особенно в условиях работы на новых линиях, где ещё не отлажен процесс и отсутствуют исторические данные о фактах появления агломератов.

Основная часть.

Генеративно-сопоставительная сеть – это класс машинного обучения, базирующийся на конкуренции двух нейронных сетей. Первая сеть является генератором, она строит приближение распределения данных. Вторая сеть является дискриминатором, она оценивает вероятность того, что переданный ей образец принадлежит распределению тренировочных данных, а не данных, порождаемых генератором.

Сопоставительную модель наиболее просто применять, когда обе модели являются многослойными перцептронами.

Условная генеративно-сопоставительная сеть или cGAN изучает отображение наблюдаемых данных и вектора шума в выходные данные.

В данной модели и дискриминатор и генератор зависят от входных данных, в отличие от GAN

Предыдущие подходы к формированию модели cGAN, говорят о полезности ее сочетания с традиционными функциями ошибок, таких как метрика L2.

В таком случае работа дискриминатора остается неизменной, но для генератора появляется новая задача. Он должен не только обмануть дискриминатор, но и генерировать изображение близкое по метрике L2.

В нашем случае более подходящим вариантом будет использование метрики L1, так как она дает меньшее размытие.

Для решения нашей задачи, было принято решение использовать для генератора нашей сети архитектуру U-net. Так как эта архитектура хорошо показала себя в задачах сегментации изображений в биомедицине.

В качестве дискриминатора была выбрана модель PatchGAN. Этот дискриминатор пытается определить, является ли каждый фрагмент в изображении реальным или поддельным. Дискриминатор применяется сверточно по всему изображению, усредняя все ответы, чтобы обеспечить окончательный результат.

Выводы.

В данной работе были рассмотрены методы GAN, cGAN и архитектуры для них U-net, PatchGAN для решения задачи увеличения объема размеченной выборки с использованием GAN в рамках задачи сегментации изображений. Направлением дальнейших исследований будет построение моделей, их тренировка на различных наборах данных, сравнение с другими моделями, нахождение подходящих функций метрики и потерь для данных моделей.

Козлов А. Е.

Подпись

Щемелинин В. Л.

Подпись