

Нейросетевой синтез текстур с трендами

Будалян Я. С.

Научный руководитель к.т.н., доц. Грачев Е. А.

2017 г.

Введение

Задача состоит в синтезе изображений среды, которые будут содержать в себе тренд, т.е. изменение некоторой статистической характеристики. Такими трендами могут быть, например, изменение интенсивности появления частиц среды вдоль изображения, или изменение пористости среды.

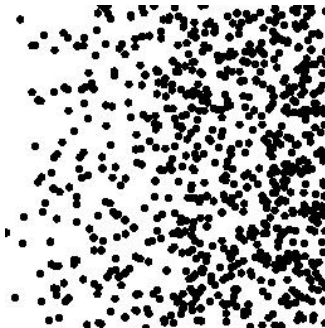


Рис.: Пример текстуры с трендом интенсивности частиц

Математическая постановка

С математической точки зрения, задача сводится к синтезу случайного изображения X' (и построению соответствующей процедуры синтеза), имеющего распределение, близкое к желаемому:

$$P_{X'} \approx P_X,$$

где P_X - распределение изображений с трендами, удовлетворяющих следующим ограничениям (для упрощения задачи):

- Это монохромные изображения 256 x 256 пикселей
- Изменяющимся свойством является интенсивность появления частиц λ
- Тренд является линейным и направлен вдоль оси x : $\lambda = \lambda_0 + kx$

Подходы к решению задачи

Существует несколько подходов к решению задач подобного рода:

- 'Классический' статистический подход
- Первый нейросетевой подход
- Генеративные состязательные сети (GAN)

'Классический' статистический подход

- Вводится параметризованное семейство распределений вероятности $P_{\theta}(x)$
- Параметры θ находятся из обучающей выборки:

$$\mathcal{L}_{\theta}(D) = \prod_{x \in D} P_{\theta}(x)$$

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \mathcal{L}_{\theta}(D)$$

- Сгенерировать семпл из P_{θ^*}

Этот подход сталкивается с проблемами:

- Пространство параметров θ может быть огромной размерности
- Или же известной параметрической модели распределения может вообще не существовать

Простой пример - генерирование человеческих лиц, похожих на реальные:
параметрической модели для такой задачи не существует.

Первый нейросетевой подход

- Вводится параметризованное семейство распределений вероятности $P_{\theta}(x)$
 - ▶ Вводятся скрытые переменные V и функция(нейросеть) для получения x из V (фактически, классификация, развернутая в другую сторону)
- Определяются параметры распределения (т.е. обучение нейросети)
- Генерируются семплы из P_{θ^*}

Этот подход возможен, однако на практике трудноосуществим.

Изначальная задача: найти процедуру генерирования X' так, чтобы $P_{X'} \approx P_X$.
 Переформулируем:

$$\rho(P_{X'}, P_X) \longrightarrow \min_{P_{X'}}$$

- Введем некоторые скрытые переменные с фиксированным распределением, например

$$V \sim U^n[-1, 1]$$

- и параметризованную процедуру генерации:

$$X' = g_\theta(V)$$

Переформулируем:

$$\rho(P_{X'}, P_X) \longrightarrow \min_{P_{X'}}$$

$$\rho(g_\theta(V), P_X) \longrightarrow \min_{g_\theta(V)}$$

$$\rho(g_\theta(V), P_X) \longrightarrow \min_{\theta}$$

Остается вопрос: что использовать в качестве метрики похожести двух распределений ρ , где одно из распределений задано обучающей выборкой.

- В качестве метрики статистической похожести можно использовать обученный классификатор:

$$\rho(P_{X'}, P_X) \longrightarrow \min \Leftrightarrow \mathcal{L} \longrightarrow \max,$$

где \mathcal{L} - функция потерь обученного классификатора.

- Введем две нейросети:

Критерий качества

Результаты, графики

Графики-2

Выводы