Adversarially Learned One-Class Classifier for Novelty Detection

Арсений Белков Б01-901

Novelty Detection

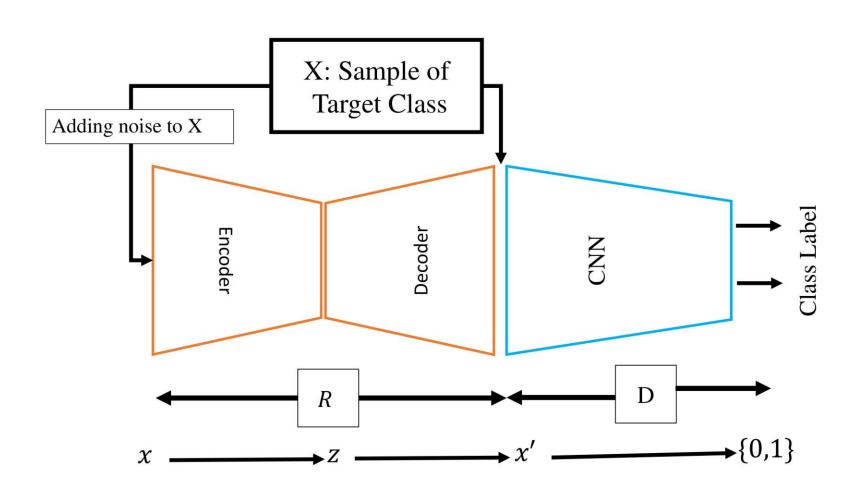
- Novelty Detection задача обнаружения данных (novelty class), которые отличаются от тех, что используются для обучения (target class).
- Эту задачу можно решать как one class классификацию

Target class

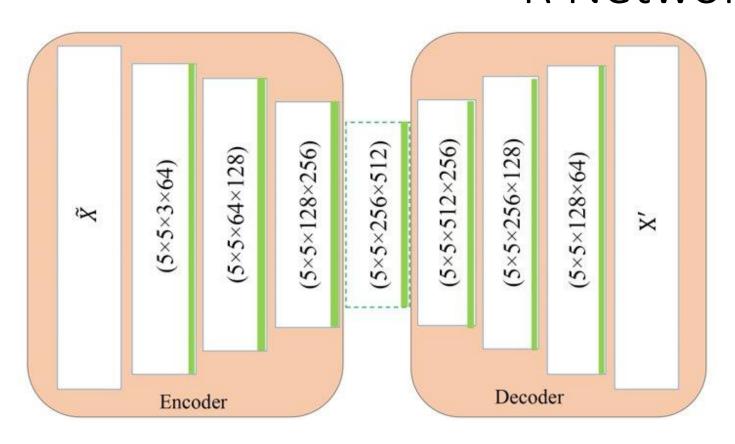




Предложенный метод



R Network



Encoder:

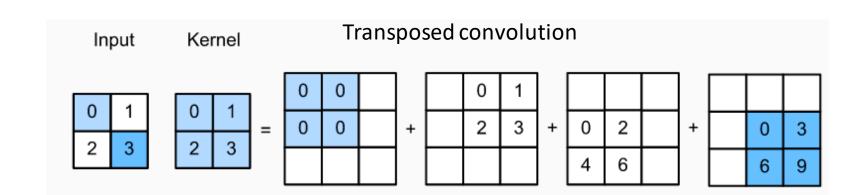
Сверточная сеть с BatchNorm2d и LeakyReLU в качестве функции активации.

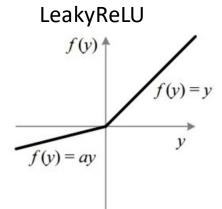
Decoder:

Сверточная сеть с transposed convolution, BatchNorm2d, LeakyReLU.

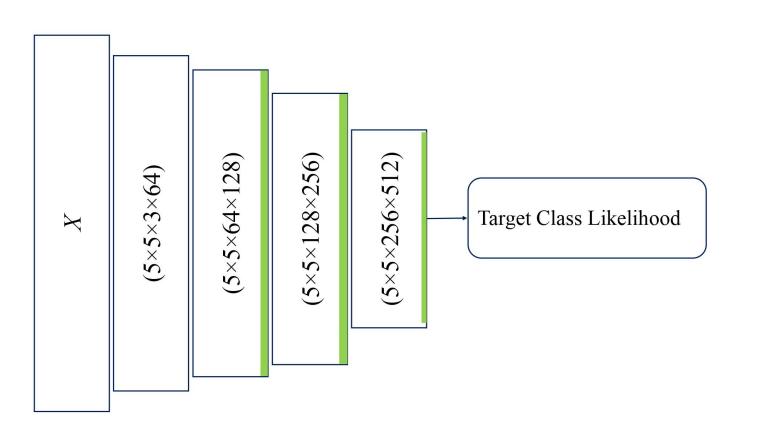
Refinement loss:

$$\mathcal{L}_{\mathcal{R}} = \|X - X'\|^2$$





D Network



- CNN:
- Сверточная сеть с LeakyReLU и BatchNorm2d.
- Классификатор:
- Полносвязная сеть с Sigmoid

Обучение

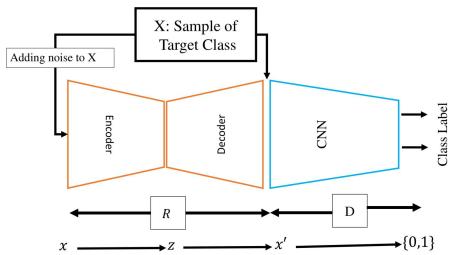
- Из данных сэмплируется $X \sim p_t$
- Создается копия и зашумляется $ilde{X} = (X \sim p_t) + \left(n \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 \mathbf{I})\right)$

- Восстанавливаем $X: X' = R(\tilde{X})$
- Обучаются **D** и **R**: $\min_{\mathcal{R}} \max_{\mathcal{D}} \left(\mathbb{E}_{X \sim p_t} [\log(\mathcal{D}(X))] + \mathbb{E}_{\tilde{X} \sim p_t + \mathcal{N}_{\sigma}} [\log(1 \mathcal{D}(\mathcal{R}(\tilde{X})))] + \lambda \|X \mathcal{R}(\tilde{X})\|^2 \right)$
- 1)Обучаем $m{D}$ на X и $ilde{X}$, помеченных как $m{1}$ и $m{0}$ соответственно: $\min_{\mathcal{D}}\left[-\mathbb{E}_{X\sim p_t}\log\mathcal{D}(X)-\mathbb{E}_{ ilde{X}\sim p_t+\mathcal{N}_\sigma}\log(1-\mathcal{D}(\mathcal{R}(ilde{X})))
 ight]$
- 2)Обучаем R на \tilde{X} : $\min_{\mathcal{R}} \mathbb{E}_{\tilde{X} \sim p_t + \mathcal{N}_\sigma} \Big[\log(1 \mathcal{D}(\mathcal{R}(\tilde{X})) \Big] \implies \min_{\mathcal{R}} \Big[\mathbb{E}_{\tilde{X} \sim p_t + \mathcal{N}_\sigma} \log \mathcal{D}(\mathcal{R}(\tilde{X})) \Big]$ Reconstruction loss: $\mathcal{L}_{\mathcal{R}} = \|X X'\|^2$

$$\min_{\mathcal{R}} \mathbb{E}_{\tilde{X} \sim p_t + \mathcal{N}_{\sigma}} \left(-\log \mathcal{D}(\mathcal{R}(\tilde{X}) + \lambda ||X - \mathcal{R}(\tilde{X})||^2 \right)$$

• Тренировка останавливается, когда $\|X - X'\|^2 < \rho$, ρ - малое

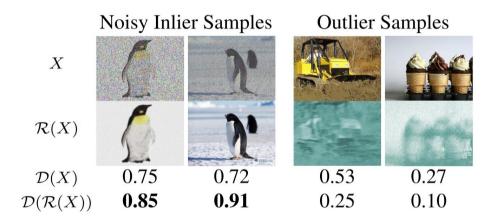
позитивное числс



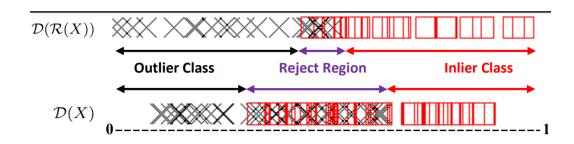
Как это работает?

- После совместной тренировки сетей *R* и *D*:
 - R была натренирована как denoising autoencoder, следовательно она восстанавливает $\tilde{X} = (X \sim p_t) + \left(\eta \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2 \mathbf{I}) \right)$ в X' $\sim p_t$
 - Так как novelty class \hat{X} присутствует в данных в очень малом количестве или не присутствует вовсе, то R не сможет восстановить (испортит) данные из этого класса, т.к. не была на них обучена.
 - Так как D натренирован принимать данные из p_t как true label, то можно ожидать, что испорченные \hat{X} он будет детектировать как выбросы.

$$\mathrm{OCC}_2(X) = \begin{cases} \mathrm{Target\ Class} & \mathrm{if\ } \mathcal{D}(\mathcal{R}(X)) > \tau \\ \mathrm{Novelty\ (Outlier)} & \mathrm{otherwise.} \end{cases}$$

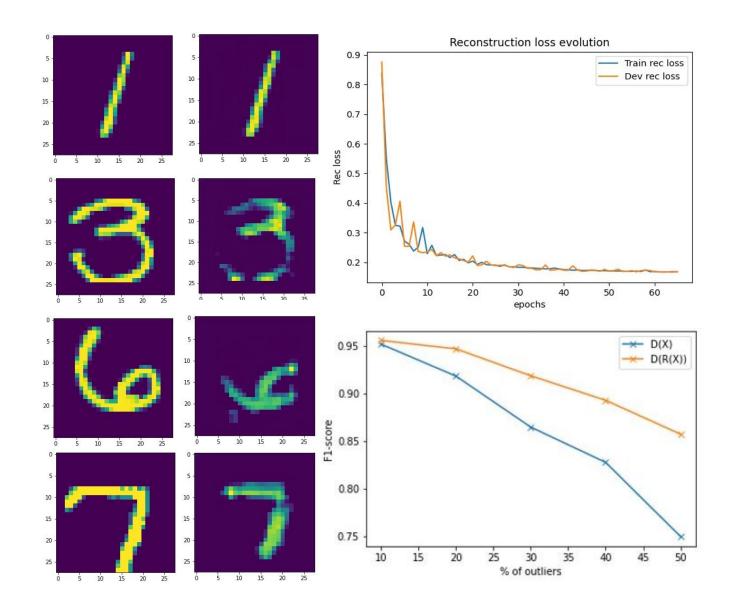


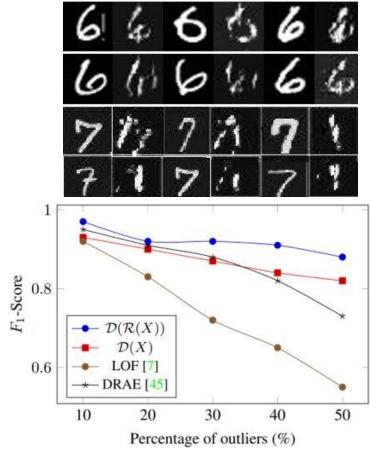
$$\mathcal{D}(\mathcal{R}(X \sim p_t)) - \mathcal{D}(\mathcal{R}(\hat{X} \sim p_?)) > \mathcal{D}(X \sim p_t) - \mathcal{D}(\hat{X} \sim p_?)$$



Результаты

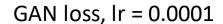
Подробнее: https://github.com/Ars235/Novelty_Detection

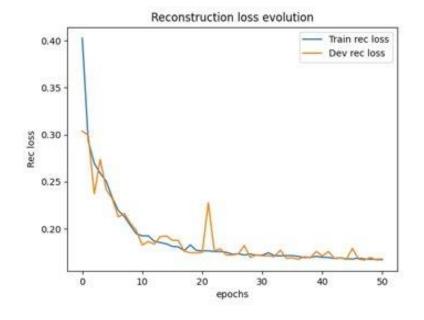




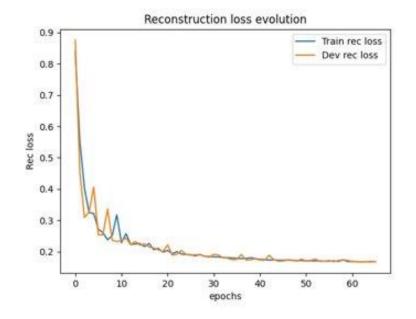
- Преимущества
 - Устойчива к изменению количества выбросов и target классов
 - Можно обучить в отсутсвии novelty класса
 - Отсутствует mode collapse
- Недостатки
 - Тяжело обучаема

Applying wasserstein loss

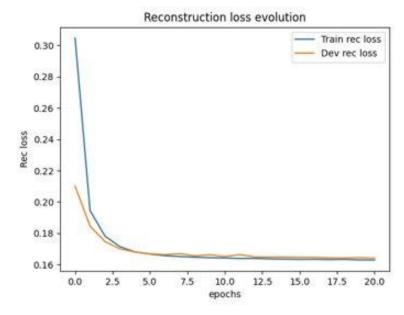




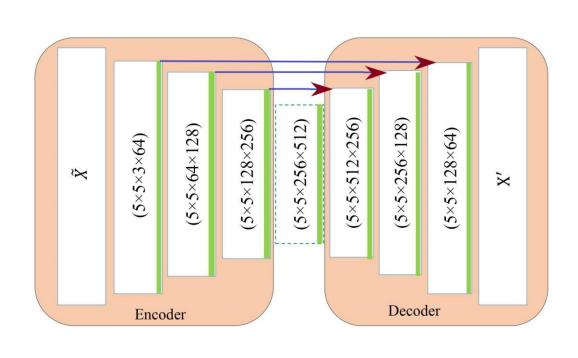
GAN loss, lr = 0.001

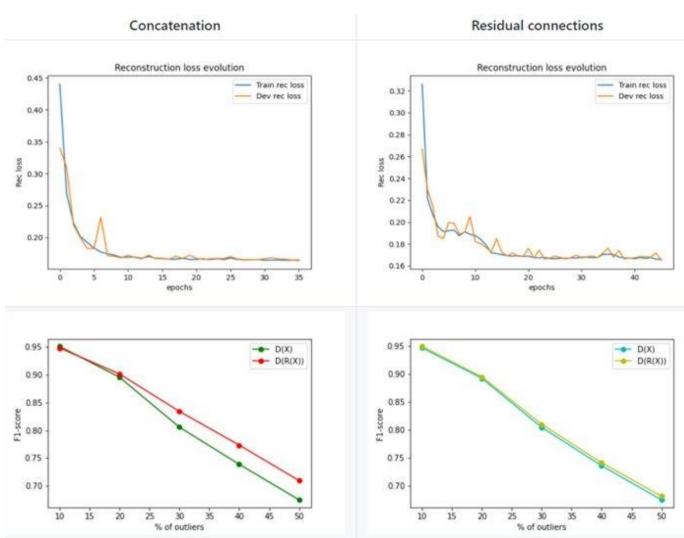


Wasserstein loss, lr = 0.0001



Applying skip connections





Литература

- M. Sabokrou, M. Khalooei, M. Fathy, E. Adeli: Adversarially Learned One-Class Classifier for Novelty Detection
- Martin Arjovsky, Soumith Chintala, and L´eon Bottou: Wasserstein GAN
- Ian Goodfellow et al.: Generative Adversarial Networks