

Детекция аномалий

Детекция аномалий без учителя (Unsupervised)

Виды задач:

- классификация (есть\нет аномалия на изображении)
- локализация (выделить область на изображении с аномалией)

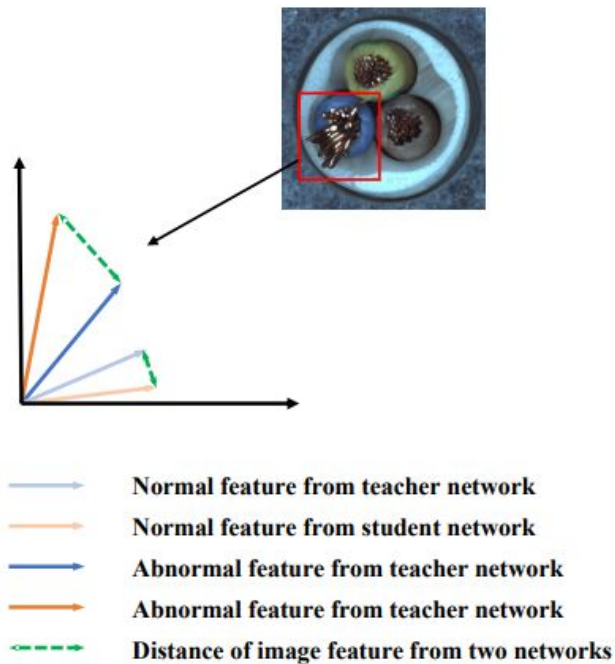
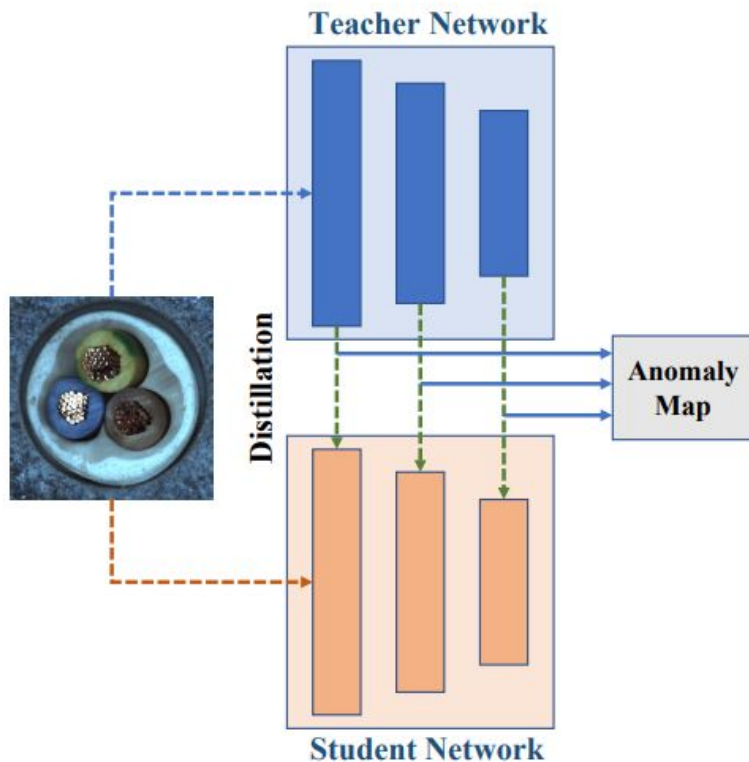
Преимущества:

- не нужна разметка
- данные собирать проще и быстрее
- можно решать задачи не собирая большое количество изображений с аномалиями или даже вовсе без них

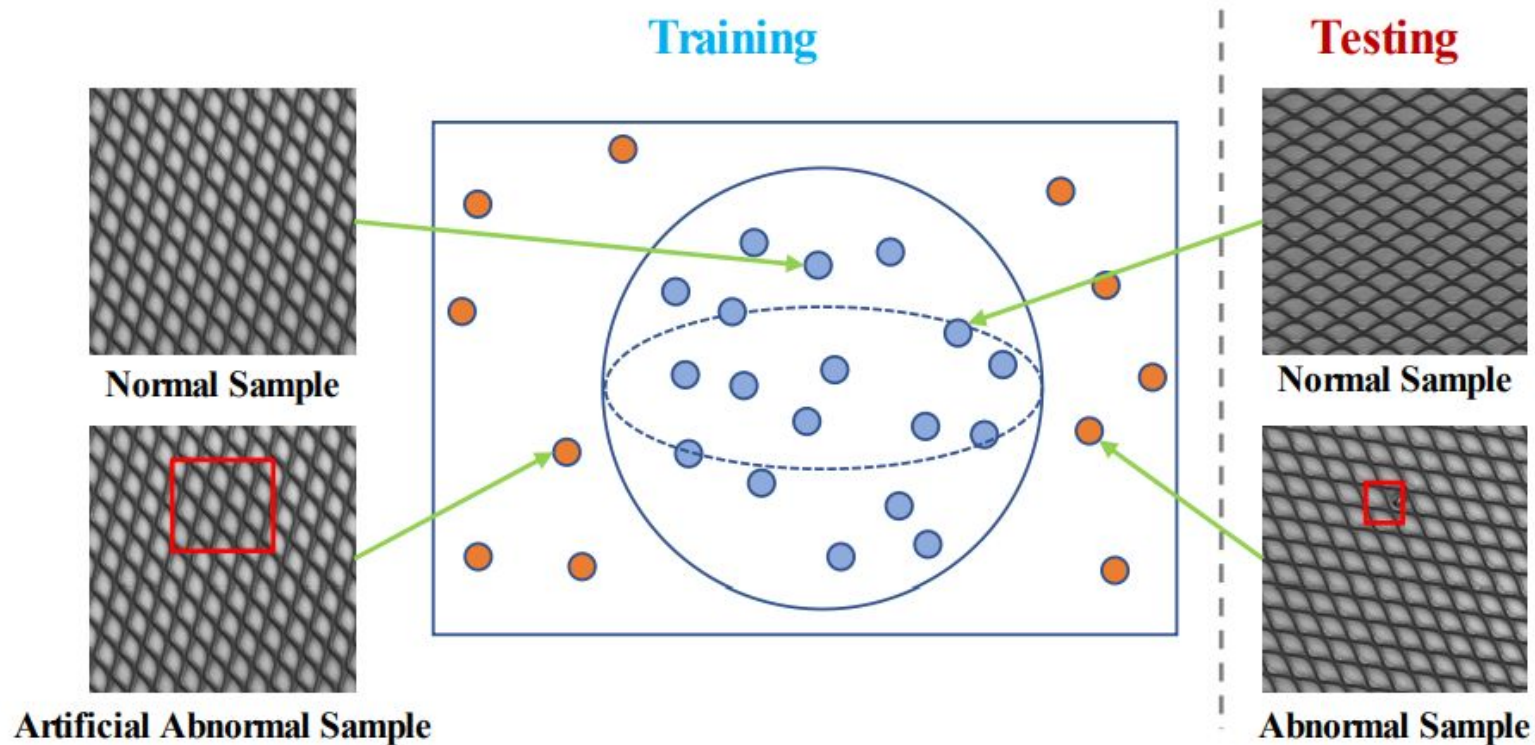
Feature Embedding методы

1. Архитектуры учитель-студент
2. Одноклассовая классификация
3. Карта распределения

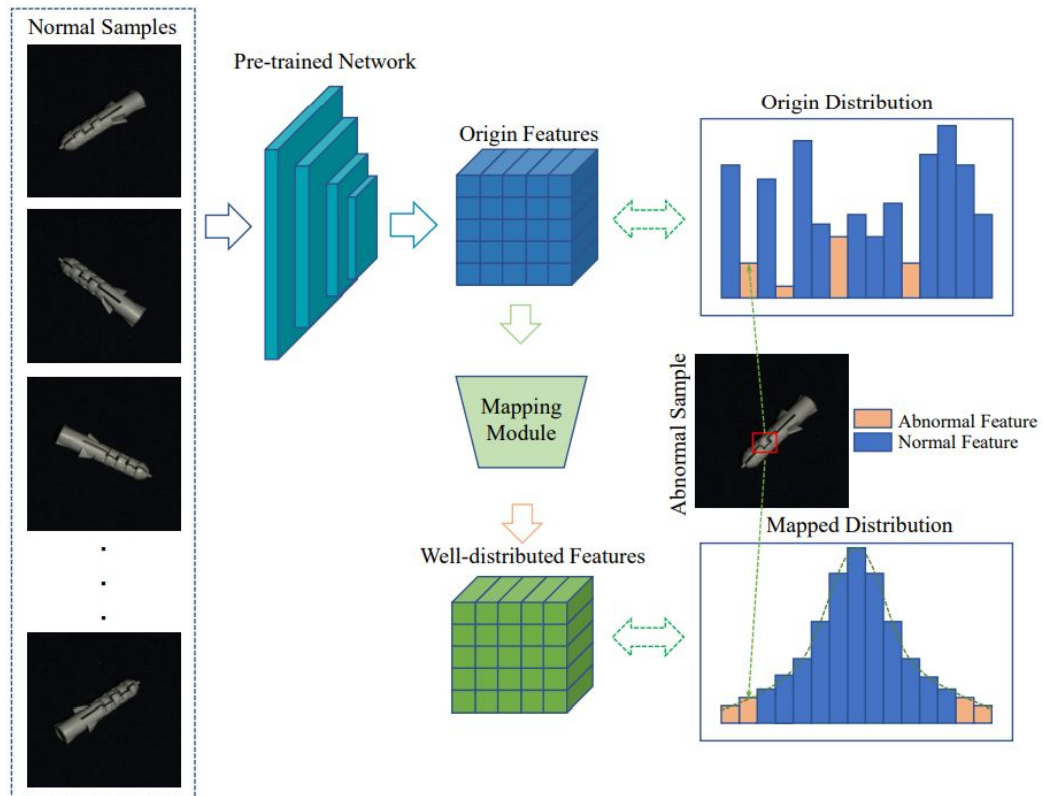
Архитектуры учитель-студент



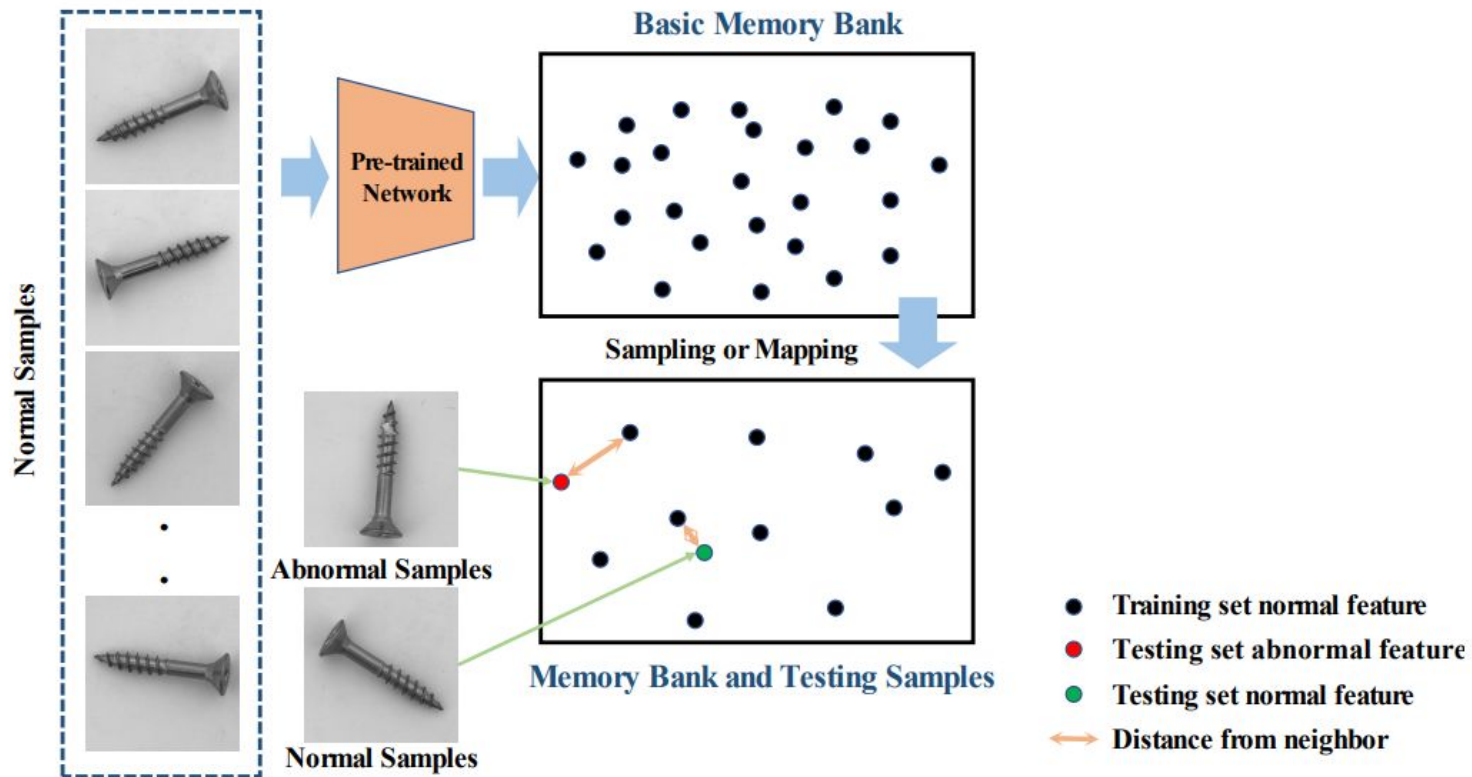
Одноклассовая классификация



Карта распределения



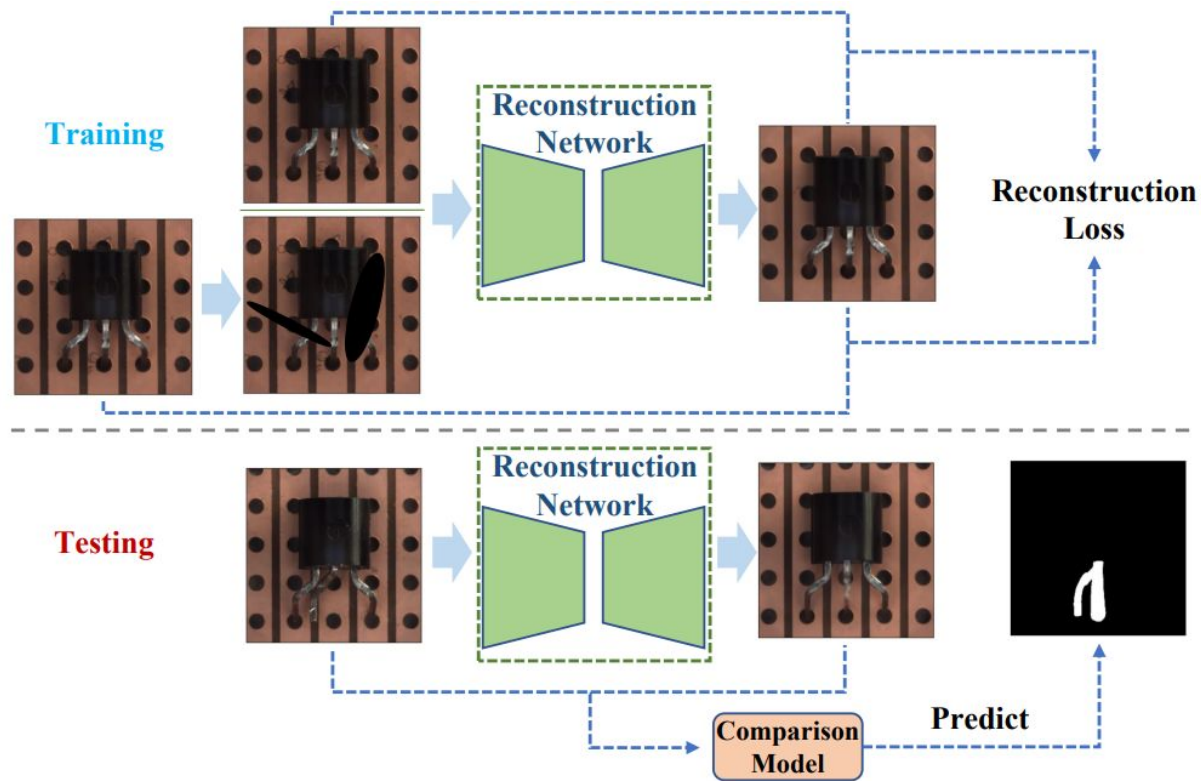
Банк памяти



Методы реконструкции

1. Автоэнкодеры
2. GAN'ы
3. Трансформеры
4. Дифузионные модели

Автоэнкодеры



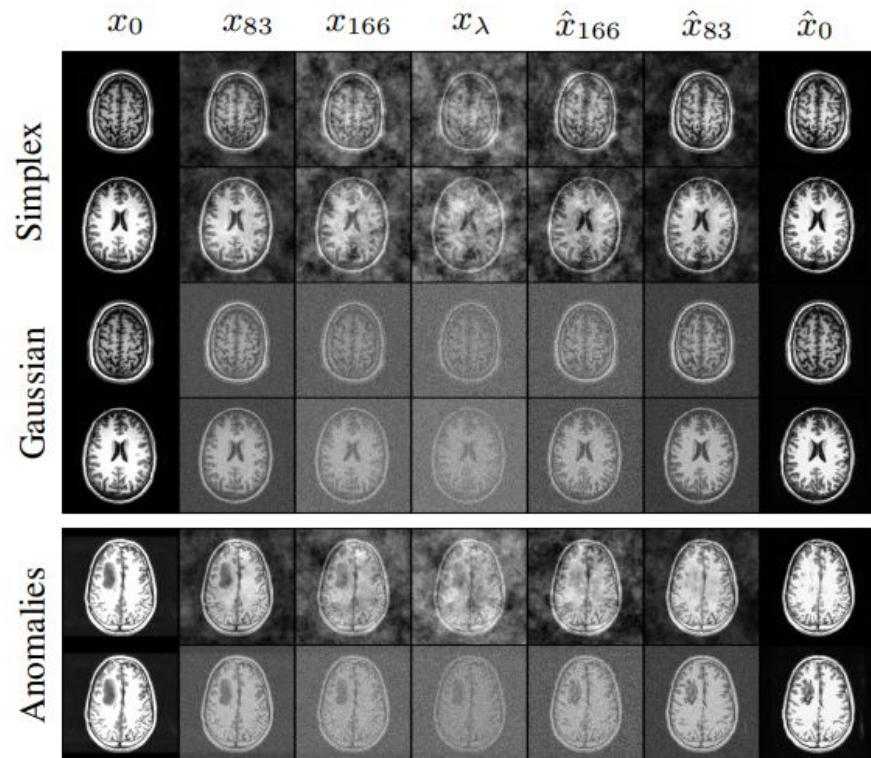
GAN'ы для детекции аномалий

(2) GAN Model			
SCADN [103]	L_2 , Adversarial	-	The paper masks part of image and reconstruct image with GAN during training.
AnoSeg [104]	L_1 , L_2 , Adversarial	-	The paper generates abnormal samples through a GAN and detects anomalies with the discriminator.
OCR-GAN [105]	L_1 , L_2 , Adversarial	-	The paper uses the Frequency Decoupling module to decouple and reconstruct images.

Трансформеры

(3) Transformer Model			
VT-ADL [106]	L_2 , SSIM, Log-Likelihood	-	The paper proposes a transformer-based framework to reconstruct images and detects anomalies.
ADTR [107]	L_2 , Cross-Entropy	EfficientNet	The paper makes it simple to identify anomalies when reconstruction fails by reconstructing features from pre-trained network.
AnoViT [108]	L_2	ViT	The paper uses a pre-trained ViT to extract features and reconstruct images.
HaloAE [109]	L_2 , Cross-Entropy, SSIM	VGG	The paper introduces an auto-encoder architecture based on a transformer with HaloNet.
InTra [110]	L_2 , GMS, SSIM	-	The paper leverages more global information to repair images with transformer.
MSTUnet [111]	L_2 , SSIM, Focal	-	The paper uses swin transformer for inpainting masked images and detects anomalies.
MeTAL [112]	L_1 , SSIM	-	The paper uses information from neighbor patches to inpainting images, better accounting for local structural information.
UniAD [4]	L_2	EfficientNet	The paper trains all categories of products in one model.

Диффузионная модель детекции аномалий



Обучение

Algorithm 1 Training

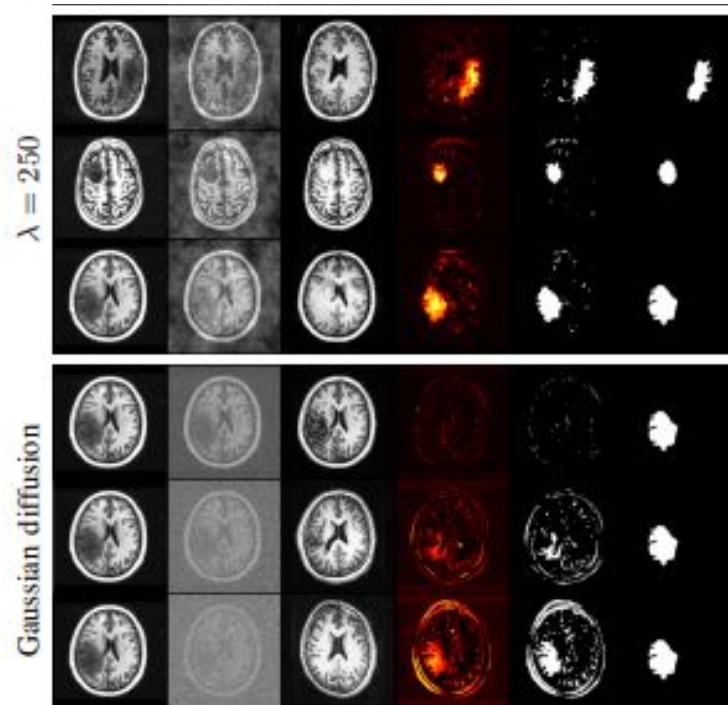
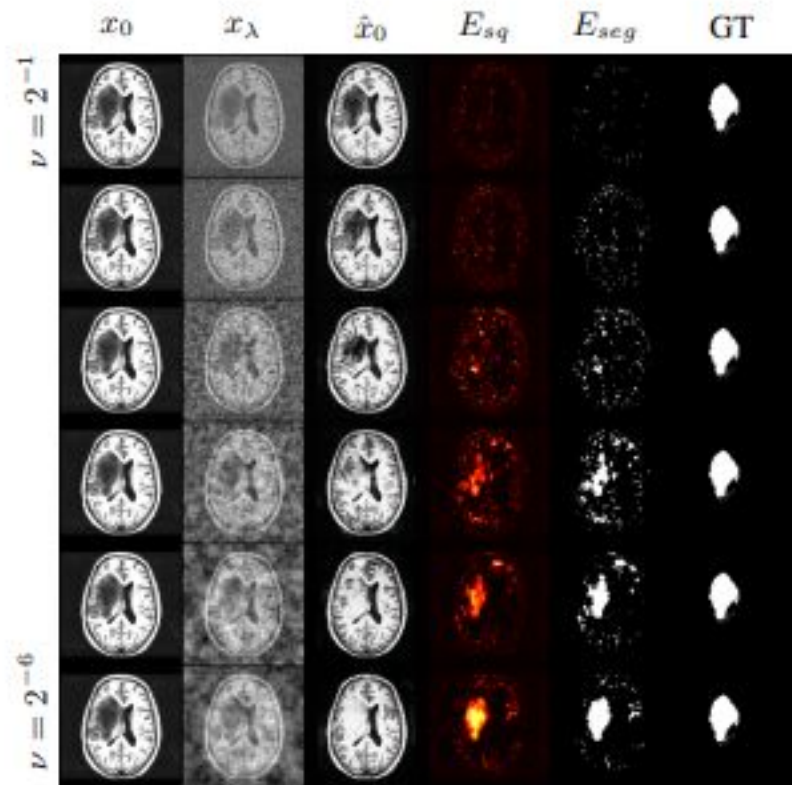
- 1: **repeat**
 - 2: $x_0 \sim q(x_0)$
 - 3: $t \sim \text{Uniform}(\{1, 2, \dots, T - 1, T\})$
 - 4: Randomly generate simplex seed
 - 5: $\epsilon \sim \text{Simplex}(\nu = 2^{-6}, N = 6, \gamma = 0.8)$
 - 6: Take gradient descent step on:
 $\nabla_{\theta} [||\epsilon - \epsilon_{\theta}(x_0 \sqrt{\bar{\alpha}_t} + \sqrt{1 - \bar{\alpha}_t} \epsilon, t)||^2]$
 - 7: **until** converged
-

Инференс

Algorithm 2 Segmentation

```
1:  $x_0 \sim A(x_0)$ 
2:  $x_\lambda = x_0 \sqrt{\bar{\alpha}_\lambda} + \epsilon \sqrt{1 - \bar{\alpha}_\lambda}$ 
3: for  $t = \lambda, \dots, 1$  do
4:   Randomly generate simplex seed
5:    $z \sim \text{Simplex}(2^{-6}, 6, 0.8)$  if  $t > 0$  else  $z = 0$ 
6:    $x_{t-1} = \frac{1}{\sqrt{\alpha_t}}(x_t - \frac{1-\alpha_t}{\sqrt{1-\bar{\alpha}_t}}\epsilon_\theta(x_t, t)) + \tilde{\beta}_t z$ 
7: end for
8:  $E_{sq} = (x_0 - \hat{x}_0)^2$ 
9:  $E_{seg} = E_{sq} > 0.5$ 
10: return  $E_{seg}$ 
```

Simplex vs Gaussian



Еще пример

