

• PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) [Пиковое отношение сигнал/шум].....	1
• SSIM (Structural Similarity Index) [Индекс структурного сходства].....	2
• UQI (Universal image quality index) [Универсальный индекс качества].....	2
• LPIPS (Learned Perceptual Image Patch Similarity).....	2
• FSIM (Feature-Based Similarity Index).....	3
• BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator).....	3
• NIQE.....	4
• DISTS.....	4
• ESSIM.....	4
• RMSE (Root Mean Squared Error).....	4
• NRMSE (Normalized Root Mean Squared Error).....	4
• MAE (Mean Absolute Error).....	5
• l1-норма.....	5
• CR (Compression Ratio).....	5
• Compression Efficiency.....	6
• Sparsity Level.....	6

<https://github.com/nekhtiari/image-similarity-measures?ysclid=m27oqn0tk3357937788>

- **PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) [Пиковое отношение сигнал/шум]**

- отношение максимально возможной мощности изображения к мощности искажающего шума, который влияет на качество его представления. Чем больше значение PSNR, тем эффективнее соответствующий метод сжатия или фильтрации.

$$PSNR = 10 \left( \frac{(L-1)^2}{MSE} \right) = 20 \left( \frac{L-1}{RMSE} \right)$$

где  $L$  — это количество max возможных уровней интенсивности на изображении ( $\min = 0$ );  $MSE$  - среднеквадратическая ошибка.

<https://gist.github.com/brannondorsey/7462ae795cb11d32b480429182aff9f6>

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (O(i, j) - D(i, j))^2$$

где  $O$  - матричные данные исходного изображения;  $D$  - матричные данные деградированного изображения;  $m$  - количество строк

пикселей, а  $i$  индекс этой строки изображения;  $n$  - количество столбцов пикселей, а  $j$  индекс этого столбца изображения.

- **SSIM (Structural Similarity Index) [Индекс структурного сходства]**

- показатель восприятия, который количественно определяет ухудшение качества изображения, вызванное такой обработкой, как сжатие данных, или потерями при передаче данных. Разница между двумя окнами  $x$  и  $y$  имеющими одинаковый размер  $N \times N$ .

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}$$

где  $\mu_x$  – среднее значение в окне  $x$ ;  $\mu_y$  – среднее значение в окне  $y$ ;  $\sigma_x^2$  – дисперсия в окне  $x$ ;  $\sigma_y^2$  – дисперсия в окне  $y$ ;  $\sigma_{xy}$  – ковариация окон  $x$  и  $y$ ;  $c_i = (k_i L)$ ,  $L$  – динамический диапазон пикселей,  $k_1 = 0.01$ ,  $k_2 = 0.03$ .

Структурные отличия (DSSIM) можно выразить через SSIM-метрику:

$$DSSIM(x, y) = \frac{1 - SSIM(x, y)}{2}$$

- **UQI (Universal image quality index) [Универсальный индекс качества]**

- метрика позволяет определить подобность сжатого изображения исходному в зависимости от вида и степени искажения эталонного изображения. Оценка считается универсальной, так как отражает схожесть сжатого изображения относительно исходного, однако принимает во внимание разные виды искажений.

$$UQI = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \cdot \sigma_y} \cdot \frac{2\bar{x}\bar{y}}{(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2} \cdot \frac{2\sigma_x \cdot \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}$$

где  $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$ ;  $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$ ;  $\sigma_x^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$ ;

$\sigma_y^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2$ ;  $\sigma_{xy} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$

- **LPIPS (Learned Perceptual Image Patch Similarity)**

<https://github.com/richzhang/PerceptualSimilarity>

- основана на обученной нейронной сети, которая предсказывает восприятие человеком сходства между изображениями. Она часто дает более точные результаты, чем традиционные метрики, особенно для сложных искажений.

- **FSIM (Feature-Based Similarity Index)**

- мера, которую можно использовать для определения сходства изображений. FSIM в основном основан на двух базовых признаках: фазовой конгруэнтности (PC) в качестве основного признака и величине градиента (GM) в качестве дополнительного признака.

$$S_{PC}(x) = \frac{2PC_1(x) \cdot PC_2(x) + T_1}{PC_1^2(x) + PC_2^2(x) + T_1}$$

где  $T_1$  - положительная константа для повышения стабильности  $S_{PC}$ ;

$$PC_{2D}(x) = \frac{\sum_j E_{\theta_j}(x)}{\varepsilon + \sum_n \sum_j A_{n, \theta_j}(x)}$$

$$S_G(x) = \frac{2G_1(x) \cdot G_2(x) + T_2}{G_1^2(x) + G_2^2(x) + T_2}$$

где  $T_2$  - положительная константа, зависящая от динамического

диапазона значений GM;  $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$

$$FSIM = \frac{\sum_{x \in \Omega} S_L(x) \cdot PC_m(x)}{\sum_{x \in \Omega} PC_m(x)}$$

где  $\Omega$  - вся пространственная область изображения;  $PC_m(x)$  –

$\max(PC_1(x), PC_2(x))$ ;  $S_L(x) = [S_{PC}(x)]^\alpha [S_G(x)]^\beta$ ,  $\alpha$  и  $\beta$  — параметры, используемые для настройки относительной важности функций PC и GM.

- **BRISQUE (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator)**

<https://github.com/rehanguha/brisque>

<https://www.mathworks.com/help/images/ref/brisque.html>

- метрика качества изображения, которая оценивает качество изображения без использования эталонного изображения. Она основана на анализе статистических свойств изображения, таких как текстура, контрастность и шум.

- **NIQE**

<https://github.com/chaofengc/IQA-PyTorch>

<https://www.mathworks.com/help/images/ref/nique.html>

- основана на статистических свойствах естественных изображений и оценивает степень искажения входного изображения.

- **DISTS**

<https://github.com/dingkeyan93/DISTS>

- предназначена для оценки качества изображений с различными типами искажений, сохраняя при этом инвариантность к стилю изображения

- **ESSIM**

<https://github.com/Skythianos/SG-ESSIM>

- структурное сходство с учётом границ, более близка к человеческому восприятию разницы между изображениями и уделяет особое внимание пикселям вблизи границ.

- **RMSE (Root Mean Squared Error)**

<https://github.com/nickpoorman/rmse>

- квадратный корень из MSE.

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

$$MSE = \frac{1}{m \cdot n} \sum (\sum (I - I_{hat})^2)$$

Где

$I$  - оригинальное изображение.

$I_{hat}$  - реконструированное изображение.

$m$  и  $n$  - количество строк и столбцов в изображениях.

- **NRMSE (Normalized Root Mean Squared Error)**

<https://github.com/dmitriykov333/RMSE>

- нормализованный относительно максимального значения пикселя.

$$NRMSE = RMSE / MAX\_I$$

Где

$MAX\_I$  - максимальное значение пикселя в изображении (обычно 255 для 8-битного изображения).

- **MAE (Mean Absolute Error)**

<https://github.com/bytespider/mae>

- измеряет среднее абсолютное отклонение между пикселями оригинального и реконструированного изображений.

$$MAE = \frac{1}{m \cdot n} \sum (\sum abs(I - I\_hat))$$

Где

$I$  - оригинальное изображение.

$I\_hat$  - реконструированное изображение.

$m$  и  $n$  - количество строк и столбцов в изображениях.

- **$l_1$ -норма**

- измеряет сумму абсолютных значений разницы между пикселями оригинального и реконструированного изображений.

$$\min ||x||_1 \text{ such that } y = \Phi x$$

Методика базируется на определенном (обычно рандомизированном) выборе матрицы  $\Phi$  и том, что получающийся в результате  $l_1$

оптимизации вектор  $\hat{x}$  имеет не более  $m$  ненулевых компонент, т. е. сильно разреженный.

- **CR (Compression Ratio)**

- отношение размера исходного изображения к размеру сжатого изображения.

$$CR = \text{Size}(\text{Original Image}) / \text{Size}(\text{Compressed Image})$$

- **Compression Efficiency**

- отношение размера исходного изображения к размеру сжатого изображения, деленное на PSNR или SSIM.

- **Sparsity Level**

- количество ненулевых элементов в представлении изображения в выбранном базисе.