

## Алгоритм нелокального среднего основанный на модифицированном индексе структурного сходства

Довганич А.А.<sup>1</sup>, Крылов А.С.<sup>1</sup>, Юрин Д.В.<sup>1</sup>  
 a.dovganich@yandex.ru|kryl@cs.msu.ru|yurin@cs.msu.ru

<sup>1</sup>Факультет Вычислительной математики и кибернетики  
 МГУ имени М.В.Ломоносова, Москва, Россия

*Предлагается новый алгоритм шумоподавления на изображениях. Он является модификацией алгоритма нелокального среднего с использованием метрики основанной на индексе структурного сходства(SSIM). Производится анализ этой весовой функции с точки зрения статистических характеристик изображений, физиологии восприятия изображений и структуры наблюдаемой сцены. Индекс SSIM разбирается на отдельные составляющие и для каждой компоненты задается физически обоснованная весовая функция. Результаты модифицированного метода сравниваются с алгоритмом нелокального среднего, где веса вычисляются по метрике L2 и SSIM.*

**Ключевые слова:** фильтрация изображений, подавление шума, нелокальное среднее, SSIM.

## Nonlocal mean algorithm based on a modified structural similarity index

A.A. Dovganich<sup>1</sup>, A.S. Krylov<sup>1</sup>, D.V. Yurin<sup>1</sup>  
 a.dovganich@yandex.ru|kryl@cs.msu.ru|yurin@cs.msu.ru

<sup>1</sup>Laboratory of Mathematical Method of Image Processing

Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia

*In this paper, we propose new image denoising algorithm. It is nonlocal mean algorithm based on the modified structural similarity index (SSIM). The weight function is analysed with the statistical characteristics of images, human vision perception and the structure of the scene. The SSIM index is divided into the separate components and a physically valid weight function is assigned to each component. The results of the modified method are compared with the standard nonlocal mean algorithm with the weights calculated using L2 metric and non-modified SSIM.*

**Keywords:** image filtering, image denoising, nonlocal mean, SSIM.

### 1. Введение

Задача подавления шума на изображениях является одной из самых старых но, по-прежнему, актуальных [1,2,3,4]. Одновременно с ростом качества аппаратных средств съемки наблюдается не менее существенный рост и запросов по съемке в гораздо более сложных условиях. Можно привести следующие области применения, где необходимость подавления шума будет и в дальнейшем сохранять актуальность:

1) Съемка бытовыми камерами и смартфонами в условиях плохой освещенности или искусственного освещения. Запросы постоянно растут – сумерки, приглушенное освещение, неудачный спектр освещения.

2) Аэрокосмическая съемка Земли - растет желаемое пространственное разрешение. Сейчас вполне типичным является разрешение свыше 1 метра, тогда как типичная высота космического аппарата составляет около 1000 км, т.е. 1 пиксель видим под ничтожным углом  $10^{-6}$  радиан. Более того, т.к. космический аппарат движется со скоростью около 7000 м/с, то время экспозиции при съемке с таким разрешением не должно превышать 1/7000 секунды, что обуславливает крайне низкий световой поток.

3) В медицине изображения получают, как правило, с помощью излучений вредных для здоровья – рентген, гамма излучение, микроволновое излучение. Поэтому задача максимального снижения дозы облучения ведет опять к съемке в условиях слабого освещения и высоких шумов.

В принципе, подавляющее большинство алгоритмов представляет собой какой-либо вариант усреднения некоторого подмножества пикселей в некоторой окрестности рассматриваемой точки. Классический алгоритм среднего по окрестности – это усреднение всех пикселей из прямоугольной или круглой окрестности точки [2,3]. Линейные алгоритмы усреднения – это усреднение пикселей локаль-

ной окрестности с некоторым весом, который зависит только от расстояния от этих пикселей до рассматриваемой точки. Весовая функция является ядром оператора свертки [2,3]. Алгоритмы на основе анизотропной и нелинейной диффузии [5,6] можно рассматривать как аналог свёрточных линейных методов, но с ядром свертки, меняющимся по плоскости изображения, например, вблизи границ объектов, вытягивающимся вдоль границы. При этом, размытие происходит вдоль границ, а не поперек, эффективный размер ядра меняется в зависимости от сложности изображения. В однородных областях обеспечивается большее размытие и поэтому сглаживание шума; в информационно насыщенных областях степень размытия снижается, поэтому сохраняется больше как шума, так и деталей изображения.

В ранговых алгоритмах [2,7,8], которые относятся уже к нелинейным фильтрам, помимо отбора по расстоянию (форма окрестности), производится отбор и по яркости пикселей, в усреднении участвуют только пиксели, удовлетворяющие некоторым ограничениям, например, К ближайших по яркости к рассматриваемому пикселю (среднее по K<sub>NV</sub> окрестности), или пиксели окрестности, яркость которого отклоняется не более чем на  $\epsilon$  от яркости центрального пикселя (среднее по  $\epsilon_V$  окрестности). В отличие от линейных алгоритмов, ранговые алгоритмы уже не обязательно приводят к размытию границ объектов и линий. Так, для упомянутых двух алгоритмов характерно снижение контраста границы объектов при сохранении резкости профиля перепада яркости. Аналогом алгоритма усреднения по  $\epsilon_V$  окрестности является алгоритм билатеральной фильтрации [9]. Он отличается тем, что весовая функция в зависимости от расстояния от центра окрестности и весовая функция в зависимости от расстояния от ведущего пикселя - Гауссовы, а не прямоугольные ступеньки.

Следующим шагом развития подобных подходов являются методы самоподобия, как алгоритм нелокального среднего [10] (NLM) и ряд его разновидностей [11,12,13]. В усреднении участвуют только точки, у которых похожи малые локальные окрестности. Т.е. отбор ведется не только по пространственному признаку или яркости, но и по паттерну, текстуре вокруг точки. Фактически используется предположения самоподобия (self-similarity) и усредняются похожие фрагменты. Дальнейшим развитием этого направления является алгоритм BM3D [14], который после отбора похожих фрагментов собирает их в трехмерную структуру и подвергает фильтрации Винера. Этот алгоритм на сегодняшний день считается наилучшим по качеству подавления шума, внося минимальные повреждения в изображение.

Для случая аддитивного Гауссового шума, за достаточно короткий период, одними из наиболее популярных методов подавления шума стали методы, использующие глубокое обучение. Они показывают достаточно конкурентные результаты в сравнении с методами усреднения [15,16]. Однако необходимо отметить, что методы, основанные на самоподобии, более устойчивы к изменению типа шума и его однородности на изображении. В связи с этим необходимо отметить работу [4], в которой предлагают метод итерационного подавления шума как с использованием CNN, так и методов самоподобия.

## 2. Алгоритм нелокального среднего

Рассмотрим процедуру отбора похожих блоков в алгоритме нелокального среднего [10]:

$$I_{NLM}(x, y) = \frac{1}{W(x, y)} \sum_{x', y' \in \Omega(x, y)} w(x, y, x', y') I(x', y') \quad (1)$$

где  $W(x, y) = \sum_{x', y' \in \Omega(x, y)} w(x, y, x', y')$

Размер окрестности  $\Omega$  здесь может быть произвольным, в том числе и всем изображением, откуда и идет название метода *нелокальное* среднее. Здесь  $w(x, y, x', y')$  - весовая функция, зависящая от схожести блоков с центрами в точках  $(x, y)$  и  $(x', y')$ , определенная как [10]:

$$w(x, y, x', y') = \exp \left( - \frac{\sum_{\xi, \eta \in \Omega_{patch}} (I(x + \xi, y + \eta) - I(x' + \xi, y' + \eta))^2}{2\rho^2} \right) \quad (2)$$

Здесь окрестность  $\Omega_{patch}$  - это фрагмент изображения вокруг точки, по которому и выполняется сравнение схожести двух точек, т.е. анализ схожести их текстур или блоков. Числитель в экспоненте (2) является, по сути, нормой  $L_2$  разности двух векторов-параметров  $\Omega_{patch}$ , построенных как построчные выборки пикселей этих окрестностей.

Из анализа формул (1)-(2) следует, что они вычисляют немного не то, что декларировалось: в силу использования нормы  $L_2$ , блоки, содержащие совсем разные картинки, и блоки, содержащую одинаковую картинку, отличающуюся только яркостью или контрастом одинаково различны. При этом, мера отличия определяется только суммой квадратов разностей соответствующих пикселей и не зависит от графического образа картинки или структурного сходства блоков, что, по-видимому, не вполне то, что было бы желательно.

## 3. Структурный индекс подобия

Естественный способ преодолеть подобный недостаток - это подобрать более адекватную норму. В работе [17] предложен структурный индекс подобия SSIM, его достоинства по сравнению с  $L_2$  рассмотрены в [18]. Он представляет собой произведение трех компонент:

$$SSIM(x, y, x', y') = l(x, y, x', y') c(x, y, x', y') s(x, y, x', y') \quad (3)$$

где,

$$l(x, y, x', y') = \frac{2\mu(x, y)\mu(x', y') + C_1}{\mu^2(x, y) + \mu^2(x', y') + C_1} \quad (4)$$

- функция подобия яркости,

$$c(x, y, x', y') = \frac{2\sigma(x, y)\sigma(x', y') + C_2}{\sigma^2(x, y) + \sigma^2(x', y') + C_2} \quad (5)$$

- функция подобия контраста,

$$s(x, y, x', y') = \frac{\Gamma(x, y, x', y') + C_3}{\sigma(x, y)\sigma(x', y') + C_3} \quad (6)$$

- функция подобия структуры.

Константы  $C_1, C_2, C_3$  введены исключительно для предотвращения деления на нуль и, в принципе, не обязательны, так как при численных расчетах подобные предосторожности могут быть выполнены и иными средствами исходя из желаемого поведения соответствующих компонент при предельном стремлении к нулю величин из знаменателя. В формулах (4)-(6) использованы следующие величины

$\mu(x, y) = \langle I(x, y) \rangle$  - средняя яркость,  
 $\sigma^2(x, y) = \langle I^2(x, y) \rangle - \langle I(x, y) \rangle^2$  - стандартное отклонение (корень из дисперсии),  
 $\Gamma(x, y, x', y') = \langle I(x, y)I(x', y') \rangle - \langle I(x, y) \rangle \langle I(x', y') \rangle$  - корреляционная функция. Усреднение  $\langle \cdot \rangle$  вычисляется по

блоку  $\Omega_{patch}$  с центром в точке  $(x, y)$ . Выражение (6) зависит от корреляционной функции между двумя блоками с центрами в  $(x, y)$  и  $(x', y')$ , и представляет собой коэффициент корреляции между этими блоками. Отсюда видно, что:

$$\begin{aligned} 0 &\leq l(x, y, x', y') \leq 1 \\ 0 &\leq c(x, y, x', y') \leq 1 \\ -1 &\leq s(x, y, x', y') \leq 1 \end{aligned} \quad (7)$$

В [19] предложена модификация алгоритма нелокального среднего, использующая в качестве весовой функции в (1) индекс структурного сходства:

$$w(x, y, x', y') = SSIM(x, y, x', y') \quad (8)$$

Кроме того, формула (1) также претерпела изменения. Поскольку теперь каждый блок характеризуется отдельно яркостью, контрастом и структурой, логичным представляется перед выполнением усреднения центральных точек привести яркости и контрасты соответствующих блоков к целевому блоку. Поэтому

$$I_{SSIM}(x, y) = \frac{1}{W(x, y)} \sum_{x', y' \in \Omega(x, y)} w(x, y, x', y') J(x', y') \quad (9)$$

где

$$J(x', y') = \frac{\sigma(x, y)}{\sigma(x', y')} (I(x', y') - \mu(x', y')) + \mu(x, y) \quad (10)$$

#### 4. Предлагаемый метод

Предложенная в [19] модификация метода нелокально-среднего на наш взгляд представляется незаконченной и недостаточной. Согласно (3)-(8) высокие веса соответствуют блокам, которые имеют **I** одинаковую структуру (паттерн), **II** одинаковую яркость, **III** одинаковый контраст. В реальности же, очень часто фрагменты объектов реального мира имеют одинаковую структуру, но наблюдаются в различных условиях освещенности, т.е. отличаются яркостью и контрастом. Более того, человеческое зрение к таким различиям часто не чувствительно и как бы автоматически их игнорирует. Действительно, с точки зрения компьютерной обработки и вычисления величины перепадов яркости, часто наиболее значимыми на изображении являются границы света и тени, в то время как человек обычно их игнорирует и акцентируется на структуре сцены и объектов её составляющих, а не условиях освещения. В этой связи наиболее важным представляется третий сомножитель (6), а первые два, (4) и (5) - существенно менее важными. Кроме того, (6) а, следовательно, и (3) и (8), могут принимать отрицательные значения. Теоретически это могло бы позволить в процессе усреднения использовать не только похожие паттерны, но и их негативы. Однако, реальная сцена, состоящая из изображений каких либо объектов и их негативов представляется чем-то весьма экзотичным. Как минимум необходим специальный анализ причин, почему в конкретном случае реальные объекты выглядят как позитив и негатив. Наличие же отрицательных весов может сделать схему фильтрации крайне нестабильной из-за возможности нулевого знаменателя в (1). Поэтому мы предлагаем полагать третий сомножитель равным нулю при отрицательном значении коэффициента корреляции.

Рассмотрим теперь множители, зависящие от яркости (4) и контраста (5). Казалось бы, при наличии процедуры нормализации яркости (10), эти множители можно было бы просто игнорировать. Однако, в реальности изображение содержит шум и, даже при идеальных условиях съемки, есть шум обусловленный оцифровкой на определенное число градаций яркости. Поэтому, при попытке использовать менее контрастный блок для вычисления средней яркости для центральной точки более ярких блоков, согласно формуле (10) яркость этого блока будет растягиваться, что приведет к увеличению шума в такое же число раз. Одновременно точность данных в такое же число раз снизится, т.к. данные заданы с определенным шагом по яркости, который также в соответствующее число раз возрастет. Таким образом, представляется очевидными, что в формуле (10) соотношение  $\sigma(x,y)/\sigma(x',y')$  следует контролировать и в случае его слишком большого значения, резко уменьшать вес для таких точек. Наоборот, малые значения этого коэффициента весьма желательны, так как ведут ко вкладу данных с **пониженным шумом и повышенной точностью оцифровки**.

Зависимость от яркости блоков менее очевидна. Так как фоторегистрирующая аппаратура обычно работает в линейном режиме, то постоянная добавка к яркости вроде бы не должна ни на что влиять. Тем не менее возможны некоторые косвенные эффекты. Например, при отношении  $\sigma(x,y)/\sigma(x',y')$  меньшем единицы, в (10) более точно учитывается среднее значение яркости блока, который приводится к целевому. С другой стороны, изменение средней яркости на единицу при высокой средней яркости представляется менее достоверной, измеренной с меньшей точностью, чем то же изменение в условиях малой средней яркости – измерение изменений в разы представляется более достоверным, нежели чем на доли процента. Поэтому для яркостной компоненты предлагается просто ввести

ограничение по допустимому различию яркости блоков  $\mu(x,y)/\mu(x',y')$  симметричным образом в обе стороны.

Суммируя выше сказанное, предлагается следующий вид весовой функции для модифицированного алгоритма нелокального среднего

$$w(x,y,x',y') = \theta(T_1 \cdot \mu(x,y)\mu(x',y') - (\mu^2(x,y) + \mu^2(x',y'))) \cdot \theta(T_2 \cdot \sigma(x',y') - \sigma(x,y)) \cdot \theta(s(x,y,x',y')) \cdot f(s(x,y,x',y')) \quad (11)$$

которая подставляется в (9) и (10). Здесь  $\theta(\cdot)$  - ступенчатая единичная функция Хэвисайда. Функция  $f(\cdot)$  служит для регулирования крутизны учета влияния слабо коррелированных блоков, в настоящей работе эта функция полагается линейной,  $f(x)=x$ . Пороги  $T_1$  и  $T_2$  определяют допустимые пределы по отклонению яркости (симметрично) и контраста (несимметрично) и задаются из априорных соображений о допустимом повышении шума. Например, для пятикратного разброса яркостей  $T_1=2.6$ , и допустимого растяжения контраста вдвое  $T_2=2$ . Возможно, более целесообразным было бы использование менее жестких, плавных регулировок, нежели функция Хэвисайда, однако для простоты и ясности изложения в настоящей работе мы ограничились таким простейшим случаем, который наиболее наглядно демонстрирует свойства алгоритма.

Практически, внесённые изменения должны привести к следующим отличиям предлагаемого алгоритма от классического нелокального среднего [10] и основанного на SSIM [19].

- 1) В указанных алгоритмах в усреднении эффективно участвуют только точки блоков, похожих как по структуре, так и по яркости и контрасту. В предложенном алгоритме – от блоков с близкой структурой, при широком разбросе яркостей и контрастов. Усредняются все похожие фрагменты сцены, независимо от того на свету они или затенены;
- 2) Несимметричное ограничение на допустимый разброс контрастов ведет к дополнительному снижению шума;
- 3) Отсутствие отрицательных весов в отличие от [19].

Заметим, что проблемы связанной с порчей блоков из-за зашкаливания яркости как в сторону засвета, так и обреза темных пикселей не возникает, так как в этом случае будет уменьшаться множитель, зависящий от коэффициента корреляции.

#### 5. Результаты

Тестирование производилось на изображениях базы TID2013[19] с различными типами шума. Результаты для нескольких изображений приведены в таблице 1. Значение MOS (Mean Opinion Score) для зашумленных изображений было следующее: I04/Additive Gaussian Noise - 4.27, I22/High Frequency Noise - 4.18, I23/Spatially Correlated Noise - 3.26. Алгоритм нелокального среднего на основе  $L_2$  обозначается как NLM- $L_2$ ; алгоритм, использующий индекс структурной схожести, обозначается как NLM-SSIM, предлагаемый метод обозначен как NLM-MSSIM. Блоки ищутся в окрестности с радиусом 7 пикселей, радиус каждого блока равен 3, то есть с учетом центрального пикселя диаметр блоков  $3+1+3=7$  пикселей, а размер  $7 \times 7$  пикселей. При поиске похожих блоков их центры ищутся по окну  $15 \times 15$  пикселей. Параметры  $C_1$ ,  $C_2$ ,  $C_3$  заданы следующим образом:  $C_1 = (k_1 * L)$ ,  $C_2 = (k_2 * L)$ ,  $C_3 = C_2 / 2$ , где  $k_1=0.01$ ,  $k_2=0.03$ ,  $L$  - динамический диапазон пикселей. Для NLM- $L_2$  использовался параметр  $\rho = 8.3$ . Он выбирался исходя из

параметров шума на изображении (стандартного отклонения). #

Изображение и тип шума	104/Additive Gaussian Noise	122/ High Frequency Noise	123/Spatially Correlated Noise
PSNR			
Noisy image	24.4104	24.3689	24.6671
NLM-L2	31.0202	28.1615	34.5181
NLM-SSIM	30.4254	29.8546	31.1828
NLM-MSSIM	32.3352	30.3894	34.6982
SSIM			
Noisy image	0.7691	0.6164	0.5892
NLM-L2	0.9212	0.8897	0.8893
NLM-SSIM	0.9446	0.9245	0.8964
NLM-MSSIM	0.9737	0.9358	0.9156

Таблица 1. Результаты сравнения PSNR и SSIM.

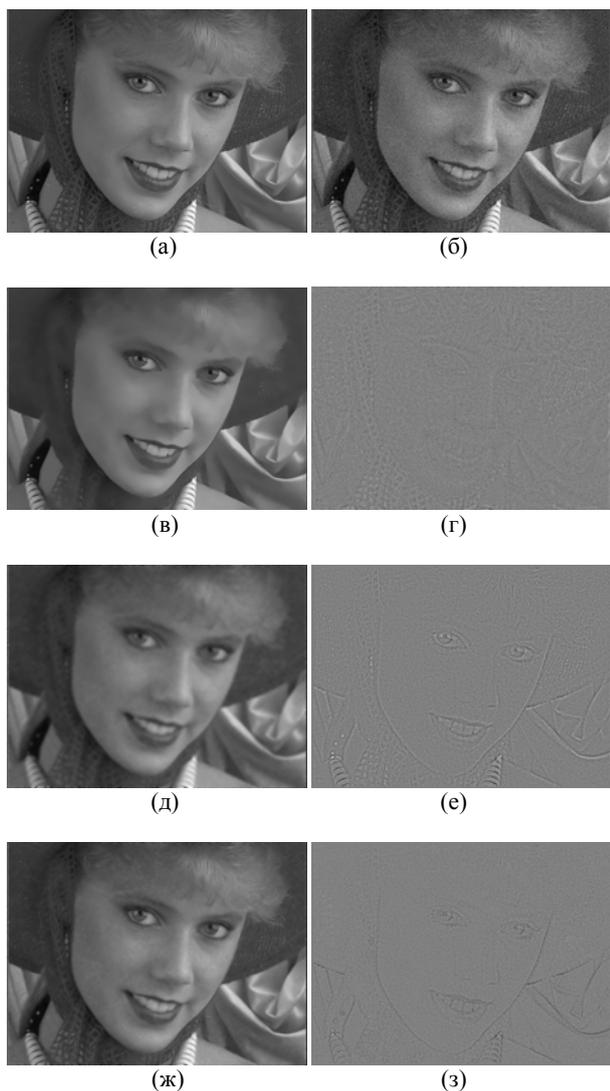


Рис. 1. 104.

- (a) – Исходное изображение,
- (б) – Зашумленное изображение
- (в) – NLM-L2,
- (г) –  $\Delta$  между NLM-L2 и зашумленным изображением
- (д) – NLM-SSIM,
- (е) –  $\Delta$  между NLM-SSIM и зашумленным изображением,
- (ж) – NLM-MSSIM,
- (з) –  $\Delta$  между NLM-MSSIM и зашумленным изображением

Подбор параметров производился при помощи прогона по сетке параметров и выбора наилучшего результата по метрике PSNR. Для NLM-L2 варьировался параметр  $\rho$ , для NLM-SSIM и NLM-MSSIM изменялись параметры  $C_1, C_2, C_3$ . Также для всех методов менялись размеры блока и область поиска. Методы NLM-SSIM и NLM-MSSIM имеют лучшую производительность, чем NLM-L2. Разрыв производительности между методами ещё больше возрастает при увеличении размеров блоков и диапазона поиска

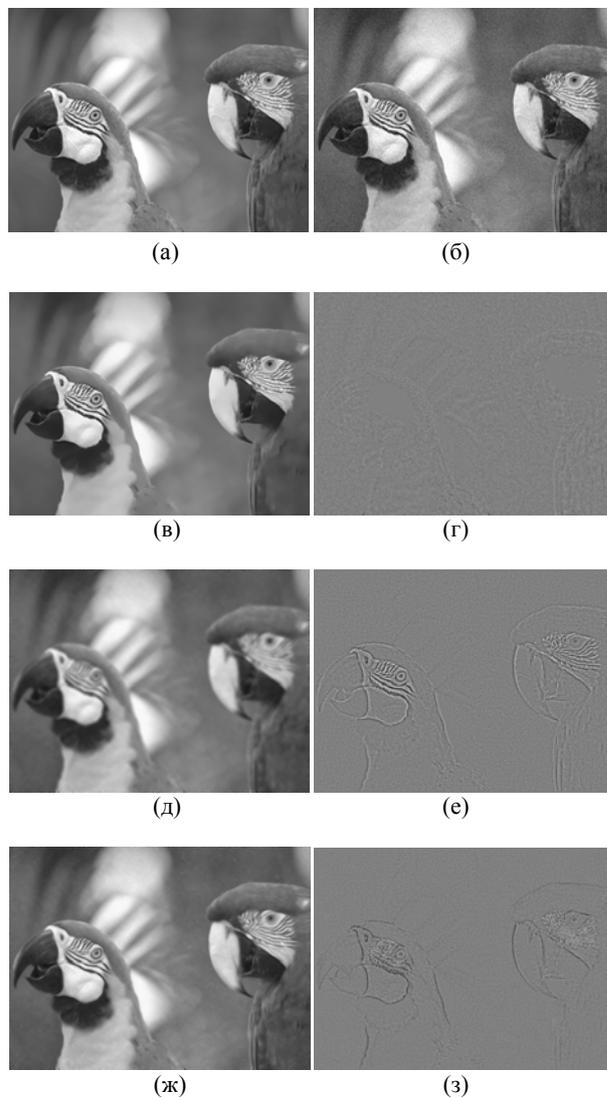


Рис. 2. 123.

- (a) – Исходное изображение,
- (б) – Зашумленное изображение
- (в) – NLM-L2,
- (г) –  $\Delta$  между NLM-L2 и зашумленным изображением
- (д) – NLM-SSIM,
- (е) –  $\Delta$  между NLM-SSIM и зашумленным изображением,
- (ж) – NLM-MSSIM,
- (з) –  $\Delta$  между NLM-MSSIM и зашумленным изображением

Результаты в таблице выбраны неслучайно. Изображение из первого примера представлено на рисунке 1. Можно заметить, что эффективность NLM-MSSIM по сравнению NLM-L2 возрастает на изображениях, которые имеют мелкие структурные элементы, которые не портятся в результате применения более эффективной метрики. Это можно

видеть в области прически на изображении 1. Во втором примере из таблицы мелкие детали более разрознены, что почти уравнивает NLM-SSIM и NLM-MSSIM. В последнем примере из таблицы, он изображен на рисунке 2, наоборот мелких деталей мало. Что делает это изображение благоприятным для применения классического NLM-L2, но благодаря участию блоков с близкой структурой при разбросе яркостей и контрастов NLM-MSSIM не проигрывает NLM-L2 в отличие от NLM-SSIM.

## 6. Заключение

Проанализированы классический метод нелокального среднего и его модификация на основе метрики SSIM, рассмотрены достоинства и недостатки этих методов. Предложен новый метод шумоподавления (9)-(11) на основе алгоритма нелокального среднего использующий новую весовую функцию (11) представляющую собой модификацию индекса структурного сходства. Для базы изображений TID2013 проведены его сравнения с классическим алгоритмом нелокального среднего [2] и алгоритмом [19], использующим стандартный индекс структурной схожести. Предложенный алгоритм показал себя более универсальным методом и выдал лучшие или сопоставимые результаты на различных типах изображений.

## 7. Благодарности

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда (проект № 17-11-01279).

## 8. Литература

- [1] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel. A review of image denoising algorithms, with a new one // *Multiscale Modeling and Simulation*, vol. 4, no. 2, pp. 490-530, 2005.
- [2] Р. Гонсалес, Р. Вудс. Цифровая обработка изображений. М. Техносфера, 2005, 1072с.
- [3] Л.П. Ярославский. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: Введение в цифровую оптику. – М.: Радио и связь, 1987. – 296 с.: ил.
- [4] Cruz C. et al. Nonlocality-Reinforced Convolutional Neural Networks for Image Denoising // *arXiv preprint arXiv:1803.02112*. – 2018.
- [5] Joachim Weickert, *Anisotropic Diffusion in Image Processing*, ECMI Series, Teubner-Verlag, Stuttgart, Germany, 1998.
- [6] Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion // *Proceedings of IEEE Computer Society Workshop on Computer Vision*. pp. 16–22 (1987).
- [7] Storozhilova M.V., Yurin D.V. “Fast Rank Algorithms Based on Multiscale Histograms” // In: 21-th International Conference on Computer Graphics GraphiCon'2011. Moscow, Russia, 2011, pp. 132–135.
- [8] Storozhilova M.V., Yurin D.V. “Fast Rank Algorithms with Multiscale Histograms Lazy Updating” // 8th Open German-Russian Workshop “Pattern Recognition and Image Understanding” (OGRW-8-2011), November 2011, pp. 380–383.
- [9] Tomasi C., Manduchi R. “Bilateral Filtering for Gray and Color Images” // *Proceedings of the IEEE Sixth International Conference on Computer Vision (ICCV'98)*, January 1998, pp. 839–846.
- [10] Buades A., Morel J.M. “A Non-Local Algorithm for Image Denoising” // *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005, vol. 2, 20–26 June 2005, pp. 60–65.
- [11] Wang S., Xia Y., Liu Q., Luo J., Zhu Y., and Feng D. Gabor feature based nonlocal means filter for textured image denoising // *Journal of Visual Communication and Image Representation*, Oct. 2012, vol. 23, issue 7, pp. 1008-1018.
- [12] N. V. Mamaev, A. S. Lukin, D. V. Yurin. “HeNLM-LA: a Locally Adaptive Nonlocal Means Algorithm Based on Hermite Functions Expansion” // *Programming and Computer Software*, Vol. 40, No. 4, Pleiades Publishing, Ltd., 2014, pp. 199–207.
- [13] Manzanera A. Local Jet based similarity for NL-Means Itering // *20th International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (ICPR)*, 2010, pp. 2668-2671.
- [14] Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K., “Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 16, no. 8, pp. 2080–2095, August 2007.
- [15] K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, L. Zhang, “Beyond a Gaussian denoiser: Residual learning of deep CNN for image denoising” // *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 26, no. 7, pp. 3142–3155, 2017.
- [16] K. H. Jin, M. T. McCann, E. Froustey, M. Unser, “Deep convolutional neural network for inverse problems in imaging” // *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 26, no. 9, pp. 4509–4522, 2017.
- [17] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, and E.P. Simoncelli. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity // *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 13, pp. 600-612, Apr. 2004.
- [18] Z. Wang, A.C. Bovik Mean squared error: love it or leave it? - a new look at signal fidelity measures // *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 26, pp. 98-117, Jan. 2009.
- [19] Rehman A., Wang Z. SSIM-based non-local means image denoising // *Image Processing (ICIP)*, 2011 18th IEEE International Conference on. -IEEE, 2011. -P. 217-220.
- [20] Ponomarenko N. et al. Color image database TID2013: Peculiarities and preliminary results // *Visual Information Processing (EUVIP)*, 2013 4<sup>th</sup> European Workshop on. -IEEE, 2013. -P. 106-111.