

# ОГЛАВЛЕНИЕ

1	Введение .....	4
2	Исходные изображения.....	5
3	Закон Вебера .....	6
4	Морфологические преобразования над изображениями .....	7
4.1	Дилатация .....	7
4.2	Эрозия.....	7
4.3	Геодезическая дилатация .....	8
4.4	Открытие через реконструкцию.....	8
5	Рассматриваемый метод .....	9
5.1	Метод открытия через реконструкцию .....	9
6	Численные оценки .....	10
6.1	SSIM .....	10
6.2	PSNR.....	11
7	Результаты.....	11
7.1	Изображения до преобразования .....	11
7.2	Изображения после преобразования.....	13

8	Выводы .....	18
9	Вложение .....	19
10	Ссылки .....	20

# **1 ВВЕДЕНИЕ**

Изображения, снятые в условиях плохой освещенности, часто демонстрируют такие характеристики, как низкая яркость, низкий контраст, искажение цвета, а также значительный шум. Такие изображения могут являться малоинформативными с точки зрения субъективного восприятия человека и малопригодными для прикладных задач в области компьютерного зрения.

В данной курсовой работе рассматривается метод улучшения одноканальных изображений с плохой освещенностью на основе закона Вебера, дается теоретическое определение метода, показываются результаты применения метода на исходных изображениях, замеряется качество улучшенных методом изображений с помощью предложенных функций оценки, делается вывод о проделанной работе.

## 2 ИСХОДНЫЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ

В качестве исходных изображений были выбраны открытые датасеты Dark Face [1] и LOL (Low Light paired dataset) [2], которые содержат набор изображений, снятых в домашних условиях, учебных зданиях, улицах, парках, при слабом/нормальном уровне света.



Рисунок 1 – Примеры исходных изображений (конвертированные в одноканальные)

### 3 ЗАКОН ВЕБЕРА

Контраст объекта на изображении по закону Вебера формально определяется:

$$C = \frac{(L_{max} - L_{min})}{L_{min}}, \quad (1)$$

$C$  – контраст объекта,  $L_{max}$  – яркость объекта и  $L_{min}$  – яркость окружения.

В предлагаемом методе будет использовано его приближение [3]:

$$C = k * \log^1(L + 1) + b, \quad (2)$$

$k, b$  – вычисляемые параметры.

---

<sup>1</sup>  $\log(x) = \log_{10}(x)$

## 4 МОРФОЛОГИЧЕСКИЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ НАД ИЗОБРАЖЕНИЯМИ

Изображение представим, как функцию интенсивности  $F$  определенную на множестве  $size\ F$ :

$$F: size\ F \rightarrow [0, 255], \quad size\ F \subset Z_+^2$$

Дополнительно, определим структурный элемент  $B$  с параметром  $\mu$  как квадратную матрицу размера  $(2\mu + 1) * (2\mu + 1), \mu \geq 1$ .

### 4.1 Дилатация

Дилатация изображения  $F$  со структурным элементом  $B$  – это присвоение каждому пикселю выходного изображения максимального значения интенсивности, найденного в окрестности пикселей, которая определяется структурным элементом  $B$ :

$$\delta_B(F_{i,j}) = \max_{\beta \in size\ B} F_{(i,j)+\beta}, \quad (i,j) \in size\ F. \quad (3)$$

### 4.2 Эрозия

Эрозия изображения  $F$  со структурным элементом  $B$  – это присвоение каждому пикселю выходного изображения минимального значения интенсивности, найденного в окрестности пикселей, которая определяется структурным элементом  $B$ :

$$\varepsilon_B(F_{i,j}) = \min_{\beta \in size\ B} F_{(i,j)+\beta}, \quad (i,j) \in size\ F. \quad (4)$$

### 4.3 Геодезическая дилатация

Геодезическая дилатация — это дилатация, которая протекает в строго обозначенных областях изображения. В этом преобразовании используется дополнительное изображение маски  $G$  в качестве ограничения для распространения дилатации:

$$\begin{aligned}\delta_{G,B}(F_{i,j}) &= \max_{\beta \in \text{size } B} F_{(i,j)+\beta} \cap G_{i,j}, \\ F_{i,j} \cap G_{i,j} &= \min\{F(i,j), G(i,j)\}, \\ |\text{size } G| &= |\text{size } F|.\end{aligned}\tag{5}$$

### 4.4 Открытие через реконструкцию

Открытие через реконструкцию — это составная морфологическая операция, которая описывается следующим образом:

- Ко входному изображению  $F$  применяется эрозия  $\varepsilon_B$ .
- К результату эрозии применяются геодезическая дилатация  $\delta_{F',B}$  с маской входного изображения  $F'$  до состояния идемпотентности (т.е. до тех пор, пока результирующее изображение на итерации  $i + 1$  не станет равным результирующему изображению на итерации  $i$ ).

Формальное определение дается формулой [4]:

$$\hat{\gamma}_B(F_{i,j}) = \lim_{n \rightarrow \infty} \delta_{F',B}^n(\varepsilon_B(F_{i,j})),\tag{6}$$

$$F' = \begin{cases} 255, F_{i,j} > 0 \\ 0, F_{i,j} = 0 \end{cases}.$$

## 5 РАССМАТРИВАЕМЫЙ МЕТОД

На основе приближения закона Вебера каждое изображение будет преобразовано следующим оператором:

$$K(i, j) = k * \log(I(i, j) + 1) + b \quad (7)$$

$I$  – исходное изображение(в градациях серого)

$K$  – новое изображение

$I(i, j)$  – значение интенсивности в  $(i, j)$  пикселе  $\in [0, 255]$

Вычисление параметров  $k, b$  описаны ниже.

### 5.1 Метод открытия через реконструкцию

Определим вспомогательное изображение фона  $\tau$  такого же размера, как исходное изображение  $F$  следующим образом:

$$\tau_{\mu}(i, j) = \hat{\gamma}_{B_{\mu}}(F(i, j)) \quad (8)$$

Параметр  $b_{\mu}(i, j)$  вычисляется путем эрозии со структурным элементом  $B_{\mu=1}$  полученного выше изображения фона  $\tau_{i,j}$ [3]:

$$b_{\mu}(i, j) = \varepsilon_1(\tau_{\mu}(i, j)) \quad (9)$$

Параметр  $k_{i,j}$  вычисляется по формуле [3]:



$$k_{\mu}(i, j) = \frac{255 - b_{\mu}(i, j)}{\log(256)} \quad (10)$$

Итоговый оператор преобразования выглядит следующим образом:

$$\theta_{\mu}(F(i, j)) = k_{\mu}(i, j) * \log(F(i, j) + 1) + b_{\mu}(i, j). \quad (11)$$

## 6 ЧИСЛЕННЫЕ ОЦЕНКИ

### 6.1 SSIM

SSIM (*Structural Similarity Index*) – метод измерения сходства между двумя изображениями. Данная оценка основана на эталонном изображении, другими словами, измерение качества изображения на основе исходного несжатого или без искажений изображения. Формальное определение:

$$SSIM(I_r, I_e) = \frac{(2\mu_{I_r}\mu_{I_e} + c_1)(2\sigma_{I_r I_e} + c_2)}{(\mu_{I_r}^2 + \mu_{I_e}^2 + c_1)(\sigma_{I_r}^2 + \sigma_{I_e}^2 + c_2)} \quad (12)$$

где  $I_r$  – эталонное изображение,  $I_e$  – оцениваемое изображение,  $\mu_{I_r}$  – среднее значение интенсивности для первой картинки,  $\mu_{I_e}$  – среднее значение интенсивности для второй картинки,  $\sigma_{I_r}$  – среднеквадратичное отклонение для первой картинки,  $\sigma_{I_e}$  – среднеквадратичное отклонение для второй картинки,  $\sigma_{I_r I_e}$  – ковариация ( $\sigma_{I_r I_e} = \mu_{I_r I_e} - \mu_{I_r}\mu_{I_e}$ ),  $c_1, c_2$  – поправочные коэффициенты, необходимые из-за маленького знаменателя. Они равны квадрату количества цветов на изображении, умноженному на 0.01 и 0.03. SSIM индекс лежит в диапазоне  $[-1, 1]$ , где 1 – показывает одинаковые изображения.

## 6.2 PSNR

PSNR (*Peak Signal-to-Noise Ratio*) – пиковое отношение сигнала к шуму, наиболее часто используется для измерения уровня искажений при сжатии изображений. Данный индекс определяется через MSE (*Mean Square Error*):

$$MSE(I_r, I_e) = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (I_r(i, j) - I_e(i, j))^2, \quad (13)$$

где  $mn$  – размер изображения,  $I_r$  – эталонное изображение,  $I_e$  – оцениваемое изображение.

$$PSNR(I_r, I_e) = 10 \log_{10} \left( \frac{MAX_I^2}{MSE(I_r, I_e)} \right) \quad (14)$$

где  $MAX_I$  – это максимальное допустимое значение для пикселя (например, 255 для 1 байтового изображения на пиксель). Если два изображения одинаковы, MSE даст ноль, что приведет к недопустимой операции деления на ноль в формуле PSNR, в этом случае PSNR не определен, и нужно обрабатывать этот случай отдельно. Также, чем выше значение функции PSNR, тем ближе входное изображение к эталону.

## 7 РЕЗУЛЬТАТЫ

### 7.1 Изображения до преобразования

Все снимки из датасетов представляются как изображения в градациях серого.



Рисунок 2 – Эталонные изображения

$E_1, E_2$  (датасет *DARK FACE*),  $E_3, E_4, E_5$  (датасет *LOL*)

Ниже приведены изображения  $I_1, I_2$  для которых искусственно понижена яркость, контраст. Изображения  $I_3, I_4, I_5$  взяты напрямую из датасета *LOL* и представляют собой фотографии с такими же сценами, как и в  $E_3, E_4, E_5$ , но снятые с изменением времени экспозиции и ISO [5].

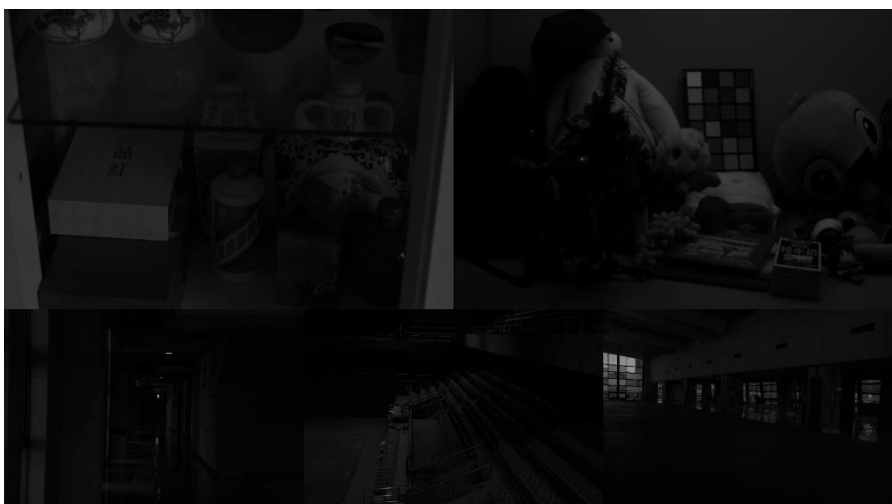


Рисунок 3 – Исходные изображения  $I_1, I_2, I_3, I_4, I_5$  для обработки

## 7.2 Изображения после преобразования

Для каждого изображения  $I_1, I_2, I_3, I_4, I_5$  бы применен оператор (11) с параметром  $\mu = 50.$ , таким образом получается набор преобразованных изображений  $K_1, K_2, K_3, K_4, K_5$ .

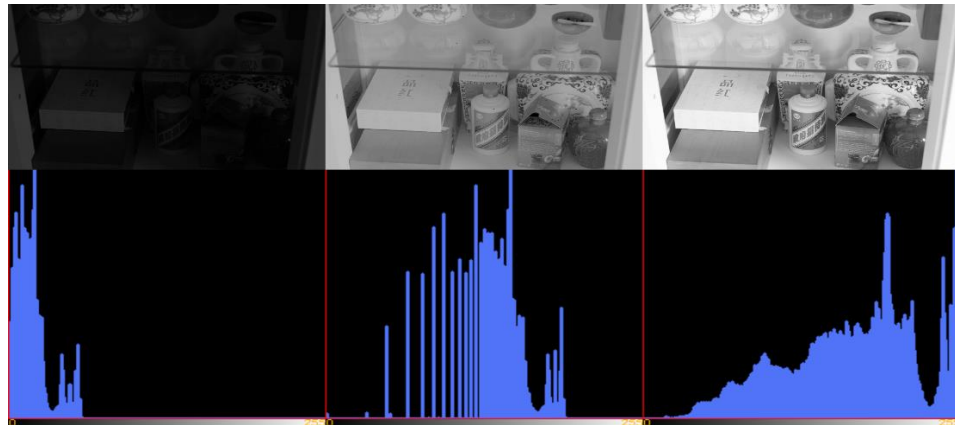


Рисунок 4 – Изображения  $I_1, K_1, E_1$  (слева направо) с соответствующими гистограммами распределения пикселей;  $SSIM(E_1, I_1) = 0.149$ ,  $PSNR(E_1, I_1) = 4.42336$ ;  $SSIM(E_1, K_1) = 0.905$ ,  $PSNR(E_1, K_1) = 16.1225$

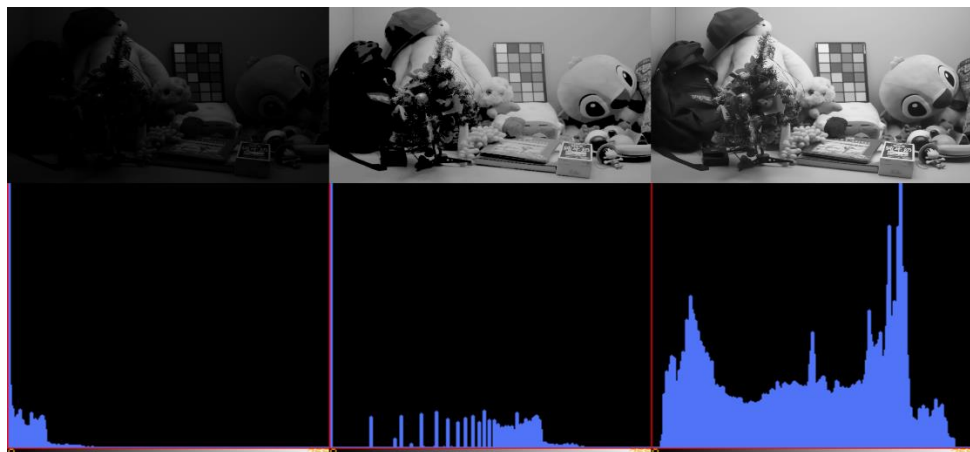


Рисунок 5 – Изображения  $I_2, K_2, E_2$  (слева направо) с соответствующими гистограммами распределения пикселей;  $SSIM(E_2, I_2) = 0.123$ ,  $PSNR(E_2, I_2) = 6.42793$ ;  $SSIM(E_2, K_2) = 0.748$ ,  $PSNR(E_2, K_2) = 20.0665$

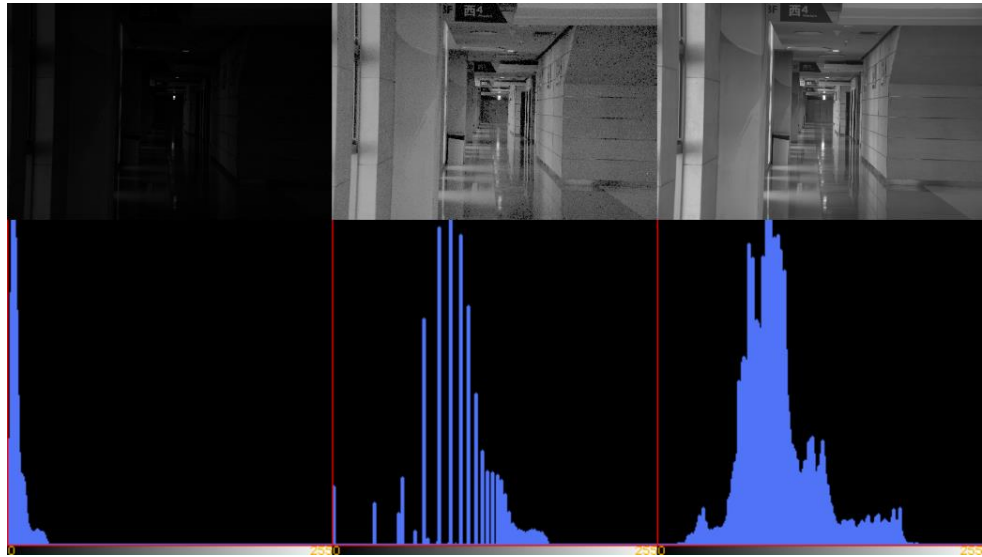


Рисунок 6 – Изображения  $I_3, K_3, E_3$  (слева направо) с соответствующими гистограммами распределения пикселей;  $SSIM(E_3, I_3) = 0.099, PSNR(E_3, I_3) = 8.892$ ;  $SSIM(E_3, K_3) = 0.614, PSNR(E_3, K_3) = 24.573$

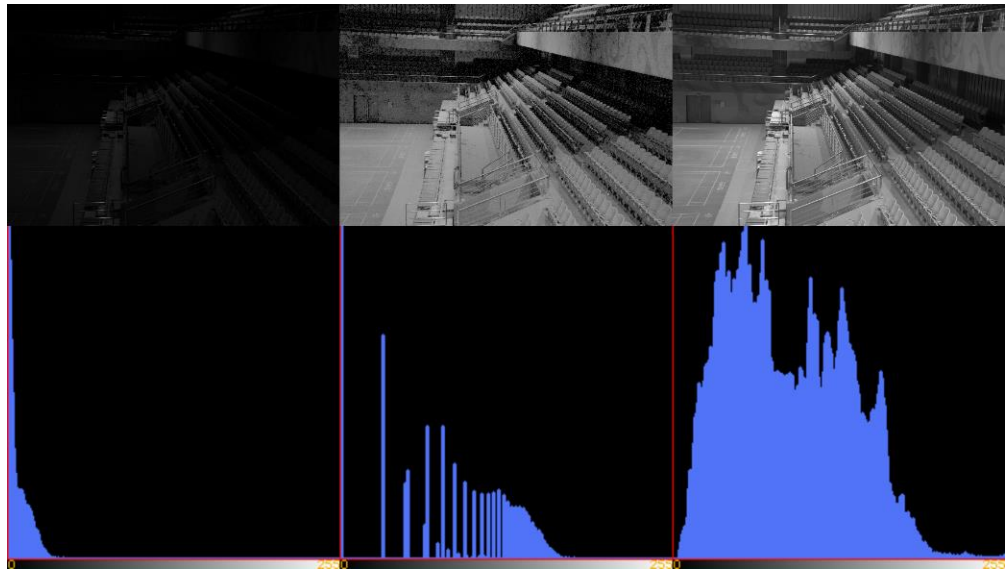


Рисунок 7 – Изображения  $I_4, K_4, E_4$  (слева направо) с соответствующими гистограммами распределения пикселей;  $SSIM(E_4, I_4) = 0.084, PSNR(E_4, I_4) = 9.134$ ;  $SSIM(E_4, K_4) = 0.639, PSNR(E_4, K_4) = 23.286$ .

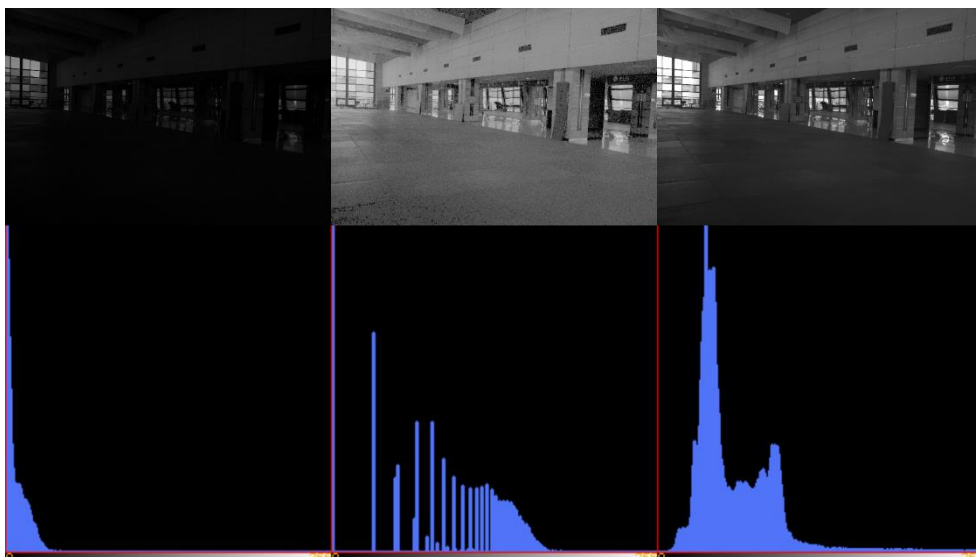


Рисунок 8 – Изображения  $I_5, K_5, E_5$  (слева направо) с соответствующими гистограммами распределения пикселей;  $SSIM(E_5, I_5) = 0.224$ ,  $PSNR(E_5, I_5) = 13.015$ ;  $SSIM(E_5, K_5) = 0.577$ ,  $PSNR(E_5, K_5) = 16.369$

Ниже приведена таблица с изменением параметра  $\mu$  для  $SSIM(E_i, K_i), PSNR(E_i, K_i)$  оценок.

Изображение	$\mu=10$	$\mu=20$	$\mu=40$	$\mu=60$	$\mu=80$	$\mu=100$
$K_1$	0.888	0.888	0.894	<b>0.907</b>	0.906	0.902
$K_2$	0.732	0.746	0.747	0.748	<b>0.749</b>	<b>0.749</b>
$K_3$	<b>0.634</b>	0.625	0.621	0.614	0.614	0.613
$K_4$	0.637	0.638	<b>0.639</b>	0.638	0.637	0.637
$K_5$	0.557	0.568	0.577	0.577	<b>0.578</b>	<b>0.578</b>

Таблица 1 – Значения  $SSIM$  при разных значениях параметра  $\mu$ . Жирным цветом выделен максимальный показатель для изображения.

Изображение	$\mu=10$	$\mu=20$	$\mu=40$	$\mu=60$	$\mu=80$	$\mu=100$
$K_1$	<b>18.7326</b>	<b>18.7326</b>	18.4311	16.1817	15.3145	15.0414
$K_2$	<b>20.8524</b>	20.2577	19.9983	19.9013	19.2332	18.9722
$K_3$	25.4905	<b>25.9585</b>	25.3314	24.5734	24.5734	24.2297
$K_4$	23.2442	<b>23.3143</b>	23.2863	23.2115	22.9273	22.9273
$K_5$	14.24	15.3609	16.3693	16.3693	<b>16.8302</b>	<b>16.8302</b>

Таблица 2 – Значения  $PSNR$  при разных значениях параметра  $\mu$ . Жирным цветом выделен максимальный показатель для изображения.

К явным особенностям метода стоит отнести чувствительность к шуму и невосприимчивость к черным пикселям с минимальными значениями интенсивности, что может приводить к нежелательным результатам. За исключением этих недостатков метод демонстрирует хорошие показатели по заданным функциям оценки.

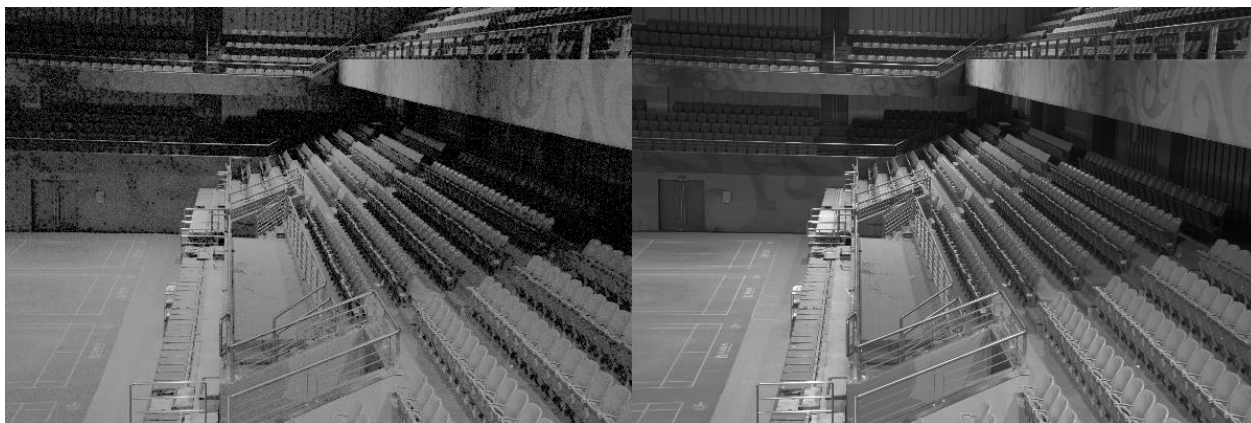


Рисунок 9 – Зашумленное изображение  $K_3$  и эталонное изображение  $E_3$



Рисунок 10 – Фрагмент изображения  $K_1$ , черные пиксели никак не были преобразованы методом



## 8 ВЫВОДЫ

В данной работе был представлен метод Открытия через реконструкцию на основе закона Вебера. Метод позволяет улучшать качество изображений для фотографий, снятых в условиях плохой освещенности. Были продемонстрированы результаты для исходных изображений из открытых датасетов *Dark Faces* и *LOL*, вычислены функции оценки *SSIM*, *PSNR* при разных значениях параметра, а также продемонстрированы некоторые недостатки метода.

## 10 ССЫЛКИ

- [1] **DARK FACE:** Face Detection in Low Light Condition, URL: <https://flyywh.github.io/CVPRW2019LowLight/>
- [2] **Deep Retinex Decomposition for Low-Light Enhancement**, URL: <https://daooshee.github.io/BMVC2018website/>
- [3] Angélica R. Jiménez-Sánchez, Jorge D. Mendiola-Santibañez, Iván R. Terol-Villalobos, Gilberto Herrera-Ruíz, Damián Vargas-Vázquez, Juan J. García-Escalante, and Alberto Lara-Guevara “**Morphological Background Detection and Enhancement of Images With Poor Lighting**”, vol. 18, no. 3, March 2009.
- [4] **Fundamentals of Digital Image Processing** by A. K. Jain, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.
- [5] Wei, C., Wang, W., Yang, W., Liu, J. “**Deep retinex de-composition for low-light enhancement**”, British Machine Vision Conference (BMVC) (2018)