

Регрессионная модель выбора параметра коррекции изображений, поврежденных контрольным светом

А.В. Гончарова¹, И.В. Сафонов¹, И.А. Романов¹

¹Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ», Каширское шоссе 31, Москва, Россия, 115409

Аннотация. Мы рассматриваем задачу выбора параметра для коррекции изображений поврежденных задней засветкой. Основным предметом исследования являются фотографии, на которых запечатлен недоэкспонированный объект при контрольном освещении, что приводит к появлению темных областей с плохо различимыми деталями. Выбираемым параметром коррекции является коэффициент усиления локального контраста в тени. Для решения задачи предлагается использовать регрессионную модель, целевая переменная которой есть значение определяемого параметра. В работе сравниваются различные методы машинного обучения для построения модели. Проблема формирования большой репрезентативной выборки решается использованием подхода, при котором модель сама собирает себе новые данные с ресурсов Flickr.com и vk.com. Для описания изображений предлагаются и сравниваются несколько наборов признаков.

1. Введение

Часто на любительских цифровых фотографиях появляются различного рода дефекты. Так фото может получиться слишком светлым или слишком темным. Последнее происходит из-за неправильной экспозиции кадра. Если на фото запечатлен недоэкспонированный объект при контрольном освещении, это приводит к появлению темных областей с плохо различимыми деталями. Пример такого изображения приведен на рисунке 1. Фотографии, пострадавшие от задней засветки, имеют узкий динамический диапазон в затемненных областях, но нормальный глобальный контраст. Таким образом, они нуждаются в улучшении. Актуально производить обработку в автоматическом режиме, а для этого необходимо адаптивно выбирать параметры коррекции.

Улучшению таких изображений посвящена работа [1], в которой предложен подход к коррекции, основанный на увеличении контраста, альфа-смешивании яркости исходного изображения и оценки коэффициента отражения. Все параметры коррекции выбираются адаптивно на основе анализа гистограмм. Одним из наиболее важных параметров является коэффициент k_s , контролирующий уровень усиления локального контраста в темных областях. Предложенный подход хорошо работает и обладает рядом преимуществ. Значение коэффициента k_s определяется с помощью дерева решений, которое проверяет набор из более 20 логических условий, основанных на значениях признаков, рассчитанных по гистограмме яркости изображения. Описанное решение достаточно быстрое, но при этом k_s может принимать всего несколько дискретных значений, то есть меняться ступенчатым образом, и

незначительные изменения в изображении приводят к значительным изменениям в корректирующей функции.



Рисунок 1. Пример изображения, поврежденного контровым светом.

1.1 Выбираемый параметр как безреференсный показатель качества изображений

Выбираемый параметр k_s отвечает за уровень усиления локального контраста в темных областях, и фактически его значение показывает, насколько необходимо улучшить изображение, то есть, насколько оно плохо сейчас. Таким образом, этот коэффициент также можно трактовать как показатель качества изображений, поврежденных контровым освещением.

В данной работе использовались для сравнения такие безреференсные показатели качества изображений как: BIQI [2], использующий двухэтапный подход, базирующийся на модели статистики естественных сцен (NSS); BRISQUE [3], основанный на эмпирическом распределении локально нормированных коэффициентов яркости в статистической модели пространственной естественной сцены; «полностью слепой» NIQE [4], в котором используются только измеряемые отклонения от статистических закономерностей естественных изображений, без обучения на искаженных изображениях; IL-NIQE [5], который является развитием предыдущего, и вводит три дополнительных типа признаков, а для описания тестового изображения рассчитанная многомерная Гауссова модель (MVG-модель) вектора признаков каждого рассматриваемого блока сопоставляется с эталонной MVG-моделью и вычисляется локальная оценка качества, затем итоговый балл качества изображения получается путем усреднения; и OG-IQA [6], основанный на использовании корреляционной структуры ориентации градиента изображения. Были выбраны только безреференсные алгоритмы, то есть не имеющие знаний об эталонном изображении, так как именно они применимы в реальных системах.

2. Предлагаемый подход

Для выбора параметра k_s коррекции изображений поврежденных контровым светом предлагается использовать регрессионную модель. Для решения этой задачи следует выбрать такой подход к построению модели, чтобы она хорошо описывала и обобщала данные. Также необходима репрезентативная выборка, то есть содержащая достаточное количество уникальных прецедентов, как можно более обширно отражающих характерные признаки изображений с исследуемым дефектом. И, помимо этого, важной задачей является выбор самих признаков и последующая их обработка для создания итогового информативного признакового описания изображений.

3. Сбор данных

Изображения, поврежденные задней засветкой / контровым освещением, визуальное низкого качества, и поэтому довольно редко распространяются, попадают в свободный доступ, а чаще сразу удаляются. Таким образом, довольно сложно вручную собрать представительную

выборку для обучения и тестирования модели. Поэтому для решения этой задачи был использован подход, когда модель сама «собирает» себе новые данные с сайтов flickr.com и vk.com., на основе изначально имеющейся небольшой вручную собранной выборки.

На первом этапе вручную была собрана начальная небольшая выборка поврежденных изображений, с использованием которой была обучена модель регрессии. Далее разработанной программой выполнялась загрузка большого количества изображений с сайтов flickr.com и vk.com. Все загруженные изображения автоматически оценивались ранее обученной моделью, и те, что представляют интерес, откладывались. Затем они просматривались, перепроверялись и перемаркировались, если нужно. И на получившейся расширенной выборке модель обучалась заново. Более подробно подход описан в [7].

4. Метод построения модели

В качестве метода построения регрессионной модели выбора параметра коррекции k_s использовались и сравнивались следующие алгоритмы:

- метод наименьший квадратов (МНК);
- метод опорных векторов для регрессии (SVR);
- метод k-ближайших соседей (k-NN) для регрессии;
- регрессионные деревья (CART);
- случайный лес (Random Forest);
- простые искусственные нейронные сети;
- нейронная сеть прямого распространения;
- однослойная линейная нейронная сеть;
- усреднение ответов других алгоритмов;
- блендинг (Blending) и усреднение блендингов;
- стекинг (Stacking).

Для оценки эффективности регрессионных моделей, построенных с применением этих алгоритмов, использовались пять показателей качества, которые измеряют согласованность между ответами модели и имеющимися субъективными значениями коэффициента усиления теней k_s , – средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратическая ошибка (MSE), медианная абсолютная ошибка (MedAE), коэффициент корреляции Пирсона (r), нормированная площадь под ROC-кривой (AUC REC), предложенная в [8]. Как известно, чем значения первых трех ближе к нулю, а коэффициента корреляции к единице, тем лучше модель предсказывает целевое значение. Также хорошая модель должна демонстрировать нормированное значение AUC REC как можно близкое к 1.

Все модели обучались с использованием исходных признаков, предложенных в [1], и оценивались при помощи процедуры кросс-валидации. Результаты приведены в таблице 1.

По результатам рассчитанных количественных критериев наиболее высокие результаты показала модель, построенная использованием алгоритма случайного леса (random forest). Также распределение остатков такой модели близко к нормальному. Как известно, суть случайного леса заключается в использовании ансамбля решающих деревьев. Идея состоит в том, что ансамблевое обучение может отменить или существенно смягчить влияние недостатков отдельных решающих деревьев, если число таких деревьев достаточно велико, а недостатки различны. Вдобавок случайный лес обладает малым количеством параметров для обязательной настройки, что удобно. Таким образом, этот алгоритм был выбран для дальнейших исследований и построения итоговой модели регрессии.

5. Признаковое описание

В работе [1] для выявления поврежденных изображений и определения коэффициента усиления локального контраста был предложен ряд характеристик, получаемых из анализа гистограммы яркости H . Данное предложение основано на соображении о том, что типичная гистограмма поврежденного изображения характеризуется наличием высоких пиков в тени и / или бликов, а также разрыва в полутонах. Помимо этого, часто присутствует асимметрия в темных оттенках,

и центр тени смещается ближе к началу координат диапазона яркости. Среди предложенных характеристик такие как, доля тонов в темных оттенках / средних оттенках, расположение максимума гистограммы в темных оттенках / ярких оттенках и другие.

Однако не для всех изображений такой набор признаков работает достаточно хорошо. Поэтому было предложено формировать признаковое пространство несколько иначе, впоследствии сравнив полученные варианты с исходным и между собой.

Таблица 1. Оценки эффективности работы моделей, построенных с использованием различных методов.

	<i>MAE</i>	<i>MSE</i>	<i>MedAE</i>	<i>r</i>	<i>normAUC</i>
МНК	15,2	350	13,3	0,59	0,694
SVM	15,1	377	12,1	0,54	0,727
k-NN	16,7	453	14,0	0,38	0,709
CART	18,5	559	15,3	0,41	0,723
Random Forest	14,8	334	13,1	0,61	0,711
Сеть прямого распространения	15,0	350	12,9	0,59	0,706
Однослойная линейная сеть	15,0	344	12,9	0,59	0,692
Усреднение методов	14,8	340	12,7	0,59	0,708
Блендинг	15,0	350	13,2	0,58	0,721
Усреднение блендингов	14,9	340	13,2	0,60	0,718
Стекинг	14,9	339	13,4	0,60	0,714

5.1 Признаки из гистограммы с удлинённой областью средних оттенков

Некоторые качественные изображения, несмотря на то, что не являются поврежденными, имеют гистограмму яркости схожую с типичной гистограммой фотографии, поврежденной задней засветкой. На гистограммах таких изображений часто также имеются высокие пики в противоположных частях гистограммы и разрыв посередине, как и на поврежденных. Пример такого изображения и его гистограмма яркости представлены на рисунке 2. Однако, видно что, пики смещены ближе к центру гистограммы, а не находятся совсем у краев диапазона яркости, и не должны нести ложный вклад в значения признаков, характеризующих доли тонов в темных оттенках, средних оттенках и ярких оттенках.

Необходимо избежать присваивания хорошим изображениям ложно-завышенных значений коэффициента усиления локального контраста. По этой причине было предложено «удлинить» область средних оттенков, поделив гистограмму в соотношении 1/4 – для темных оттенков, 2/4 – для полутонов и 1/4 – для светлых оттенков. Пример такого разделения и начального на равные части представлен на том же рисунке 2 сплошными и пунктирными линиями соответственно. И таким образом, для изображения размера $M \times N$ считать признаки по аналогичным из [1] формулам, но на иных частях гистограммы.

5.2 Признаки из гистограммы, деленной на большее количество областей

Можно не ограничиваться тремя областями, а «делить» гистограмму на большее количество, считая для каждой из них аналогичные начальным признаки. Так, было предложено разбить гистограмму на девять одинаковых частей.

5.3 Признаки из матрицы совместной встречаемости

Помимо гистограммы полезную для определения коэффициента информации можно получить из матрицы совместной встречаемости (co-occurrence matrix) изображения. Так как соседние пиксели фотореалистичных изображений, как правило, близки, то для качественного

изображения значения в матрице совместной встречаемости вытянуты вдоль главной диагонали. Матрица же поврежденного контровым светом изображения имеет наибольшие значения в угловых или близких к ним элементам, а также содержит разрывы в значениях вдоль главной диагонали. Матрицы качественного и поврежденного изображений представлены на рисунке 3.

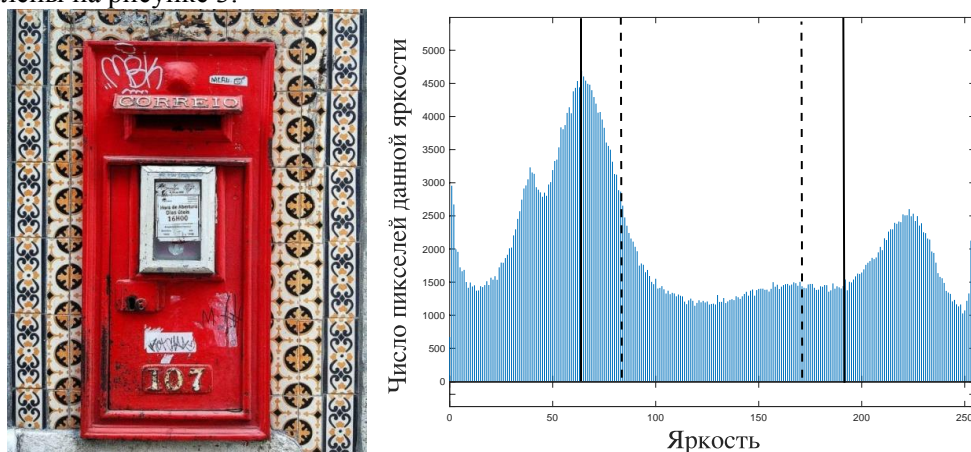


Рисунок 2. Неповрежденное фото и его гистограмма с удлиненной областью средних оттенков.

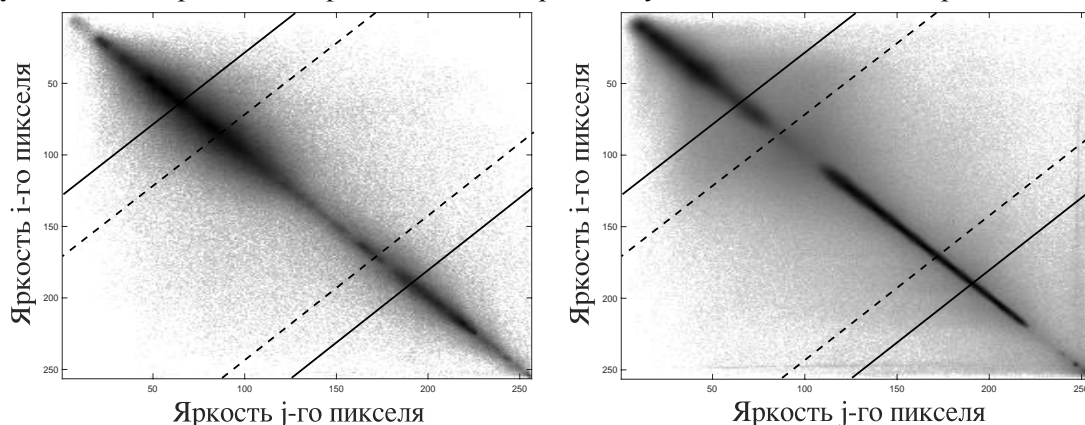


Рисунок 3. Матрицы совместной встречаемости качественного (слева) и поврежденного (справа) изображений.

Для вычисления признаков можно делить матрицу на три равные вдоль главной диагонали области, как показано на рисунке 3 пунктирными линиями, аналогично темным оттенкам, средним оттенкам и ярким оттенкам на гистограмме яркости.

5.4 Признаки из матрицы совместной встречаемости с расширенной средней областью

Однако, по соображениям, описанным ранее, есть смысл использовать матрицу, в которой среднюю область выбрать вдоль диагонали в два раза большую двух других. Разделение матрицы совместной встречаемости на такие области приведено на рисунке 3 сплошной линией.

Тогда предлагается для изображения размером $M \times N$ считать набор следующих признаков: Доля совместного появления определенных пар значений пикселей в каждой области:

$$S_1 = \sum_{\substack{i \in [0, 2/4] \\ j \in [0, 2/4 - i]}} G(i, j) / (M \times N), \tag{1}$$

$$S_3 = \sum_{\substack{i \in [1, 2/4] \\ j \in [2/3 + (1-i), 1]}} G(i, j) / (M \times N), \tag{2}$$

$$S_2 = 1 - (S_1 + S_3). \quad (3)$$

Доля совместного появления определенных пар значений пикселей в первой части и второй части первой области:

$$S_{11} = \sum_{\substack{i \in [0, \frac{1}{4}] \\ j \in [0, \frac{1}{4} - i]}} \frac{G(i, j)}{M N}, \quad (4)$$

$$S_{12} = S_1 - S_{11}. \quad (5)$$

Соотношение максимума в левой и правой областях к максимальному элементу матрицы:

$$M_1 = \frac{\max_{\substack{i \in [0, 2/4] \\ j \in [0, 2/4 - i]}} (G(i, j))}{\max_{i \in [0, 1]} (G(i, j))}, \quad (6)$$

$$M_3 = \frac{\max_{\substack{i \in [1, 2/4] \\ j \in [2/4 + (1-i), 1]}} (G(i, j))}{\max_{i \in [0, 1]} (G(i, j))}. \quad (7)$$

Расположение максимума матрицы в левой и правой областях:

$$P_1 = l \left| \begin{array}{l} H(l) = \max_{\substack{i \in [0, 2/4] \\ j \in [0, 2/4 - i]}} (G(i, j)), \end{array} \right. \quad (8)$$

$$P_3 = l \left| \begin{array}{l} H(l) = \max_{\substack{i \in [1, 2/4] \\ j \in [2/4 + (1-i), 1]}} (G(i, j)) \end{array} \right. \quad (9)$$

Следующие признаки, рассчитываемые по формулам (11) – (13) – это количества элементов в областях, значения которых больше порога, вычисляемого как среднее значение по всей матрице, что есть общее количество случаев совместного появления всех пар значений пикселей, деленное на количество элементов матрицы: $G_0 = M \times (N - 3)/256^2$, где M – размер изображения по вертикали, а N – по горизонтали.

$$\text{thres}(y, G_0) = \begin{cases} 1, & \text{если } y \geq G_0 \\ 0, & \text{если } y < G_0 \end{cases} \quad (10)$$

$$A_1 = \sum_{\substack{i \in [0, 2/4] \\ j \in [0, 2/4 - i]}} \text{thres}(G(i, j), G_0), \quad (11)$$

$$A_2 = \sum_{\substack{i \in [0, 2/4] \\ j \in [2/4 - i, 1]}} \text{thres}(G(i, j), G_0) + \sum_{\substack{i \in [1, 2/4] \\ j \in [0, 2/4 + (1-i)]}} \text{thres}(G(i, j), G_0), \quad (12)$$

$$A_3 = \sum_{\substack{i \in [1, 2/4] \\ j \in [2/4 + (1-i), 1]}} \text{thres}(G(i, j), G_0). \quad (13)$$

И отношения последних трех признаков друг к другу:

$$R_1 = A_2/A_1, \quad (14)$$

$$R_2 = A_2/A_3, \quad (15)$$

$$R_3 = A_1/A_3. \quad (16)$$

При расчете значений матриц G вычислялось количество совместной встречаемости пикселей, отстоящих друг от друга на 3 пикселя по столбцу.

6. Улучшение признакового описания

Для повышения информативности описания изображений исследовались расширение и трансформирование признакового пространства с помощью добавления признаков из

локальных областей изображения, добавления комбинаций признаков, а также отбора признаков.

6.1 Добавление признаков из локальных областей изображения

Подход в добавлении аналогичных начальным признакам, но полученных из гистограмм и матриц совместной встречаемости локальных областей изображения, заключается в том, чтобы разделить исходное изображение на несколько крупных частей – изображений поменьше и использовать их для получения новых признаков. При исследованиях изображения делились на 2 равные части по вертикали и 3 части по горизонтали.

6.2 Добавление комбинаций признаков

Идея комбинирования признаков основана на предположении о том, что какие-то из комбинаций, например, сумма, произведение, отношение различных признаков, возведение в квадрат, могут дать улучшение регрессионной модели. Поэтому целесообразно перебрать как можно больше таких комбинаций.

6.3 Отбор признаков

Каждый признак обладает некой информативностью, и её мерой является то, насколько значения этого признака коррелируют со значениями целевой переменной – в данном случае выбираемым параметром k_s . И по факту информативными могут являться не все имеющиеся признаки. Такая ситуация может не в лучшую сторону сказаться на результате работы регрессионной модели, так как с увеличением количества неинформативных признаков часто падает точность предсказаний. Чтобы этого избежать был выполнен отбор признаков (feature selection) классическими подходами в этой области - известным методом главных компонент (PCA) и жадной стратегией отбора признаков, а именно жадным добавлением.

7. Результаты

Все приведенные ранее признаковые описания и предложенные преобразования для них вместе и по отдельности тестировались и сравнивались. Результаты всех исследований из-за их громоздкости не приводятся. Наиболее эффективной оказалась модель, построенная на пространстве признаков из матрицы совместной встречаемости с расширенной средней областью. Это пространство описывается набором следующих признаков $[S_3, S_{11}, M_1, M_3, P_1, P_3, A_2, A_3, R_1]$, которые рассчитаны по формулам (1-16) и отобраны в качестве наиболее информативных, а также дополнительным признаком, рассчитанным как S_{12}/M_1 и всеми аналогичными, получаемыми из локальных областей рассматриваемого изображения, поврежденного контрольным светом.

Как упоминалось ранее, выбираемый параметр – коэффициент k_s усиления локального контраста в темных областях можно интерпретировать как показатель качества изображений. В таблице 2 представлены для сравнения рассчитанные значения коэффициентов корреляции между ответами регрессии для параметра k_s с использованием подходов из [1-6], и имеющимися субъективными значениями коэффициента k_s .

Таблица 2. Коэффициенты корреляции для известных универсальных критериев качества фотографий и предложенной регрессионной модели.

	Подход из [1]	BIQI	BRISQUE	NIQE	ILNIQE	OG-IQA	Предложенная модель
Коэффициент корреляции, r	0,47	-0,22	0,05	0,13	0,23	0,13	0,69

В таблице 3 приведены результаты по критериям описанным ранее для дерева решений, предложенного в [1], регрессионной модели в виде случайного леса, построенной над теми признаками, что предложены в [1], и построенной и обученной итоговой регрессионной модели.

Таблица 3. Оценки качества дерева решений, случайного леса и полученной итоговой регрессионной модели.

	<i>MAE</i>	<i>MSE</i>	<i>MedAE</i>	<i>r</i>	<i>normAUC</i>
Дерево решений из [1]	21,5	800	17,0	0,47	0,700
Случайный лес на основе признаков из [1]	14,8	334	13,1	0,61	0,711
Случайный лес на основе предложенного описания	13,5	282	11,7	0,69	0,724

Как видно из результатов, предложенная построенная и обученная с использованием разработанного признакового пространства модель лучше описывает данные, связанные с изображениями, поврежденными контрольным освещением и точнее выбирает значение параметра коррекции k_s , контролирующего уровень усиления локального контраста в темных областях. И это в свою очередь приводит к улучшению алгоритма коррекции. Помимо того, определение коэффициента усиления теней как целевой переменной регрессионной модели избавляет от ранее существовавшей проблемы дискретности его значений.

Также построенная модель как критерий для оценки качества изображений справляется лучше чем популярные подходы в этой области и демонстрирует заметную корреляционную связь.

8. Заключение

Фотографии, поврежденные контрольным освещением нуждаются в улучшении, которое повысило бы их качество и сделало более приятными для глаз наблюдателя. Для коррекции таких изображений существует метод, регулирующий глобальный контраст и локальный контраст в темных областях, который в свою очередь нуждается в адаптивном выборе параметра коррекции.

Для решения этой задачи была создана и обучена регрессионная модель. В качестве метода построения модели по результатам исследований был выбран случайный лес. Изначальная выборка изображений собиралась вручную, после чего модель сама «дособирает» себе данные. Также было выбрано итоговое признаковое описание изображений, используемое для модели и основанное на матрице совместной встречаемости.

Полученная регрессионная модель показывает достаточно высокую эффективность по определению значений исследуемого параметра, и справляется лучше чем исходное решение. Помимо этого, модель регрессии позволяет уйти от ступенчатого изменения коэффициента и вследствие от лишь небольшого числа его дискретных значений.

Таким образом, предложенное решение по выбору параметра приводит к улучшению работы алгоритма коррекции изображений с затемненными областями в целом.

9. Литература

- [1] Safonov, I.V. Automatic correction of amateur photos damaged by backlighting / I.V. Safonov // Proc. International Conference on Computer Graphics and Vision (GraphiCon 06). – Novosibirsk, 2006. – P. 80-89.
- [2] Moorthy, A.K. A two-step framework for constructing blind image quality indices / A.K. Moorthy, A.C. Bovik // IEEE Signal Processing Letters. – 2010. – Vol. 17(5). – P. 513-516.
- [3] Mittal, A. No-reference image quality assessment in the spatial domain / A. Mittal, A.K. Moorthy, A.C. Bovik // IEEE Transactions on Image Processing. – 2012. – Vol. 21(12). – P. 4695-4708.
- [4] Mittal, A. Making a "completely blind" image quality analyzer / A. Mittal, R. Soundararajan, A.C. Bovik // IEEE Signal Process. Lett. – 2013. – Vol. 20(3). – P. 209-212.
- [5] Zhang, L. A feature-enriched completely blind image quality evaluator / L. Zhang, L. Zhang, A.C. Bovik // IEEE Transactions on Image Processing. – 2015. – Vol. 24(8). – P. 2579-2591.

- [6] Liu, L. Blind image quality assessment by relative gradient statistics and adaboosting neural network / L. Liu, Y. Hua, Q. Zhao, H. Huang, A.C. Bovik // Signal Processing: Image Communication. – 2016. – Vol. 40. – P. 1-15.
- [7] Гончарова, А.В. Безреференсный критерий качества изображений, поврежденных контрольным светом / А.В. Гончарова // 20-ая международная конференция «Цифровая обработка сигналов и её применение – DSPA-2018». Тезисы докладов в 2 т. – М.: РНТОРЭС имени АС Попова, 2018. – С. 568-572.
- [8] Bi, J. Regression error characteristic curves / J. Bi, K.P. Bennett // Proceedings of the 20th international conference on machine learning (ICML), 2003. – P. 43-50.

Regression model for selecting the correction parameter for images damaged by backlighting

A.V. Goncharova¹, I.V. Safonov¹, I.A. Romanov¹

¹National Research Nuclear University MEPhI (Moscow Engineering Physics Institute), Kashirskoe Shosse 31, Moscow, Russia, 115409

Abstract. The paper is devoted to the problem of selection the correction parameter for images damaged by backlighting. The main subject of our research are photos in which an underexposed object is captured in backlit conditions. It leads to the appearance of dark areas with poorly discernible details. The correction parameter controls level of amplification of local contrast in shadow tones. Our approach is based on using of regression model. Its target variable is the value of our parameter. We explore and compare the models are built by various machine-learning-based methods. We propose an approach to solve the problem of formation a large representative sample in which the model collects new data to itself from such resources as Flickr.com and vk.com. Several sets of features are analysed and compared. Proposed approach demonstrates good results for photos damaged by backlighting.