

## СРАВНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ УЛУЧШЕНИЯ НИЗКОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ И ОЦЕНОК КАЧЕСТВА КОМПЛЕКСИРОВАНИЯ РАЗНОСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ЦИФРОВЫХ СИСТЕМ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

*Кириллов С.Н., д.т.н., профессор, зав. кафедрой РУС РГРТУ, e-mail: kirillov.lab@mail.ru;*

*Покровский П.С., к.т.н., доцент кафедры РУС РГРТУ, e-mail: paulps@list.ru;*

*Сконников П.Н., аспирант РГРТУ, e-mail: skonnikovpn@yandex.ru;*

*Бауков А.А., магистрант РГРТУ, e-mail: baukov.andrej@yandex.ru.*

## THE COMPARISON OF MULTISPECTRAL IMAGE FUSION QUALITY METRICS AND FUZZY IMAGE QUALITY IMPROVEMENT ALGORITHMS FOR VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS

*Kirillov S.N., Pokrovskij P.S., Skonnikov P.N., Baukov A.A.*

*Issues of enhanced vision systems implementation in digital video surveillance systems are considered. The modified Image contrast enhancement algorithm is proposed. According to the experimental comparison results, the advantages of the proposed modification over the known approaches are revealed. The values of subjective and seven objective multispectral image fusion quality assessments comparison by four different methods are obtained. The variance-weighted non-linear regression analysis has showed that prediction accuracy and monotonicity of spatial feature and modified structural similarity index are not less than 0,5 when inconsistency ratio does not exceed 2,5 %.*

**Key words:** enhanced vision, multispectral images, image quality metrics, CLAHE.

**Ключевые слова:** улучшенное видение, мультиспектральные изображения, показатели качества изображений, CLAHE.

### Введение

В задачах видеонаблюдения в сложной погодной обстановке, а также в ночное время суток, применяют мультиспектральные системы улучшенного видения. Как правило, в таких системах используются видеокамеры и сенсоры инфракрасных диапазонов: ближнего инфракрасного (NIR), коротковолнового инфракрасного (SWIR), и длинноволнового инфракрасного (LWIR). При цифровой обработке сигналов в таких системах решаются две задачи: улучшение качества изображений отдельных взятых каналов и комплексирование мультиспектральных изображений.

Решение первой задачи направлено на устранение действия статических помех (туман, дым, смог и т.п.), приводящих к снижению дальности видимости на видеоизображениях и ухудшающих различимость объектов. В таких условиях для улучшения качества видеоизображений целесообразно осуществлять увеличение контрастности. В работах [1-3] описаны известные алгоритмы улучшения контраста, которые обладают рассмотренными ниже преимуществами и недостатками.

При комплексировании изображения, поступающие с видеокамер различных диапазонов, объединяются в единый кадр, содержащий информацию о всех объектах, различимых на изображении хотя бы одного канала. Это позволяет осуществлять видеонаблюдение в любое время суток и дополнительно улучшить видимость при условии действия мешающих факторов [4].

*Рассмотрены задачи, решаемые в цифровых системах улучшенного видения в целях видеонаблюдения. Предложен модифицированный алгоритм улучшения контраста изображений. По результатам экспериментального сравнения показаны преимущества предложенной модификации над известными подходами по рассмотренным показателям качества обработанных изображений. Получены значения субъективной и семи объективных оценок качества комплексирования разномультиспектральных изображений четырьмя различными методами. Нелинейный весовой регрессионный анализ этих значений показал, что точность и монотонность пространственного признака и модифицированного индекса структурного сходства составляют не менее 0,5 при уровне несогласованности не более 2,5 %.*

Задачи принятия решения об используемом алгоритме комплексирования определяют актуальность сравнения и выбора наиболее адекватных объективных показателей качества результирующего изображения.

Таким образом, целью данной работы является модификация и сравнение алгоритмов улучшения качества видеоизображений для уменьшения проявления недостатков известных подходов, а также сравнение объективных показателей качества комплексирования мультиспектральных изображений.

### Модифицированный алгоритм улучшения качества низкоконтрастных изображений

Одним из широко использующихся алгоритмов повышения контрастности является алгоритм адаптивной эквализации гистограмм с ограничением (CLAHE) [1, 2]. В процессе применения данного алгоритма кадр видеоизображения разделяется на прямоугольные блоки, для каждого из которых строится гистограмма яркости. С

целью не допустить перенасыщения для каждой гистограммы ограничивается количество пикселей с одинаковым значением яркости. Превысившие установленный предел пиксели равномерно распределяются по другим значениям яркости. При этом данный предел вычисляется по формуле [2]

$$L = N_{cp} + \gamma(N_0 - N_{cp}), \quad (1)$$

где  $N_{cp}$  – число пикселей, приходящееся в среднем на одно значение яркости в гистограмме,  $N_0$  – количество пикселей в блоке,  $\gamma$  – коэффициент, определяющий ограничение гистограммы. Параметр  $\gamma$  одинаков для всех блоков изображения. Чем больше его значение, тем слабее ограничение гистограммы, и, следовательно, кадр становится более контрастным.

Далее с использованием значений новых гистограмм рассчитывается функция кумулятивного распределения [2, 5]

$$F(k) = \sum_{j=1}^k p(r_j) = \sum_{j=1}^k \frac{N_j}{N_0}, \quad (2)$$

где  $p(r_j)$  – вероятность пикселя блока исходного изображения со значением яркости  $r_j$ ,  $N_j$  – число пикселей в блоке со значением  $r_j$ ,  $k$  – уровень яркости. Согласно выражению (2), выполняется эквализация гистограмм интенсивности пикселей каждого блока, что приводит к увеличению динамического диапазона уровней яркости, в результате чего часто наблюдается повышение контрастности изображения [5]. Для уменьшения видимости границ блоков обработанного кадра применяется билинейная интерполяция [2].

Глобальный характер параметра  $\gamma$  означает повышение контрастности в том числе и на однородных участках изображения, следствием чего является значительное проявление шума и артефактов сжатия на данных участках. С целью уменьшения этого явления в работе [3] в алгоритме CLANE используется локальный параметр  $\gamma$ , который рассчитывается для каждого фрагмента обрабатываемого кадра по значению дисперсии интенсивности пикселей  $D$ , являющейся характеристикой структурированности соответствующего фрагмента. Зависимость  $\gamma(D)$ , описанная в работе [3], является монотонно возрастающей. При таком характере данной зависимости усиление контраста изображения в наиболее однородных фрагментах значительно меньше по сравнению с наиболее структурированными. Это приводит к снижению проявления шума и артефактов в монотонных областях, но является причиной осветления сильно структурированных фрагментов и появления «ореолов» вокруг объектов.

Для решения данной проблемы предлагается способ автоматического определения параметра  $\gamma$ , соответствующего степени увеличения контрастности. По результатам экспериментальных исследований установлено, что использование только характеристики структурированности блока изображения недостаточно для корректной оценки необходимого уровня повышения контрастности. Для увеличения адекватности данной

оценки целесообразным является учёт таких характеристик изображений, как цветовая насыщенность и интенсивность пикселей, а также использование модуля вектора градиента вместо дисперсии яркости пикселей в качестве характеристики структурированности кадра. По сравнению с дисперсией  $D$ , используемой в работе [3], модуль вектора градиента отличается более точной оценкой средне структурированных изображений [5, 6]. Создана база участков изображений, подверженных действию неблагоприятных факторов, понижающих контрастность (туман, дым, смог), и построены гистограммы распределений  $p$  насыщенности  $S$ , интенсивности  $I$  и модуля вектора градиента  $M$  пикселей для данных участков (рис. 1 а, в, д).

Для учёта влияния данных распределений при определении параметра  $\gamma$  выполнена аппроксимация представленных гистограмм известными распределениями с помощью метода моментов [7, 8]. При аппроксимации характеристик  $p(S)$  и  $p(I)$  однокомпонентными распределениями наблюдалось существенное отклонение от формы гистограмм, поэтому целесообразно использование смеси двух распределений для аналитического описания данных гистограмм. Аппроксимация  $p(S)$  и  $p(I)$  выполнена с помощью метода моментов для смеси  $f(x)$  двух распределений  $f_1(x)$  и  $f_2(x)$ , представленной в виде [8]:

$$f(x) = v \cdot f_1(x) + (1-v) \cdot f_2(x), \quad (3)$$

где  $v$  – весовой коэффициент,  $0 < v < 1$ . В соответствии с критерием согласия Пирсона [7] в качестве  $f_1(x)$  и  $f_2(x)$  выбраны функции плотности вероятности (ФПВ) бета-  $f_\beta(x, \alpha, \beta)$  и нормального  $f_N(x, \mu, \sigma)$  распределений соответственно, которые описываются выражениями [9]:

$$f_\beta(x, \alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{\Gamma(\alpha + \beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1}, & x \in [0; 1]; \\ 0, & x \notin [0; 1]; \end{cases} \quad (4)$$

$$f_N(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-(x-\mu)^2 / 2\sigma^2). \quad (5)$$

Согласно методу моментов для определения коэффициента  $v$  и параметров распределений  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\mu$  и  $\sigma$  смеси двух распределений [8] необходимо решить систему пяти уравнений:

$$\begin{cases} m_0 = v \int_0^1 f_\beta(x, \alpha, \beta) dx + (1-v) \int_0^1 f_N(x, \mu, \sigma) dx, \\ m_1 = v \int_0^1 x f_\beta(x, \alpha, \beta) dx + (1-v) \int_0^1 x f_N(x, \mu, \sigma) dx, \\ m_2 = v \int_0^1 x^2 f_\beta(x, \alpha, \beta) dx + (1-v) \int_0^1 x^2 f_N(x, \mu, \sigma) dx, \\ m_3 = v \int_0^1 x^3 f_\beta(x, \alpha, \beta) dx + (1-v) \int_0^1 x^3 f_N(x, \mu, \sigma) dx, \\ m_4 = v \int_0^1 x^4 f_\beta(x, \alpha, \beta) dx + (1-v) \int_0^1 x^4 f_N(x, \mu, \sigma) dx, \end{cases} \quad (6)$$

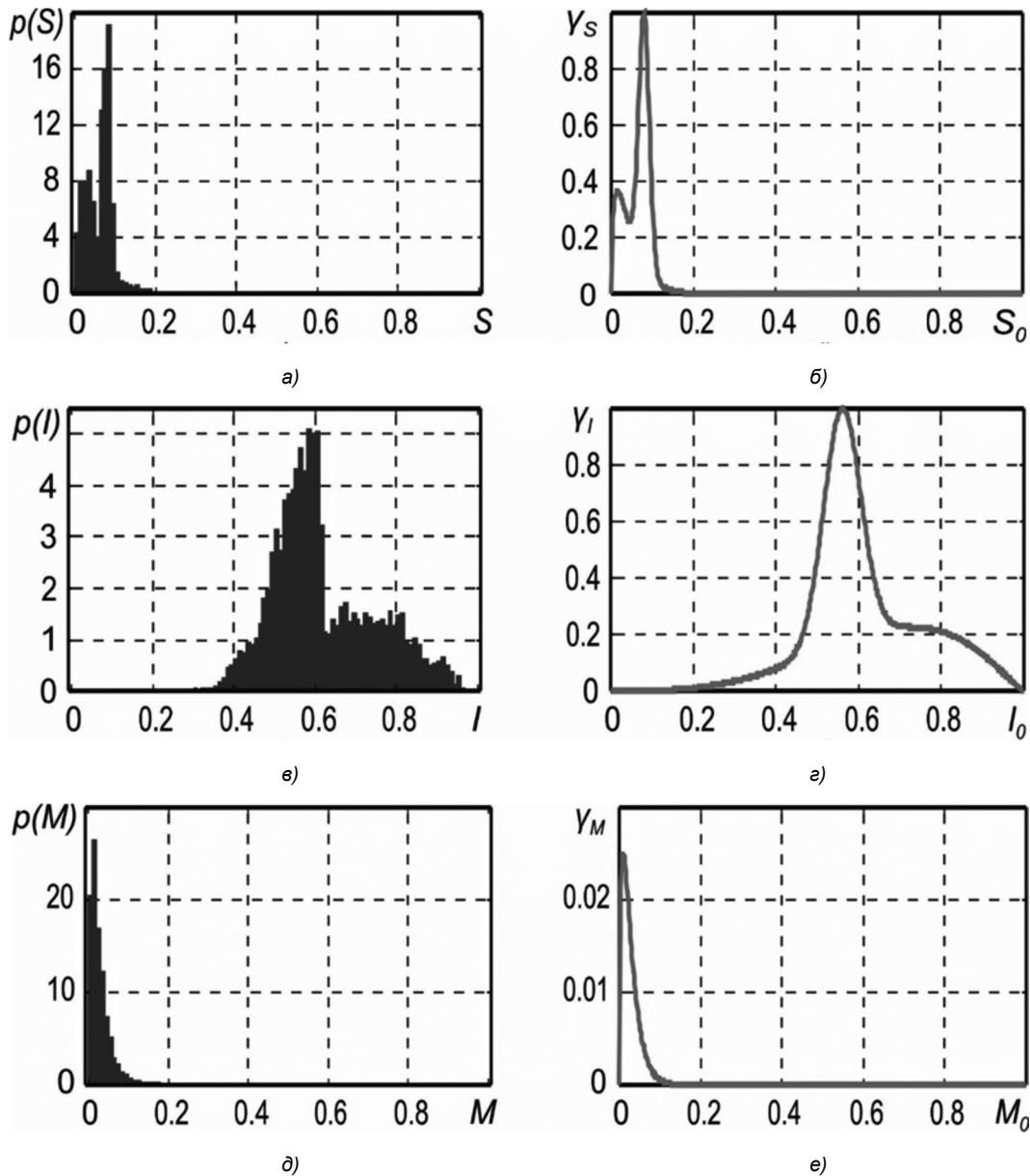


Рис. 1. Вероятностные распределения насыщенности (а), интенсивности (в) и модуля вектора градиента (д) пикселей и соответствующие зависимости параметров ограничений от средних значений этих величин (б, г, е)

где  $m_0 \dots m_4$  – начальные моменты 0-го...4-го порядков распределений  $p(S)$  и  $p(I)$ , полученных экспериментально. Данная система была решена с помощью метода наименьших квадратов [10], по результатам решения получены уравнения смесей распределений, аппроксимирующие гистограммы  $p(S)$  и  $p(I)$  соответственно:

$$f(S) = 0,43f_{\beta}(S) + 0,57f_N(S); \quad (7)$$

$$f(I) = 0,52f_{\beta}(I) + 0,48f_N(I). \quad (8)$$

При этом рассчитанные значения параметров для  $f(S)$ :  $\alpha = 1,5$ ,  $\beta = 33$ ,  $\mu = 0,08$ ,  $\sigma = 0,013$ ; для  $f(I)$ :  $\alpha = 4,5$ ,  $\beta = 2,3$ ,  $\mu = 0,56$ ,  $\sigma = 0,045$ .

Для аппроксимации гистограммы  $p(M)$  в соответствии с критерием согласия Пирсона [7] выбрана ФПВ бета-распределения  $f_{\beta}(x, \alpha, \beta)$ , параметры которой  $\alpha$  и  $\beta$  определены из решения системы уравнений

$$\begin{cases} m_1 = \int_0^1 x f_{\beta}(x, \alpha, \beta) dx, \\ m_2 = \int_0^1 x^2 f_{\beta}(x, \alpha, \beta) dx. \end{cases} \quad (9)$$

В результате решения (9):  $\alpha = 1,5$ ,  $\beta = 53$ .

На рис. 1 б, г, е представлены зависимости параметров  $\gamma_S$ ,  $\gamma_I$  и  $\gamma_M$  от средних значений насыщенности  $S_0$ , интенсивности  $I_0$  и модуля вектора градиента  $M_0$  блока изображения. Данные параметры представляют собой нормированные по максимальным значениям функции  $f(S)$ ,  $f(I)$  и  $f(M)$ , аппроксимирующие экспериментальные распределения  $p(S)$ ,  $p(I)$  и  $p(M)$ . Для увеличения контрастности участков изображения, лишь незначительно покрытых туманом или дымом и по этой причине не вошедших в базу для построения гисто-

грамм (рис. 1), целесообразно выполнить растяжение функции  $\gamma_M(M_0)$  вдоль оси абсцисс.

В разработанной модификации алгоритма CLAHE определение степени усиления контраста на том или ином участке изображения осуществляется с помощью выражения

$$\gamma(M_0, S_0, I_0) = \gamma_M \sqrt{\gamma_S \cdot \gamma_I}, \quad (10)$$

где  $\gamma(M_0, S_0, I_0)$  – полный параметр ограничения гистограмм значений пикселей блока изображения, соответствующий, так же как и в работе [3], степени повышения контрастности. Параметр  $\gamma_M$  определяет уровень ограничения гистограммы в зависимости от характеристики структурированности блока и по своему назначению соответствует параметру  $\gamma(D)$ , использованном в алгоритме [3]. Множитель  $\sqrt{\gamma_S \cdot \gamma_I}$  выполняет роль поправочного коэффициента с целью учёта информации о цветовой насыщенности и интенсивности пикселей фрагментов кадра. Мультипликативная связь  $\gamma_S$  и  $\gamma_I$  следует из формул преобразования цветовой модели «цветовой тон, насыщенность, интенсивность» (HSI) в пространство RGB.

Таким образом, в предложенной модификации алгоритма CLAHE осуществляется интеллектуальный выбор необходимой степени улучшения контраста исходя из выражения (10).

Другой особенностью предложенной модификации является использование цветового пространства HSI. В работе [3] используется цветовое пространство YCbCr. По результатам экспериментальных исследований применение этого пространства может привести к некорректной цветопередаче при обработке всех трёх каналов, а при обработке только яркостного канала (Y) – к ослаблению насыщенности и осветлению изображения. В предложенном модифицированном алгоритме используется цветовая модель HSI, при этом алгоритм применяется не только к яркостной информации (I), но и к компоненте насыщенности (S), поскольку статические помехи, как правило, приводят также к снижению насыщенности изображения. Канал цветового тона (H) обработке не подвергается. Описанная особенность модификации алгоритма CLAHE позволяет значительно улучшить передачу цветовой информации по сравнению с известными подходами. Для устранения осветления изображения используется гамма-коррекция [5].

Предложенный модифицированный алгоритм CLAHE включает следующие этапы:

- 1) преобразование исходного изображения в цветовое пространство HSI;
- 2) разделение изображений каналов S и I на прямоугольные блоки;
  - далее для каждого блока изображения осуществляется:
- 3) построение гистограмм значений пикселей в каналах S и I;
- 4) расчёт средних значений насыщенности  $S_0$  по

информации канала S, а также интенсивности  $I_0$  и модуля вектора градиента  $M_0$  по информации канала I;

5) определение параметров  $\gamma_S$ ,  $\gamma_I$  и  $\gamma_M$  в соответствии с зависимостями, представленными на рис.1 б, г, е;

6) расчёт параметра  $\gamma(M_0, S_0, I_0)$  ограничения гистограммы по формуле (10);

7) ограничение и перераспределение значений яркости в гистограммах для каналов S и I;

8) эквализация полученных гистограмм для каналов S и I;

далее для кадра в целом производится:

9) билинейная интерполяция для изображений каналов S и I с целью устранения границ блоков;

10) объединение обработанных каналов I и S с компонентой H и преобразование в модель RGB;

11) гамма-коррекция изображения.

Проведён сравнительный анализ изображений, полученных в результате обработки кадров различных видеосцен тремя алгоритмами: исходным алгоритмом (CLAHE-1) [1, 2], вариантом алгоритма CLAHE, описанным в работе [3] (CLAHE-2), и предложенной модификацией (CLAHE-M). Сравнение изображений осуществлялось по следующим показателям качества (ПК): среднеквадратической ошибке (MSE), пиковому отношению сигнал-шум (PSNR), индексу структурного сходства (SSIM) [11], качеству края (QE) [12], взаимной информации с выделением особенностей (FMI) при помощи анализа градиентов (Fast-FMI-г), дискретного косинусного преобразования (Fast-FMI-к) и вейвлет-анализа (Fast-FMI-в) [13]. Для расчёта ПК для каждого алгоритма и каждой сцены используются два изображения из базы [14] – эталонное (без статических помех) и результат обработки низкоконтрастного (под действием статических помех) изображения.

Значения ПК, соответствующие рассмотренным алгоритмам и усреднённые по различным сценам, представлены в табл. 1.

Таблица 1. Значения ПК для рассмотренных алгоритмов повышения контрастности

	CLAHE-1	CLAHE-2	CLAHE-M
MSE	0,0507	0,0531	0,0447
PSNR	13,3315	13,1144	14,0173
SSIM	0,7041	0,7165	0,8303
QE	0,3708	0,4068	0,7667
Fast-FMI-гп	0,5759	0,5739	0,6081
Fast-FMI-к	0,6010	0,5800	0,6848
Fast-FMI-в	0,5276	0,5196	0,5783

Из анализа табл. 1 следует, что применение модифицированного алгоритма сопровождается улучшением всех рассмотренных ПК по сравнению с известными алгоритмами: QE возрастает примерно в 2 раза, среднеквадратическая ошибка уменьшается на 12...16 % улучшение SSIM и PSNR составляет 16...18 % и 5...7 % соответственно в сравнении с CLAHE-1 и CLAHE-2. Также наблюдается улучшение показателей взаимной информации (Fast-FMI) на 6...18 %

## Сравнение показателей качества комплексирования

Известное в настоящее время многообразие методов комплексирования мультиспектральных изображений [15...19] определяет актуальность задачи выбора конкретного алгоритма, применяемого в системе улучшенного видения. Поскольку обработанное изображение представляется для анализа оператору, наиболее точное решение о выборе соответствующего алгоритма комплексирования может быть получено в результате проведения субъективной (экспертной) оценки. Однако, большое количество известных методов комплексирования изображений, необходимых для набора достаточной статистики, ограничивают возможность проведения такой оценки. Поэтому при выборе соответствующего алгоритма целесообразно применять объективный показатель качества комплексирования мультиспектральных изображений, значения которого наиболее идентичны результатам субъективной оценки качества.

Для выбора такого ПК составлена база, состоящая из геометрически совмещённых пар изображений  $X$ ,  $Y$  различных спектральных диапазонов, включающая 20 различных сцен.

Далее производилось комплексирование этих изображений различными методами. Поскольку на этапе выбора ПК не производится выбор алгоритма комплексирования и, как было отмечено выше, следует ограничить базу изображений, подлежащих субъективной оценке, к анализу приняты только четыре алгоритма комплексирования: оценка информативности, анализ НЧ и ВЧ составляющих [15], выделение локальных контрастов [15, 16] и модификация последнего метода, описанная в работе [20].

Затем была проведена субъективная оценка качества  $Q_0$  результатов комплексирования  $F(X, Y)$  указанными методами. При проведении этой оценки учитывались рекомендации, представленные в работе [21], причём для обеспечения сходства принципов получения субъективных  $Q_0$  и объективных  $Q_1 \div Q_7$  значений использовалась абсолютная шкала общего качества. Предметом субъективной оценки являлась различимость на комплексированном изображении  $F$  всех деталей, присутствующих хотя бы на одном из изображений  $X$  и  $Y$ .

Для сравнения с результатами субъективных оценок  $Q_0$  выбраны наиболее широко распространённые объективные оценки качества комплексирования разномасштабных изображений: метрика Пиеллы –  $Q_1$  [22], объём восприятия –  $Q_2$ , пространственный признак –  $Q_3$  [23], FAST-FMI –  $Q_4$  [13], QE –  $Q_5$  [12], MI –  $Q_6$  [24]. Кроме того, данный набор дополнен предложенным показателем качества  $Q_7$ , описанном в работе [25] и основанном на ПК SSIM [26].

В каждой из 20 анализируемых сцен определение значений оценок  $Q_k(X, Y, F)$  производилось для четырёх указанных алгоритмов комплексирования и для ис-

ходных изображений  $F = X$  и  $F = Y$ , где  $k$  – номер оценки. Необходимость получения значений  $Q_k(X, Y, X)$  и  $Q_k(X, Y, Y)$  обусловлена тем, что в некоторых ситуациях принимается решение об отсутствии необходимости комплексирования [15], и в этом случае на выход блока обработки подаётся одно из исходных изображений. Таким образом, каждая из восьми оценок качества  $Q_k$  определялась для 120 наборов изображений  $\{X, Y, F\}$ .

Сопоставление оценок  $Q_0$  и  $Q_1 \div Q_7$  производилось по методике [27], по трём критериям: точность  $M_1$ , монотонность  $M_2$  и несогласованность  $M_3$ . Для этого методом нелинейной весовой регрессии [28] по набору из 120 пар  $\{Q_k, Q_0\}_i$   $i = \overline{1, 120}$  для каждой  $k$ -й оценки была получена аппроксимация зависимости предсказанного значения  $Q_{Pk}(Q_k)$  субъективной оценки  $Q_{Pk}$  от значений  $Q_k$  кубическим полиномом. При получении аппроксимации  $Q_{Pk}(Q_k)$  каждой паре  $\{Q_k, Q_0\}_i$  ставился в соответствие весовой коэффициент  $c_i = 1/\sigma_i^2$ , где  $\sigma_i^2 = D\{Q_0(\{X, Y, F\}_i)\}$  – оценка дисперсии субъективной оценки  $Q_0$   $i$ -го набора  $\{X, Y, F\}_i$  различными лицами.

В качестве меры точности  $M_1$  ПК  $Q_k$  принималась величина весовой корреляции [27] между наборами значений  $Q_{Pk}$  и  $Q_k$ . Коэффициент ранговой корреляции Спирмена [7] между этими величинами определял монотонность  $M_2$  оценки. Для оценки несогласованности  $M_3$  ПК  $Q_k$  рассчитывалось отношение количества пар  $\{Q_k, Q_0\}_i$ , признанных «выбросами»  $I_{out}$  к общему количеству точек  $I = 120$ . При этом пара принималась относящейся к «выбросу», если выполнялось соотношение  $|R_i| > 2\sigma_0$ , где  $R_i$  – невязка  $i$ -й пары  $\{Q_k, Q_0\}_i$  [27, 28],  $\sigma_0$  – оценка среднеквадратического отклонения субъективной оценки  $Q_0$  по всем наборам изображений. Результаты сравнения ПК  $Q_1 \div Q_7$  с  $Q_0$  по критериям  $M_1 \div M_3$  представлены в табл. 2.

Таблица 2. Сопоставление субъективной и объективных оценок качества комплексирования

Показатель качества	Точность $M_1$	Монотонность $M_2$	Несогласованность $M_3$
$Q_1$	0,52	0,39	0,05
$Q_2$	0,45	0,24	0,1
$Q_3$	0,71	0,57	0,05
$Q_4$	0,11	0,11	0,1
$Q_5$	0,5	0,4	0,12
$Q_6$	0,28	0,16	0,08
$Q_7$	0,68	0,5	0,06

Анализ табл. 2 показывает, что наилучшее соответствие субъективной оценке качества комплексирования по точности и монотонности имеют ПК  $Q_3$  и  $Q_7$ . Низкие значения  $M_3$  говорят о достаточной согласованности субъективной и объективных оценок.

### Заключение

Предложен модифицированный алгоритм CLANE, использование которого приводит к улучшению рассмотренных ПК обработанных изображений по сравнению с известными алгоритмами: показатель качества края увеличивается примерно в 2 раза, среднеквадратическая ошибка уменьшается на 12...16 %, улучшение SSIM, PSNR и Fast-FMI составляет 16...18 %, 5...7 % и 6...18 % соответственно в сравнении с известными методами.

Из анализа рассчитанных значений точности, монотонности и несогласованности рассмотренных показателей качества следует, что при выборе алгоритма комплексирования разносектральных изображений для задач видеонаблюдения целесообразно использовать пространственный признак [23] и модифицированный индекс структурного сходства. [25]. Для данных показателей качества значение точности составляет не более 0,68, а монотонности – не более 0,5. При этом уровень несогласованности с субъективной оценкой не превышает 6 %.

*Опубликованные результаты получены в рамках государственного задания № 8.8445.2017/БЧ Минобрнауки на 2017-2019 гг. высшим учебным заведениям и научным организациям в сфере научной деятельности.*

### Литература

1. Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization // Graphics gems. 1994. Vol. 4. – P. 474–485.
2. Фисенко Т.Ю., Фисенко В.Т. Исследование и разработка методов улучшения подводных изображений // Сборник трудов X Международной конференции «Прикладная оптика – 2012». 2012. Т. 3. – С. 294–298.
3. Jia Z., Wang H., Caballero R.E., Xiong Z., Zhao J., Finn A. A two-step approach to see-through bad weather for surveillance video quality enhancement // Machine Vision and Applications. 2012. Vol. 23, № 6. – P. 1059–1082.
4. Холопов И.С. Реализация алгоритма формирования цветного изображения по сигналам монохромных видеодатчиков видимого и длинноволнового инфракрасного диапазонов в цветовом пространстве YCbCr // Компьютерная оптика. 2016. Т. 40, №2. – С. 266–274.
5. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Изд. 3-е, испр. и доп. М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
6. Асатрян Д.Г. Оценивание степени размытости изображения путём анализа градиентного поля // Компьютерная оптика. 2017. Т. 41, № 6. – С. 957–962. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-6-957-962.
7. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика. М.: Высш. шк., 2003 – 479 с.

8. Исаенко О.К., Урбах В.Ю. Разделение смесей распределений вероятностей на их составляющие // Итоги науки и техн. Сер. Теор. вероятн. Мат. стат. Теор. кибернет. 1976. Т. 13. – С. 37–58.
9. Королюк В.С., Портенко Н.И., Скороход А.В., Турбин А.Ф. Справочник по теории вероятностей и математической статистике. М.: Наука, 1985. – 640 с.
10. Levenberg K. A Method for the Solution of Certain Problems in Least Squares // Quarterly Applied Math. 2. 1944. – P. 164 – 168.
11. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity // IEEE transactions on image processing. 2004. Vol. 13, № 4. – P. 600–612.
12. Xydeas C.S., Petrovic V. Objective image fusion performance measure // Electronics letters. 2000. Vol. 36, № 4. – P. 308-309.
13. Haghghat M., Razian M.A. Fast-FMI: non-reference image fusion metric // 2014 IEEE 8th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT). IEEE. 2014. – P. 1–3.
14. Li B., Ren W., Wang Z. RESIDE Dataset: OTS (Outdoor Training Set) [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://sites.google.com/view/reside-dehaze-datasets>. Дата доступа: 01.02.2019.
15. Инсаров В.В., Тихонова С.В., Михайлов И.И. Проблемы построения систем технического зрения, использующих комплексирование информационных каналов различных спектральных диапазонов // Информационные технологии. 2014. Приложение к № 3. – С. 1-32.
16. Инсаров В.В. и др. Формирование комплексированных телевизионно-тепловизионных изображений в системах переднего обзора летательных аппаратов // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2013. № 4. – С. 3-10.
17. He C. et al. Multimodal medical image fusion based on IHS and PCA // Procedia Engineering. 2010. Т. 7. – С. 280-285.
18. Дрынкин В.Н., Фальков Э.Я., Царева Т.И. Формирование комбинированного изображения в двухзональной бортовой авиационно-космической системе // Механика, управление и информатика. 2012. № 9. – С. 33-39.
19. Рубис А.Ю., Выголов О.В., Визильтер Ю.В. Морфологическое комплексирование изображений различных спектральных диапазонов // Механика, управление и информатика. 2012. № 8. – С. 143-148.
20. Кириллов С.Н., Покровский П.С., Сконников П.Н. Алгоритм комплексирования телевизионного и инфракрасного изображений для систем улучшенного видения беспилотных летательных аппаратов. Сб. тез. докл. научно-техн. конф. «Техническое зрение в системах управления». М. 2019. – С. 32-33.

21. Орлов А. И. Экспертные оценки. Учебное пособие. М. 2002. – 31 с.

22. Piella G. A new quality metric for image fusion // Image Processing, 2003. ICIIP 2003. Proceedings. 2003 International Conference on. IEEE, 2003. Vol. 3. – P. 173.

23. Бондаренко М.А., Дрынкин В.Н. Оценка информативности комбинированных изображений в мультиспектральных системах технического зрения // Программные системы и вычислительные методы. 2016. № 1. – С. 64.

24. Aslantas V., Bendes E. A new image quality metric for image fusion: the sum of the correlations of differences // Aeu-international Journal of electronics and communications. – 2015. Vol. 69. №. 12. – P. 1890-1896.

25. Кириллов С.Н. и др. Сравнение оценок качества

комплексирования разноспектральных изображений и алгоритмы улучшения качества низкоконтрастных изображений для систем видеонаблюдения // Сборник докладов 21-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение DSPA–2019» М. 2019. – С. 403-408.

26. Yang C. et al. A novel similarity based quality metric for image fusion // Information Fusion. 2008. Vol. 9. №. 2. – P. 156-160.

27. Tutorial I. Objective perceptual assessment of video quality: Full reference television // ITU-T Telecommunication Standardization Bureau. – 2004.

28. Seber, G. A. F., and C. J. Wild. Nonlinear Regression. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience. 2003.

## **21-я Международная научно-техническая конференция «Цифровая обработка сигналов и её применение – DSPA'2019»**

### **АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР**

Важнейшее место в программе цифровой экономики Российской Федерации занимают вопросы развития и применения современных цифровых информационных технологий в различных отраслях промышленности, здравоохранения, науки, культуры, социальной сферы. Для успешного решения таких задач требуются опережающие фундаментальные исследования, направленные на разработку и развитие методов формирования высокоинтеллектуальных цифровых платформ, технологий накопления знаний и повышения уровня компетенции интеллектуальных систем, методов и технологий искусственного интеллекта.

Развитие современных информационных технологий характеризуется широким практическим использованием методов и техники цифровой обработки сигналов (ЦОС) – одной из самых динамичных и быстро развивающихся технологий в мире телекоммуникаций и информатизации мирового сообщества.



Отвечая поставленным целям и задачам консолидации отечественных ученых и специалистов, работающих в области передовых информационных технологий реального времени, расширения международных научных связей и содействия внедрению высоких наукоемких технологий XXI века, Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова совместно с компанией «AUTEX.Ltd» при поддержке РФФИ и при участии Федерального агентства по промышленности РФ, Министерства образования и науки РФ, Российской секции IEEE Signal Processing Society, Института радиотехники и электроники РАН, Института проблем управления РАН, ЗАО «МНИТИ», МГТУ им. Н.Э. Баумана, МТУСИ, МАИ, МЭИ, РГРТУ и других ведущих российских вузов и организаций, провели 27-29 марта 2019 г. в ИПУ РАН 21-ю Международную научно-техническую конференцию: «Цифровая обработка сигналов и её применение – DSPA'2019». В работе конференции приняли участие свыше 200 человек из 23 городов России и стран СНГ, а также представители ряда стран дальнего зарубежья.

Работа конференции проходила по восьми секциям: «Теория сигналов и систем» (14 докладов, руководители – д.т.н., проф. Ю.С. Шинаков, д.т.н., проф. Д.С. Чирин); «Теория и методы цифровой обработки сигналов» (19 докладов, руководители – д.т.н., проф. Ю.А. Брюханов, д.т.н., проф. В.И. Джиган); «Обработка сигналов в системах