

СИНТЕЗ ПОЛНОСТЬЮ СФОКУСИРОВАННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ НАЛИЧИИ ШУМОВ

Носков А.А., аспирант кафедры инфокоммуникаций и радиофизики Ярославского государственного университета им. П. Г. Демидова, e-mail: noskoff.andrey@gmail.com;

Волохов В.А., к.т.н., доцент кафедры инфокоммуникаций и радиофизики Ярославского государственного университета им. П. Г. Демидова, e-mail: volokhov@piclab.ru;

Приоров А.Л., д.т.н., доцент кафедры инфокоммуникаций и радиофизики Ярославского государственного университета им. П. Г. Демидова, e-mail: andcat@yandex.ru;

Апальков И.В., к.т.н., доцент кафедры инфокоммуникаций и радиофизики Ярославского государственного университета им. П. Г. Демидова, e-mail: ilya@apalkoff.ru.

FULL-FOCUSED IMAGE FUSION IN THE CONDITIONS OF NOISE

Noskov A.A., Volokhov V.A., Priorov A.L., Apalkov I.V.

The implementation and research of the algorithm for full-focused image fusion in the presence of noise are presented. Three variants of images with noise fusion are considered: without using of preprocessing and postprocessing, with using of prefiltering of source images and with using of postfiltering of the fused image. The database of test scenes which created by the authors was used for full-focused image fusion algorithm tests. Additive white Gaussian noise was considered as a noise model, and a two-stage digital image processing scheme, based on principal components analysis was used as a filtering algorithm. Quantitative and visual results which are demonstrate the main features of the proposed algorithm are shown.

Key words: image filtering, machine learning, principal components analysis, full-focused image, Laplacian pyramid, Gaussian pyramid, cellular automata, image fusion, quality assessment.

Ключевые слова: фильтрация изображений, машинное обучение, анализ главных компонент, полностью сфокусированное изображение, пирамида Лапласа, пирамида Гаусса, клеточный автомат, смешивание изображений, оценка качества.

Введение

Переход от аналоговой к цифровой фотографии является большим шагом вперед. Цифровая фотография [1] открыла много новых возможностей, к которым можно отнести мгновенный предварительный просмотр снятых изображений, их быстрое редактирование, возможность простой записи видеопоследовательностей и т.д. На данный момент мегапиксельное разрешение цифровых фотокамер позволяет создавать изображения высокого качества для широкого круга потребителей и профессиональных приложений. Некоторые исследователи считают, что следующим большим шагом вперед в области формирования и обработки визуальной информации является вычислительная фотография [2], которая расширяет границы традиционной цифровой фотографии. Это обеспечивается за счет возможности записи намного большего объема информации о захватываемой сцене, а также более качественной обработки этой информации впоследствии.

Одним из важных направлений, рассматриваемых в области вычислительной фотографии, является проблема синтеза полностью сфокусированных изображений [3-7]. Суть задачи заключается в созда-

Представлены реализация и результаты исследования алгоритма синтеза полностью сфокусированных изображений при наличии шумов. Рассмотрены три варианта объединения зашумленных изображений: без предобработки и постобработки, с использованием предфильтрации объединяемых изображений, с использованием постфильтрации объединенного изображения. Для тестирования предложенного алгоритма построения полностью сфокусированных изображений использовалась созданная авторами база тестовых изображений сцен. В качестве модели шума принят аддитивный белый гауссовский шум, а в качестве алгоритма фильтрации – двухэтапная схема обработки цифровых изображений на основе анализа главных компонент. Приведены численные и визуальные результаты, демонстрирующие основные особенности предложенного алгоритма.

нии алгоритма, позволяющего выполнить объединение нескольких изображений фиксированной сцены, обладающих ограниченной глубиной резкости и сформированных с различным фокусным расстоянием. Каждое из таких изображений имеет регионы, которые можно характеризовать как размытые и, как следствие, не пригодные для дальнейшей обработки системой технического зрения или человеком, а также области, находящиеся в фокусе, которые содержат полезную информацию об окружающей сцене. Полностью сфокусированным называется изображение, содержащее в себе все находящиеся в фокусе регионы исходных изображений, пригодные для дальнейшей обработки. Таким образом, задача формирования полностью сфокусированных изображений сводится к поиску и объединению этих регионов. Необходимо отметить, что, как правило, в научно-

технической литературе данная задача рассматривается в отрыве от проблемы возникновения шумов, появляющихся в процессе формирования цифрового изображения и оказывающих негативное влияние на процедуру построения полностью сфокусированных изображений. Поэтому в настоящей работе рассматривается подход, позволяющий выполнить построение полностью сфокусированных изображений при наличии шумового воздействия. Суть подхода заключается в использовании алгоритмов префильтрации (фильтрация до объединения зашумленных изображений) или постфильтрации (фильтрация после объединения зашумленных изображений) с целью формирования качественного полностью сфокусированного изображения.

Фильтрация изображений

На сегодняшний день алгоритмы фильтрации цифровых изображений [8] широко применяются в области современной науки и техники и имеют множество практических приложений. Достаточно интересным подходом к задаче фильтрации изображений является использование методов машинного обучения [9, 10]. В рассматриваемой работе при решении задачи шумоподавления использовалась двухэтапная схема фильтрации изображений на основе анализа главных компонент (АГК) [11, 12]. Ее краткое описание представлено ниже в предположении, что анализируемое цифровое изображение x искажено аддитивным белым гауссовским шумом (АБГШ) n с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратическим отклонением σ .

1. Первый этап обработки

1. Пусть среднеквадратическое отклонение шума σ входного зашумленного изображения $y = x + n$ является известным.

2. Разбить входное зашумленное изображение на совокупность перекрывающихся блоков. Внутри каждого из них можно выделить: *область обучения, область фильтрации и область наложения блоков*. Размеры рассматриваемых областей могут варьироваться.

3. Внутри области обучения выбрать всевозможные квадратные блоки (*векторы обучения*). Последние, будучи представленными в виде векторов-столбцов, позволяют сформировать некоторую выборочную матрицу, столбцами которой являются рассматриваемые векторы-столбцы.

4. На основе выборочной матрицы, предварительно центрировав ее, составить ковариационную матрицу, для которой найти собственные числа и соответствующие им собственные векторы (*главные компоненты* данных, заключенных в центрированной выборочной матрице). Итогом данного этапа является построение матрицы ортогонального преобразования.

5. Найти проекции (коэффициенты преобразования) множества векторов, заключенных в центрированной выборочной матрице, на множество собственных векторов, найденных на шаге 4.

6. Осуществить обработку полученного множества проекций с использованием линейной среднеквадратической оценки [10].

7. На основе множества обработанных данных восстановить оценку выборочной матрицы незашумленных данных, а на основе последней – отдельную обработанную область на изображении. При этом, во-первых, восстанавливается область обучения путем помещения в нее с учетом наложения векторов обучения в соответствующие им пространственные позиции. Векторы обучения, находясь внутри оценки выборочной матрицы незашумленных данных в виде векторов-столбцов, снова преобразовываются в квадратные блоки перед вложением в область обучения. Необходимо отметить, что область наложения векторов обучения усредняется с использованием арифметического усреднения. Во-вторых, после восстановления области обучения из нее выделяется область фильтрации меньших размеров. Повторяя аналогичную операцию для остальных областей фильтрации, с учетом их наложения, можно обработать зашумленное изображение целиком и получить первичную «грубую» оценку \hat{x}^I неискаженного изображения x . При этом обработанные области фильтрации вкладываются в соответствующие пространственные позиции изображения \hat{x}^I , а их область наложения усредняется арифметически.

II. Второй этап обработки

1. Используя зашумленное изображение y , повторить шаги 2-5, рассмотренные на первом этапе обработки. При этом устанавливаются другие размеры областей обучения, областей фильтрации и областей наложения, а также векторов обучения.

2. Осуществить обработку полученного множества проекций с использованием эмпирического фильтра Винера, представленного в области главных компонент и вычисленного на основе первичной оценки \hat{x}^I .

3. Повторяя рассуждения, изложенные на шаге 7 первого этапа обработки, получить вторую, «точную» оценку \hat{x}^{II} неискаженного изображения x .

На рис. 1 представлена блок-схема описанного алгоритма фильтрации цифровых изображений. Необходимо отметить, что при обработке цветных RGB-изображений данная схема фильтрации применяется поканально для каждой цветовой компоненты.

На рис. 2 представлен пример фильтрации цифровых изображений из рассматриваемой авторами настоящей работы базы данных, которая кратко описана ниже. Каждое из изображений сцены «Робот», сформированное с разным фокусным расстоянием, зашумлено АБГШ со среднеквадратическим отклонением $\sigma = 35$. Дополнительно на рис. 2 указаны численные оценки ПОСШ, дБ (пиковое отношение сигнала к шуму) [13] и КСП (коэффициент структурного подобия) [14] для зашумленных и восстановленных изображений.

Построение полностью сфокусированных изображений

Выше было отмечено, что синтез полностью сфокусированных изображений представляет собой процесс получения одного изображения из нескольких исходных.

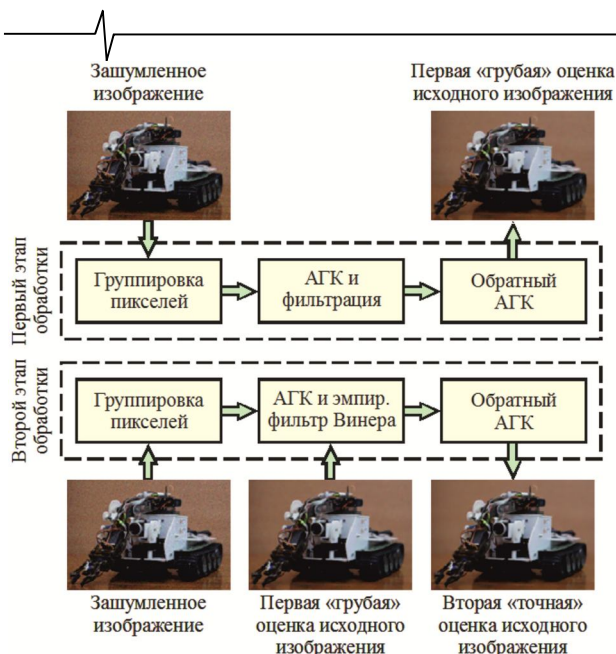


Рис. 1. Блок-схема обработки цифрового изображения с использованием двухэтапной схемы фильтрации изображений на основе анализа главных компонент [11, 12]

Получаемое изображение несет в себе больше информации о фотографируемой сцене, чем каждое из исходных по отдельности. Такое изображение может быть более удобным для дальнейшей работы с ним человеком или автоматической системой обработки изображений. В настоящей работе при решении задачи построения полностью сфокусированных изображений использовался алгоритм на основе клеточных автоматов [15, 16] и пирамид изображений [17], представленный в [7]. В предположении, что обрабатываемые алгоритмом данные заключены в нескольких изображениях фиксированной сцены, обладаю-

щих ограниченной глубиной резкости и сформированных с различным фокусным расстоянием, ниже кратко описаны основные шаги данного алгоритма. Блок-схема описываемого алгоритма представлена на рис. 3.

I. Первый этап обработки

1. Вычислить метрику сфокусированности (МС) для каждого пикселя на каждом из N исходных изображений x_k фиксированной сцены и сформировать N матриц, содержащих вычисленную метрику. Индекс k здесь является номером изображения, который изменяется от 1 до N .

2. Рассчитать максимальное значение метрики сфокусированности для каждой из N матриц, полученных на шаге 1.

3. Выполнить пороговую бинаризацию матриц, рассчитанных на шаге 1, с порогом, вычисленным на основе найденных на шаге 2 максимальных значений метрики сфокусированности и значения α , являющегося параметром алгоритма.

4. Создать матрицу меток, содержащую информацию о том, какая пара координат (i, j) пикселей из N изображений фиксированной сцены должна участвовать в формировании итогового полностью сфокусированного изображения. Формирование матрицы меток осуществляется с использованием данных на выходе пороговой бинаризации (шаг 3).

5. Произвести коррекцию матрицы меток с использованием клеточного автомата.

II. Второй этап обработки

1. Сформировать бинарные маски m_k на основе матрицы меток, полученной на шаге 5 первого этапа обработки. Количество бинарных масок равно N , а их размерность совпадает с размерностью исходных изображений фиксированной сцены. Бинарные маски необ-

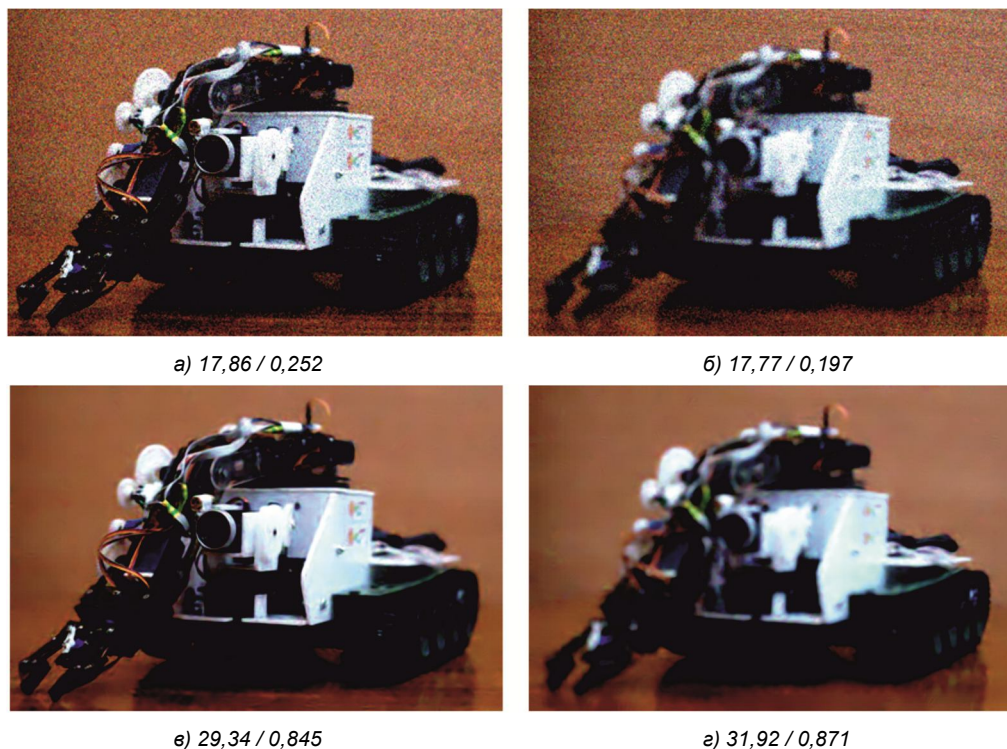


Рис. 2. Примеры изображений для сцены «Робот»: а) и б) зашумленные изображения ($\sigma = 35$); в) и г) соответствующие им восстановленные изображения

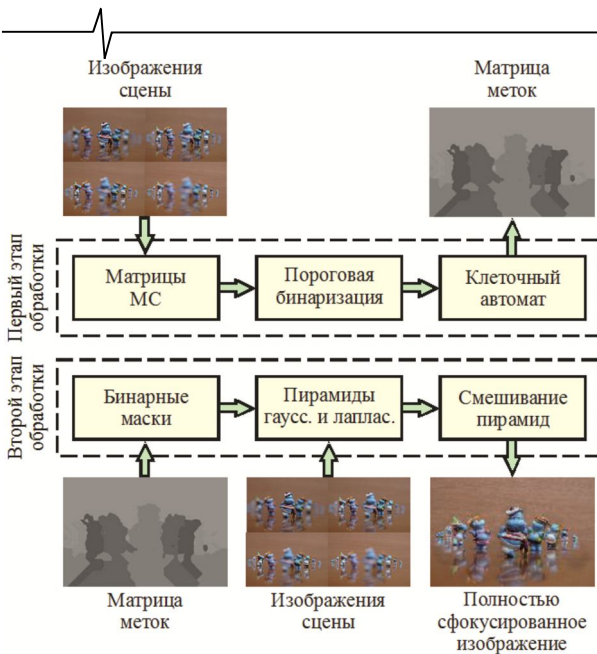


Рис. 3. Блок-схема алгоритма синтеза

полностью сфокусированных изображений на основе клеточных автоматов и пирамид изображений [7]

ходимы для реализации последующих шагов объединения исходных изображений фиксированной сцены в одно полностью сфокусированное, которое выполняется с использованием пирамид гауссианов и лапласианов [17].

2. Дополнить исходные изображения фиксированной сцены и соответствующие бинарные маски до длины ближайшей степени двойки по строкам и по столбцам. Данная процедура необходима для выполнения целочисленного деления на 2 при децимации изображений в ходе построения пирамид гауссианов и лапласианов.

3. Создать пирамиду лапласианов LP_k для каждого исходного изображения фиксированной сцены, задавая необходимое число уровней разложения.

Для цветных RGB-изображений формирование пирамиды лапласианов выполняется поканально.

4. Итерационно выполнить смешивание пирамид лапласианов LP_k с целью формирования гибридной пирамиды лапласианов GLP , обратное преобразование от которой позволит сформировать полностью сфокусированное изображение. Для проведения данной процедуры необходимо выполнить следующие шаги:

4.1. Ввести в рассмотрение интегральную маску im , обладающую размерностью бинарных масок m_k . Выполнить инициализацию начальных значений интегральной маски и гибридной пирамиды лапласианов значениями m_1 и LP_1 соответственно, вычисленными для первого изображения фиксированной сцены.

4.2. Создать пирамиду гауссианов GP^{i-1} для текущей интегральной маски im^{i-1} . Здесь индекс i описывает номер итерации, на которой происходит формирование гибридной пирамиды лапласианов.

4.3. Создать гибридную пирамиду лапласианов по следующему правилу:

$$GLP^i = GLP^{i-1} \cdot GP^{i-1} + LP_i \cdot (1 - GP^{i-1}).$$

4.4. Обновить текущую интегральную маску с использованием следующего выражения:

$$im^i = im^{i-1} + m_i.$$

4.5. Повторить шаги 4.2-4.4 до тех пор, пока не произойдет объединение пирамид лапласианов LP_k для всех исходных изображений фиксированной сцены. Получить гибридную пирамиду лапласианов.

5. Создать итоговое полностью сфокусированное изображение путем обратного преобразования гибридной пирамиды лапласианов.

На рис. 4 представлены примеры полностью сфокусированных изображений, синтезированных с использованием алгоритма [7] для групп изображений четырех сцен, рассматриваемых в работе.

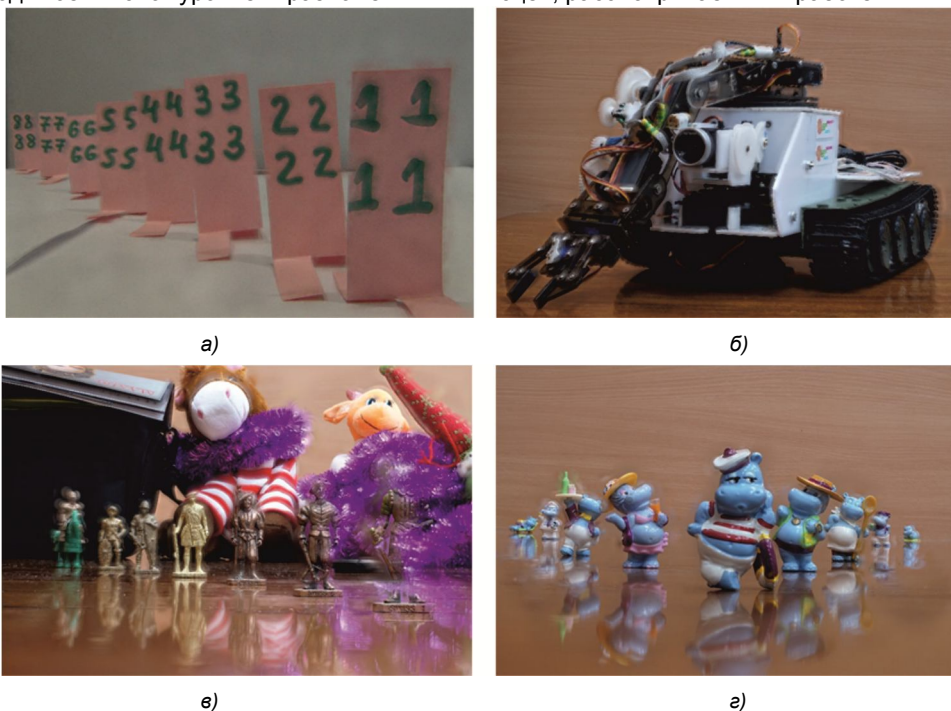


Рис. 4. Примеры сформированных полностью сфокусированных изображений для различных тестовых сцен:

а) «Числовые карточки»; б) «Робот»; в) «Солдаты»; г) «Игрушки»

Результаты моделирования

При выполнении процедуры моделирования использовались четыре группы цветных RGB-изображений фиксированных сцен:

1. «Числовые карточки», 7 изображений, разрешение 892×592.
2. «Робот», 8 изображений, разрешение 786×523.
3. «Солдаты», 8 изображений, разрешение 786×523.
4. «Игрушки», 5 изображений, разрешение 786×523.

Тестовые изображения получены в ходе выполнения настоящей работы при использовании закрепленного на штативе цифрового фотоаппарата, имеющего возможность изменения фокусного расстояния. Сформированные группы изображений позволили с использованием описанного выше алгоритма [7] синтезировать полностью сфокусированные изображения, представленные на рис. 4, которые взяты за эталонные при проведении исследования качества работы алгоритма [7] в присутствии шумов. В табл. 1 приведены численные значения ПОСШ, дБ/КСП для полностью сфокусированных изображений при различных значениях σ и различных подходах к фильтрации изображений.

Для проведения исследования рассмотрены три подхода к объединению изображений.

Подход 1. Исходные изображения сцен зашумлялись АБГШ с фиксированным σ и затем объединялись, используя алгоритм [7].

Подход 2. Исходные изображения сцен зашумлялись АБГШ с фиксированным σ , подвергались фильтрации, используя двухэтапную схему обработки изображений на основе анализа главных компонент [11, 12], и затем объединялись, используя алгоритм [7].

Подход 3. Исходные изображения сцен зашумлялись АБГШ с фиксированным σ , объединялись, используя алгоритм [7], и затем итоговое объединенное изображение подвергалось фильтрации, используя двухэтапную схему обработки изображений на основе анализа главных компонент [11, 12]. В данном случае предполагалось, что модель шума и его параметры на объединенном изображении являются идентичными тем, что были у исходных изображений до слияния.

В табл. 1 представлено численное сравнение различных подходов к объединению нескольких изображений фиксированной сцены для различных степеней зашумления σ . Наилучшие результаты выделены жирным шрифтом. Дополнительно на рис. 5 представлены визуальные результаты построения полностью сфокусированных изображений. Для проведения исследования использовались стандартные метрики эталонной оценки качества – ПОСШ и КСП. Данные метрики применялись к двум изображениям. Первое изображение, полученное с использованием алгоритма [7] в отсутствие шумов, бралось за эталонное. Второе – получено с использованием одного из трех вышеуказанных подходов.

Анализ результатов показывает, что качественное объединение зашумленных изображений фикси-

рованной сцены с использованием алгоритма [7] при наличии шумов возможно (рис. 5в), если исходные зашумленные данные будут предварительно обработаны с использованием определенной схемы фильтрации, например [11, 12]. Объединение изображений при отсутствии этой схемы не позволяет качественно идентифицировать пиксели, которые должны внести существенный вклад в построение полностью сфокусированного изображения. Как следствие, объединенное изображение в данном случае будет содержать шум, а также значительное размытие объектов интереса, присутствующих в сцене (рис. 5 б). Поэтому фильтрация после объединения не дает качественного результата обработки (рис. 5 г). Однако необходимо отметить, что фильтрация до объединения изображений приводит к многократному применению схемы шумоподавления. В этом случае каждое зашумленное изображение фиксированной сцены подвергается фильтрации, что значительно увеличивает вычислительную стоимость подхода 2. В случае подхода 3 фильтрация выполняется однократно применительно к объединенному изображению, что вычислительно менее затратно.

Таблица 1. ПОСШ, дБ / КСП полностью сфокусированных изображений при наличии АБГШ

| σ | Подход 1 | Подход 2 | Подход 3 |
|---------------------------|---------------|----------------------|----------------------|
| Сцена «Числовые карточки» | | | |
| 5 | 31,28 / 0,749 | 32,51 / 0,876 | 34,83 / 0,879 |
| 15 | 24,21 / 0,416 | 31,99 / 0,862 | 31,83 / 0,845 |
| 20 | 22,03 / 0,308 | 31,82 / 0,857 | 31,25 / 0,838 |
| 25 | 20,26 / 0,230 | 31,80 / 0,852 | 30,84 / 0,833 |
| 35 | 17,52 / 0,140 | 31,46 / 0,843 | 30,17 / 0,825 |
| Сцена «Робот» | | | |
| 5 | 32,21 / 0,881 | 35,60 / 0,938 | 34,63 / 0,933 |
| 15 | 24,28 / 0,510 | 31,04 / 0,847 | 29,78 / 0,805 |
| 20 | 22,23 / 0,415 | 29,84 / 0,816 | 28,73 / 0,776 |
| 25 | 20,55 / 0,340 | 28,94 / 0,791 | 27,86 / 0,753 |
| 35 | 17,99 / 0,243 | 27,39 / 0,748 | 26,49 / 0,717 |
| Сцена «Солдаты» | | | |
| 5 | 31,87 / 0,907 | 33,85 / 0,954 | 33,63 / 0,953 |
| 15 | 23,32 / 0,584 | 28,39 / 0,869 | 26,42 / 0,809 |
| 20 | 21,34 / 0,488 | 27,06 / 0,834 | 24,94 / 0,752 |
| 25 | 19,79 / 0,412 | 26,04 / 0,801 | 23,92 / 0,709 |
| 35 | 17,40 / 0,298 | 24,53 / 0,742 | 22,55 / 0,646 |
| Сцена «Игрушки» | | | |
| 5 | 32,67 / 0,887 | 33,92 / 0,942 | 35,96 / 0,951 |
| 15 | 22,66 / 0,450 | 29,80 / 0,885 | 26,19 / 0,835 |
| 20 | 20,72 / 0,342 | 29,06 / 0,870 | 24,95 / 0,809 |
| 25 | 19,24 / 0,266 | 28,49 / 0,858 | 24,32 / 0,792 |
| 35 | 16,84 / 0,167 | 27,58 / 0,835 | 23,38 / 0,766 |

Заключение

Рассмотрены три варианта объединения зашумленных изображений: без предобработки и постобработки, с использованием предфильтрации объединяемых изображений, с использованием постфильтрации объединенного изображения. Анализ результатов показывает, что объединение зашумленных изображений с предфильтрацией позволяет более качественно идентифицировать пиксели, которые должны внести существенный вклад в построение полностью сфокусированного изображения. Однако необходимо отметить, что филь-

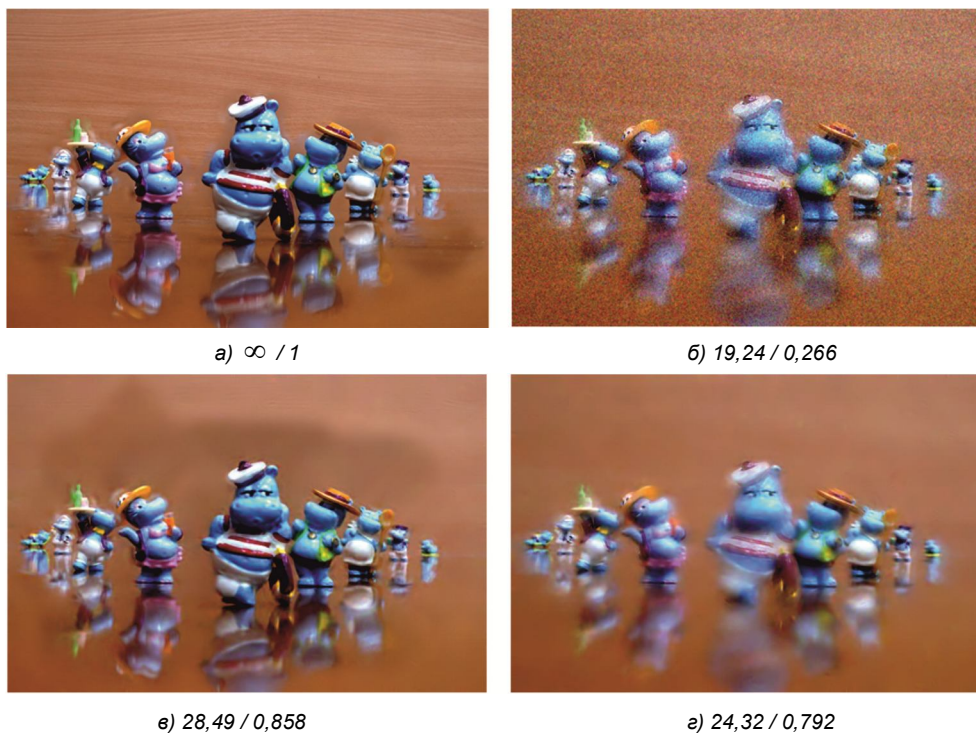


Рис. 5. Примеры построения полностью сфокусированных изображений для тестовой сцены «Игрушки» с указанием ПОСШ, дБ/КСП:

а) слияние без добавления АБГШ в объединяемые изображения;

б) слияние с добавлением АБГШ ($\sigma = 25$) в объединяемые изображения;

в) слияние с добавлением АБГШ ($\sigma = 25$) в объединяемые изображения и их фильтрацией до объединения;

г) слияние с добавлением АБГШ ($\sigma = 25$) в объединяемые изображения и фильтрацией объединенного изображения

рация до объединения изображений приводит к многократному применению схемы шумоподавления, что значительно увеличивает вычислительные затраты на обработку.

Работа выполнена при поддержке РФФИ (проект № 16-37-00301).

Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005.
2. Szeliski R. Computer vision: algorithms and applications. Springer, 2010.
3. Subbarao M., Choi T., Nikzad A. Focusing techniques // Optical Engineering J. 1993. V. 32, № 11. P. 2824–2836.
4. Shen C.-H., Chen H.H. Robust focus measure for low-contrast images // Proc. IEEE Int. Conf. Consumer Electronics. 2006. P. 69–70.
5. Li H., Chai Y., Yin H., Liu G. Multifocus image fusion and denoising scheme based on homogeneity similarity // Optics Communications J. 2012. V. 285, № 2. P. 91–100.
6. Naidu V.P.S., Raol J.R. Pixel-level image fusion using wavelets and principal component analysis // Defense Science J. 2008. V. 58, № 3. P. 338–352.
7. Носков А.А., Аминова Е.А., Приоров А.Л. Формирование полностью сфокусированных изображений на основе клеточных автоматов и пирамид изображений // Успехи современной радиоэлектроники. 2016. № 12. С. 39–46.
8. Katkovnik V., Foi A., Egiazarian K., Astola J. From

local kernel to nonlocal multiple-model image denoising // Int. J. Computer Vision. 2010. V. 86, № 8. P. 1–32.

9. Marsland S. Machine learning: an algorithmic perspective. Chapman and Hall, 2009.

10. Muresan D.D., Parks T.W. Adaptive principal components and image denoising // Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing. 2003. V. 1. P. 101–104.

11. Волохов В.А., Сергеев Е.В., Приоров А.Л. Двух-этапная процедура фильтрации изображений на основе анализа главных компонент // Проектирование и технология электронных средств. 2011. № 2. P. 40–44.

12. Priorov A., Tumanov K., Volokhov V. Efficient denoising algorithms for intelligent recognition systems // In: Favorskaya M., Jain L.C. (eds.) Computer Vision in Control Systems-2, Intelligent Systems Reference Library, Springer International Publishing. 2015. V. 75. P. 251–276.

13. Сэлмон Д. Сжатие данных, изображений и звука. – М.: Техносфера, 2004.

14. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity // IEEE Trans. Image Processing. 2004. V. 13, № 4. P. 600–612.

15. Тоффоли Т., Марголус Н. Машины клеточных автоматов. – М.: Мир, 1991.

16. Hoekstra A.G., Kroc J., Sloot P.M.A. Simulating complex systems by cellular automata. Springer, 2010.

17. Burt P.J., Adelson E.H. The Laplacian pyramid as a compact image code // IEEE Trans. Communications. 1983. V. COM-31, № 4. P. 532–540.