# Физика дальнометрии

# **R**ANGING PHYSICS

УДК 621.375.826

## АНАЛИЗ ФУНКЦИЙ, РЕАЛИЗУЮЩИХ КОРРЕЛЯЦИОННУЮ ОБРАБОТКУ ДЛЯ ИЗМЕРЕНИЯ ДАЛЬНОСТИ ПО ЦИФРОВЫМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ

### **В. Л. КОЗЛОВ**<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>Белорусский государственный университет, пр. Независимости, 4, 220030, г. Минск, Беларусь

Отмечено, что корреляционная обработка изображений является одним из наиболее широко применяемых и перспективных инструментов для поиска, идентификации, локализации и слежения за объектами относительно сложных форм. Решается задача анализа возможностей и областей применения функций, реализующих корреляционную обработку цифровых оптических изображений, в случае наличия искажений на изображениях. Исследования проводились для следующих функций: нормированной кросс-корреляционной функции; суммы абсолютных значений разностей; суммы квадратов разностей; нормированной суммы квадратов разностей; RANK-преобразования. Приводится алгоритм уменьшения времени вычисления нормированной кросс-корреляционной функции, обеспечивающий время анализа, сравнимое со временем анализа функций суммы квадратов разностей и суммы абсолютных значений разностей, не использующих нормализацию.

*Ключевые слова:* корреляционный анализ; цифровое изображение; стереоизображение; измерение расстояний; карта глубины.

#### Образец цитирования:

Козлов В. Л. Анализ функций, реализующих корреляционную обработку для измерения дальности по цифровым изображениям // Журн. Белорус. гос. ун-та. Физика. 2017. № 3. С. 102–110.

#### Автор:

**Владимир Леонидович Козлов** – доктор технических наук, доцент; профессор кафедры квантовой радиофизики и оптоэлектроники факультета радиофизики и компьютерных технологий.

#### For citation:

Kozlov V. L. Analysis of the functions realizing the correlation processing for the range measuring from digital images. *J. Belarus. State Univ. Phys.* 2017. No. 3. P. 102–110 (in Russ.).

#### Author:

*Vladimir Kozlov*, doctor of science (technical), docent; professor at the department of quantum radiophysics and optoelectronics, faculty of radiophysics and computer technologies. *kozlovvl@bsu.by* 

## ANALYSIS OF THE FUNCTIONS REALIZING THE CORRELATION PROCESSING FOR THE RANGE MEASURING FROM DIGITAL IMAGES

#### V. L. KOZLOV<sup>a</sup>

<sup>a</sup>Belarusian State University, Niezaliežnasci Avenue, 4, 220030, Minsk, Belarus

Correlation processing of images is one of the most widely used and promising tools for searching, identifying, localizing, and tracking objects of relatively complex shapes. In the literary sources we have found no information about the possibilities to use various functions implementing image correlation processing to solve problems of measuring distances, dimensional parameters of objects, and constructing a depth map when one of the stereopair images is subjected to noise or monotonic amplitude shift. In this paper we solve the problem of analyzing the possibilities and applications of the functions realizing the correlation processing of digital optical images in the case of image distortions. The studies have been performed for the following functions: normalized cross-correlation function (NCC); the sum of absolute differences (SAD); the sum of squared differences (SSD); the normalized sum of squared difference (NSSD); RANK-conversion. An algorithm is proposed to reduce computational time of the normalized cross-correlation function NCC. It provides an analysis time comparable to that of SSD and SAD functions, where normalization is not used.

Key words: correlation analysis; digital image; stereo image; measurement of distances; depth map.

Развитие теории и методов восстановления трехмерной картины пространства по двумерным цифровым изображениям значительно активизировалось в последнее десятилетие. Это обусловлено востребованностью данных методик в области строительства и архитектуры, зрения мобильных роботов, в геодезии и картографии, а также в криминалистике для повышения оперативности и качества фиксации следов совершенного преступления, в целях решения военных задач, в метеорологии и т. д. [1; 2]. Корреляционная обработка изображений является одним из наиболее широко применяемых и перспективных инструментов для поиска, идентификации, локализации и слежения за объектами относительно сложных форм. В основе любой системы обработки стереоизображений лежат две задачи: получение дальнометрических данных (на основе двух камер путем сопоставления изображений сцены) и построение трехмерных моделей по множеству точек. Для измерения дальности до объектов сцены необходима последовательная реализация следующих этапов [3] обработки изображений:

• калибровка стереокамеры в общей системе координат и получение матриц проекции для каждой из камер;

• захват и ректификация изображений по эпиполярным линиям, построенным на основе матриц преобразований;

• обработка изображений стереопары, триангуляция точек, построение дальнометрических изображений и карт глубины;

• построение и использование в том или ином виде трехмерного облака точек, лежащих на поверхности сканируемого объекта.

Стереосопоставление, или построение карты диспаритетов, – ядро системы стереозрения. Диспаритетом является разница в значении абсциссы пикселя на левом и правом изображениях. При построении карты диспаритетов для каждой точки на одном изображении выполняется поиск парной ей точки на втором изображении. От точности работы данных алгоритмов в значительной степени зависит возможность применения системы в целом [4].

Для решения задачи поиска указанного объекта на втором изображении применяются корреляционные методы анализа сходства фрагментов, которые заключаются в нахождении пиксельных соответствий путем сравнения профилей яркости в окрестности потенциально соответствующих точек разных изображений объекта. Обработка оптических изображений осуществляется с помощью следующих функций, реализующих корреляционный анализ: нормированной кросс-корреляционной функции (Normalized Cross Correlation, NCC) [5]; суммы абсолютных значений разностей (Sum of Absolute Diffrerencies, SAD) [6]; суммы квадратов разностей (Sum of Squared Diffrerencies, SSD) [7]; нормированной суммы квадратов разностей (Normalized SSD, NSSD) [5]. Функции, реализующие корреляционную обработку, – ZSAD и ZSSD [7] – являются модификациями функций SAD и SSD, при этом в вычислениях учитываются средние интенсивности опорных областей правого и левого изображений. Такая модификация позволяет учитывать разную яркость правого и левого изображений, что в итоге увеличивает точность найденных соответствий. Функция ранговой оценки (RANK) подобна функции SAD, однако вместо сравнения значений цветовой интенсивности производится сравнение порядковых номеров интенсивности пикселей [8]. Функция Census также осуществляет попиксельное сравнение опорных областей и оперирует относительным порядком значений интенсивности. Значение функции увеличивается на единицу, если разность значений интенсивности сравниваемых пикселей и установленных медиан имеет разный знак [5].

Однако в литературных источниках отсутствуют сведения о возможностях применения различных функций, реализующих корреляционную обработку изображений, для решения задачи измерения расстояний до объектов и их размеров, если одно из изображений стереопары подвергается влиянию шумов или монотонному амплитудному сдвигу. В реальных ситуациях это возможно в случае, если стереоизображение реализуется с помощью двух камер, при этом один из объективов камер подвергается внешнему воздействию пыли, грязи и т. п. В настоящей работе решается задача анализа возможностей и областей применения функций, обеспечивающих корреляционную обработку цифровых оптических изображений, в случае наличия искажений на изображениях. Исследование проводилось для следующих функций.

NCC хорошо показывает себя при перепадах яркости и смещении цвета на фрагментах поиска и определяется выражением

$$K(d) = \frac{\sum_{u,v} \left( I_1(u,v) - \overline{I_1} \right) \cdot \left( I_2(u+d,v) - \overline{I_2} \right)}{\sqrt{\sum_{u,v} \left( I_1(u,v) - \overline{I_1} \right)^2 \cdot \left( I_2(u+d,v) - \overline{I_2} \right)^2}},$$
(1)

где  $I_1$ ,  $I_2$  – интенсивность точек первого и второго изображения соответственно;  $I_1$ ,  $I_2$  – средняя интенсивность точек первого и второго изображений внутри окон сканирования соответственно; u, v – координаты объекта на фотоприемной матрице вдоль строк и столбцов соответственно; d – сдвиг между окнами сканирования.

SSD – более простая с математической точки зрения функция:

$$K(d) = \sum_{u,v} (I_1(u,v) - I_2(u+d,v))^2.$$
 (2)

NSSD - нормированная SSD, вычисляется в соответствии с выражением

$$K(d) = \sum_{u,v} \left( \frac{I_1(u,v) - \overline{I_1}}{\sum_{u,v} \left( I_1(u,v) - \overline{I_1} \right)^2} - \frac{I_2(u+d,v) - \overline{I_2}}{\sum_{u,v} \left( I_2(u+d,v) - \overline{I_2} \right)^2} \right)^2.$$
(3)

SAD – аналог SSD, часто используется для снижения вычислительных затрат и определяется выражением

$$K(d) = \sum_{u,v} |I_1(u,v) - I_2(u+d,v)|.$$
(4)

Метод, предложенный в [8], использует локальное непараметрическое преобразование изображения перед поиском соответствия (RANK-преобразование). Его сущность заключается в подсчете количества пикселей в окрестности текущего, интенсивность которых меньше, чем интенсивность текущего (центрального) пикселя. Пример RANK-преобразования представлен на рис. 1. Для устранения влияния фоновой засветки и шумов изображения результаты обработки сравниваются областями. В качестве функции соответствия обработанных областей используется функция SAD

$$K(d) = \sum_{u,v} |I'_1(u,v) - I'_2(u+d,v)|,$$
(5)

$$I'_{1}(u,v) = \sum_{m,n} I_{k}(m,n) < I_{k}(u,v).$$
(6)

77 **41 12** 84 50 **39**  $\Rightarrow$  3 90 72 55

*Puc. 1.* Пример RANK-преобразования *Fig. 1.* Example of RANK-conversion

Для проведения исследований при измерении расстояния до дискретных объектов было разработано программное приложение на языке программирования Java, реализующее корреляционную обработку изображений, интерфейс которого имеет два синхронизированных рабочих окна, предназначенных для ввода исследуемого стереоизображения. Приложение обеспечивает выполнение следующих пользовательских операций: изменение размера изображений, выбор вида корреляционной функции (КФ), реализующей корреляционную обработку изображений; определение спектрального диапазона анализа. Выбор спектрального диапазона анализа позволяет получать значение КФ раздельно в красном, зеленом, синем участках спектра, а также в их суммарном диапазоне. Для реализации корреляционного анализа на первом изображении задается окно сканирования, содержащее участок исследуемого объекта. Окно с такими же координатами автоматически формируется и на втором снимке. Каждую итерацию окно сдвигается на 1 пк как вдоль оси х, так и вдоль оси у в системе координат изображения, затем вычисляется значение корреляционной функции. На интерфейс выводятся график зависимости КФ от разности координат и максимальное (или минимальное) значение корреляционной функции с указанием координат точки совпадения и разности координат между положением рассматриваемой точки на первом и втором снимках. Программное приложение обеспечивает построение трехмерного графика корреляционной функции для всех точек изображения, пример которого представлен на рис. 2. На графике четко выделяется точка наилучшего совпадения выделенного фрагмента изображения на снимках стереопары. По вертикальной оси представлено значение корреляционной функции, а по горизонтальной – координаты точек на фотоприемной матрице в пикселях. Программа осуществляет автоматическое деление заданной области анализа на целое число координатных линий, поэтому координаты линий на графике могут иметь дробные значения.

Были проведены исследования зависимости значения КФ от отношения сигнал – шум на изображении для функций (1)–(4). На исходное изображение добавлялся гауссов шум с помощью стандартных редакторов. Результаты показали, что для функции NCC даже при отношении сигнал – шум, равном 1, значение КФ близко к 0,9, а при отношении сигнал – шум, равном 0,11, составляет 0,3. При этом система во всех случаях правильно обнаруживает анализируемый объект на зашумленном изображении и определяет его координаты. Результаты исследования для функций SSD и SAD показали, что с уменьшением отношения сигнал – шум значение КФ ухудшается гораздо быстрее, в этом случае при отношении



*Puc.* 2. Трехмерный график корреляционной функции: a – вид сбоку;  $\delta$  – вид сверху *Fig.* 2. Three-dimensional graph of the correlation function: a – side view; b – top view

сигнал – шум, составляющем  $\leq 0,3$ , объект не распознается на зашумленном изображении. Результаты для функции NSSD показали, что с уменьшением отношения сигнал – шум значение для этой функции ухудшается значительно быстрее, чем для функции NCC. При этом система во всех случаях правильно определяет координаты анализируемого объекта на зашумленном изображении. Кроме того, были проведены исследования зависимости значения корреляционной функции NCC от яркости и контрастности изображения. Определено, что при изменении яркости и контрастности одного изображения на 50 % значение корреляционной функции изменяется незначительно (в пределах 0,02), но при изменении яркости и контрастности на 80 % и более выделенный объект не распознается на исследуемом изображении.

Вторая часть проведенных исследований связана с анализом возможностей и быстродействия функций, реализующих корреляционную обработку (1)–(4), и RANK-метода (5), (6) для построения карты глубины по дальности заданной области пространства. Выбор корреляционной функции осуществлялся на основании анализа зависимостей числа ошибок и времени вычисления корреляционных функций при разных размерах окна сканирования с учетом возможности искажения одного из изображений стереопары. Перечисленные функции применялись к тестовым изображениям базы Middlebury [9], содержащей ректифицированные снимки стереопары и эталонную карту диспаритета. Функция RANK использует два окна, размеры которых могут отличаться: окно предобработки в формуле (6) и окно постобработки в выражении (5). Исследование проводилось для трех размеров окна предобработки:  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$  пк в легенде графиков RANK 3, RANK 5 и RANK 7 соответственно. Окна сканирования (окна постобработки для RANK) выбирались квадратными со стороной от 3 до 25 пк и шагом 2 пк. Графики, показывающие соотношение времени обработки стереоизображения и процента ошибок исследуемых функций для разных размеров окна сканирования (от  $3 \times 3$  до  $25 \times 25$  пк) при построении карты глубины для исходных изображений, представлены на рис. 3.

В данном случае процент ошибок измерений определялся как отношение ошибочных измерений дальности к общему числу измерений. Очевидно, что с ростом размера окна сканирования будет уменьшаться число ошибок и увеличиваться время обработки для всех функций. В связи с этим на графике, приведенном на рис. 3 (а также на рис. 4, 5 и 6), представлено соотношение числа ошибок и времени обработки для различных окон сканирования, при этом размер окон сканирования явно не указывается. Из графика на рис. 3 следует, что лучшими параметрами для построения карты глубины обладают RANK-преобразования с размерами окна предобработки  $5 \times 5$  и  $7 \times 7$  пк, при этом все функции, не использующие нормализацию, требуют меньше вычислительных затрат и не уступают в точности NCC. Ухудшение результатов некоторых функций с ростом размеров окна сканирования происходит из-за накопления ошибок на границах объектов на изображении.



*Рис. 3.* Время обработки и процент ошибок корреляционных методов для разных размеров окна сканирования (от  $3 \times 3$  до  $25 \times 25$  пк) *Fig. 3.* Processing time and error percent of the correlation methods for different sizes of scan window (from  $3 \times 3$  to  $25 \times 25$  pixels)



*Рис. 4.* Время обработки и процент ошибок корреляционных методов при искажении одного из изображений стереопары (монотонный амплитудный сдвиг)
 *Fig. 4.* Processing time and error percent of the correlation methods in the case of distortion of one of the stereopair images (monotonic amplitude shift)



*Puc.* 5. Время обработки и процент ошибок корреляционных методов при искажении одного из изображений стереопары (гауссов шум и монотонный амплитудный сдвиг) *Fig.* 5. Processing time and error percent of the correlation methods

with distortion of one of the stereopair images (Gaussian noise and monotonic amplitude shift)

Графики, представленные на рис. 4 и 5, показывают соотношение времени обработки стереоизображения и процента ошибок исследуемых функций при построении карты глубины для случая, когда одно из изображений зашумлено (монотонное изменение яркости на 60 % на рис. 4 и монотонное изменение яркости на 60 % и аддитивный гауссов шум на рис. 5 при отношении сигнал – шум, равном 0,5).

Изменение яркости (на 60 %) одного из изображений (см. рис. 4) приводит к ухудшению точности обнаружения для всех функций. Хуже всего с таким типом искажений справляются функции SSD и SAD. Наибольшей устойчивостью к изменениям яркости обладает функция NCC – у нее наблюдается наименьший рост числа ошибок. По абсолютным значениям точности и скорости для данного случая лучшими показателями обладает RANK-методика с окнами 5 × 5 и 7 × 7 пк.

Добавление на одно из изображений не только монотонного амплитудного сдвига, но и шума по Гауссу (отношение сигнал – шум равно 0,5) приводит к дальнейшему ухудшению точности обнаружения для всех функций (см. рис. 5). Такой характер помех существенно снижает точность RANK-метода. В этом случае лучшие результаты по точности показывает функция NCC.

Необходимо отметить, что значительный процент ошибок корреляционных методов (в некоторых случаях 20–30 %) определяется следующими причинами:

• карта глубины строится путем измерения дальности до всех объектов на изображении первого снимка стереопары. Поскольку снимки стереопары делаются из разных точек пространства, то часть объектов, присутствующих на первом снимке, будут отсутствовать на втором снимке, что делает невозможным измерение дальности до них;

• часть объектов на втором снимке могут быть заслонены другими объектами, что также делает невозможным измерение дальности до них;

• добавление на одно из изображений шума и изменение яркости на нем приводят к тому, что выделенный объект с помощью некоторых функций не распознается на втором изображении стереопары.

При построении карты глубины заданной области пространства определяющим фактором является минимальное время анализа для обеспечения работы системы в реальном масштабе времени (например, в робототехнических системах), в то время как при дискретных измерениях дальности необходимо обеспечить высокую точность и достоверность измерений расстояний до выделенных объектов. Таким образом, в результате проведенных исследований установлено, что наиболее эффективной для практического применения в системах измерения расстояний и построения карты глубины по цифровому стереоизображению является функция NCC как наиболее надежная и устойчивая к воздействию шумов и искажений.

Из полученных результатов также следует, что по времени измерений NCC несколько уступает функциям, не использующим нормализацию, – SSD и SAD. В связи с этим был разработан алгоритм уменьшения времени вычисления нормированной кросс-корреляционной функции NCC, основанный на уменьшении числа вычислительных процедур [10]. Алгоритм заключается в следующем. Путем тождественных преобразований формула (1) может быть приведена к виду

$$R(\Delta u, \Delta v) = \frac{\sum_{x,y} I_1(x, y) I_2(x + \Delta u, y + \Delta v) - \frac{\sum_{x,y} I_1(x, y) \sum_{x,y} I_2(x + \Delta u, y + \Delta v)}{\Delta x \cdot \Delta y}}{\left( \left[ \sum_{x,y} I_1^2(x, y) - \frac{\left(\sum_{x,y} I_1(x, y)\right)^2}{\Delta x \cdot \Delta y} \right] \left[ \sum_{x,y} I_2^2(x + \Delta u, y + \Delta v) - \frac{\left(\sum_{x,y} I_2(x + \Delta u, y + \Delta v)\right)^2}{\Delta x \cdot \Delta y} \right]}{\Delta x \cdot \Delta y} \right].$$
(7)

Для сигнала  $I_1$  в процессе сканирования суммы не меняются, так как не зависят от  $\Delta u$ ,  $\Delta v$ . Значения суммы  $I_2$ , входящие в (7), можно преобразовать таким образом, что часть из них будут представлять суммы, вычисленные на предыдущей итерации. Использование результатов предыдущей итерации обеспечивает уменьшение числа вычислительных процедур, а следовательно, уменьшение времени измерений. Практический выигрыш по времени при вычислении с помощью корреляционной функции NCC выделенных изображений с использованием формулы (7), в сравнении с формулой прототипа (1), демонстрирует рис. 6.

Из полученных данных следует, что при размере окна сканирования  $11 \times 11$  пк выигрыш составляет 2,5 раза, при размере окна  $31 \times 31$  пк – 5,12 раза, а при размере окна  $60 \times 60$  пк – 10 раз, что имеет



*Рис.* 6. Зависимость увеличения скорости вычисления корреляционной функции от размеров окна сканирования *Fig.* 6. Increase in the calculation rate of the correlation function versus size of the scanning window

существенное значение при работе системы в реальном масштабе времени. Таким образом, за счет использования результатов предыдущей итерации обеспечивается значительный выигрыш по времени в зависимости от размеров окна сканирования, при этом в случае размера окна сканирования 15 × 15 пк время анализа корреляционной функции NCC сравнимо со временем анализа функций SSD и SAD, не использующих нормализацию.

Таким образом, разработано программное приложение для корреляционной обработки оптических изображений, позволяющее проанализировать возможности применения различных функций, реализующих корреляционную обработку цифровых оптических изображений, в целях решения задач измерения расстояний по стереоизображению и построения карты глубины заданной области пространства. Установлено, что наилучшими параметрами для решения указанной задачи на основе корреляционного анализа стереоизображений обладают функции NCC и NSSD, которые наиболее устойчивы к воздействию шумов и искажений и обеспечивают правильное обнаружение объекта вплоть до отношения сигнал – шум, составляющего приблизительно 1:10. При этом более предпочтительной является функция NCC, время измерений которой при размере окна сканирования 15 × 15 пк сравнимо со временем анализа функций SSD и SAD, не использующих нормализацию.

### Библиографические ссылки

1. Hartley R., Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision. Cambridge, 2004.

2. *Mamaev N., Lukin A., Yurin D.* HeNLM-3D: A 3D computer tomography image denoising algorithm // Pattern Recognition and Information Processing (PRIP'2014) : proc. of the XII Intern. conf. (Minsk, 28–30 May, 2014) / ed. by A. Tuzikov, V. Kovalev. Minsk, 2014. P. 176–180.

3. *Кургалин С. Д., Крыловецкий А. А., Божок А. О.* Методы и алгоритмы построения трехмерных моделей в системах компьютерного зрения // Телематика'2014 : тр. XXI Всерос. науч.-метод. конф. (Санкт-Петербург, 23–26 июня 2014 г.) / под ред. А. О. Сергеева. СПб., 2014. С. 123–124.

4. Szeliski R. Computer vision: algorithms and applications. Berlin, 2011.

5. Brown M. Z. Advances in computational stereo // IEEE trans. PAMI. 2003. Vol. 25, № 8. P. 993–1008.

6. *Чумаченко А. В.* Оптимизация вычисления SAD для задачи восстановления рельефа по изображениям стереопар в высокопроизводительных системах стереозрения // Изв. ЮФУ. Техн. науки. 2013. № 3 (140). С. 89–96.

7. Гузик В. Ф., Чумаченко А. В. Статистический метод оптимизации локальных алгоритмов установления пиксельных соответствий на стереопарах // Изв. высш. учеб. заведений. Сев.-Кавк. регион. Сер.: Техн. науки. 2011. № 4. С. 20–25.

8. Zabih R., Woodfill J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence // Computer Vision – ECCV'94 : proc. of Third Eur. conf. on computer vision (Stockholm, 2–6 May, 1994). Stockholm, 1994. P. 150–158.

9. Middlebury stereo datasets [Electronic resource]. 2011. URL: http://vision.middlebury.edu/stereo/data (date of access: 14.09.2013).

10. Способ определения расстояния до объекта посредством цифровой фотокамеры : пат. 17809 Респ. Беларусь, МКИ G 01 С 3/00 / В. Л. Козлов, А. С. Васильчук ; заявитель Белорус. гос. ун-т. № а 20111773 ; заявл. 20.12.11 ; опубл. 09.09.13 // Афіцыйны бюл. / Нац. цэнтр інтэлектуал. уласнасці. 2013. № 5. С. 143.

#### References

1. Hartley R., Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision. Cambridge, 2004.

2. Mamaev N., Lukin A., Yurin D. HeNLM-3D: A 3D computer tomography image denoising algorithm. *Pattern Recognition and Information Processing (PRIP'2014)* : proc. of the XII Intern. conf. (Minsk, 28–30 May, 2014) / ed. by A. Tuzikov, V. Kovalev. Minsk, 2014. P. 176–180.

3. Kurgalin S. D., Krylovetsky A. A., Bozhok A. O. [Methods and algorithms for constructing three-dimensional models in computer vision systems]. *Telematika* '2014 : proc. of the XXI All-Russian sci. and method. conf. (Saint Petersburg, 23–26 June, 2014). Saint Petersburg, 2014. P. 123–124 (in Russ.).

4. Szeliski R. Computer vision: algorithms and applications. Berlin, 2011.

5. Brown M. Z. Advances in computational stereo. IEEE trans. PAMI. 2003. Vol. 25, No. 8 P. 993-1008.

6. Chumachenko A. V. [Optimization of SAD calculation for the problem of relief reconstruction from stereopairs images in high-performance stereovision systems]. *Izv. Yuzhnogo federal'nogo univ. Tekh. nauki.* 2013. No. 3 (140). P. 89–96 (in Russ.).

7. Guzik V. F., Chumachenko A. V. [Statistical method of optimization of local algorithms for establishing pixel correspondences on stereopairs]. *Izv. vyssh. uchebn. zaved. Sev.-Kavk. reg. Ser.: Tekh. nauki.* 2011. No. 4. P. 20–25 (in Russ.).

8. Zabih R., Woodfill J. Non-parametric local transforms for computing visual correspondence. *Computer Vision – ECCV'94* : proc. of Third Eur. conf. on computer vision (Stockholm, 2–6 May, 1994). Stockholm, 1994. P. 150–158.

9. Middlebury stereo datasets [Electronic resource]. 2011. URL: http://vision.middlebury.edu/stereo/data (date of access: 14.09.2013).

10. [Method for determining the distance to the object through a digital camera] : pat. 17809 Rep. Belarus, MKI G 01 C 3/00 / V. L. Kozlov, A. S. Vasilchuk ; declarer Belarus. state univ. No. a 20111773 ; declar. 20.12.11 ; publ. 09.09.13. *Off. newsl.* 2013. No. 5. P. 143 (in Russ.).

Статья поступила в редколлегию 05.07.2017. Received by editorial board 05.07.2017.