

УДК 004.932

**ГИБРИДНЫЙ АЛГОРИТМ
БИОПТИМИЗАЦИИ ТОНОВОЙ
АППРОКСИМАЦИИ МОНОХРОМНЫХ
МУЛЬТИТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ***Агаджанян А. Г.*

Донской государственной технической
университет, Ростов-на-Дону, Российская
Федерация

foralbert92@gmail.com

В статье рассматривается проблема тоновой аппроксимации монохромных мультитоновых изображений, которая заключается в уменьшении размерности палитры, воспроизводящей изображение. Оптимизация данной процедуры позволяет минимизировать потери при выполнении такого преобразования и обеспечить максимальную близость аппроксимированного изображения к оригинальному. Для решения задачи предлагается гибридный алгоритм, сочетающий в себе эвристический и детерминированный подходы и позволяющий выполнить биоптимизацию данной процедуры. Сравнительные исследования продемонстрировали существенное повышение качества тоновой аппроксимации при использовании разработанного алгоритма.

Ключевые слова: тоновая аппроксимация, оптимизация, гибридизация, аппроксимирующая палитра, эволюционно-генетический алгоритм, детерминированный подход, эвристический подход.

Введение. В статье рассматривается актуальная проблема тоновой аппроксимации цифровых изображений, т. е. сокращения размерности их цветовой (тональной) палитры. Указанная процедура применяется главным образом при сжатии объема цифрового файла (например, при необходимости увеличить скорость загрузки сайта). Кроме того, ее можно использовать для повышения эффективности алгоритмов распознавания и фильтрации, поскольку сокращение количества оттенков изображения позволяет более отчетливо выделить его элементы.

В первую очередь рассмотрим возможность применения данной технологии в системах технического зрения (СТЗ). Предполагается, что оптимальное сокращение количества тонов может упростить задачу распознавания, поскольку границы элементов будет легче отследить за счет очевидной смены яркости между объектами.

Как правило, в СТЗ используются черно-белые изображения. В информационной сфере их часто называют «полутонными», однако это неточное определение, т. к. речь идет об изображениях, воспроизводимых тонами серого цвета. В работах [1–4] используется более корректный, по мнению авторов, термин — монохромное (одноцветное) мультитоновое изображение (ММИ).

UDC 004.932

**HYBRID ALGORITHM OF
BIOOPTIMIZATION OF TONE
APPROXIMATION OF MONOCHROME
MULTITONE IMAGES***Agadzhanyan A. G.*

Don State Technical University, Rostov-on-Don,
Russian Federation

foralbert92@gmail.com

The paper is devoted to the problem of monochrome multitone images tone approximation that involves reducing image palette size. The optimization of approximation procedure allows us to minimize of such a processing's deviation and provides nearness between the approximated images and the original ones. As a tool of solving the problem the hybrid algorithm is used, which combines the heuristic and deterministic approaches. The hybrid algorithm is able to bioptimize the approximation procedure. The comparing investigations have shown the significant increase of tone approximation quality when the developed algorithm is used.

Keywords: tone approximation, optimization, hybridization, approximating palette, evolutionarily-genetic algorithm, deterministic approach, heuristic approach.

В растровой цифровой графике ММИ представляется как множество точек (пикселей p_k) одного цвета, но разных $k \in [1, N_s]$ тонов (яркостей). Это изображение есть упорядоченное множество

$$P = \{p_{ij} | i \in [1, r]; j \in [1, c]\}, \quad (1)$$

образующее прямоугольное изображение из r строк (*row*) и c столбцов (*column*) пикселей. Следовательно, множество P может быть представлено как матрица

$$P[i, j] = \begin{bmatrix} p_{11} & \cdots & p_{1c} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{r1} & \cdots & p_{rc} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Стандартная размерность палитры ММИ включает 256 оттенков серого цвета: от 0, которым кодируется абсолютно черный цвет, до 255 (абсолютно белый).

В связи с широким распространением такого рода изображений в СТЗ решено рассматривать процедуру тоновой аппроксимации применительно к ММИ. Кроме того, обработка подобных изображений позволит получить более конкретные и очевидные результаты и таким образом глубже изучить рассматриваемую процедуру.

Тоновая аппроксимация изображений. Процедура тоновой аппроксимации предполагает следующие действия:

- 1) выбор размера и структуры аппроксимирующей палитры (АП), т. е. количества и конкретных значений тонов из исходной палитры (ИП);
- 2) замена пикселей ИМ в исходном ММИ (ИММИ) на пиксели из АП с получением аппроксимированного ММИ (АММИ).

Если при этом решается задача не только аппроксимации, но и оптимизации ее результата, алгоритм дополняется следующими операциями:

- 3) выбор критерия количественной оценки близости АММИ к ИММИ;
- 4) оценка качества аппроксимации;
- 5) варьирование тонов АП по используемому алгоритму поисковой оптимизации до получения оптимального или приемлемого АММИ.

Общепринятым критерием оценки качества аппроксимации изображений является наименьший квадрат отклонения (НКО) между пикселями ИММИ и АММИ. Одним из основных объектов исследования в [4] был именно критерий оптимизации: сравнивались НКО и наименьший модуль отклонения (НМО). С точки зрения качества аппроксимации исследование оказалось безуспешным, поскольку при использовании этих двух критериев экспертные оценки визуального качества оказались смешанными, и выделить какой-то из критериев было невозможно. Однако результаты проделанной работы позволили выяснить, что критерий НМО вычисляется примерно на 40 % быстрее, и это стало основанием для его дальнейшего использования. Формула НМО:

$$\Delta_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |p_{ij}^A - p_{ij}^I|. \quad (3)$$

Здесь p_{ij}^A — пиксель аппроксимированного изображения; p_{ij}^I — пиксель исходного изображения; $n \times m = N$ — количество пикселей аппроксимируемого изображения.

Методы оптимизации процедуры тоновой аппроксимации изображений. Наиболее распространенным подходом к подбору тонов АП цветных изображений и ММИ является алгоритм «медианного разреза», предложенный Полом Хекбертом [5]. При обработке ММИ рассматриваемый метод представляет собой равномерное распределение, то есть исходная палитра делится на количество (равное количеству тонов АП) участков одинакового размера и в пределах этих диапазонов для пикселей ИММИ рассчитывается средний тон.

Основными преимуществами данного метода являются высокая скорость обработки, а так-

же простота реализации алгоритма. Однако подобная стратегия жестко фиксирована, и ее эффективность напрямую зависит от распределения частотно-яркостной диаграммы (ЧЯД) изображения.

В работе [2] впервые предложен метод подбора тонов, получивший название «взвешенное распределение», где тона выделялись на основе анализа ЧЯД.

Алгоритм взвешенного распределения [2] позволяет участкам, имеющим большее количество тонов, занять меньший диапазон покрытия одним тоном АП, а с малым количеством тонов — больший. Средний тон каждого участка определяет конечную структуру АП. Пример взвешенного распределения для АП размерностью 5 тонов можно рассмотреть на интегральной диаграмме случайно выбранного изображения (рис. 1).

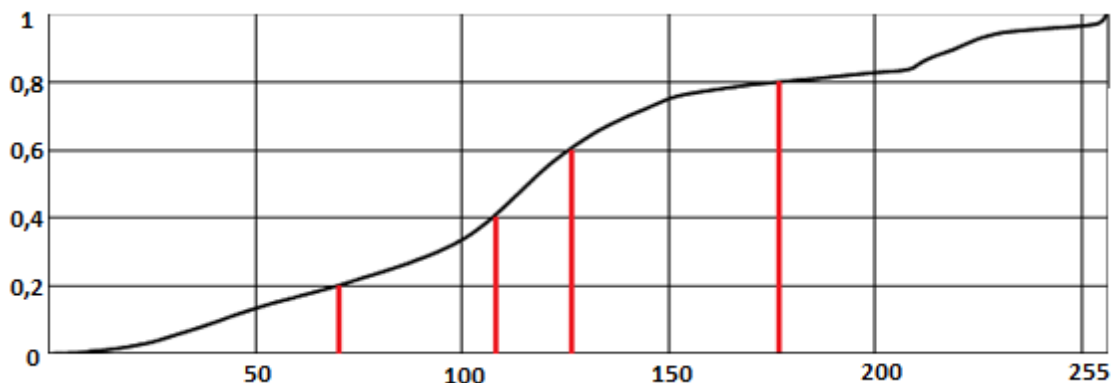


Рис. 1. Интегральная диаграмма с примером взвешенного распределения диапазонов

Здесь по оси ординат отражено нормированное количество пикселей (единица — общее количество всех пикселей), а по оси абсцисс — значения пикселей (тона).

В работе [4] показано, что среди отобранных изображений лучший результат согласно критерию оптимизации (3) для 8-тоновой АП продемонстрировало взвешенное распределение (по сравнению с равномерным).

Тем не менее, ни взвешенное, ни равномерное распределение не обеспечивают высокое качество тоновой аппроксимации. Таким образом, необходимо рассмотреть оптимизационно-поисковые алгоритмы в качестве инструмента подбора тонов для АП.

В работе [6] был опробован модернизированный метод роящихся частиц для оптимизации процедуры тоновой аппроксимации ММИ. Результаты продемонстрировали эффективность эвристического подхода при решении рассматриваемой задачи. Они стали основанием для разработки и испытания модернизированного эволюционно-генетического алгоритма (ЭГА), который потенциально мог повысить эффективность оптимизационного поиска.

Модификация эволюционно-генетического алгоритма для оптимизации процедуры тоновой аппроксимации ММИ. Эвристический эволюционно-генетический алгоритм для поддержания вариативного изменения альтернативных решений имитирует основные естественные эволюционные механизмы — кроссинговер, мутацию и селекцию [7, 8]. Именно они обеспечивают эффективное использование наследственной информации и отсеивание неудачных решений посредством естественного отбора, мерой приспособленности которого является критерий оптимизации (3).

Необходимо отметить, что ядром любого эвристического алгоритма является случайный поиск. Однако каждый эвристический алгоритм определяется уникальными механизмами (в рассматриваемом случае эволюционными), позволяющими эффективно корректировать ход случайного поиска.

Существенной составляющей алгоритма ЭГА помимо указанных механизмов является гено-хромосомная структура (ГХС). Она определяет представление предметной задачи в эволюци-

онном алгоритме. Корректная реализация ГХС способна серьезно повлиять на эффективность алгоритма.

В работах [1, 2, 3] были исследованы две концептуально разные ГХС и различные модификации.

Окончательный вариант ГХС подразумевает использование в качестве хромосомы АП, где «генами» являются отдельные тона АП. Границы покрытия для каждого гена (тона) определяются автоматически по принципу наименьшего отклонения. Хромосома представляет собой вектор натуральных чисел размерностью s . Например, при $s = 8$ такой вектор для АП — P^a может выглядеть следующим образом:

$$P_8^a = (13, 40, 59, 124, 149, 182, 205, 238)^T. \quad (4)$$

Однако, несмотря на эффективность применения ЭГА для оптимизации процедуры тоновой аппроксимации ММИ, данный метод имеет существенный недостаток, характерный для любого эвристического алгоритма, а именно: неспособность гарантированно обеспечить нахождение как глобального, так и локального экстремума. Это стало основанием для проработки метода проверки любой хромосомы (АП) на условие экстремальности и выполнения детерминированного поиска в случае несоответствия выходного решения ЭГА условию экстремальности. Таким образом, было решено выполнить гибридизацию двух подходов — эвристического и детерминированного.

Детерминированный алгоритм поиска экстремальной АП. В работе [9] предложен и реализован детерминированный алгоритм оценки на экстремальность любой хромосомы. Он основан на том, что гены представлены натуральными числами и могут меняться только на величины, кратные единице. Это значит, что окрестность АП-хромосомы состоит из конечного числа точек, координаты которых отстоят от генов (тонов) исследуемой АП на 1, -1 или 0. Рассмотрим окрестность хромосомы (4) в табл. 1.

Таблица 1

Ближайшая окрестность исследуемой хромосомы

Ген + (-1)	Ген + 0	Ген + 1
12	13	14
39	40	41
58	59	60
123	124	125
148	149	150
181	182	183
204	205	206
237	238	239

Центральный столбец табл. 1 содержит координаты точки 8-мерного пространства, который исследуется на предмет экстремальности. Любая комбинация по одному элементу из каждой строки табл. 1, кроме всех из центрального столбца, дает координаты какой-либо точки окрестности. Общее число комбинаций (точек) составит $3^8 = 6561$. Все эти точки необходимо проверить критерием оптимизации (3).

Если в окрестности отсутствует хромосома, превосходящая исследуемую по критерию оптимизации (3), то проверяемая АП является экстремумом. Если же в окрестности существует хромосома лучше, нежели исследуемая, то она назначается исследуемой и ее окрестность проверяется по описанной схеме. Данный цикл повторяется до тех пор, пока не будет найден экстремум.

Описание гибридизации эвристического и детерминированного подхода. Гибридизация модифицированного ЭГА с описанным детерминированным алгоритмом поиска предполагала по-

следовательную обработку изображения и была представлена в работе [10]. В гибридной модели алгоритм ЭГА используется с целью быстрого сокращения области поиска, а детерминированный алгоритм гарантированно обеспечивает получение экстремального результата.

Важной особенностью данной модели является возможность биоптимизации процедуры тоновой аппроксимации ММИ. Данное решение реализовано в работе [7]: точностная характеристика была исключена из рассмотрения, поскольку детерминированная часть алгоритма обеспечивает экстремум. Таким образом, главным критерием становится только общее время работы гибридного алгоритма.

В работе [11] в детерминированную часть поиска внесено изменение, предполагающее проверку не всей окрестности исследуемой хромосомы, а до первой лучшей, что позволило серьезно сократить время поиска.

Пример оптимизации тоновой аппроксимации изображения. Рассмотрим пример оптимизации процедуры тоновой аппроксимации различными методами на примере ММИ, чья стандартная палитра в 256 тонов сокращена до 8 тонов. Оригинал изображения представлен на рис. 2. Красными рамками отмечены участки, которые будут увеличены для детального сравнения.

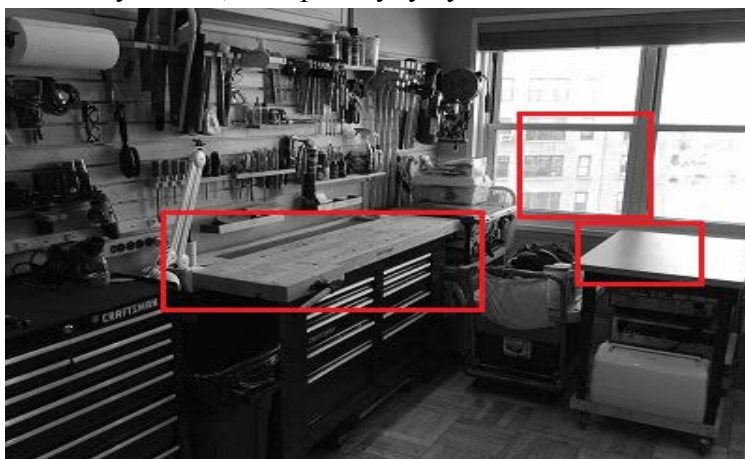


Рис. 2. Оригинальное изображение с отмеченными участками для детального сравнения

На рис. 3 представлен один из увеличенных участков. Наихудший результат наблюдается при взвешенном распределении. Различие между результатом ЭГА и гибридным алгоритмом, который обеспечивает получение экстремума, с точки зрения визуального анализа незначительно.

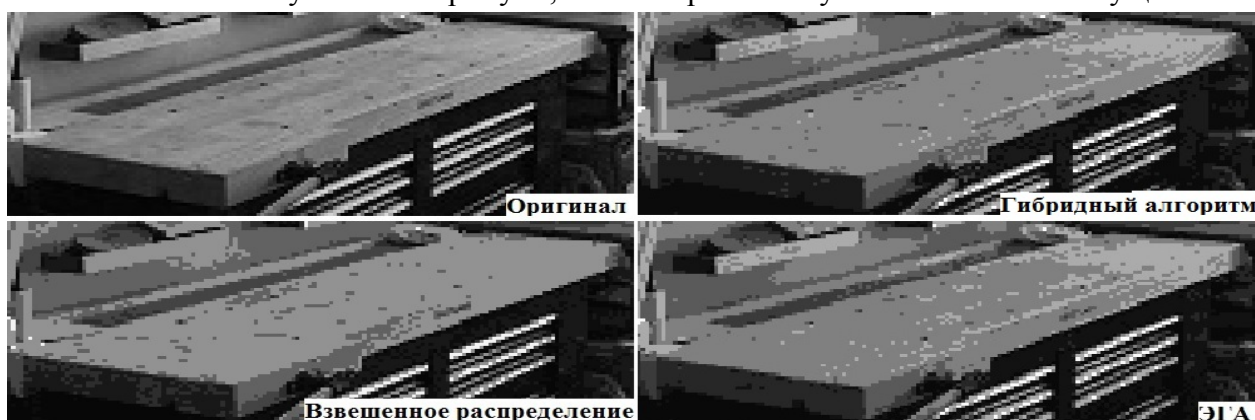


Рис. 3. Увеличенный участок № 1

Увеличенная часть окна представлена на рис. 4. Выводы по первому увеличенному участку по большей части справедливы и для второго. Однако здесь можно отметить, что гибридный алгоритм, в отличие от результата ЭГА, точнее отражает оконную раму.

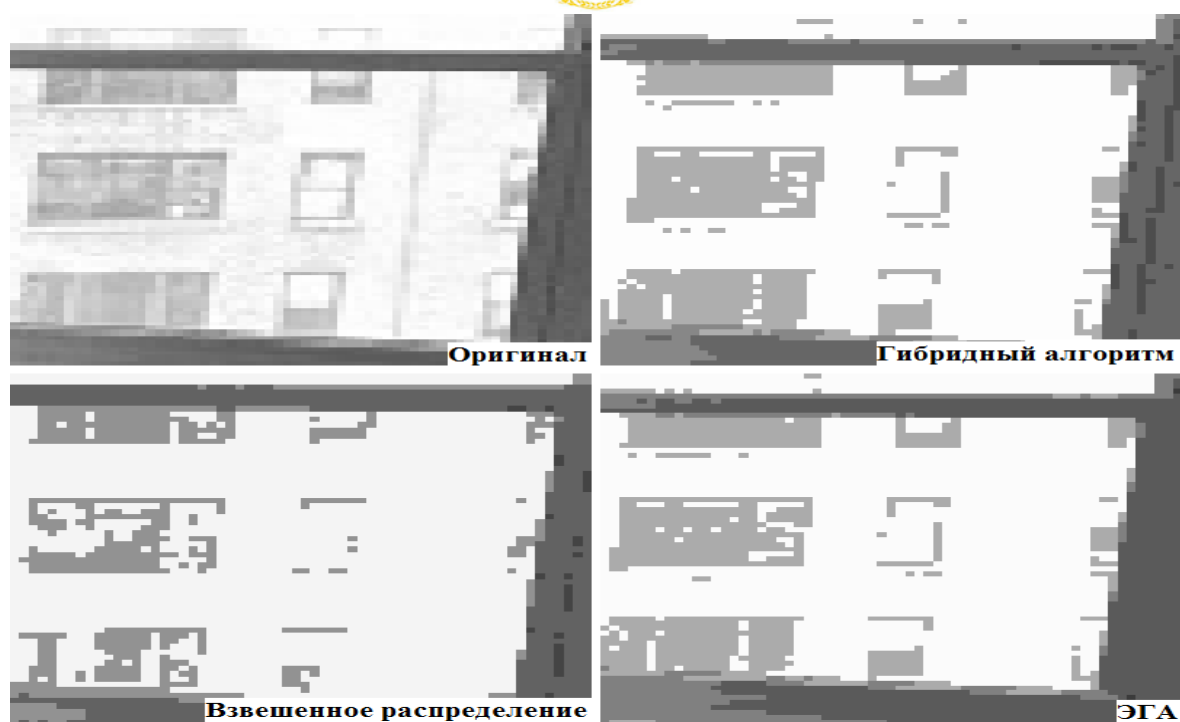


Рис. 4. Увеличенный участок № 2

На последнем увеличенном участке (рис. 5) необходимо обратить внимание на то, что в оригинальном изображении на поверхность падает тень от оконной рамы. Данный участок однозначно демонстрирует превосходство гибридного алгоритма.

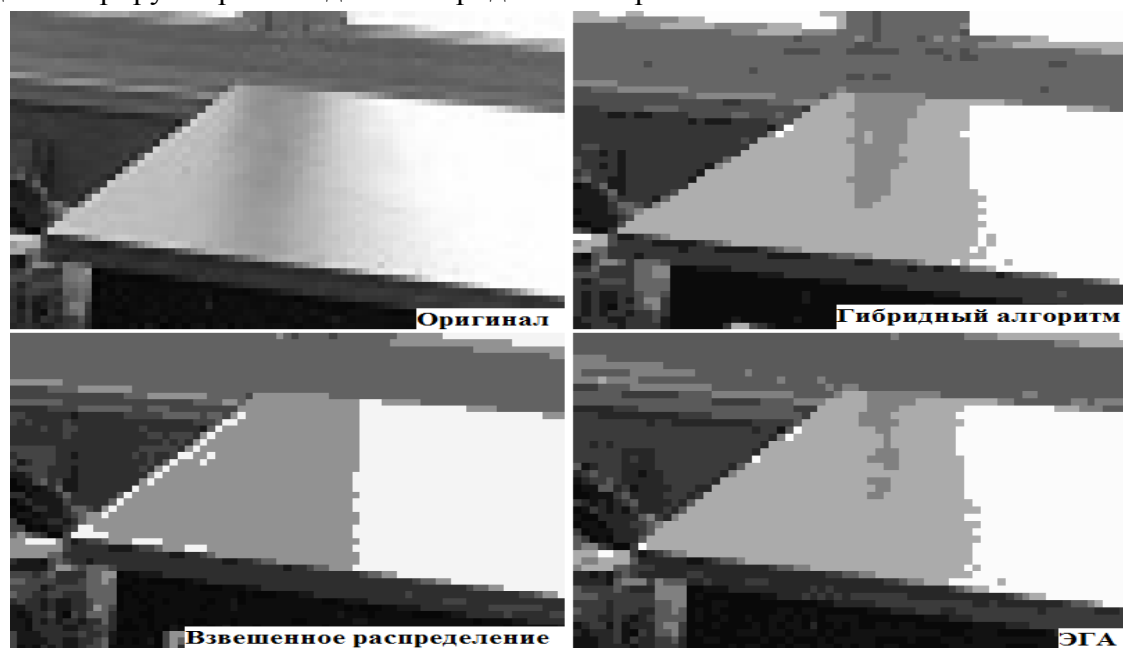


Рис. 5. Увеличенный участок № 3

Рассмотрим также среднее «попиксельное» отклонение по всему изображению согласно критерию оптимизации (3) после обработки представленными алгоритмами:

- взвешенное распределение — 7,13;
- эволюционно-генетический алгоритм — 6,08 (по сравнению с взвешенным распределением качество тоновой аппроксимации лучше на 14,7%);
- гибридный алгоритм — 5,9 (по сравнению с взвешенным распределением качество тоновой аппроксимации лучше на 17,2%).

Заключение. Модифицированный алгоритм ЭГА обеспечивает повышение качества процедуры тоновой аппроксимации в сравнении с существующими детерминированными алгоритмами. Сравнительное исследование продемонстрировало, что АП, полученная посредством ЭГА, не значительно уступает по качеству экстремальной палитре, что делает предпочтительным ее применение в задачах с ограниченным временным ресурсом.

Разработанная гибридная модель позволила максимизировать качество тоновой аппроксимации ММИ и сделать возможным биоптимизацию данной процедуры.

В настоящее время исследуются новые модификации алгоритма ЭГА, которые в перспективе позволят сократить общее время работы гибридного алгоритма.

Библиографический список

1. Агаджанян, А. Г. Оптимизация аппроксимации монохромных мультитоновых изображений эволюционно-генетическим алгоритмом / А. Г. Агаджанян, Р. А. Нейдорф // *Omega Science*. — 2016. — Т. 3, № 108. — С. 11–17.
2. Neydorf, R. A. Monochrome Multitone Image Approximation on Lowered Dimension Palette with Sub-optimization Method based on Genetic Algorithm / R. A. Neydorf, A. G. Aghajanyan, D. Vucinic // *Improved Performance of Materials* / Ed. A. Öchsner, H. Altenbach. — Cham : Springer, 2017. — P. 144–154.
3. Neydorf, R. A. Monochrome multitone image approximation with low-dimensional palette [Электронный ресурс] / R. A. Neydorf, A. G. Aghajanyan, D. Vucinic // *East-West Design & Test Symposium (EWDTS): IEEE Conference 14–17 Oct. 2016 in Yerevan*. — Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7807743/> (дата обращения 16.05.18).
4. Нейдорф, Р. А. Исследование аспектов возможного применения субоптимальной тоновой аппроксимации изображений в задачах технического зрения средств автономной навигации / Р. А. Нейдорф, А. Г. Агаджанян // *Известия ЮФУ*. — 2017. — № 1/2 (186/187). — С. 133–145. — (Технические науки).
5. Heckbert, P. Color image quantization for frame buffer display / P. Heckbert // *SIGGRAPH'82 : Proceedings of the 9th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*. — Boston : ACM. — 1982. — P. 297–307.
6. Деревянкина, А. А. Решение задач распознавания методом роящихся частиц с делением роя / А. А. Деревянкина, Р. А. Нейдорф // *Известия ЮФУ*. — 2010. — № 7 (108). *Интеллектуальные САПР*. — С. 21–28. — (Технические науки).
7. Mitchell, M. *An Introduction to Genetic Algorithms* / M. Mitchell. — Cambridge (USA) ; London : A Bradford Book ; The MIT Press, 1999. — 162 с.
8. Курейчик, В. М. *Генетические алгоритмы* / В. М. Курейчик, Л. А. Гладков // — Москва : Физматлит. — 2006. — 321 с.
9. Нейдорф, Р. А. Оптимизация результатов аппроксимации растровых изображений и оценка их экстремальности / Р. А. Нейдорф, А. Г. Агаджанян, А. Р. Нейдорф // *Математические методы в технике и технологиях*. — Саратов : СГТУ им. Ю. А. Гагарина, 2017. — Т. 1. — С. 19–26.
10. Neydorf, R. A. A high-speed hybrid algorithm of monochrome multitone images approximation / R. A. Neydorf, A. G. Aghajanyan, D. Vucinic // *East-West Design & Test Symposium (EWDTS): IEEE Conference 29 Sept. — 2 Oct. 2017 in Novi Sad*. — Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8110160/> (дата обращения 16.05.18).
11. Neydorf, R. A. Improved Bi-optimal Hybrid Approximation Algorithm for Monochrome Multitone Image Processing / R. A. Neydorf, A. G. Aghajanyan, D. Vucinic // *ADVCOMP 2017 : The Eleventh International Conference on Advanced Engineering Computing and Applications in Sciences 12–16 November 2017*. — Barcelona : IARIA, 2017. — P. 20–25.