

Р.А. НЕЙДОРФ, А.Г. АГАДЖАНИЯ
**ДУАЛЬНАЯ ОПТИМИЗАЦИЯ ТОНОВОЙ АППРОКСИМАЦИИ
МОНОХРОМНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПАРАЛЛЕЛЬНЫМ
ЭВОЛЮЦИОННО-ГЕНЕТИЧЕСКИМ ПОИСКОМ**

Нейдорф Р.А., Агаджания А.Г. Дуальная оптимизация тоновой аппроксимации монохромных изображений параллельным эволюционно-генетическим поиском.

Аннотация. Рассматривается оптимизация процедуры тоновой аппроксимации полутоновых (например, в палитре серого цвета) изображений. Процедура тоновой аппроксимации подразумевает сокращение в палитре аппроксимированного изображения количества используемых тонов по сравнению с количеством тонов в палитре исходного изображения. Оптимизация этой процедуры заключается в минимизации потери качества передачи графической информации, которая оценивается суммарным или усредненным по изображению отклонением тонов координатно-идентичных пикселей аппроксимированного изображения от тонов исходного. В качестве инструмента оптимизации предлагается гибридный алгоритм, который совмещает эвристический и детерминированный алгоритмы поиска наилучшей по критерию минимизации ошибки аппроксимации структуры аппроксимирующей палитры. Эвристический алгоритм реализован на основе эволюционно-генетической парадигмы. Его задачей является поиск области тоновых структур аппроксимирующей палитры, максимально близких к оптимальной. Цель детерминированного алгоритма направленного перебора — найти ближайший к полученному предыдущим поиском результату экстремум критерия качества аппроксимации. Эвристический алгоритм, как более быстродействующий, нацелен на оперативное сокращение области поиска, а детерминированный, как более затратный, — на нахождение хотя бы локального экстремума (а, возможно, и глобального) по максимально сокращенному предыдущим алгоритмом пути. Совместная работа этих алгоритмов позволяет обеспечить процессу тоновой аппроксимации эффект оптимизации, названный в статье дуальной. Под этим термином подразумевается получение результата, при котором достигается экстремум критерия качества аппроксимации при минимизации времени его достижения. Описываемое в статье исследование посвящено повышению результативности гибридного алгоритма на эвристическом этапе, в качестве которого используется модифицированный эволюционно-генетический алгоритм. Рассматриваются перспективы разработки и оценки эффективности внедрения модели параллельного использования алгоритмов с различными параметрами настройки. Обсуждаются первичные эксперименты, а их результаты сравниваются с известным алгоритмом решения поставленной задачи.

Ключевые слова: тоновая аппроксимация, гибридизация, параллельная модель, оптимизация, адаптивная схема, эволюционно-генетический алгоритм, аппроксимирующая палитра.

1. Введение. Тоновая аппроксимация представляет собой понижение размерности палитры, воспроизводящей цифровое изображение. Данная процедура предполагает замену оригинальных тонов изображения, исходной палитры (ИП), чаще всего стандартной, тонами аппроксимирующей палитры (АП). Поскольку ИП имеет большое количество тонов для воспроизведения изображения, а тоновая размерность АП значительно меньше результатом тоновой аппроксимации оказывается упрощение

образов, передаваемых изображением. Если при этом его основные визуальные признаки сохраняются, то возникает возможность выполнять обработку изображения с меньшими затратами. Это востребовано во многих задачах (сжатие цифровых файлов [1], распознавание образов [2, 3], в технологиях защиты изображений [3] и т.д.). Несмотря на то, что проблема тоновой аппроксимации возникла еще в начале 80-х годов, в современных реалиях эта проблема все еще актуальна [3-12].

В настоящей работе процедура тоновой аппроксимации рассматривается применительно к монохромным мультитоновым изображениям (ММИ), состоящим из 256 градаций одного цвета, которые имеют широкое распространение в технических задачах, и их обработка является также актуальной проблемой, несмотря на серьезное развитие цифровых технологий [2, 6]. Это обусловлено широким использованием ММИ в алгоритмах распознавания образов, в частности препятствий типа помех безопасному движению, что актуально в связи с распространением беспилотных транспортных средств [2, 6-8]. Таким образом, тоновая аппроксимация ММИ востребована в сжатии информации [9], распознавании образов [10-12], и может быть использована в ряде других технических отраслей [14, 15]. При этом очевидно, что для успешного развития этого научно-технического направления важно выявить базовые закономерности тоновой аппроксимации ММИ.

Качество процедуры тоновой аппроксимации определяется степенью средней близости тонов АП и ИП по всему изображению. Это, в первую очередь, определяется структурой АП, то есть тонами, входящими в эту палитру. Поэтому границы покрытия тонов ИП одним тоном АП должны быть сформированы из условия их наименьшего среднего взаимного отклонения в аппроксимированном ММИ.

Наиболее популярным и используемым на практике алгоритмом подбора АП для тоновой аппроксимации применительно к цветным растровым изображениям является алгоритм «медианного сечения», предложенный Полом Хэкбертом [16]. Его широкое применение обусловлено простотой и высокой скоростью обработки. Построение варианта алгоритма медианного сечения применительно к ММИ приводит к равномерному распределению тонов АП по шкале ИП. Это означает разделение стандартной палитры ММИ на приблизительно равные участки, количество которых идентично размеру АП, а средний тон каждого участка ИП входит в АП.

Однако исследования показали, что АП с равномерно распределенными тонами из ИП лишь в редких случаях дает

удовлетворительное качество аппроксимации. Поисковая оптимизация с целью улучшить качество аппроксимации варьированием тонов приводят к существенно неравномерной АП [17-22], что обуславливает целесообразность исследования способов усовершенствования алгоритма понижающей тоновой аппроксимации. Однако поисковая оптимизация, во-первых, не гарантирует получения оптимального результата аппроксимации, а, во-вторых, может обеспечить приближение к нему лишь за счет существенного увеличения временного ресурса работы алгоритма.

Целью представленного исследования являлась разработка алгоритма оптимальной или предельно близкой к оптимальной по качеству тоновой аппроксимации монохромных изображений, обладающий при этом свойством субоптимальности по быстродействию.

2. Сущность и инструменты аппроксимации изображений.

Ниже рассматривается пример тоновой аппроксимации произвольного ММИ производственного помещения, выполненного в стандартной ИП при разрешении 400 на 261 пиксель. Решается задача преобразования его в аппроксимированный ММИ, выполненный в 8 тоновой АП.

2.1. Влияние структуры АП на результат аппроксимации.

Изображение на рисунке 1 аппроксимировалось двумя алгоритмами преобразования:

- с использованием АП, полученного с помощью алгоритма медианного сечения;
- с использованием АП с доказанной экстремальностью качества аппроксимации [20-22].



Рис. 1. Оригинальное ММИ с отмеченными фрагментами I, II и III

Результаты аппроксимации оригинального ММИ двумя алгоритмами анализировались для трех фрагментов I, II и III снимка, выделенных рамками на рисунке 1. Они рассматриваются далее в увеличенном формате.

На увеличенном участке №I на рисунке 2 видно, что после тоновой аппроксимации алгоритмом медианного сечения, кронштейн и колесная база, отчетливо различимые на оригинальном ММИ (рисунок 2а), отображаются на аппроксимированном ММИ, чья палитра получена с помощью алгоритма медианного сечения (рисунок 2б), с сильными погрешностями. В качестве причины такого эффекта можно выдвинуть предположение о недостаточности выбранной размерности АП для более корректного отображения данного объекта. Однако дальнейшие исследования показывают, что это не так.



Рис. 2. Увеличенный участок №I: а) оригинального изображения; б, с) аппроксимированного различными алгоритмами (КШ — кронштейн, КБ — колесная база).

Равномерное распределение тонов АП способно обеспечить эффективную аппроксимацию лишь в том случае, когда частотно-яркостная диаграмма оригинального ММИ достаточно равномерна, что, конечно, возможно, но на практике встречается крайне редко. На рисунке 3 представлены такие диаграммы трех различных ММИ, на которых видно, что ни одно из них не имеет равномерной диаграммы.

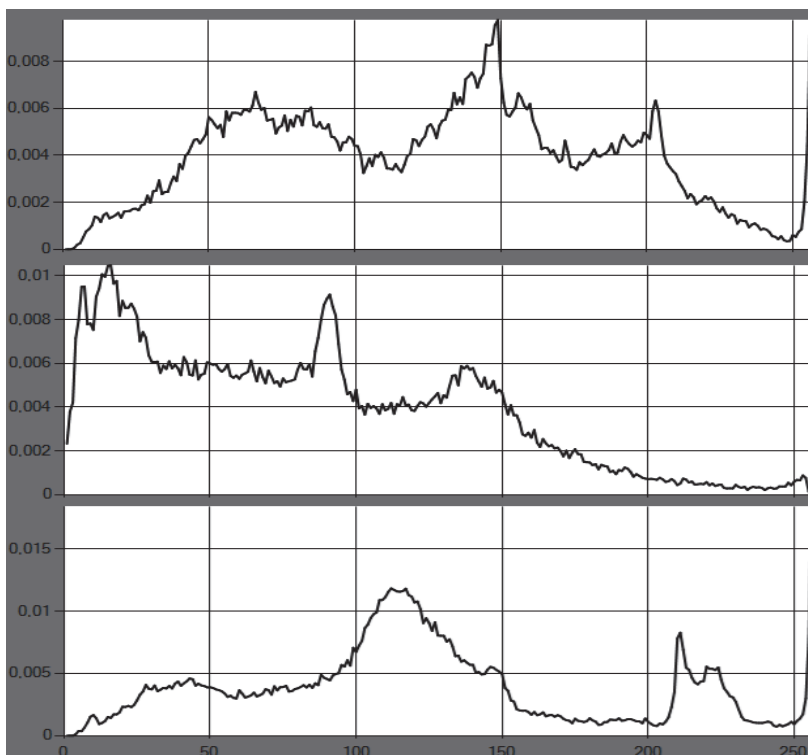


Рис. 3. По оси абсцисс отложены значения тонов ИП, а по оси ординат — количество пикселей этого тона в ММИ

2.2. Гибридный алгоритм оптимизации структуры АП.

Таким образом, одной из составляющих задачи тоновой аппроксимации оригинального ММИ является построение оптимальной или близкой к ней АП. Высокая размерность объекта, связанная как с количеством пикселей в оригинальном ММИ, так и с показательной зависимостью количества комбинаций m тонов АП из n тонов ИП, обуславливает, во-первых, поисково-оптимизационный

характер этой задачи, а во-вторых, предпочтительное применение эвристических алгоритмов для ее решения. Поэтому авторами проведены исследования по применению эволюционно-генетического алгоритма (ЭГА) в качестве инструмента решения этой задачи. Эффективность такого подхода с точки зрения возможности получения высокого качества аппроксимации продемонстрирована в работах [17-19].

Тем не менее использование ЭГА в чистом виде недостаточно эффективно. С одной стороны, эвристическая и в значительной степени вероятностная сущность ЭГА не позволяет гарантировать нахождения не только глобального, но и достаточно близкого к нему локального экстремума. С другой стороны, многовариантность объекта оптимизации приводит к низкому быстродействию ЭГА. Для решения первой проблемы был разработан детерминированный алгоритм проверки экстремальности произвольной АП [20]. Суть данного метода заключается в формировании ближайшей окрестности исследуемой АП [20], который можно рассматривать как вектор (см. раздел 2), и полным перебором в поиске лучшей точки (АП) согласно критерию качества (см. раздел 2). Соответственно, отсутствие более лучшей точки, нежели исследуемая АП, говорит о статусе локального экстремума. Алгоритм проверки решения на экстремальность [20] показал, что ЭГА не всегда выдает «экстремальный» выходной результат.

Таким образом, целесообразно использовать данный алгоритм для итеративного поиска экстремальной АП. Если очередная найденная АП оказывается не экстремальной, то из исследованной окрестности выбирается наилучший вариант и также исследуется на экстремальность. Объединение этого детерминированного алгоритма с ЭГА позволило построить гибридный алгоритм субоптимизации структуры АП [21, 22]. В нем ЭГА выполняет задачу сужения области поиска субоптимальной АП, а алгоритм поиска ближайшего экстремума обеспечивает субоптимальность решения. Поскольку алгоритм поиска экстремума, входящий в гибридный, основан на полном переборе, общее быстродействие поисковой оптимизации гибридным алгоритмом зависит от близости к субоптимальному решению найденного ЭГА. Таким образом, повышение эффективности ЭГА влечет за собой сокращение количества итераций алгоритма поиска ближайшего экстремума, что уменьшает общее время работы гибридного алгоритма.

В результате нужно отметить, что разработанная гибридная модель [21, 22] обнаруживает свойство дуальности оптимизации в том

смысле, что гибридный алгоритм обеспечивает как субоптимизацию быстродействия, так и гарантированную экстремальность точности аппроксимации [21, 22]. Это позволяет при экспериментальной настройке этого алгоритма в качестве критерия субоптимизации использовать лишь общее вычислительное время.

2.3. Качественное сравнение результатов аппроксимации ММИ алгоритмом медианного сечения и гибридным алгоритмом субоптимизации. Результат обработки ММИ разработанным гибридным алгоритмом субоптимизации АП представлен на рисунке 2с с надписью: «Экстремальная палитра». Визуальный анализ показывает, что полученная экстремальная 8-тоновая АП позволяет значительно качественнее, чем после алгоритма медианного сечения, отразить как колесную базу, так и кронштейн механизма (см. рисунок 2b и 2с). Таким образом, гибридный алгоритм субоптимизации АП обеспечивает улучшение качества тоновой аппроксимации, выполняя более эффективную тоновую аппроксимацию ММИ, что может быть использовано в соответствующих областях. Тот же эксперимент показал, что в большинстве случаев гибридный алгоритм демонстрирует повышенное быстродействие нахождения экстремальной палитры.

В подтверждение универсальности (многоцелевого характера) гибридный алгоритм субоптимизации АП исследованы результаты аппроксимации фрагментов II и III.

На увеличенном фрагменте II наиболее интересна корректность отображение границы кузова погрузочного аппарата (рисунок 4а), что может быть потенциально использовано для повышения точности алгоритма распознавания образов, в том числе препятствий для автономно движущихся объектов.

На представленном примере видно, что корректный подбор АП позволяет точнее отразить границы исследуемого объекта (рисунок 4b и 4с), но следует отметить, что граница кузова несколько расплывчата и на самом оригинальном ММИ (рисунок 4а), а это, несомненно, отражается и на результате разработанного алгоритма.

Последний фрагмент (рисунок 5) демонстрирует эффективность разработанного алгоритма как с точки зрения повышения качества тоновой аппроксимации и применения с целью эффективного сжатия объема файла, так и с точки зрения применимости в техническом зрении. Металлическая труба, составляющая каркас кабины, четко различима на оригинальном ММИ (рисунок 5а), практически полностью размывается, после обработки алгоритмом медианного сечения (рисунок 5b).



Рис. 4. Увеличенный участок №II: а) оригинального изображения; б, с) аппроксимированного различными алгоритмами

Результат тоновой аппроксимации разработанным гибридным алгоритмом субоптимизации АП позволил корректно отразить как металлическую трубу, так и отдельные мелкие элементы исследуемого участка (рисунок 5с).

Необходимо отметить, что фрагменты I и III были подвергнуты значительному повышению контрастности сторонним редактором, чтобы продемонстрировать их в печатной версии статьи.

Положительные результаты кратко описанных визуальных исследований послужили основанием для дополнительных структурных и количественных уточняющих исследований, результаты которых использованы при написании данной статьи.

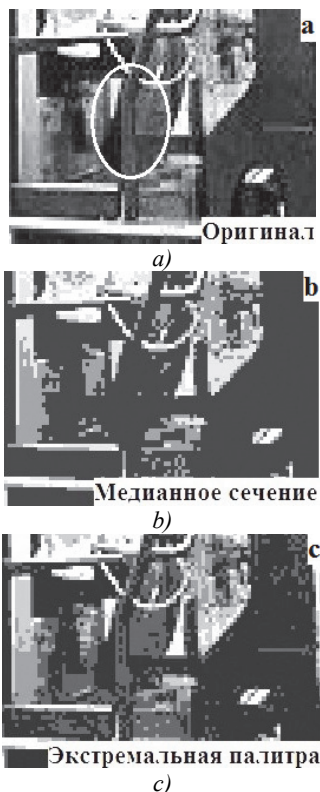


Рис. 5. Увеличенный участок №III: а) оригинального изображения; б, в) аппроксимированного различными алгоритмами

2.4. Возможные пути решения поставленной задачи.

Исследование разработанного авторами ранее гибридного алгоритма субоптимальной аппроксимации с использованием ЭГА и алгоритма нахождения ближайшего экстремального АП дает основание предполагать, что, повышение поисковой точности ЭГА за счет адаптивного подбора его наилучших вероятностных настроек, упростит задачу алгоритма поиска экстремальной АП, что сократит время его работы. Это должно обеспечить одновременно и высокоточную и быстродействующую аппроксимацию ММИ.

Для объективной оценки результатов исследований используются математические модели описания и аппроксимации ММИ, сущность которых раскрывается далее, а также описывается разработанный вариант предметной модификации используемого для субоптимизации ЭГА.

3. Алгоритмы оптимальной аппроксимации ММИ. Ранее было отмечено, что процедура тоновой аппроксимации заключается в сокращении размерности яркостной палитры изображения. Рассмотрим математическую базу данной процедуры.

3.1. Математическая модель аппроксимации ММИ. Одним из основных свойств, влияющих на качество воспроизведения любого изображения (в частности ММИ), является палитра, которая может быть представлена как упорядоченное множество тонов:

$$P^S = \{p^S \mid s \in [1, S]\} = (p^1, \dots, p^S, \dots, p^S), \quad (1)$$

где S — ее размерность, то есть количество различных тонов для зрительной передачи изображения.

Процедура тоновой аппроксимации осуществляется посредством замены пикселей ИП в оригинальном ММИ на пиксели АП. Структура ИП имеет вид (1) с исходными пикселями $p_{s^0}^0$ и представлена записью:

$$P^o = \{p_{s^o}^o \mid s^o \in [1, S^o]\} = (p_1^o, \dots, p_{s^o}^o, \dots, p_{s^o}^o). \quad (2)$$

Структура АП с размерностью $S^a < S^o$ и аппроксимирующими пикселями $p_{s^a}^a$ также имеет вид (1):

$$P^a = \{p_{s^a}^a \mid s^a \in [1, S^a]\} = (p_1^a, \dots, p_{s^a}^a, \dots, p_{s^a}^a). \quad (3)$$

Данная операция может реализовываться различными алгоритмами, на что было указано в предыдущих разделах статьи, но фундаментальная часть этих алгоритмов одинакова. Она заключается в замене определенного пикселя оригинального ММИ из ИП (2) на соответствующий пиксель аппроксимированного ММИ из АП (3). При этом в ИП P^{s^0} необходимо наилучшим образом подобрать исходные подмножества пикселей $P_s^{s^0}$:

$$P_{s^a}^a = \left\{ p_{s_a^o}^o \mid s_a^o \in [s_{s^a+d_{s^a-1}}^{s^o}, s_{s^a+d_{s^a-1}}^{s^o} + d_{s^a} - 1], s^a \in [1, S^a] \right\}, \quad (4)$$

где d_{s^a} — количество тонов $p_{s_a^o}^o$ ИП, заменяемых тоном $p_{s^a}^a$ из АП.

При этом диапазоны яркостей, которые предназначены для замещения конкретными пикселями $p_{s^a}^a \in P^a$, а следовательно, и подмножества $P_{s^a}^o$, должны отвечать двум обязательным условиям:

$$P_{s^a}^o \subset P^o : \forall s^a \in [1, S^a] \rightarrow \bigcup_{s=1}^{S^a} P_{s^a}^o = P^o \ \& \ \bigcap_{s=1}^{S^a} P_{s^a}^o = \emptyset. \quad (5)$$

Свойства (5) подмножеств $P_{s^a}^o, s^a \in [1, S^0]$ обеспечивают корректность алгоритма замены пикселей и подразумевают, во-первых, полноту включения в их совокупность всех пикселей ИП, а во-вторых, невозможность принадлежности любого из них двум различным подмножествам одновременно.

Следует обратить внимание, что количество подмножеств $P_{s^a}^o$, определяемое индексными пределами в (5), равно размеру АП, то есть S^a . Это вызвано необходимостью использования всех пикселей АП $p_{s^a}^a \in P^a$ при аппроксимирующем преобразовании оригинального ММИ. Таким образом, механизм аппроксимации формируется следующим условием замены любого пикселя $p_{s^o}^o \in P^o$ из оригинального ММИ на один и тот же пиксель $p_{s^a}^a \in P^a$ из АП:

$$\forall s^o : p_{s^o}^o \in P^o \rightarrow p_{s^o}^o \cong p_{s^a}^o \in P_{s^a}^o \subset P^o. \quad (6)$$

Следовательно, вариативность и эффективность алгоритма преобразования оригинального ММИ в аппроксимированный ММИ целиком и полностью определяется двумя факторами:

- структурой разбиения ИП на подмножества $P_{s^a}^o$, то есть сколько и какие пиксели ИП входят в интервал, все элементы которого заменяются на $p_{s^a}^a$;
- количественными значениями $p_{s^a}^a$, составляющих АП, каждый из которых совпадает с одним из элементов $p_{s^a}^a = p_{s^o}^o \in P_{s^a}^o$,

поскольку значения элементов палитры всегда являются числами натурального ряда.

Конечный этап тоновой аппроксимации — оценка ее качества. Основой для расчета оценки является ММ изображения в цифровой среде. В растровой графике цифровое изображение представляется множеством P координатно привязанных к полю экрана точек (пикселей), содержащих информацию о цвете и/или о его тоне. Для монохромного (в смысле «одноцветного») изображения — ММИ — такое множество может быть представлено как матрица из r строк (row) и c столбцов (column) пикселей $\left(p_{sI}^I\right)_{ij}$:

$$P\left[s^I, i, j\right] = \begin{bmatrix} \left(p_{sI}^I\right)_{11} & \cdots & \left(p_{sI}^I\right)_{1c} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \left(p_{sI}^I\right)_{r1} & \cdots & \left(p_{sI}^I\right)_{rc} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

где символ p_{sI}^I — числовая характеристика яркости монохромного пикселя в палитре созданного изображения, отмеченного верхним индексом I , а нижние индексы i и j указывают на координатную привязку пикселей к строкам и столбцам соответственно.

Такая модель позволяет произвести «попиксельное» сравнение и расчет отклонения между пикселями аппроксимированного и оригинального ММИ. Наиболее часто используемым критерием оптимизации является минимум квадрата отклонения. Однако сравнение этого критерия с другими, в частности с критерием минимума модуля отклонения в работе [4], продемонстрировало преимущество использования именно этого нестандартного критерия. В работе он применяется в двух видах, приведенных далее. Так, для решения и исследования задач аппроксимации отдельных изображений, или нескольких изображений, имеющих одинаковый размер в пикселях, удобнее применять абсолютную форму выражения для вычисления критерия, так как тогда его значение всегда остается целым числом:

$$P_{\Sigma} = \sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^m \left| \left(p_{s^a}^a\right)_{ij} - \left(p_{s^o}^o\right)_{ij} \right| \right]. \quad (8a)$$

При обработке же, и особенно при сравнении качества аппроксимации разновеликих изображений, нужно использовать выражения для вычисления критерия в относительной форме:

$$\Delta p = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^m \left| \left(p_{s^a}^a \right)_{ij} - \left(p_{s^o}^o \right)_{ij} \right| \right] \quad (86)$$

поскольку абсолютные значения суммарного отклонения тонов при разном количестве пикселей в изображениях несопоставимы. Тогда Δp является, в общем случае, вещественным, что требует при сравнении значений использовать максимальную точность представления числа.

Здесь $\left(p_{s^a}^a \right)_{ij}$ — пиксель созданного аппроксимированного ММИ, $\left(p_{s^o}^o \right)_{ij}$ — пиксель оригинального ММИ, $N = m \times n$ — количество пикселей изображения.

Принятие решений о качестве аппроксимации ММИ с привлечением объективно вычисляемых по формулам (8а) или (8б) оценок, а не визуальных критериев, позволяет проводить разработку алгоритмов, создаваемых для обработки изображений, на единой объективной критериальной основе.

3.2. Модифицированная под задачу аппроксимации ММИ генно-хромосомная структура ЭГА. Результативность алгоритма ЭГА в первую очередь определяется корректной интеграцией предметной задачи в эволюционное пространство на уровне генно-хромосомной структуры [23-38]. Многочисленные экспериментальные исследования различных модифицированных под сформулированную здесь предметную задачу вариантов этой структуры [17-19] показали целесообразность представления ее в следующем виде:

– особью (альтернативным решением) назначается аппроксимированный ММИ, то есть любой полученный аппроксимацией вариант ММИ — $P[s^l, i, j]$, представленный в виде (7);

– порождающая данную особь аппроксимирующая палитра P^a , заданная множеством (3), рассматривается как хромосома;

– гены — это отдельные тона ИП — $p_{s^a}^a$, из которых строится АП (3);

– подмножества $P_{s^a}^o$, заданные выражением (4), из которых выбираются варианты $p_{s^a}^a$, представляют собой аллели.

Особенность данной модели заключается в отсутствии непосредственного воздействия генетических операторов на матрицу аппроксимированного ММИ как таковую, что с точки зрения генетики является корректным, поскольку эта матрица рассматривается как некий конечный результат, полученный на основе структуры и элементов (генов) хромосомы, которая содержит всю наследственную информацию, позволяющую создать особь. Необходимо отметить, что в начальных исследованиях, например, подобного разделения не было, и в качестве хромосомы рассматривалась матрица аппроксимированного ММИ, что делало структуру алгоритма громоздкой, а потому малоэффективной. Исследовалась также двуххромосомная структура [18], которая оказалась избыточной. Исследования же новой модели гено-хромосомной структуры показали ее высокую эффективность в сравнении с первыми более абстрактными моделями [17, 18].

Хромосома, представленная АП, является с математической точки зрения вектором натуральных чисел размерностью s . В подразделе 2.1 показаны результаты выполненной с ее помощью аппроксимации выбранного для демонстрации изображения (рисунок 1). Использовалась хромосома размером $s = 8$, а аппроксимация осуществлялась различными алгоритмами.

Рассмотрим, например, вектор хромосомы, которая была получена в результате применения алгоритма медианного сечения для рисунка 1:

$$P_8^{AMC} = (15, 47, 80, 111, 142, 172, 205, 240)^T. \quad (9)$$

Среднее отклонение аппроксимированного изображения от исходного в тонах ИП, вычисленное по критерию (86) для хромосомы (9), составило 7,65. Для сравнения рассмотрим экстремальную хромосому, полученную посредством разработанного гибридного алгоритма для этого же изображения:

$$P_8^{GAC0} = (10, 25, 46, 67, 90, 119, 145, 191)^T. \quad (10)$$

Оценка качества хромосомы (10), используемой как АП, вычисленная по критерию (86), составляет 6,67. Это означает, что в среднем по изображению с помощью гибридного алгоритма субоптимизации получено улучшение аппроксимированного ММИ почти на тон по сравнению с результатом применения (9), и составило

12,8%. Совершенно очевидно, что структуры АП в виде хромосом (9) и (10) серьезно отличаются:

$$\Delta P_8^{AMC-ГАСО} = P_8^{AMC} - P_8^{ГАСО} = (5, 22, 34, 44, 52, 53, 60, 49)^T. \quad (11)$$

Показательно, что экстремальная хромосома (10) по всем тонам смещена относительно (9) в меньшую (т.е. в темную) сторону. Это связано с тем, что оригинальный ММИ (рисунок 1) использует преимущественно темные оттенки, что фиксируется на ее частотно-яркостной диаграмме (рисунок 6а).

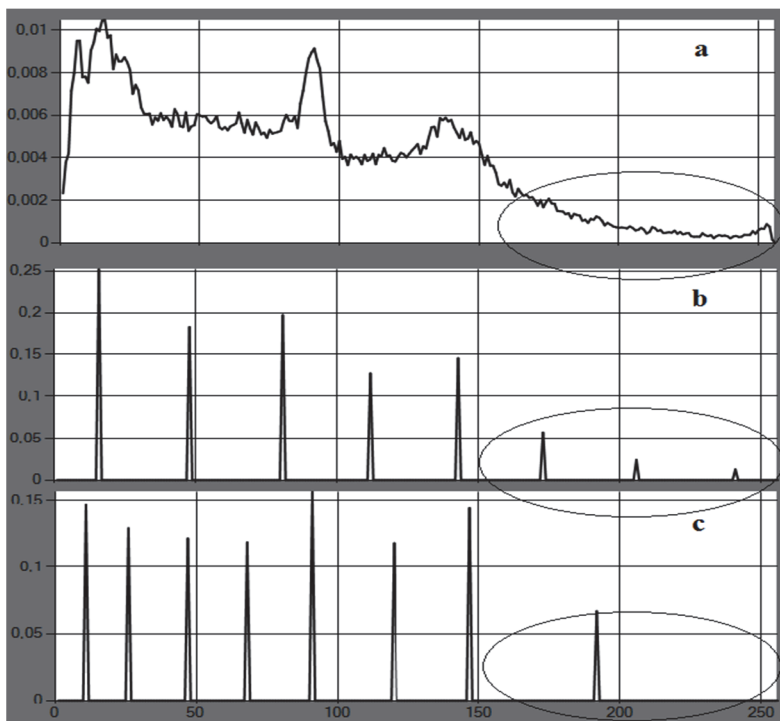


Рис. 6. Яркостные диаграммы: а) оригинального ММИ; б, в) двух аппроксимированных версий

Рассмотрим на рисунке 6б частотно-яркостную диаграмму аппроксимированного ММИ, порожденную хромосомой (9). Алгоритм равномерного распределения или медианного сечения, выделяет 3 тона АП участку, имеющему малое количество тонов (показан эллипсом на рисунке 6а, б, в), что создает нехватку тонов для достаточно

адекватного отображения большинства пикселей оригинального ММИ и приводит к визуальным отклонениям, представленным на демонстрационных примерах (см. рисунки 2, 4, 5). Отклонения рассчитаны по критерию оптимизации (8б).

Гибридный алгоритм субоптимизации в ходе поиска позволяет найти субоптимальную структуру АП критерию оптимизации (8а), что и позволяет минимизировать отклонения. На частотно-яркостной диаграмме аппроксимированного ММИ, порожденного хромосомой (10), видно, что большинство тонов АП сосредоточены на темной стороне палитры, а тот же участок светлых тонов аппроксимируется уже 1 тоном АП (рисунок 6с). Несомненно, при такой структуре АП основные потери приходятся на пиксели со светлыми оттенками, но для конкретного изображения (рисунок 1) эти отклонения не создают серьезных информативных потерь, так как не доминируют при передаче изображения.

Для дополнительной демонстрации эффективности предложенного метода гибридной субоптимизации АП над стандартным алгоритмом медианного сечения проведена обработка 30 разнородных по предметной области и размеру изображений, выбранных случайным образом. Анализ предполагает простое сравнение согласно критерию качества (8а) аппроксимированных изображений, полученных двумя методами.

Результаты проведенного сравнительного эксперимента продемонстрированы на гистограмме (рисунок 7), где по оси ординат отложен процент уменьшения отклонения (8а) аппроксимированного изображения от оригинального в результате применения гибридного алгоритма, а по оси абсцисс нумерация обработанных изображений. Изображения были отсортированы в порядке убывания процентной доли улучшения результата гибридного алгоритма в сравнении с алгоритмом медианного сечения.

В среднем предложенный гибридный алгоритм субоптимизации позволил обеспечить минимизацию отклонений согласно критерию (8а) на ~15% по сравнению с алгоритмом медианного сечения. Наибольшая минимизация отклонений составила ~58%, то есть по сравнению с медианным сечением гибридный алгоритм субоптимизации позволил улучшить качество тоновой аппроксимации более чем в два раза. Наименьшая минимизация отклонений составила 1%, что объясняется относительно равномерной частотно-яркостной диаграммой оригинального изображения, где медианное сечение, основанное на равномерном разбиении яркостной диаграммы на участки, способно давать эффективный результат.

Улучшение качества тоновой аппроксимации гибридным алгоритмом
в сравнении с медианным сечением

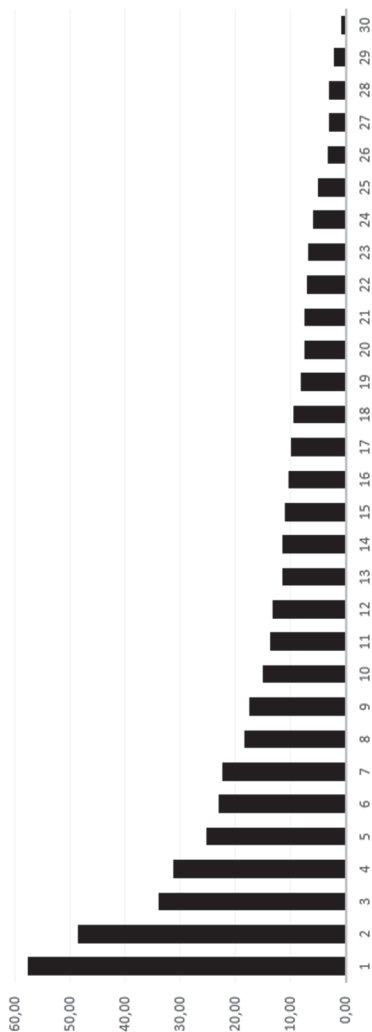


Рис. 7. Диаграмма с результатами проведенного сравнительного эксперимента

Для наглядности на рисунке 8 рассмотрим три частотно-яркостные диаграммы, где гибридным алгоритмом был получен наибольший выигрыш $\sim 58\%$ (рисунок 8а), средний $\sim 15\%$ (рисунок 8б) и наименьший $\sim 1\%$ (рисунок 8с). Частотно-яркостные диаграммы оригинальных изображений (рисунок 8) подтвердили взаимосвязь между низким процентом улучшения результата гибридным алгоритмом в сравнении с медианным сечением и относительной равномерностью яркостной диаграммы.

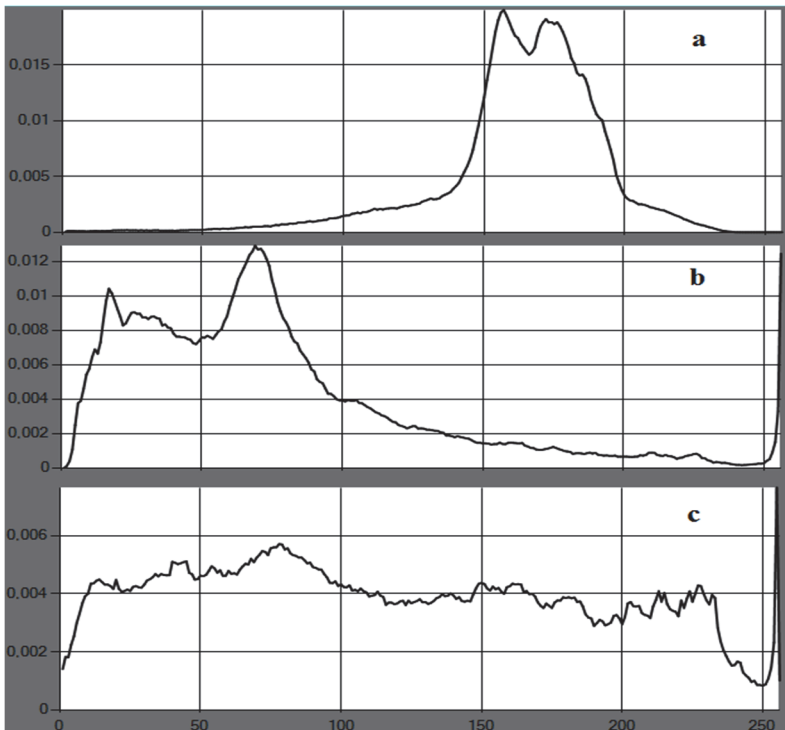


Рис. 8. Яркостные диаграммы трех оригинальных изображений (а, b, с), обработанных аппроксимирующими методами

Предложенная генно-хромосомная структура определяет одно из основных отличий модифицированного под решаемую задачу ЭГА от традиционно используемого алгоритма. Естественно, помимо генно-хромосомной весомое влияние на работу модифицированного ЭГА оказывают как разработанная структура алгоритма, так и реализация генетических операторов (см. раздел 2.3), а также настроечные параметры алгоритма (см. раздел 2.4).

3.3. Структура и традиционные механизмы модифицированного ЭГА. Работа ЭГА начинается с формирования исходной (материнской) популяции. Популяция в модифицированном ЭГА — это традиционно организуемая совокупность хромосом, создающих множество альтернативных решений — особой аппроксимированного ММИ. В решаемой задаче полностью случайное формирование популяции неэффективно, поскольку порождает множество заведомо плохих решений, что сильно удлиняет поиск.

Поэтому стартовая популяция формируется на основе некоей стартовой хромосомы, которая генерируется алгоритмом взвешенного распределения, представленного в работе [17]. В работе [19] показано, что оно в большинстве случаев дает по критерию (8а) лучший результат, нежели равномерное распределение.

После создания стартовой хромосомы в ее структуру начинают циклически (от первого до последнего гена) вводиться случайные изменения. При этом последние ограничиваются заданной долей возможного расстояния между соседними генами. Эта доля определяется специальной программной настройкой так называемого «исходного варьирования». Данная процедура повторяется до полного формирования стартовой популяции заданного размера.

Относящиеся к традиционным генетическим операторам скрещивание (кроссинговер) и мутация [23-38] также предусмотрены. Кроссинговер реализуется посредством обмена генов между двумя хромосомами, направленными на скрещивание, а мутация вносит случайные изменения в генную структуру хромосом. В качестве механизма селекции использован простой и эффективный, а потому популярный метод рулетки [23-38].

Результатом цикла воздействия селекции и генетических операторов является формирование нового поколения хромосом. Соответственно, заданное число поколений определяет количество этих циклов. Простейшим условием завершения алгоритма является достижение последнего поколения.

При исследованиях в работе [18] выявлено, что наибольший коэффициент значимости имеет показатель исходного варьирования, то есть формирование начальной популяции задает определяющее значение на ход поиска. Для эффективного использования данного аспекта было принято решение реализовать и внедрить «перезапускающуюся» модель, которая частично похожа на модель СНС, описанная Эшелманом [39]. Неполная реализация модели предполагает использование малочисленной популяции, а также малого количества поколений, но выполнение повторного запуска

алгоритма, где стартовой хромосомой для формирования исходной популяции назначается лучшая хромосома предыдущего цикла поиска. Данный подход позволил резко повысить эффективность алгоритма [19] по сравнению с предыдущей, более каноничной реализацией [17, 18]. Реализованная схема фактически производит обширное корректирующее изменение популяции через заданные промежутки поколений. Параметр, определяющий количество перезапусков, получил название «количество поисковых итераций».

Таким образом, приведенный краткий обзор модифицированного ЭГА, разработанного под задачу оптимизации тоновой аппроксимации ММИ, показывает, что многие параметры алгоритма являются настроечными и сами по себе требуют оптимизации. На уровне основных настроечных параметров генетических механизмов в данной работе (в текущем исследовании) рассматриваются возможности повышения эффективности работы всего гибридного алгоритма за счет настройки параметров модифицированного ЭГА. Под эффективностью гибридного алгоритма понимается достижение его оптимального или субоптимального быстродействия при сохранении гарантированной точности отыскания оптимума критерия точности. Это достигается такой настройкой ЭГА, чтобы он затрачивал минимальное количество поисковых итераций, достаточное для быстрого выхода гибридного алгоритма в экстремальную зону, что позволяет сократить общее время поиска. В результате общее вычислительное время остается единственным критерием оценки эффективности гибридного алгоритма (см. 2.2).

Основным условием оценки результатов таких исследований должна быть ее объективность, то есть она должна опираться не на визуальные, а на количественные методы с использованием критериев (8а) или (8б).

4. Экспериментальные исследования эффективности гибридного алгоритма субоптимизации при использовании модифицированного ЭГА. На основании описанной структуры (см. раздел 2.3) можно выделить две группы основных настроечных параметров модифицированного ЭГА — количественные факторы и вероятностные факторы.

4.1. Настроечные параметры модифицированного ЭГА в составе гибридного алгоритма субоптимизации. Природа поведения количественных факторов поддается анализу значительно легче, чем вероятностных, поскольку чем больше их значения, тем, как правило, более эффективен поиск модифицированного ЭГА с точки зрения

точности. Однако увеличение количественных факторов прямо пропорционально увеличивает вычислительное время модифицированного ЭГА. Это связано с увеличением числа вычислений функции приспособленности (8а) или (8б).

В разработанной модели модифицированного ЭГА под рассматриваемую предметную задачу использовано три количественных фактора:

- размер популяции;
- количество поколений;
- количество поисковых итераций алгоритма.

В настоящий момент самой актуальной работой является [22], где были получены субоптимальные значения размера популяции — 12, количества поколений 10 и количества поисковых итераций 12.

К вероятностным факторам в модифицированного ЭГА относятся следующие параметры:

- вероятность кроссинговера генов;
- вероятность мутации гена;
- амплитуда мутации гена.
- исходное варьирование генов.

В работе [40] был спланирован и проведен эксперимент по первичному исследованию потенциальной возможности субоптимизации вероятностных факторов модифицированного ЭГА с целью повышения эффективности работы гибридной модели в целом. Исследовались три различных набора значений вероятностных факторов, выбранных относительно субоптимальных значений, которые были получены до структурных изменений алгоритма. Условно эти наборы можно разделить по степени агрессивности их влияния: высокая, средняя и малая. Значения исследованных в работе [40] вероятностных факторов представлены в таблице 1.

Таблица 1. Исследованные значения вероятностных факторов

Степень агрессивности модифицированного ЭГА	Вероятность кроссинговера Генов	Вероятность мутации гена	Амплитуда мутации Гена	Исходное варьирование генов
Большая	20	20	3	0.3
Средняя	10	10	2	0.2
Малая	5	5	1	0.1

При проведении эксперимента значения количественных факторов, кроме количества поисковых итераций, были зафиксированы на их субоптимальных уровнях, полученных в работе [22]. Количество же итераций было увеличено до 50, чтобы иметь возможность оценить

поведение алгоритма и характер влияния вероятностных факторов на более длительной протяженности эволюционного процесса.

Анализ по трем изображениям продемонстрировал разнородность результатов в связи с сильным влиянием пространства решений конкретного изображения на поведение того или иного набора вероятностных факторов. Таким образом, выяснилось, что возможность выбора одной неизменной стратегии решения поставленной задачи маловероятна. В связи с этим в работе [40] была предложена идея разработки адаптивной или смешанной схемы изменения вероятностных факторов. Описываемое в данной статье исследование посвящено оценке ее результативности и перспективности.

4.2. Исследование влияния вероятностных факторов на точность аппроксимации изображений модифицированным ЭГА. Предварительное исследование предпринято для приближенной оценки влияния настроек вероятностных факторов на быстродействие модифицированного ЭГА при поиске экстремума. Суть исследования состояла в распределении между тремя популяциями значений вероятностных факторов, представленных в таблице 1, осуществляя пошаговый поиск экстремума этими популяциями в параллельном режиме. При этом для каждого последующего шага в качестве выходного значения использовалась наилучшая хромосома из трех параллельно обработанных популяций. Описанная схема получила условное название «трехходовки».

При исследовании «трехходовки» на каждом новом шаге осуществлялась запись порядкового номера того набора вероятностных факторов, который дал наилучший результат. Это позволило определить потенциальные возможности фиксированной схемы их изменения от шага к шагу.

Тестирование проведено на ПК с процессором Intel Core i7 4700MQ 2,4 GHz (up to 3,4 GHz). При этом время одновременной обработки трех популяций по сравнению с одной («одноходовкой») увеличилось на ~35%. Для эксперимента отобрано 6 ММИ с различными частотно-яркостными диаграммами. Все изображения обрабатывались алгоритмом оптимизационной тоновой аппроксимации стандартной палитры 256-ти тонов 8-тоновой палитрой. Последнее связано с тем, что в работе [19] было показано, что 8-тоновая палитра структурно близка к оптимальным многоцелевым аппроксимирующим свойствам.

Эксперимент состоял в тестировании алгоритма аппроксимации на 6 выбранных изображениях производственных помещений по

описанной схеме «трехходовки». Каждое изображение протестировано 30 раз. Для оценки эффективности трехходовки изображения подвергались такому же тестированию, но по схеме «одноходовки», то есть с реализацией модифицированного ЭГА, использующей только один фиксированный набор вероятностных факторов (без параллелизма).

Результаты исследования представлены на графиках изменения среднего значения критерия оптимизации (8а) по выборке из 30 опытов (рисунок 9). По оси ординат отложены значения критерия оптимизации, а по оси абсцисс итерация алгоритма.

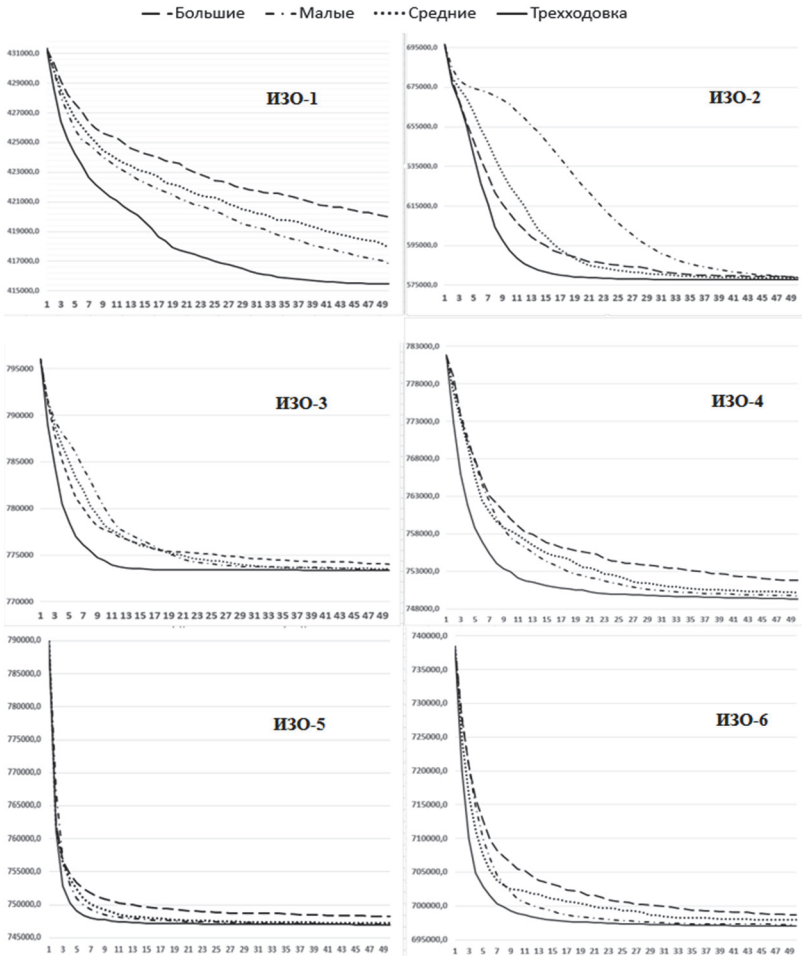


Рис. 9. Графики с результатами эксперимента

Графики отчетливо демонстрируют повышение эффективности работы модифицированного ЭГА при использовании трехходовки. Это проявилось как в получении наилучшего критерия точности аппроксимации, так и в существенно большем быстродействии. Алгоритм трехходовки во всех случаях, кроме ИЗО-1, позволил выйти в экстремальную область не хуже, чем к ~ 15 итерации модифицированного ЭГА (см. рисунок 9).

В связи с тем, что одноходовая схема применения модифицированного ЭГА, использующая только большие вероятностные факторы, показала наихудший результат по всем изображениям, она используется для оценки эффективности остальных схем модифицированного ЭГА с точки зрения быстродействия. Иными словами, предлагается взять за оценку шаг, на котором результаты остальных реализаций алгоритма, модифицированного ЭГА, превзошли финальный результат одноходовки с большими значениями вероятностных факторов. Номера шагов и значения показателя (8а), удовлетворяющих этому условию, приведены в таблице 2.

Таблица 2. Значение оптимизации (8а) и шаги, на которых указанные реализации алгоритма превзошли результат больших вероятностных факторов на 50 шаге

ВФ	ИЗО-1	ИЗО-2	ИЗО-3	ИЗО-4	ИЗО-5	ИЗО-6	Сред.
Больш.	420001	579230	774042	751804	748231	698644	661992
	50	50	50	50	50	50	50
Сред.	419801	579076	774001	751579	748213	698637	-107
	33	36	28	25	12	27	26,8
Малые	419949	579015	773960	751725	748164	698484	-109
	26	49	25	22	10	17	24,8
3-ходовка	419671	579015	773985	751748	748031	698639	-144
	14	19	10	11	6	10	11,6 (15,66)

Результаты таблицы 2 демонстрируют преимущество трехходового алгоритма. Средний шаг по всем изображениям при этой схеме равен 11,6 шагам, тогда как одноходовка с малыми вероятностными факторами имеет показатель 24,8 шага. Однако необходимо обратить внимание, что 11,6 шагов трехходовки является фактическим значением, тогда как для сравнения необходимо использовать эквивалентное значение к одноходовке, поскольку один шаг трехходовки требует на 35% больше времени. Эквивалентное значение указано в скобках (см. таблица 2,

ст. «Сред.») Таким образом, трехходовка в среднем позволяет сократить время обработки на ~37%.

Анализ всех архивных файлов трехходовки с отмеченным набором вероятностных факторов, дававшим лучший результат на конкретном шаге, показал, что в процессе работы алгоритма по мере приближения к экстремуму все более эффективным становится настройка с малыми вероятностными факторами. Это связано с необходимостью сужать область поиска. Однако из-за разнородности пространства решений у каждого изображения фиксированная система изменения вероятностных факторов не позволяет универсально получать улучшения для любых изображений. Это объясняет преимущество трехходовки в проведенном эксперименте и дает основание ориентироваться в решаемой задаче на параллельно конкурирующие алгоритмы. Конкретные решения, как по их количеству, так и по значениям конкурирующих вероятностных факторов, являются предметом дополнительных исследований.

Что касается описываемого в данной статье исследования, то ввиду очевидного и устойчивого преимущества трехходовки по сравнению с использованными наборами вероятностных факторов в отдельности, а также с учетом обеспечения схемой трехходовки выхода на экстремальную зону уже к ~15 шагу принято решение внедрить разработанную схему трехходовки в гибридный алгоритм, чтобы сократить количество итераций модифицированного ЭГА, что, как ожидалось, обеспечит серьезный выигрыш в быстродействии.

4.3. Субоптимизация количества итераций модифицированного ЭГА в гибридном алгоритме субоптимизации. Полученные результаты исследования эффективности трехходовой схемы работы модифицированного ЭГА дали основания на проведение дополнительного исследования уже модернизированного гибридного алгоритма с целью субоптимизации количества поисковых итераций. Исходя из анализа графиков работы трехпопуляционного алгоритма (рисунок 9) выбраны 3 значения — 12, 16 и 20 шагов. Эксперимент предусматривал 10-кратную обработку изображений гибридным алгоритмом.

Главным критерием оценки в новом эксперименте выбрано общее время работы гибридного алгоритма, поскольку экстремальность результата гарантируется этапом детерминированного поиска. Это связано с тем, что основной временной ресурс приходится на работу детерминированного алгоритма, и общее время выполнения гибридного алгоритма зависит

от точности результата работы модифицированного ЭГА. Данное обстоятельство подразумевает приоритет близости этого результата к экстремуму по сравнению с количеством поисковых итераций.

Результаты эксперимента продемонстрированы в таблице 3, где указано среднее время обработки гибридного алгоритма для каждого изображения при соответствующем количестве поисковых итераций по данным 10 тестов.

Рассмотрение среднего показателя времени по всем изображениям (см. таблица 3, строка 8) позволяет остановиться на выборе 20 итераций модифицированного ЭГА для сокращения времени обработки гибридного алгоритма в среднем по совокупности изображений. Проведенный эксперимент показывает, что выбранная настройка позволяет сократить время работы гибридной модели в среднем на 14,5 секунд по сравнению с 12 итерациями, что составляет 13,9% выигрыша во времени, а по сравнению с 16 на 13,2 секунды, то есть сокращение общего времени на 12,8%. Что же касается СКО, то оно закономерно уменьшается с ростом числа итераций. При более тонком исследовании задачи этот показатель может быть уточнен.

Таблица 3. Результаты эксперимента по исследованию количества поисковых итераций (КПИ) модифицированного ЭГА

КПИ модифицированного ЭГА	12	16	20	24	28
Среднее время по ИЗО-1 (сек)	106,3	107,4	75,3	94,4	85,4
Среднее время по ИЗО-2 (сек)	173,1	153,4	114,1	97,2	97,4
Среднее время по ИЗО-3 (сек)	75,1	78,7	80,8	86,9	98,2
Среднее время по ИЗО-4 (сек)	112,7	107,1	101,2	100,4	89,6
Среднее время по ИЗО-5 (сек)	70,5	74,1	76,2	75,9	82,6
Среднее время по ИЗО-6 (сек)	85,3	94,3	88,1	88,8	96,8
Среднее время по всем ИЗО	103,8	102,5	89,3	90,6	91,7
СКО по всем ИЗО	37,8	28,5	15,4	8,8	6,7

Среднее время гибридного алгоритма при 24 итерациях возросло на ~ 1,3 секунды по сравнению с 20 шагами, хотя СКО уменьшилось. Дальнейшее повышение количества поисковых итераций приводит к незначительному увеличению общего времени алгоритма и сокращению СКО. Такое поведение полностью согласуется с ранее описанным характером распределения временной составляющей между эвристическим и детерминированным методом. Вероятно, при более тонком исследовании задачи показатель 20 необходимо уточнить.

Следует отметить, что по изображениям ИЗО-3, ИЗО-5 и ИЗО-6 при 12 итерациях был получен несколько лучший результат (таблица 3, строки 4, 6, 7) в сравнении с другими. Однако выигрыш в

этих опытах был незначительным, а по остальным изображениям увеличение количества поисковых итераций сильно ухудшало время обработки. Причина выявленного феномена становится ясной при детальном анализе графиков на рисунке 2. В упомянутых изображениях выход в экстремальную область происходит быстрее других, и 12 итераций оказывается вполне достаточно. Но так как вычислительное время модифицированного ЭГА мало относительно всей гибридной модели, то увеличение до 20 итераций не приводит к сильному возрастанию общего времени поиска. При этом в случае неблагоприятной пиксельной структуры изображений малое количество поисковых итераций уже не обеспечивает выхода в экстремальную область, и общее время работы гибридного алгоритма резко возрастает на этапе детерминированного поиска экстремума.

Учитывая значительное различие топологий пространств решения разных изображений, в последующих исследованиях целесообразно рассмотреть вопрос разработки адаптивных систем изменения, как количества поисковых итераций, так и других настроечных параметров модифицированного ЭГА.

5. Заключение. Основные результаты проведенного экспериментального исследования можно оценить следующими положениями:

1. Экспериментально показана невозможность построения универсального и эффективного алгоритма решения задачи тоновой аппроксимации монохромных растровых изображений с использованием ЭГА с фиксированными значениями вероятностных факторов его настройки.

2. Реализованная при модификации ЭГА параллельно работающая трехпопуляционная модель при использовании экспериментально подобранных настроек позволяет обеспечить уменьшение количества поисковых итераций в среднем на ~37% по сравнению с наилучшей однопопуляционной моделью.

3. Как результат этого в предложенном гибридном алгоритме модифицированный ЭГА решает задачу поиска близкой к оптимальной стартовой структуры аппроксимирующей палитры для быстрого поиска ее ближайшего экстремума, обеспечивая оптимальность или субоптимальность тоновой аппроксимации, повышая быстродействие гибридного алгоритма в целом на ~14%.

Литература

1. *Brun L., Treméau A.* Digital Color Imaging Handbook // The Electrical Engineering and Applied Signal Processing Series. NYC: CRC Press. 2003. 764 p.
2. *Shapiro L., Stockman G.* Computer Vision // Prentice Hall PTR. 2001. 609 p.

3. *Emre C.* Improving the Performance of K-Means for Color Quantization // *Image and Vision Computing*. 2011. vol. 29. pp. 260–271.
4. *Burger W., Burger M.* Color Quantization // *Digital Image Processing. Texts in Computer Science*. 2016. pp. 329–339.
5. *Yue X.D. et al.* An efficient color quantization based on generic roughness measure // *Pattern Recognition*. 2014. vol. 47. pp. 1777–1789.
6. *Kanan C., Cottrell G.* Color-to-Grayscale: Does the Method Matter in Image Recognition? // *PLoS One*. 2012. vol. 7. 7 p. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0029740> (дата обращения: 02.07.2018).
7. *Князь В.А. и др.* Технологии интеллектуальной обработки информации для задач навигации и управления беспилотными летательными аппаратами // *Труды СПИИРАН*. 2016. Вып. 2(45). С. 26–44.
8. *Padmavathi K., Thangadurai K.* Implementation of RGB and Grayscale Images in Plant Leaves Disease Detection – Comparative Study // *Indian Journal of Science and Technology*. 2016. vol. 9, pp. 1–6.
9. *Hu Y.-C., Chen W.-L., Lj C.-C., Chuang J.-C.* Improved vector quantization scheme for grayscale image compression // *Opto-Electronics Review*. 2012. vol. 20. pp. 187–193.
10. *Ramirez E., Jimenez O., Perez A., Pogrebnyak O.* Grayscale Image Segmentation Based on Associative Memories // *Computations in Systems*. 2011. vol. 15. pp. 149–162.
11. *Харинов М.В.* Обобщение трех подходов к оптимальной сегментации цифрового изображения // *Труды СПИИРАН*. 2013. Вып. 2(25). С. 294–316.
12. *Kharinov M.* Reclassification formula that provides to surpass K-means method // *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2012. 10 p. URL: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1209/1209.6204.pdf> (дата обращения: 02.07.2018).
13. *Деревянкина А.А.* Автоматизация исследования изображений методом s-аппроксимации // *Математические методы в технике и технологиях (ММТТ)*. 2010. Т. 6. С. 37–43.
14. *Patel T., Srivastava R.* Hierarchical visual cryptography for grayscale image // *Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET)*. 2016. pp. 1–4.
15. *Zhang S., Wu Y., Bao Y., Bai J.* Watermarking Algorithm for Bas-Relief Based on Depth Grayscale Image // *International Conference on Computing Intelligence and Information System (CIIS)*. 2017. pp. 294–297.
16. *Heckbert P.* Color image quantization for frame buffer display // *Proceedings of the 9th annual conference on Computer graphics and interactive techniques (SIGGRAPH'82)*. 1982. pp. 297–307.
17. *Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D.* Monochrome Multitone Image Approximation on Lowered Dimension Palette with Sub-optimization Method based on Genetic Algorithm // *Improved Performance of Materials*. 2018. pp. 144–154.
18. *Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D.* Monochrome multitone image approximation with low-dimensional palette // *IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*. 2016. pp. 1–4.
19. *Нейдорф Р.А., Агаджанян А.Г.* Исследование аспектов возможного применения субоптимальной тоновой аппроксимации изображений в задачах технического зрения средств автономной навигации // *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2017. № 1-2(186-187). С. 133–145.
20. *Нейдорф Р.А., Агаджанян А.Г., Нейдорф А.П.* Оптимизация результатов аппроксимации растровых изображений и оценка их экстремальности // *Математические Методы в Технике и Технологиях*. 2017. Т. 1. С. 19–26.

21. *Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D.* A high-speed hybrid algorithm of monochrome multitone images approximation // IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS). 2017. pp. 1–4.
22. *Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D.* Improved Bi-optimal Hybrid Approximation Algorithm for Monochrome Multitone Image Processing // The Eleventh International Conference on Advanced Engineering Computing and Applications in Sciences (ADVCOMP 2017). 2017. pp. 20–25.
23. *Luke S.* Essentials of Metaheuristics // Lulu. 2013. 227 p. URL: <https://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/Essentials.pdf> (дата обращения: 17.03.2018).
24. *Mitchell M.* An Introduction to Genetic Algorithms // MIT press 1999. 221 p.
25. *Eiselt H.A., Sandblom C-L.* Heuristic Algorithms // Integer Programming and Network Models. 2000. pp. 229–258.
26. *Cook S.A.* An overview of computational complexity // Communication of the ACM. 1983. vol. 26. no. 6. pp. 401–408.
27. *Deb K., Pratap A.* A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002. vol. 6. pp. 182–197.
28. *Deb K., Himanshu J.* An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach. Part I: Solving Problems with Box Constraints // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2014. vol. 18. pp. 577–601.
29. *Sun J.Q., Schütze O.* A hybrid evolutionary algorithm and cell mapping method for multi-objective optimization problems // 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). 2017. pp. 1–9.
30. *Fogel D.B.* An introduction to simulated evolutionary optimization // IEEE Transactions on Neural Networks. 1994. vol. 5. pp. 3–14.
31. *Roeva O.* Genetic Algorithm and Firefly Algorithm Hybrid Schemes for Cultivation Processes Modelling // Transactions on Computational Collective Intelligence XVII. 2014. vol. 8790. pp. 196–211.
32. *Neumüller C., Wagner S.* Parameter Meta-optimization of Metaheuristic Optimization Algorithms // International Conference on Computer Aided Systems Theory. 2012. vol. 6927. pp. 367–374.
33. *Chekanin V.A., Chekanin A.V.* Design of Library of Metaheuristic Algorithms for Solving the Problems of Discrete Optimization // Advances in Mechanical Engineering. 2018. pp. 25–32.
34. *Podorozhniak A., Lubchenko N., Balenko O., Zhuikov D.* Neural network approach for multispectral image processing // Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET). Ukraine. Lviv-Slavvansk. 2018. pp. 978–981.
35. *Grishkin V., Lakushkin O., Stepanenko N.* Biofouling detection based on image processing technique // 2017 Computer Science and Information Technologies (CSIT). 2017. pp. 158–161.
36. *Gillette A., Wilson C., George A.* Efficient and autonomous processing and classification of images on small spacecraft // 2017 IEEE National Aerospace and Electronics Conference (NAECON). 2017. pp. 135–141.
37. *Nikam P.A., Sawant S.D.* Circuit board defect detection using image processing and microcontroller // 2017 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS). 2017. pp. 1096–1098.
38. *Schütze O., Hernandez V.* The hypervolume based directed search method for multi-objective optimization problems // Journal of Heuristics. 2016. vol. 22. pp. 273–300.

39. *Eshelman L.J.* The CHC adaptive search algorithm: how to safe search when engaging in non traditional genetic recombination // *Foundations of Genetic Algorithms*. 1991. pp. 265–283.
40. *Агаджанян А.Г.* Анализ влияния вероятностных параметров настройки эволюционно-генетического алгоритма на результативность оптимизационной аппроксимации изображений // *Техника и технологии: курс на инновации: сборник материалов международной научно-практической конференции*. Иркутск: «Научное партнерство Алпекс». 2017. С. 49–57.

Нейдорф Рудольф Анатольевич — д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем, Донской Государственный Технический Университет. Область научных интересов: математическое моделирование, методы оптимизации и преобразования информации, эвристические методы исследований. Число научных публикаций — 379. rudolf.neydorf.44@mail.ru; пл. Гагарина 1, Ростов-на-Дону, 344000; р.т.: +79034722292.

Агаджанян Альберт Грантович — аспирант кафедры программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем, Донской Государственный Технический Университет. Область научных интересов: эвристические алгоритмы, эволюционные методы оптимизации, обработка цифровых данных. Число научных публикаций — 15. foralbert92@gmail.com; пл. Гагарина 1, Ростов-на-Дону, 344000; р.т.: +79515050716.

R.A. NEYDORF, A.G. AGHAJANYAN
**DUAL OPTIMIZATION OF MONOCHROME IMAGES TONE
APPROXIMATION USING PARALLEL EVOLUTIONARILY
GENETIC SEARCH**

Neydorf R.A., Aghajanyan A.G. Dual Optimization of Monochrome Images Tone Approximation using Parallel Evolutionarily Genetic Search.

Abstract. The paper considers the optimization problem of tone approximation for monochrome (for example: in grayscale palette) images. The procedure of tone approximation implies the reduction of approximated image's number of tones, which are used in image displaying, compared to number of tones in the original image. The point of the procedure optimization consists of minimization of visual quality losses that estimated according to total or mean deviation between the same pixels of original image and approximated one. As a tool of the optimization the hybrid algorithm is used. It was developed and investigated by authors. The hybrid algorithm combines heuristic and deterministic algorithms of searching the best structure of approximating palette according to criterion of deviations minimization. The heuristic algorithm is based on evolutionarily-genetic paradigm. The main goal of heuristic stage is the reduction of search area of approximating palette's structures that are the closest to optimum. Such role for heuristic stage was defined according to its fast computational time. The goal of deterministic algorithm of directed exhaustive search is to find the nearest extreme for the result that was obtained by previous algorithm. The developed hybrid algorithm allows to provide dual optimization of tone approximation. It means that the algorithm provides a result, in which two different criteria become optimal relative to each other. The current investigation is devoted to consideration of possibility to increase the effectiveness of hybrid algorithm on the level of heuristic stage. The possibility of implementation the parallel model of evolutionarily-genetic algorithm with different settings is considered. The results of initial experiments are discussed and compared with known algorithm of tone approximation.

Keywords: tone approximation, hybridization, parallel model, optimization, adaptive scheme, evolutionarily-genetic algorithm, approximating palette.

Neydorf Rudolf Anatolyevich — Ph.D., Dr. Sci., professor, professor of hardware and software engineering department, Don State Technical University. Research interests: mathematical modeling, optimization and processing of information, heuristic methods of investigation. The number of publications — 379. rudolf.neydorf.44@mail.ru; 1, Gagarin square, Rostov-on-Don, 344000, Russia; office phone: +79034722292.

Aghajanyan Albert Grantovich — Ph.D. student of hardware and software engineering department, Don State Technical University. Research interests: heuristic algorithms, evolutionary methods of optimization, processing of digital data. The number of publications — 15. foralbert92@gmail.com; 1, Gagarin square, Rostov-on-Don, 344000, Russia; office phone: +79515050716.

References

1. Brun L., Tremeau A. Digital Color Imaging Handbook. The Electrical Engineering and Applied Signal Processing Series. NYC: CRC Press. 2003. 764 p.
2. Shapiro L., Stockman G. Computer Vision. Prentice Hall PTR. 2001. 609 p.
3. Emre C. Improving the Performance of K-Means for Color Quantization. *Image and Vision Computing*. 2011. vol. 29. pp. 260–271.
4. Burger W., Burge M. Color Quantization. Digital Image Processing. Texts in Computer Science. 2016. pp. 329–339.

5. Yue X.D. et al. Chen An efficient color quantization based on generic roughness measure. *Pattern Recognition*. 2014. vol. 47. pp. 1777–1789.
6. Kanan C., Cottrell G. Color-to-Grayscale: Does the Method Matter in Image Recognition? *PLoS One*. 2012. vol. 7. 7 p. Available at: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0029740> (accessed: 02.07.2018).
7. Knyaz V.A. et al. [Intelligent Data Processing Technologies for Unmanned Aerial Vehicles Navigation and Control]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*. 2016. vol. 2(45). pp. 26–44. (In Russ.).
8. Padmavathi K., Thangadurai K. Implementation of RGB and Grayscale Images in Plant Leaves Disease Detection – Comparative Study. *Indian Journal of Science and Technology*. 2016. vol. 9. pp. 1–6.
9. Hu Y.-C., Chen W.-L., Lo C.-C., Chuang J.-C. Improved vector quantization scheme for grayscale image compression. *Opto-Electronics Review*. 2012. vol. 20. pp. 187–193.
10. Ramirez E., Jimenez O., Perez A., Pogrebnyak O. Grayscale Image Segmentation Based on Associative Memories. *Computations in Systems*. 2011. vol. 15. pp. 149–162.
11. Kharinov M. [A generalization of three approaches to an optimal segmentation of digital image]. *Trudy SPIIRAN – SPIIRAS Proceedings*. 2013. vol. 2(25). pp. 294–316. (In Russ.).
12. Kharinov M. Reclassification formula that provides to surpass K-means method. *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2012. 10 p. Available at: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1209/1209.6204.pdf> (accessed: 02.07.2018).
13. Derevyankina A.A. [Automation of images investigation by the s-approximation method] *Matematicheskie Metodi v Texnike i Texnologiyax (MMTT)* [Mathematical methods in technics and technologies (MMTT)]. 2010. Issue 6. pp. 37–43. (In Russ.).
14. Patel T., Srivastava R., Hierarchical visual cryptography for grayscale image. Online International Conference on Green Engineering and Technologies (IC-GET). 2016. pp. 1–4.
15. Zhang S., Wu Y., Bao Y., Bai J. Watermarking Algorithm for Bas-Relief Based on Depth Grayscale Image. International Conference on Computing Intelligence and Information System (CIIS). 2017. pp. 294–297.
16. Heckbert P. Color image quantization for frame buffer display. Proceedings of the 9th annual conference on Computer graphics and interactive techniques (SIGGRAPH'82). 1982. pp. 297–307.
17. Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D. Monochrome Multitone Image Approximation on Lowered Dimension Palette with Sub-optimization Method based on Genetic Algorithm. *Improved Performance of Materials*. 2018. pp. 144–154.
18. Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D. Monochrome multitone image approximation with low-dimensional palette. IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS). 2016. pp. 1–4.
19. Neydorf R.A., Aghajanyan A.G. [The Research Of The Application Possibilities Of Tones Approximation In A Technical Vision For The Autonomous Navigation Objects]. *Izvestia SFEDU. Texnicheskie nauki – Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*. 2017. vol. 1-2(186-187). pp. 133–145. (In Russ.).
20. Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Neydorf A.R. [Optimization of approximation results of halftone images and assessment of their extremality] *Matematicheskie Metodi v Texnike I Texnologiyax* [Mathematical models in technics and technologies]. 2017. Issue 1. pp. 19–26. (In Russ.).
21. Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D. A high-speed hybrid algorithm of monochrome multitone images approximation. IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS). 2017. pp. 1–4.
22. Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D. Improved Bi-optimal Hybrid Approximation Algorithm for Monochrome Multitone Image Processing. The Eleventh International Conference on Advanced Engineering Computing and Applications in Sciences (ADVCOMP 2017). 2017. pp. 20–25.

23. Luke S. Essentials of Metaheuristics. Lulu. 2013. 227 p. Available at: <https://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/Essentials.pdf> (accessed: 17.03.2018).
24. Mitchell M. An Introduction to Genetic Algorithms. MIT press 1999. 221 p.
25. Eiselt H.A., Sandblom C-L. Heuristic Algorithms. Integer Programming and Network Models. 2000. pp. 229–258.
26. Cook S.A. An overview of computational complexity. *Communication of the ACM*. 1983. vol. 26. no. 6. pp. 401–408.
27. Deb K., Pratap A. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2002. vol. 6. pp. 182–197.
28. Deb. K., Himanshu J. An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach. Part I: Solving Problems with Box Constraints. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*. 2014. vol. 18. pp. 577–601.
29. Sun J.Q., Schütze O. A hybrid evolutionary algorithm and cell mapping method for multi-objective optimization problems. 2017 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI). 2017. pp. 1–9.
30. Fogel D.B. An introduction to simulated evolutionary optimization. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1994. vol. 5. pp. 3–14.
31. Roeva O. Genetic Algorithm and Firefly Algorithm Hybrid Schemes for Cultivation Processes Modelling. Transactions on Computational Collective Intelligence XVII. 2014. vol. 8790. pp. 196–211.
32. Neumüller C., Wagner S. Parameter Meta-optimization of Metaheuristic Optimization Algorithms. International Conference on Computer Aided Systems Theory. 2012. vol. 6927. pp. 367–374.
33. Chekanin V.A., Chekanin A.V. Design of Library of Metaheuristic Algorithms for Solving the Problems of Discrete Optimization. *Advances in Mechanical Engineering*. 2018. pp. 25–32.
34. Podorozhniak A., Lubchenko N., Balenko O., Zhuikov D. Neural network approach for multispectral image processing. Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET). Ukraine. Lviv-Slavyansk. 2018. pp. 978–981.
35. Grishkin V., Lakushkin O., Stepanenko N. Biofouling detection based on image processing technique. 2017 Computer Science and Information Technologies (CSIT). 2017. pp. 158–161.
36. Gillette A., Wilson C., George A. Efficient and autonomous processing and classification of images on small spacecraft. 2017 IEEE National Aerospace and Electronics Conference (NAECON). 2017. pp. 135–141.
37. Nikam P.A. Sawant S.D. Circuit board defect detection using image processing and microcontroller. 2017 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS). 2017. pp. 1096–1098.
38. Schütze O. Hernandez V. The hypervolume based directed search method for multi-objective optimization problems. *Journal of Heuristics*. 2016. vol. 22. pp. 273–300.
39. Eshelman L.J. The CHC adaptive search algorithm: how to safe search when engaging in non-traditional genetic recombination. *Foundations of Genetic Algorithms*. 1991. pp. 265–283.
40. Aghajanyan A.G. [Analysis the influence of probabilistic parameters on results of evolutionary-genetic algorithm optimization of images approximation] *Техника и технологии: курс на инноватии: сборник материалов международной научно-практической конференции* [Technics and technologies; the road to innovations: collected papers of international science conference]. Irkutsk: «Арех». 2017. pp. 49–57. (In. Russ.).