

10. Mikolov T. Recurrent neural network based language model. *Proceedings of INTERSPEECH International Speech Communication Association*, 2010, no. 9, pp. 1045–1048.

11. Sak H., Senior A., Beaufays F. Long Short-Term Memory Based Recurrent Neural Network Architectures for Large Vocabulary Speech Recognition. *ArXiv e-prints*, 2014.

12. Xiaoying Wu. *A study on image-based music generation*. Burnaby, Simon Fraser University, 2008.

УДК 004.932

## БЫСТРОДЕЙСТВУЮЩИЙ АЛГОРИТМ ОПТИМИЗАЦИИ ТОНОВОЙ АППРОКСИМАЦИИ МОНОХРОМНЫХ РАСТРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

*Статья поступила в редакцию 07.11.2018, в окончательном варианте – 18.11.2018.*

*Агаджанян Альберт Грантович*, Донской государственный технический университет, 344002, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1, аспирант, e-mail: foralbert92@gmail.com

Обоснована целесообразность использования тоновой аппроксимации монохромных мультитоновых изображений. Процедура тоновой аппроксимации заключается в понижении размерности цветовой (тоновой) палитры изображения и реализуется заменой оригинальных тонов на аппроксимирующие. Главной проблемой рассматриваемой задачи является подбор конкретных аппроксимирующих тонов, т.е. нахождение оптимальной структуры аппроксимирующей палитры. С целью оптимизации тоновой аппроксимации монохромных растровых изображений в ранее опубликованных коллективных работах автора разработан и экспериментально исследован гибридный алгоритм. Его особенностью является двухэтапная обработка изображения. Первый этап подразумевает использование модифицированного эволюционно-генетического алгоритма с целью сокращения области поиска оптимальной аппроксимирующей палитры. Второй этап гибридного алгоритма предполагает реализацию простого, но эффективного алгоритма перебора ближайшей окрестности субоптимального решения, которое, как предполагается, было найдено на первом этапе. Это позволяет гарантированно обеспечить экстремальную аппроксимирующую палитру согласно выбранному критерию оптимизации. Настоящая статья посвящена сравнению гибридного алгоритма с авторскими модификациями известного алгоритма кластеризация  $k$ -средних, который является популярным решением рассматриваемой задачи. Экспериментальное исследование продемонстрировало однозначное преимущество гибридного алгоритма в сравнении с модифицированным алгоритмом  $k$ -средних в отношении временных затрат и точности решения. Также в рамках исследования рассматривается новый метод, предложенный автором, который предполагает использование координатно сжатой матрицы изображения для ускорения вычислительного процесса. Анализ полученных результатов продемонстрировал высокую эффективность данного подхода применительно к решению задачи тоновой аппроксимации изображений.

**Ключевые слова:** монохромные изображения, оптимизация тоновой аппроксимации, гибридный алгоритм, алгоритм  $k$ -средних, модификация метода, эволюционно-генетический алгоритм, квантование

Графическая аннотация (Graphical annotation)

### Пример тоновой аппроксимации (The example of tone approximation)



256 тонов (tones)

16 тонов (tones)

8 тонов (tones)

## QUICK OPTIMIZATION ALGORITHM OF MONOCHROME IMAGES TONE APPROXIMATION

The article was received by editorial board 07.11.2018, in the final version – 18.11.2018.

**Aghajanyan Albert G.**, Don State Technical University, 1 Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344002, Russian Federation,  
post-graduate student, e-mail: foralbert92@gmail.com

The paper considers the actual problem of monochrome images tone approximation. The procedure of tone approximation consists in reduction of image's color (tones) palette size and performs by replacing the original tones on approximating ones. The main problem of the procedure is selection the appropriate approximating tones for image, in other words, there is a need to define the approximating palette. To provide optimal tone approximation of monochrome images in author's cooperative investigations the hybrid algorithm was developed. The hybrid algorithm implies a two-stage processing of the image. In the first stage the modified evolutionary-genetic algorithm is used. The main goal of the first stage is reducing the search area of optimal approximating palette. In the second stage used the simple, but effective deterministic algorithm of checking the nearest neighborhood of suboptimal solution that found by the first stage. This stage allows to guarantee the extreme approximating palette according to optimization criterion. The research is aimed to compare the hybrid algorithm with well-known clustering  $k$ -means algorithm, which is popular tool for tone approximation. The experimental investigation showed advantage of the hybrid algorithm comparing to the modified  $k$ -means algorithm according to computational time and accuracy of solution. Also within current research considered a new method that developed by author, which consist in using compressed matrix of image for decreasing computational costs. The analysis of the method showed high effectiveness of this approach in images tone approximation.

**Keywords:** monochrome images, optimization of tone approximation, hybrid algorithm,  $k$ -means algorithm, modification, evolutionary-genetic algorithm, quantization

**Введение.** Процедура тоновой аппроксимации (ТА) изображений заключается в понижении количества тонов (цветов), участвующих в воспроизведении изображения. Уменьшение количества тонов изображения позволяет сократить объем цифрового файла, а также способствует, при определенных уровнях понижения, упрощению детектирования яркостных переходов между элементами изображения, что потенциально упрощает выделение объектов. В настоящее время ТА, помимо очевидного использования в сжатии изображений [6, 8], применяется в распознавании образов (как правило, этап сегментации) [6, 16, 17, 19], художественной обработке, шифровании, удалении информации, скрытой стеганографическими методами и т.д. [6, 18, 20].

Процедура ТА реализуется заменой оригинальных тонов, принимающих значения исходной палитры (ИП), на наиболее близкие аппроксимирующие тона, входящие в аппроксимирующую палитру (АП). Размерность АП строго меньше ИП. Таким образом, каждый тон АП заменяет определенное множество исходных тонов из ИП, что, несомненно, ведет к потере визуального качества отображения.

В данной статье рассмотрение проблемы ТА осуществляется применительно к монохромным мультитоновым изображениям (ММИ). Палитра ММИ представляет собой 256 тонов одного цвета, где 0 – наименьшая яркость, а 255 – наибольшая. Актуальность ТА ММИ вызвана преимущественно востребованностью изображений типа ММИ в технических задачах (например, в распознавании образов [1, 9, 10, 16, 19]), для которых может быть использована процедура ТА.

Несомненно, ключевым фактором, влияющим на качество ТА, является размер АП. Однако весомое влияние также оказывает и ее структура, т.е. входящие в АП тона. Корректный подбор структуры АП позволяет повысить качество аппроксимированного изображения в условиях неизменности размера АП. Рассмотрим пример двух аппроксимированных вариантов оригинального изображения, имеющих одинаковый размер АП, но отличных по ее структуре (см. рис. 1). На рисунке 1 представлен увеличенный фрагмент изображения. Его исходный размер составляет 512 на 512 пикселей.

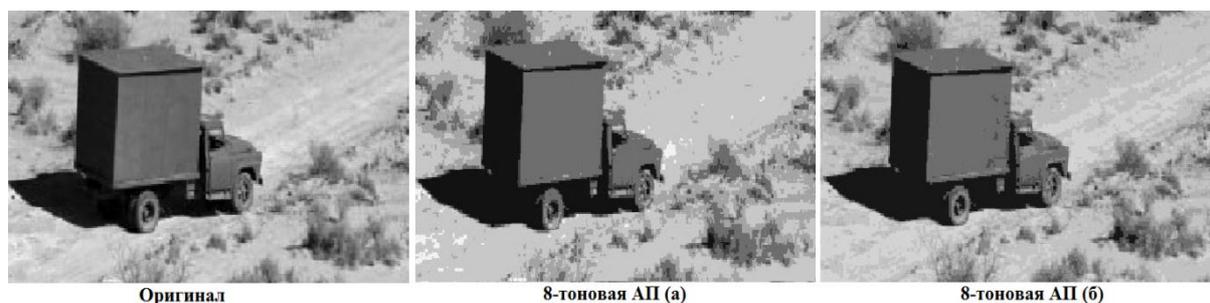


Рис. 1. Оригинальное ММИ и изображение, аппроксимированное до 8-ми тонов структурно разными АП (а, б)

На представленной иллюстрации видно, что 8-тоновая АП типа (б) за счет более адекватной тоновой структуры, аппроксимирующей оригинальное изображение, позволила при реализации процедуры уменьшить степень визуальной погрешности. Это отчетливо видно, если обратить внимание на дорожное покрытие оригинального изображения и его аппроксимированных вариантов. Таким образом, возникает задача оптимизации процедуры ТА, заключающейся в корректном подборе структуры АП.

Для оценки качества ТА и ее оптимизации необходим объективный числовой критерий. В цифровом виде растровое изображение представляется в виде матрицы:

$$I(i, j, s) = \begin{bmatrix} (p_s)_{11} & \cdots & (p_s)_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ (p_s)_{i1} & \cdots & (p_s)_{ij} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где  $I$  – матрица ММИ;  $i$  – индекс строки;  $j$  – индекс столбца;  $s$  – индекс тона  $p$  в пространстве палитры ММИ. Это позволяет использовать в качестве критерия суммарное поэлементное отклонение координатно-идентичных ячеек матрицы (пикселей) между оригинальным и аппроксимированным изображением. Широкой популярностью в настоящей задаче обладает критерий среднего квадратичного отклонения (СКО) [4, 17]. Однако в рамках исследования [3] не удалось выявить однозначного преимущества критерия СКО по сравнению со средним модулем отклонения (СМО) применительно к тоновой аппроксимации ММИ. Меньшие вычислительные затраты критерия СМО стали основанием использования именно этого критерия:

$$\Delta Q = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m |(p_k^a)_{ij} - (p_l^o)_{ij}|, \quad (2a)$$

где  $N = n * m$  – общее количество пикселей (элементов матрицы) изображения, а  $k$  и  $l$  индексы аппроксимированного  $p^a$  и оригинального  $p^o$  тона в яркостном пространстве цвета. Для удобства оперирования оценкой также в исследованиях автора применяется абсолютная форма для выражения (2a)

$$\Delta Q = \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^m |(p_k^a)_{ij} - (p_l^o)_{ij}|. \quad (2б)$$

Рассмотрим описанный ранее пример (см. рис. 1), оперируя объективной оценкой, вычисляемой согласно выбранному критерию (2a). Так, для 8-тоновой АП (вариант «а» по рисунку 1) среднее отклонение по всему изображению составило 6,07 тоновых единиц. В то же время для 8-тоновой АП по варианту «б» на рисунке 1 среднее отклонение составило 3,44. Таким образом, корректный подбор структуры АП позволил понизить погрешность визуального отображения на 43,3 % (по выбранному критерию). Необходимо отметить, что 8-тоновая АП по варианту «а» была получена посредством использования равномерного распределения. Оно предполагает деление ИП на приблизительно равные участки (причем количество участков соответствует размеру АП) и нахождение среднего тона. Средние тона формируют конечную структуру АП. В свою очередь 8-тоновая АП по варианту «б» была получена алгоритмом, предложенным в коллективных работах автора [2, 14, 15]. Исследованию эффективности этого алгоритма и посвящена текущая работа.

**Постановка задачи.** Реализовать экспериментальное сравнение результативности выполнения ТА ММИ гибридной моделью оптимизации, разработанной и исследованной автором, с различными авторскими модификациями известного алгоритма  $k$ -средних.

**Тоновая аппроксимация ММИ алгоритмом  $k$ -средних.** Для реализации ТА изображений широко используется алгоритм кластеризации  $k$ -средних [11], что преимущественно вызвано простотой реализации и хорошим уровнем выходного результата [4, 17]. В качестве входных данных в алгоритм подается  $k$  начальных точек (центроидов), после чего формируются  $k$ -кластеры наиболее близких к центроидам элементов во множестве. Необходимо отметить, что количество  $k$  центроидов эквивалентно размеру АП, а множеством являются пиксели изображения. Далее вычисляются центры-масс сформированных кластеров, которые в итоге назначаются новыми центроидами. Этот процесс повторяется итеративно до тех пор, пока внутрикластерное расстояние изменяется. Основной целью алгоритма является сокращение квадратичного отклонения элементов кластеров от своих центроидов. Финальные центроиды и представляют конечную структуру АП.

Основным недостатком алгоритма  $k$ -средних является проблема определения начальных центроидов. Алгоритм является детерминированным, и эффективность поиска зависит от оптимального подбора стартовой совокупности центроидов. Среди эффективных путей решения данной проблемы можно отметить обработку алгоритмом некоторого набора стартовых центроидов [16], что также подтверждено начальными исследованиями автора.

Учитывая потенциальную эффективность такого подхода, предложены следующие модификации алгоритма  $k$ -средних, предполагающие последовательную обработку 50, 500 и 5000 случайно сгенериро-

ванных АП. Случайная генерация каждого начального центроида (тона) АП происходит в диапазонах, определенных равномерным сечением яркостной шкалы ИП на заданное количество участков, что позволяет избежать заведомо плохих решений. Данные модификации получили соответствующие названия «ПСК50», «ПСК500» и «ПСК5000». Это позволит оценить эффективность алгоритма, а также характер изменения времени и точности с увеличением количества обрабатываемых АП.

**Гибридная модель оптимальной тоновой аппроксимации ММИ.** В коллективных работах автора [2, 3, 14, 15] предложена, разработана и экспериментально исследована гибридная модель оптимальной (ГМО) ТА ММИ, которая заключается в последовательном использовании эвристического и детерминированного подхода, где первый нацелен на сокращение области поиска, а второй – на гарантированное обеспечение экстремального выходного результата.

На эвристическом этапе ГМО задействуется модифицированный эволюционно-генетический алгоритм (ЭГА) [12, 13] ТА ММИ. Этот алгоритм разработан и экспериментально исследован в работах [3, 2], где продемонстрирована его эффективность как инструмента субоптимизации процедуры ТА ММИ. На детерминированном этапе используется алгоритм гарантированного нахождения экстремума, основанный на переборе ближайшей окрестности структуры АП, найденной на первом этапе. Механизм детерминированного алгоритма описан в работе [2], а эффективность ГМО продемонстрирована в исследованиях [14, 15].

Следует отметить, что ГМО позволяет обеспечить биоптимизацию процедуры ТА, т.е. сделать показатель точности и времени оптимальными (сбалансированными) относительно друг друга. Это достигается за счет того, что точность решения выводится из рассмотрения, поскольку гибридный алгоритм гарантированно обеспечивает экстремальный выходной результат. Таким образом, единственным критерием эффективности алгоритма ГМО является общее время обработки изображения.

Очевидно, что в разработанной гибридной модели наиболее ресурсозатратным является детерминированный алгоритм направленного перебора ближайшей окрестности. Для сокращения общего времени обработки необходимо на этапе использования ЭГА обеспечить максимально близкий к экстремуму результат, что позволит свести количество итераций детерминированного этапа к минимуму. Поскольку одна итерация ЭГА требует значительно меньше времени, чем итерация детерминированного алгоритма, то существует явный приоритет выполнения большего количества итераций ЭГА с целью максимизации вероятности вхождения в экстремальную зону. Избыточные итерации ЭГА не окажут сильного воздействия на общее время обработки, тогда как большое количество итераций детерминированного алгоритма, вызванное неудачной работой (результат не входит в экстремальную зону) этапа ЭГА, могут существенно повысить вычислительное время ГМО.

Весомым фактором, влияющим на время обработки изображения алгоритмом, также является оценочная функция альтернативного решения – в настоящей задаче этой функцией являются критерии (2а) и/или (2б). При этом основными подходами к уменьшению затрат являются следующие: сокращение числа вызовов функции за счет уменьшения количественных факторов (количества итераций и/или одновременно обрабатываемых АП); уменьшение вычислительных операций функции; изменение самой оценочной функции.

Применительно к общему подходу расчёта критериев (2а) и (2б) для рассматриваемой предметной задачи автором предложен метод, который понизит число вычислительных операций и, как ожидается, не породит серьезных потерь точности в итоговом решении.

**Метод использования координатно сжатой матрицы изображения (КСМИ) при поиске оптимальной структуры АП.** Число вычислительных операций оценочного критерия (2а) и (2б) напрямую зависит от размера матрицы, т.е. общего количества пикселей изображения. Таким образом, для ускорения вычислительного процесса необходимо обрабатывать на каждом шаге решения задачи малое количество пикселей.

С этой целью автором был предложен метод КСМИ, заключающийся в следующем:

- ШАГ-1. Получить уменьшенную версию исходного изображения, который подается на обработку алгоритмом ТА ММИ;
- ШАГ-2. Обработать уменьшенную версию исходного изображения соответствующим алгоритмом для получения АП;
- ШАГ-3. Применить АП, полученную на втором шаге, для реализации ТА исходного изображения.

Для анализа метода КСМИ было выбрано 3 производственных изображения (см. рис. 2), имеющих HD-размер 1280 на 720 пикселей. Предполагается уменьшить их размер в три раза, т.е. до размера 426 на 240 пикселей.

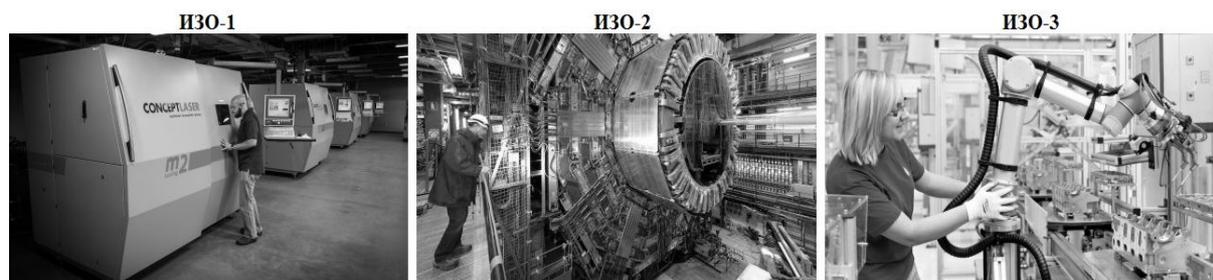


Рисунок 2 – Анализируемые изображения для проверки метода КСМИ

Перед исследованием метода целесообразно рассмотреть частотно-яркостные диаграммы исходных и уменьшенных изображений, поскольку структура АП подбирается исходя из яркостной диаграммы обрабатываемого изображения. На рисунке 3 видно, что после уменьшения изображения яркостная диаграмма приобретает резкие очертания, но не имеет серьезных отличий по сравнению с исходным изображением, что позволяет также рассчитывать и на структурно-близкие оптимальные АП для исходного и уменьшенного изображения.

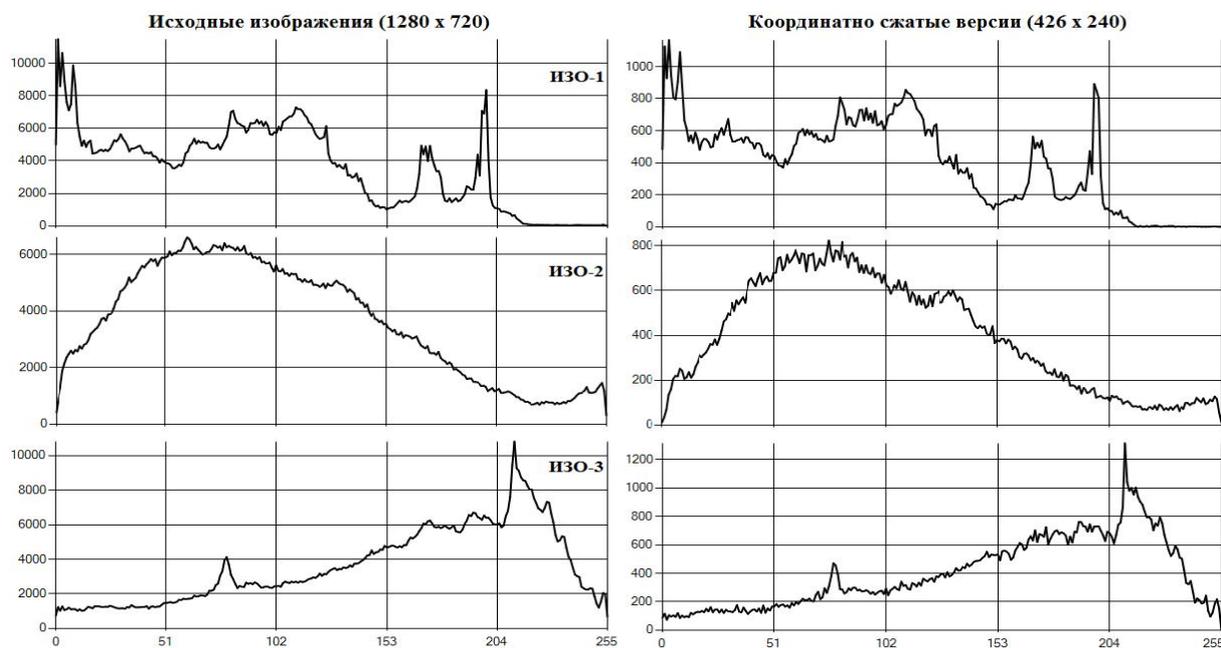


Рисунок 3 – Частотно-яркостные диаграммы изображений до и после уменьшения

Поскольку пиксели изображения распределены по всему рисунку, то локальные изменения их частоты на небольших расстояниях друг от друга не влияют на восприятие общей картины изображения. Сглаживающая линия для правых рисунков с определенным периодом сглаживания будет практически совпадать с графиком слева. Это и обосновывает их близость для зрительного восприятия. Частотная диаграмма яркости изображения не отображает последовательность смен яркости на самом рисунке, и поэтому оценка СКО, дисперсии, «зубристости» не является оценкой сравнимости изображений по зрительному восприятию, а также приборов, использующих графическую информацию при обработке изображений, распознавании образов и т.д.

Главным объективным показателем «близости» двух яркостных диаграмм в рамках настоящей предметной задачи является отклонение структур их экстремальных палитр.

Анализ метода предполагает обработку исходных изображений алгоритмом ГМО с целью получения для них экстремальных АП (ЭАП) размерностью в 8 тонов. С этой же целью алгоритмом ГМО будут обработаны также и уменьшенные версии. Далее ЭАП, полученная для уменьшенной версии, будет применена для тоновой аппроксимации исходного изображения. Имея оценку ЭАП для исходного изображения, можно осуществить сравнение с методом КСМИ. Необходимо отметить, что уменьшение изображения выполнялось простым усреднением участка пикселей 3 на 3. Очевидно, что разные алгоритмы уменьшения изображений могут оказать дополнительное влияние на эффективность метода КСМИ.

Рассмотрим результаты анализа по первому изображению. Тоновая палитра ММИ может быть описана как вектор натуральных чисел, представляющих собой кодировку того или иного тона пикселя. В выражении (3) представлена ЭАП для исходного варианта ИЗО-1 (см. рис. 3), полученная алгоритмом ГМО. Ниже демонстрируется ЭАП, полученная для уменьшенной версии (4). В выражении (5) для наглядности демонстрируется абсолютное координатное отклонение между двумя ЭАП. Координатная близость двух векторов позволяет рассчитывать на достаточно хороший результат применения метода КСМИ.

$$\text{ЭАП}_{\text{исх.}}^{\text{ИЗО-1}} = (7, 27, 46, 69, 90, 112, 135, 186). \quad (3)$$

$$\text{ЭАП}_{\text{умен.}}^{\text{ИЗО-1}} = (7, 26, 45, 68, 89, 112, 135, 184). \quad (4)$$

$$|\text{ЭАП}_{\text{исх.}}^{\text{ИЗО-1}} - \text{ЭАП}_{\text{умен.}}^{\text{ИЗО-1}}| = (0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 2). \quad (5)$$

Итак, оценка качества тоновой аппроксимации исходного изображения на основе  $\text{ЭАП}_{\text{исх.}}^{\text{ИЗО-1}}$  согласно критерию оптимизации (2б) составляет 5988776, а на основе  $\text{ЭАП}_{\text{умен.}}^{\text{ИЗО-1}}$  – 5995144. Таким образом, потеря качества при реализации метода КСМИ составляет ~0,1 %, тогда как количество вычислительных операций (2б) снижается приблизительно в 9 раз  $((1280 * 720)/(426 * 240) = 921600/102240 \approx 9)$ .

Для второго изображения отклонение получилось более существенным (6), тем не менее потеря качества при методе КСМИ не превысило 1 %. Для  $\text{ЭАП}_{\text{исх.}}^{\text{ИЗО-2}}$  оценка (2б) составила 6690704, а для  $\text{ЭАП}_{\text{умен.}}^{\text{ИЗО-2}}$  – 6743840, т.е. потеря около ~0,8 %.

$$\text{ЭАП}_{\text{исх.}}^{\text{ИЗО-2}} = (20, 45, 68, 91, 116, 142, 175, 230).$$

$$\text{ЭАП}_{\text{умен.}}^{\text{ИЗО-2}} = (24, 47, 68, 89, 112, 137, 170, 223).$$

$$|\text{ЭАП}_{\text{исх.}}^{\text{ИЗО-2}} - \text{ЭАП}_{\text{умен.}}^{\text{ИЗО-2}}| = (4, 2, 0, 2, 4, 5, 5, 7). \quad (6)$$

Как для первого изображения (5), так и для третьего (7) координатное отклонение между двумя ЭАП получилось несущественным, что естественно сказывается и на качестве реализации ТА. Для  $\text{ЭАП}_{\text{исх.}}^{\text{ИЗО-3}}$  согласно (2б) получена оценка качества – 6460683, а для  $\text{ЭАП}_{\text{умен.}}^{\text{ИЗО-3}}$  – 6471159. Потеря качества при осуществлении метода КСМИ для третьего изображения составляет ~0,16 %.

$$\text{ЭАП}_{\text{исх.}}^{\text{ИЗО-3}} = (27, 78, 115, 146, 171, 193, 214, 2233).$$

$$\text{ЭАП}_{\text{умен.}}^{\text{ИЗО-3}} = (29, 78, 115, 145, 170, 192, 213, 232).$$

$$|\text{ЭАП}_{\text{исх.}}^{\text{ИЗО-3}} - \text{ЭАП}_{\text{умен.}}^{\text{ИЗО-3}}| = (2, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1). \quad (7)$$

Анализ метода КСМИ по трем изображениям продемонстрировал высокую эффективность предложенного подхода для ускорения быстродействия алгоритма при минимальных потерях качества ТА. Визуальные потери согласно критерию (2б) для всех трех изображений не превысили 1 %, причем по двум изображениям погрешность не превысила 0,2 %.

В данном разделе был рассмотрен подход, позволяющий сократить время обработки не только ГМО, но и любых других алгоритмов ТА. В следующем разделе рассматривается экспериментальное сравнение алгоритма ГМО с алгоритмом *k*-средних по двум основным критериям: времени и точности.

**Оценка эффективности алгоритма ГМО на примере сравнения с модифицированным алгоритмом *k*-средних.** План сравнительного исследования предполагает обработку 100 ММИ, различающихся по следующим основным параметрам: размер, частотная диаграмма яркости, а также графические объекты (военная техника, производственные помещения, лица и т.д.). После проведения соответствующей обработки предполагается оценка алгоритмов по двум основным критериям, а именно – среднему показателю качества тоновой аппроксимации и времени обработки. После выбора наилучшего алгоритма по двум критериям производится оценка косвенных параметров (максимальное/минимальное улучшение и статистическая вероятность улучшения) относительно менее результативного алгоритма.

Проведенное исследование продемонстрировало преимущество ГМО над предложенными вариантами алгоритма *k*-средних по всем анализируемым параметрам (см. табл.). Как и ожидалось, наиболее эффективным по точности решения среди различных вариантов алгоритма *k*-средних оказался ПСК5000. В среднем по 100 изображениям ГМО позволил уменьшить отклонение тоновой аппроксимации согласно критерию (2б) в сравнении с ПСК5000 на 2,6 %. При этом среднее время обработки ГМО составило 77,8 миллисекунд (мс), тогда как ПСК5000 затратил 127,7 мс (см. табл., строка 6), т.е. время обработки ГМО меньше на ~39 %. Тестирование времени обработки осуществлялось на процессоре intel i7-4700mq (2.40-3.40 GHz, 4 ядра, 8 потоков).

Преимущество ГМО в точности по сравнению с ПСК50 и ПСК500 составляет 3,19–3,07 %. Однако ПСК50 и ПСК500 имеют существенное превосходство во времени обработки. Так, алгоритм ПСК50 в среднем занимает 2,1 мс на обработку и превосходит алгоритм ГМО в ~37 раз. В свою очередь алгоритм ПСК500 превосходит алгоритм ГМО по времени обработки в ~6 раз. Этот фактор делает указанные алгоритмы предпочтительными для задач с малым допустимым временным ресурсом. Тем не менее необходимо отметить, что несмотря на увеличение количества обрабатываемых АП в 10 раз, ПСК500 не продемон-

стрировал существенного улучшения реализации ТА по сравнению с ПСК50, кроме показателя максимального проигрыша алгоритму ГМО, т.е. в худшем случае ПСК500 уступил ГМО на 17,7 %, тогда как ПСК50 – на 30,1 % (см. табл., столбец 2, 3). Такой результат говорит о нестабильности такого подхода и высокой вероятности возможных отклонений, что вызвано случайным механизмом формирования наборов АП.

Следует отметить, что отрицательное значение в параметре минимального улучшения (см. табл., строка 4), свидетельствует о том, что был получен результат, превосходящий ГМО по качеству ТА согласно критерию (26). Однако статистическая вероятность события, в котором ГМО превосходит предложенные алгоритмы  $k$ -средних составляет не меньше 94 %. Таким образом, алгоритм ГМО в худшем случае уступил в качестве ТА по критерию (26) только в 6 из 100 обработанных изображений. Максимальное улучшение результата алгоритмом ГМО по критерию (26) варьировалось от 18 до 30 %.

Таблица – Результаты проведенного эксперимента

Параметры оценки	Основной эксперимент			Доп.
	ПСК50	ПСК500	ПСК5000	ПСК2200
ГМО в среднем лучше по критерию качества на (%)	3,19	3,07	2,6	3,15
ГМО максимально улучшил качество на (%)	30,17	17,78	18,6	22,78
ГМО минимально улучшил качество на (%)	-6,31	-3,35	-6,62	-6,01
Вероятность улучшения качества с помощью ГМО (%)	95	95	94	94
Среднее время обработки (мс)	2,14	12,06	127,74	81,01

Также было принято решение сравнить предложенную модель  $k$ -средних, но в приблизительно сопоставимых временных условиях с алгоритмом ГМО. Была использована модель  $k$ -средних, обрабатывающая 2200 случайных АП. При этом в среднем требовалось ~81 мс на обработку (напомним, среднее время ГМО составляет ~77 мс). Результаты проведенного тестирования также представлены в таблице.

#### Выводы.

1. Анализ метода КСМИ позволил подтвердить его эффективность в задаче тоновой аппроксимации ММИ. Разработанный метод увеличивает быстродействие вычисления оценочной функции в ~9 раз, при этом потеря качества тоновой аппроксимации не превышает 1 %;

2. Экспериментальное сравнение продемонстрировало преимущество предложенного алгоритма ГМО по качеству тоновой аппроксимации в сравнении с авторскими реализациями известного алгоритма  $k$ -средних и варьировалось от 2,6 до 3,19 %. В худшем случае алгоритм ГМО в среднем позволил улучшить качество тоновой аппроксимации ММИ по критерию (26) на 2,6 %, однако требуя на ~39 % меньше времени на обработку. В сопоставимых временных условиях за счет уменьшения количества АП обрабатываемых алгоритмом  $k$ -средних, преимущество ГМО составило 3,15 %.

Статистическая значимость «приведенных разниц» стандартными методами невозможна ввиду существенной «ненормальности» их распределения, что в большей степени определяется свойствами изображения, поскольку в исследованной выборке они существенно различаются (размеры, диаграмма яркости, «сюжет»). Вероятно, этот довод не очень убедителен, но для подобных оценок требуется выборка существенно большего размера, нежели 100 изображений. Поэтому данный размер выборки был принят отталкиваясь от наших ресурсо-временных возможностей, а также статистических мощностей похожих исследований [8, 10, 16, 20], насчитывающих выборки значительно меньшего размера (не более 10 изображений).

Также хотелось бы отметить, что основной целью эксперимента являлось подтверждение преимущества алгоритма ГМО. Было протестировано четыре различных вариаций алгоритма  $k$ -средних, и при этом алгоритм ГМО не уступил ни одной из них более чем в 6 изображениях из 100, что можно считать достаточно устойчивым показателем.

#### Список литературы

1. Абдулракеб А. Р. А. Обзор методов сегментации опухолей на МРТ-изображениях головного мозга / А. Р. А. Абдулракеб, Л. Т. Сушкова, Н. А. Лозовская // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2015. – № 1. – С. 122–138.
2. Нейдорф Р. А. Дуальная оптимизация тоновой аппроксимации монохромных изображений параллельным эволюционно-генетическим поиском / Р. А. Нейдорф, А. Г. Агаджанян // Труды СПИИРАН. – 2018. – Вып. 60. – С. 156–188.
3. 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. Технические науки. – 2017. – № 1–2 (186–187). – С. 133–145.
4. Brun L. Digital Color Imaging Handbook. The Electrical Engineering and Applied Signal Processing Series / L. Brun, A. Treneau. – NYC : CRC Press, 2003. – 764 p.
5. Burger W. Color Quantization / W. Burger, M. Burge // Digital Image Processing. Texts in Computer Science. – London : Springer, 2016. – P. 329–339.
6. Emre C. Improving the Performance of K-Means for Color Quantization / C. Emre // Image and Vision Computing. – 2011. – Vol. 29. – P. 260–271.

7. Hassan M. Evaluation of image quality assessment metrics: color quantization noise / M. Hassan, C. Bhagveti // *International Journal of Applied Information Systems (IJ AIS)*. – 2015. – Vol. 9, № 1. – P. 1–8.
8. Hu Y.-C. Improved vector quantization scheme for grayscale image compression / Y.-C. Hu, W.-L. Chen, C.-C. LO, J.-C. Chuang // *Opto-Electronics Review*. – 2012. – Vol. 20. – P. 187–193.
9. Kanan C. Color-to-Grayscale: Does the Method Matter in Image Recognition? / C. Kanan, G. Cottrell // *PLoS One*. – 2012. – vol. 7. – Режим доступа: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0029740>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ. (дата обращения 13.08.2018).
10. Kharinov M. Reclassification formula that provides to surpass K-means method / M. Kharinov // *Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2012. – Режим доступа: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1209/1209.6204.pdf>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ. (дата обращения 13.08.2018).
11. Llyod S. P. Least squares quantization / S. P. Llyod // *IEEE Trans. IT-28*. – 1982. – P. 129–137.
12. Luke S. *Essentials of Metaheuristics*. Lulu. – 2013. – 227 p. – Режим доступа: <https://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/Essentials.pdf>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. англ. (дата обращения 20.09.2018).
13. Mitchell M. *An Introduction to Genetic Algorithms* / M. Mitchell // MIT press. – 1999. – 221 p.
14. Neydorf R. A. A high-speed hybrid algorithm of monochrome multitone images approximation / R. A. Neydorf, A. G. Aghajanyan, D. Vucinic // *IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*. – 2017.
15. 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. IARIA*. – 2017. – P. 20–25.
16. Ramirez E. Grayscale Image Segmentation Based on Associative Memories / E. Ramirez, O. Jimenez, A. Perez, O. Pogrebnyak // *Computations in Systems*. – 2011. – Vol. 15. – P. 149–162.
17. Sangwine S. *The Colour Image Processing Handbook* / S. Sangwine, R. Horne. – Berlin : Springer-Verlag, Heidelberg, 1998. – 425 p.
18. Schaefer G. Effective colour reduction using grey wolf optimization / G. Schaefer, P. Agarwal, M. Emre Celebi. // *European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering. ECCOMAS 2017: VipIMAGE*. – 2017. – P. 170–178.
19. Shapiro L. *Computer Vision* / L. Shapiro, G. Stockman. – Prentice Hall PTR, 2001. – 609 p.
20. Yue X. D. An efficient color quantization based on generic roughness measure / X. D. Yue, D. Q. Miao, L. B. Cao, Q. Wu, Y. F. Chen // *Pattern Recognition*. – 2014. – vol. 47. – P. 1777–1789.

#### References

1. Abdulrakeb A. R. A., Sushkova L. T., Lozovskaya N. A. Obzor metodov segmentatsii opukholey na mrt-izobrazheniyakh golovnoy mozga [A survey of segmentation methods for medical mrt-images of brain tumors]. *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Control and High Technologies], 2015, no. 1, pp. 122–138.
2. Neydorf R. A., Aghajanyan A. G. Dualnaya optimizatsiya tonovoy approksimatsii monokhromnykh izobrazheniy parallelnym evolyutsionym poiskom [Dual optimization of monochrome images tone approximation using parallel evolutionarily genetic search]. *Trudy SPIIRAN* [SPIIRAS Proceedings], 2018, no. 60, pp. 156–188.
3. Neydorf R. A., Aghajanyan A. G. Issledovanie aspektov vozmozhnogo primeneniya suboptimalnoy tonovoy approksimatsii izobrazheniy v zadachakh tekhnicheskogo zreniya sredstv avtonomnoy navigatsii [The research of the application possibilities of tones approximation in a technical vision for the autonomous navigation objects]. *Izvestiya SFEDU, Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFEDU. Engineering Science], 2017, pp. 133–145.
4. Brun L., Tremeau A. *Digital Color Imaging Handbook. The Electrical Engineering and Applied Signal Processing Series*. NYC, CRC Press, 2003. 764 p.
5. Burger W., Burge M. Color Quantization. *Digital Image Processing. Texts in Computer Science*. London, Springer, 2016, pp. 329–339.
6. Emre C. Improving the Performance of K-Means for Color Quantization. *Image and Vision Computing*, 2011, vol. 29, pp. 260–271.
7. Hassan M., Bhagveti C. Evaluation of image quality assessment metrics: color quantization noise. *International Journal of Applied Information Systems (IJ AIS)*, 2015, vol. 9, no. 1, pp. 1–8.
8. 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.
9. Kanan C., Cottrell G. Color-to-Grayscale: Does the Method Matter in Image Recognition? *PLoS One*, 2012, vol. 7. Available at: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0029740> (accessed 14.09.2018).
10. Kharinov M. Reclassification formula that provides to surpass K-means method. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012. Available at: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1209/1209.6204.pdf> (accessed 14.09.2018).
11. Llyod S. P. Least squares quantization. *IEEE Trans. IT-28*, 1982, pp. 129–137.
12. Luke S. *Essentials of Metaheuristics*. Lulu, 2013. 227 p. Available at: <https://cs.gmu.edu/~sean/book/metaheuristics/Essentials.pdf> (accessed 20.09.2018).
13. Mitchell M. *An Introduction to Genetic Algorithms*. MIT press, 1999. 221 p.
14. 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.
15. Neydorf R. A., Aghajanyan A. G., Vucinic D. Improved Bi-optimal Hybrid Approximation Algorithm for Monochrome Multitone Image Processing. *ADVCOMP 2017, The Eleventh International Conference on Advanced Engineering Computing and Applications in Sciences, IARIA*, 2017, pp. 20–25.

16. Ramirez E., Jimenez O., Perez A., Pogrebnyak O. Grayscale Image Segmentation Based on Associative Memories. *Computations in Systems*, 2011, vol. 15, pp. 149–162.
17. Sangwine S., Horne R. *The Colour Image Processing Handbook*. Berlin, Springer-Verlag, Heidelberg, 1998. 425 p.
18. Schaefer G., Agarwal P., M. Emre Celebi. Effective colour reduction using grey wolf optimization. *European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering. ECCOMAS 2017: VipIMAGE*, 2017, pp. 170–178.
19. Shapiro L., Stockman G. *Computer Vision*. Prentice Hall PTR, 2001. – 609 p.
20. Yue X. D., Miao D. Q., Cao L. B., Wu Q., Chen Y. F. An efficient color quantization based on generic roughness measure. *Pattern Recognition*, 2014, vol. 47, pp. 1777–1789.