

Адаптивная оптимизация тоновой аппроксимации монохромных растровых изображений

Р. А. Нейдорф¹, А. Г. Агаджанян²

Донской государственный технический университет
ran_pro@mail.ru¹, foralbert92@gmail.com²

Аннотация. Одним из основных факторов, влияющих на качество тоновой аппроксимации является корректное определение структуры аппроксимирующей палитры (АП), т.е. входящих в нее тонов. Таким образом, встает поисково-оптимизационная задача по подбору АП для изображения. С целью решения этой задачи авторами был разработан и исследован гибридный алгоритм, сочетающий эвристический и детерминированный поисковые подходы, сочетающиеся так, чтобы гарантированно обеспечить, по меньшей мере, субоптимальную тоновую аппроксимацию. Этот алгоритм позволил также сделать возможной двухпараметрическую оптимизацию процедуры тоновой аппроксимации. Целью описываемого исследования является разработка и внедрения адаптивной системы изменения количества итераций эвристической составляющей гибридной модели - эволюционно-генетического алгоритма. Статистические исследования позволили выработать критерий значимости итерации при выполнении поиска, позволяющий примерно оценить близость его результата к экстремальной зоне, и построить на нем условие перехода от эвристического этапа к детерминированному, что позволило значительно сократить общее вычислительное время алгоритма. Это, при гарантированном достижении экстремума детерминированным алгоритмом позволило обеспечить условную оптимизацию быстродействия всего гибридного алгоритма. Экспериментальное исследование подтвердило эффективность разработанной адаптивной схемы определения условия смены составляющих гибридного алгоритма по сравнению с фиксированным вариантом.

Ключевые слова: тоновая аппроксимация; обработка изображений; адаптивная модель; оптимизация; эволюционно-генетический алгоритм; условия экстремума; гибридный алгоритм

I. ВВЕДЕНИЕ

Размерность яркостной тоновой палитры, воспроизводящей монохромное изображение, является одним из ключевых параметров, влияющих на итоговое визуальное качество изображения. Данное свойство часто именуется «глубиной цвета», но, по мнению авторов, именно размерность палитры дает более корректную оценку этого свойства. Современные средства вычислений позволяют обрабатывать и воспроизводить изображения, имеющие 24-битную размерность палитры, т.е. обеспечивающие более 16 миллионов цветов. Однако, монохромное мультитоновое представление изображений и

их тоновая аппроксимация, т.е. понижение размерности их палитры, также остается актуальной задачей многих технических приложений. Сокращение размерности палитры приводит к уменьшению объема цифрового файла, а оптимизация данной процедуры может позволить при этом добиться максимального снижения визуальных потерь. Помимо эффективного сжатия информации, подобная процедура может быть использована для упрощения фильтрации шумов, распознавания образов и т.д. Это обусловлено тем, что понижение палитры может сделать границы между объектами более очевидными за счет ощутимой смены яркости, улучшив эффект их распознавания. В предложенной работе исследуется процесс тоновой аппроксимации применительно к обработке монохромных мультитоновых изображений (ММИ), стандартная палитра которых оперирует 256 оттенками серого цвета. В стандартной палитре ММИ интенсивность тона «0» обозначает черный цвет, а белый цвет кодируется значением «255». Акцент исследования именно на ММИ обусловлен тем, что монохромное представление и анализ изображений и сцен распространен при использовании технического зрения. Конкретизация, в данном случае, должна способствовать получению более содержательных исследовательских результатов в рассматриваемой предметной области.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

С целью обеспечения оптимизации процедуры тоновой аппроксимации нужно разработать ориентированный на предметную задачу алгоритм, гарантирующий получение, либо оптимального результата, либо субоптимального, но экстремального по критерию качества результата аппроксимации ММИ, выполненного в палитре высокой размерности, изображением с более низкой размерностью.

III. ГИБРИДНЫЙ АЛГОРИТМ ОПТИМИЗАЦИИ ПРОЦЕДУРЫ ТОНОВОЙ АППРОКСИМАЦИИ

III.1 Тоновая аппроксимация ММИ и возможности ее оптимизации.

Выше было отмечено, что задача тоновой аппроксимации заключается в сокращении исходной палитры (ИП) изображения

$$P^o = (t_1^o, t_2^o, \dots, t_i^o, \dots, t_{s^o}^o) \quad (1)$$

при сохранении размера изображения в пикселях. Здесь в (1) S^o – это размерность ИП, t_i^o – тон ИП.

Стандартная палитра ММИ задается в (1) множеством натуральных чисел, кодирующих яркость:

$$P_{256}^o = (0, 1, 2, \dots, 255). \quad (2)$$

Сокращение палитры означает замену тонов исходного ММИ (ИММИ), имеющих значения из ИП (2), на тона из аппроксимирующей палитры (АП):

$$P_0^a = (t_{i_0}^a, t_{i_1}^a, \dots, t_{i_n}^a, \dots, t_{i_m}^a) \quad (3)$$

Где $S_0^a = S^a$ – это размерность АП, $t_{j_0}^a$ – тон АП, индекс «0» – признак центра некоторой окрестности.

При заданной АП процедура замены пикселей определяется, законом сопоставления тону t_i^o тона t_j^a . Очевидно, что наилучший результат аппроксимации можно получить минимизируя отклонения тонов всех пикселей аппроксимированного ММИ (АММИ) от координатно соответствующих им тонов ИММИ, т.е. оптимизируя АП. Структура АП (3) отличается от ИП размерностью, но должна содержать числа из того же ряда, т.е. $0 \leq t_j^a \leq 255$. Например, АП размерностью $S = 5$ может принять следующий вид:

$$P_0^5 = (4, 33, 88, 120, 205). \quad (4)$$

Очевидным свойством любой палитры является отсутствие в ней одинаковых чисел: $\forall i \neq j \rightarrow t_i \neq t_j$, а очевидным условием аппроксимации является то, что один и тот же тон ИП не может заменяться разными тонами АП. Таким образом, качество тоновой аппроксимации обеспечивается оптимизацией АП, т.е. решением поисково-оптимизационной задачи.

Растровое цифровое изображение, например, ИММИ, можно представить матрицей

$$P[i, k, l] = \begin{bmatrix} \ddots & \vdots & \ddots \\ \cdots & (t_i^o)_{kl} & \cdots \\ \ddots & \vdots & \ddots \end{bmatrix}, \quad (5)$$

где k – номер строки, а l – номер столбца матрицы; i – индекс, тона t_i^o в ИП. Математическая модель (ММ) АММИ также будет представлена в виде (5) с матричными элементами t_j^a , и с теми же k и l . Такая форма ММ изображения обуславливает поэлементный расчет критерия точности аппроксимации Q как среднего отклонения тонов ИММИ и АММИ:

$$Q = \overline{\Delta(P_0^a)} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=1}^n \left(\sum_{l=1}^m \left| (t_{j_0}^a)_{kl} - (t_{i_0}^o)_{kl} \right| \right). \quad (6)$$

Здесь n – число строк, m – число столбцов, а $N = n \cdot m$ – общее количество пикселей, определяют форму и пиксельный размер прямоугольного ММИ. Использование в (6) под знаком суммы не возведения в квадрат, а модуля, повышающего точность аппроксимации, обоснована в работе [1].

III.2 Алгоритмы оптимизации тоновой аппроксимации ММИ.

Для решения задачи оптимизации АММИ построен ориентированный под нее модифицированный эволюционно-генетический алгоритм (МЭГА), продемонстрировавший высокую эффективность. Помимо применения традиционных генетических и эволюционных механизмов (селекция, кроссинговер, мутация) в МЭГА применен специальный детерминированный алгоритм расчета по частотно-яркостной диаграмме ИММИ частотно взвешенной стартовой АП, что позволило сократить область и время поиска [2, 3]. Однако, ЭГА является эвристическим методом, поэтому, как и другие подобные алгоритмы, не может гарантировать субоптимальный результат, например, локальный экстремум. Это обусловило разработку дополнительного, нового для решаемой задачи алгоритма оценки и поиска экстремума. Его сущность состоит в том, что формируется ε -окрестность вектора АП, являющаяся комбинаторной совокупностью любых S^a элементов вида (3) – P_ε^a , отстоящих от P_0^a не более, чем на 1. Таким образом,

$$\forall t_{j_\varepsilon}^a = t_{j_0}^a + \varepsilon, \varepsilon \in \{-1, 0, 1\} \rightarrow t_{j_\varepsilon}^a \in P_\varepsilon^a. \quad (7)$$

Все их множество показано в табл. 1, средняя строка которой, есть АП как центр окрестности.

ТАБЛИЦА 1 Единичная ε -окрестность исследуемой АП

	$t_{i_0}^a - 1$	$t_{i_1}^a - 1$	$t_{i_2}^a - 1$	\dots	$t_{i_n}^a - 1$	\dots	$t_{i_m}^a - 1$
$t_{j_\varepsilon}^a =$	$t_{i_0}^a$	$t_{i_1}^a$	$t_{i_2}^a$	\dots	$t_{i_n}^a$	\dots	$t_{i_m}^a$
	$t_{i_0}^a + 1$	$t_{i_1}^a + 1$	$t_{i_2}^a + 1$	\dots	$t_{i_n}^a + 1$	\dots	$t_{i_m}^a + 1$

Алгоритм проверки любой АП типа (4) P_0^a на экстремум заключается в исследовании всей ее ε -окрестности $P_\varepsilon^a \subset P^a$ по критерию оптимизации (6), и оценке выполнения условия

$$\overline{\Delta(P_0^a)} \leq \overline{\Delta(P_0^{a\varepsilon})}. \quad (8)$$

Если условие (8) выполняется, P_0^a есть, как минимум, локальный экстремум некоторой области качества аппроксимации, В противном случае лучшая АП окрестности $P_0^{a_m} = \min(P_0^{a\varepsilon})$ оценивается как возможный экстремум, и процедура повторяется пока не находится ближайший к исходной АП экстремум. Он может быть, как локальным, так и глобальным. Описанный алгоритм поиска ближайшего экстремума (АПБЭ) является детерминированным и NP-сложным. Поэтому он

применим для небольших S^a . Задача оценки общего количества анализируемых элементов ε -окрестности P_0^a при 3 возможных значениях каждого тона АП сводится к комбинаторной задаче вычисления числа размещений S^a объектов с 3 повторениями и вычисляется по формуле

$$A_3^{S^a} = 3^{S^a}. \quad (8)$$

Таким образом, время полного перебора и анализа вариантов ε -окрестности P_0^a растет в показательной зависимости от размерности АП, и АПБЭ может быть эффективным только при попадании результата работы МЭГА в область, близкую к оптимуму или к локальному экстремуму, являющемуся субоптимумом. Это обусловило поиск решения поставленной выше задачи построением гибридного алгоритма поиска оптимальной АП, соединяющего эффективный по быстродействию и качеству МЭГА и гарантирующий как минимум субоптимизацию АПБЭ.

III.3 Структура и инструменты настройки гибридной модели алгоритма оптимизации АММИ.

Исследование разработанного пилотного варианта гибридной модели оптимизации (ГМО) результатов аппроксимации ММИ показало ее перспективность, как для качественного повышения эффективности понижения тоновой палитры, так для повышения быстродействия решения задачи [4, 5, 6]. Кроме того, данный подход показал возможность биоптимизации процедуры тоновой аппроксимации по обоим критериям. Эта возможность обусловлена гарантированностью субоптимизации точности при использовании АПБЭ. В результате показатель точности исключен из рассмотрения, и единственным критерием оптимизации алгоритма осталась оценка общего времени вычисления.

Гибридная модель предполагает последовательный поиск структуры АП сначала эвристическим методом, а потом детерминированным. Эвристический этап не имеет высокого уровня достоверности выходного результата, но при этом МЭГА затрачивает существенно меньше времени, нежели АПБЭ. Это позволяет использовать МЭГА для сокращения области поиска оптимизацией его настроечных параметров. Одной из важных настроек гибридного алгоритма, сильно влияющих на общее время, является условие перехода от первого этапа к другому. Если МЭГА не приблизится достаточно к экстремальной области, резко возрастет общее время поиска, поскольку детерминированный алгоритм требует более весомого временного ресурса. Избыточные шаги МЭГА также повышают время, но в меньшей степени.

Для используемого в ГМО варианте МЭГА применено 20 поисковых итераций. Исследования на статистически представительной выборке вариантов ММИ показали, что это число можно считать субоптимальным. Проведенные на ИММИ размером 430 на 240 пикселей исследования показали, что общее время алгоритма при таком количестве итераций в среднем по различным

изображениям составляет около 90 секунд. При этом обнаружилась потенциальная возможность улучшить результат созданием адаптивного алгоритма управления количеством поисковых итераций при оптимизации. В статье приводятся результаты исследования стратегии управления минимизирующим время работы ГМО количеством итераций МЭГА. Для этого предложена трехпараметрическая схема адаптивного варьирования количества поисковых итераций алгоритма МЭГА.

Для адаптации выбраны три параметра настройки: количество гарантированно совершаемых итераций g , количество дополнительных итераций z , e – величина эффективного уменьшения критерия ΔQ_a в итерации, вычисляемая по (6). При этом схема адаптации имеет вид (r – номер текущей поисковой итерации):

1. $r < g$ – повторяются итерации МЭГА;
2. $r = g$ – вычисляется $\Delta Q_a = \overline{\Delta t(P_0^a)}_{g-1} - \overline{\Delta t(P_0^a)}_g$,
3. $g = g + z$; переход к дополнительным итерациям;
4. $r < g$ – проверяется условие улучшения ΔQ_a

$$\overline{\Delta t(P_0^a)}_{g-1} - \overline{\Delta t(P_0^a)}_g < e; \quad (9)$$

1. при невыполнении (9) – возврат к шагу 3;
2. при выполнении (9) – переход к алгоритму АПБЭ.

Включение параметра g обусловлено тем, что МЭГА требуется какое-то заданное минимальное количество поисковых итераций для приближение к экстремальной зоне. С ростом g растет, и вероятность входа в экстремальную зону, и время поиска. Параметр z , при эвристической сути ЭГА, снижает риск «зацикливания», т.к. дополнительные шаги дают шанс преодолеть зону локального экстремума. Для оценки требуемого значения критерия e проведены исследования по субоптимальной аппроксимации изображений. Анализ приращений ΔQ_a по каждому из изображений позволил остановиться на $e \leq 0,0001$.

Для исследования процесса адаптации МЭГА изменением количества поисковых итераций проведен двухфакторный эксперимент с параметрами: запас поисковых итераций $z=3, 4$ и 5 ; гарантированное количество начальных итераций $g=12, 14$ и 16 (4 и 14 – координаты «нулевой точки»). Экспериментальное исследование параметров адаптивной системы проведено на тех же изображениях, что использовались для эксперимента фиксированного подхода. Они обработаны гибридным алгоритмом для каждой пары настроек адаптивной схемы. Это позволило сравнить оба подхода. Результаты эксперимента представлены в табл. II. В колонке **1** представлены результаты неадаптивного подхода с 20 итерациями, а в **2-10** результаты эксперимента. В строках «Средн.» и «СКО» таблицы указаны средние значения времени работы ГМО по всем

изображениям. Все варианты, кроме **4** (90.1 с.), показали улучшение времени по сравнению с **1** (89,3 с.). Лучший же вариант **3** снизил общее время всего на ~6% (83,9 с.).

ТАБЛИЦА II РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОВЕДЕННОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
z	Нет	3			4			5		
g	20	12	14	16	12	14	16	12	14	16
Средн.	89,3	86,9	83,9	90,1	84,3	86,3	85,2	85,9	86,8	87,1
СКО	15,4	11,7	10,9	10,1	7,7	10,1	11,4	9,6	11,1	9,2

Однако, анализ СКО (для **1** – 15,4 с., для **5** – 7,7 с.) показывает его существенное уменьшение. Это означает, что адаптивный подход к каждому изображению снижает вероятность невыхода к экстремуму. Таким образом, адаптивность позволила повысить надежность выходных результатов ГМО.

Этот вывод наглядно подтверждается диаграммой на рис. 1, представленной ниже. Ее столбцы показывают: среднее значение времени поиска (верх серого) и его диапазон (от низа серого до верха светло-серого). Доверительная вероятность составляет около ~70%. Хорошо видно, что максимум вероятного времени работы ГМО существенно снижается.

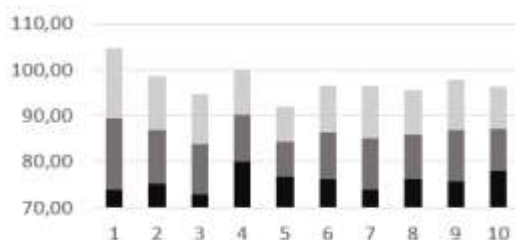


Рис. 1. Зависимость доверительных интервалов времени гибридного алгоритма от настроек адаптивной системы МЭГА

Таким образом, квазиоптимальным вариантом ГМО можно принять его настройки $z = 4$ и $g = 12$, давшие минимальный доверительный максимум времени его работы, а также второе по величине среднее время поиска. Однако, значительный уровень неопределенности результатов показывает, что целесообразно продолжить исследования, как по уточнению количественных значений настроек, так и по расширению их состава.

Также необходимо отметить, что для повышения эффективности разработанной ГМО нужно уточнить результативное значение порогового параметра e .

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные результаты проведенного исследования состоят в следующем:

1. предложенный как ГМО гибридный алгоритм тоновой аппроксимации монохромных растровых изображений, объединяющий эвристический модифицированный эволюционно-генетический алгоритм (МЭГА) превентивного поиска окрестности оптимального качества в факторном пространстве настроек ЭГА, и детерминированный алгоритм поиска ближайшего экстремума (АПБЭ)

этой окрестности, продемонстрировал ощутимую результативность и явную перспективность;

2. в работе показано, что использование АПБЭ в ГМО гарантирует субоптимальный и допускает оптимальный результат по качеству аппроксимации, а настройки МЭГА существенно влияют на общее быстродействие ГМО, что позволяет выбрать последнее единственным критерием его оптимизации;
3. экспериментальное исследование интегрированной в МЭГА адаптивной системы управления поисковыми итерациями на тестовой выборке изображений позволило найти субоптимальную для нее совокупность настроек, обеспечивших уменьшение (на ~6,3%) времени обработки при гарантированной экстремальности результата, а также снижение максимального уровня доверительного максимума времени поиска;
4. целесообразно продолжить исследования по расширению спектра настроек адаптивных свойств ГМО и по уточнению их количественных значений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] 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. Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ. №1-2 (186-187). 2017. С. 133-145.
- [2] Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D. Monochrome Multitone Image Approximation on Lowered Dimension Palette with Sub-optimization Method based on Genetic Algorithm. Springer, Improved Performance of Materials. Springer International Publishing: 2018. pp. 144-154.
- [3] Neydorf R.A., Aghajanyan A.G., Vucinic D. Monochrome multitone image approximation with low-dimensional palette. IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS). 2016.
- [4] Нейдорф Р.А., Агаджанян А.Г., Нейдорф А.Р. Оптимизация результатов аппроксимации растровых изображений и оценка их экстремальности // Математические методы в технике и технологиях. Саратов: СГТУ и. Ю.А. Гагарина. Том 1. 2017. с. 19-26.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] Emre C. Improving the Performance of K-Means for Color Quantization. //Image and Vision Computing, vol. 29, pp. 260-271, 2011.
- [8] Chirov D., Chertova O., Potapchuk T. Methods of study requirements for the complex robotic vision system.// Spiiran proceedings, vol. 2(51), pp. 152-176, 2017.
- [9] Pierre C., Jean-Philippe R. Stochastic Optimization Algorithms. Handbook of Research on Nature Inspired Computing for Economics and Management Hershey, 2006.
- [10] Christopher Bishop. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006.
- [11] Puzicha J., Held M., Ketterer J. On spatial quantization of color images. //IEEE Transaction on Image Processing, vol. 9. no. 4, 2000, pp. 66-82.

- [12] Schütze O. Hernandez V. The hypervolume based directed search method for multi-objective optimization problems // Journal of Heuristics. Springer US: 2016. vol. 22. pp. 273-300.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1986. vol. 8. pp. 679-698.