

УДК 004.921

В. А. Ворошень, Д. М. Романенко

Белорусский государственный технологический университет

МЕТОД ПОСТРОЕНИЯ ЦВЕТОВЫХ СХЕМ НА ОСНОВЕ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ЦВЕТОВЫХ ВЕКТОРОВ И ТОНАЛЬНОГО АНАЛИЗА РАСТРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Рассматривается задача автоматизированного анализа цветовых характеристик растровых изображений с помощью построения цветовых схем. В качестве основного способа выделения цветов используется кластеризация с помощью k -средних, позволяющая определить наиболее характерные цвета изображения. Для повышения качества построения цветовых схем применяются этапы предварительной обработки, включающие масштабирование изображения с бикубической интерполяцией и размытие по Гауссу. Объясняется выбор метода интерполяции с учетом наличия на фотографиях шумов и дефектов, влияющих на цвета, а также сохранения существующих цветов. Предложены три разновидности цветовых схем: ключевые цвета, тональные доминанты и акценты. При определении ключевых цветов используется кластеризация всех оттенков, представленных на изображении. Извлечение тональных доминант осуществляется тем же способом для наиболее распространенных цветов изображения. Для определения акцентов используется алгоритм, учитывающий основные особенности восприятия цветов человеком, а также цветовая модель HSV, представляющая оттенок, яркость и насыщенность как отдельные каналы. Полученные цветовые схемы изображений, содержащих памятные цвета, проверены на достоверность с помощью таблиц памятных цветов. Результаты могут быть применимы в таких областях компьютерного зрения, как автоматизированный анализ композиции фотографий, автоматизированная жанровая классификация, анализ жанровых закономерностей наборов фотографий, улучшение алгоритмов рекомендательных систем.

Ключевые слова: растровые изображения, цветовая схема, кластеризация, метод k -средних, ключевые цвета, тональные доминанты, акценты.

Для цитирования: Ворошень В. А., Романенко Д. М. Метод построения цветовых схем на основе кластеризации цветовых векторов и тонального анализа растровых изображений // Труды БГТУ. Сер. 3, Физико-математические науки и информатика. 2025. № 2 (296) С. 99–109.

DOI: 10.52065/2520-6141-2025-296-13.

V. A. Voroshen, D. M. Romanenko

Belarusian State Technological University

METHOD FOR CONSTRUCTING COLOR SCHEMES BASED ON COLOR VECTOR CLUSTERING AND RASTER IMAGES TONAL ANALYSIS

This paper addresses the problem of automated analysis of the color characteristics of raster images through the construction of color schemes. The primary method used for color extraction is k -means clustering, which allows for the identification of the most representative colors in an image. To enhance the quality of the generated color schemes, preprocessing steps such as image scaling using bicubic interpolation and Gaussian blurring are applied. The choice of the interpolation method is explained, taking into account the presence of noise and defects in the photographs that affect the colors, as well as the preservation of existing colors. Three types of color schemes are proposed: key colors, tonal dominants, and accents. Key colors are determined by clustering all shades present in the image. Tonal dominants are extracted using the same method, focusing on the most prevalent colors. Accents are identified using an algorithm that considers key aspects of human color perception, as well as the HSV color model, which represents hue, brightness, and saturation as separate channels. The resulting color schemes for images containing memorable colors are validated using tables of memorable colors. The proposed approach may find applications in various areas of computer vision, such as automated photo composition analysis, automated genre classification, analysis of genre-specific patterns in photo collections, and enhancement of recommendation system algorithms.

Keywords: raster images, color scheme, clustering, k -means method, key colors, tonal dominants, accents.

For citation: Voroshen V. A., Romanenko D. M. Method for constructing color schemes based on color vector clustering and raster images tonal analysis. *Proceedings of BSTU, issue 3, Physics and Mathematics. Informatics*, 2025, no. 2 (296), pp. 99–109 (In Russian).

DOI: 10.52065/2520-6141-2025-296-13.

Введение. Визуальное искусство, результатом которого становится цифровое изображение, использует цвет в качестве основного средства выразительности наряду с композицией, перспективой и сюжетом. Цвет определяет первое впечатление от изображения, формирует его контекст и влияет на эстетическое восприятие. Это актуально и для фотографии, которая является одним из наиболее выразительных направлений визуального искусства.

Развитие технических средств, технологий обработки изображений, появление вычислительной фотографии [1], а также ускоренный рост создания фотоснимков и их повсеместная доступность приводят к необходимости разработки автоматизированных подходов к анализу изображений не только с физической или технической, но и с художественной точки зрения. Автоматизация целесообразна в случае больших наборов данных, которые невозможно проанализировать вручную.

Одним из способов автоматического анализа растрового изображения является оценка получаемых на его основе цветовых схем – совокупностей доминирующих цветов изображения [2]. Данный подход позволяет существенно упростить анализ, поскольку количество цветов сокращается с сотен тысяч до ограниченного количества основных оттенков, которое можно контролировать, что позволяет получить схемы различной детализации.

Цель данной работы – выявление основных цветовых характеристик, описываемых цветовыми схемами, созданными на основе метода кластеризации k -средних и тонального анализа [3]. При этом для рассматриваемого изображения выполняется предобработка и выделяются цветовые схемы, описывающие его различные аспекты.

Постопоставление цветовых схем фотографий, выполненных в различных жанрах, может найти применение в задачах классификации [4] и стилистической обработки.

Основная часть. Исходным для построения цветовых схем может служить любое растровое изображение. В данном случае используются фотографии, опубликованные на открытом ресурсе 35PHOTO [5]. При этом к изображениям предъявляются следующие требования:

- фотографии должны быть естественными: чрезмерная авторская обработка, влияющая на отображение цвета и его натуральность, не соответствуют тематике исследования;
- предпочтение отдается фотографиям, выполненным в дневное время, поскольку в таком случае становится возможным оценить соответствие выделенных цветов памятным, однако допускается также и съемка в ночное или режимное время [6].

Изображения сохраняются в формате JPG. Данный формат позволяет хранить изображения высокого разрешения, при котором менее заметным становится один из его основных недостатков – сжатие с потерями. Также ресурс 35PHOTO рекомендует загружать фотографии, разрешение которых по большей стороне составляет от 1000 до 2000 пикселей [7], что способствует уменьшению числа артефактов сжатия, которые могут оказать негативное влияние на цвета изображения. По умолчанию информация о цвете изображений хранится с использованием цветового пространства RGB, однако данное пространство не универсально и в некоторых случаях его удобно конвертировать в иное.

Любое изображение (I) можно представить в виде набора пикселей, имеющих определенные характеристики [8]. Каждый такой пиксель описывается вектором p размерности n , где n – количество характеристик пикселя, в данном случае равное трем по числу цветовых каналов: красного, зеленого и синего. Иначе говоря, изображение является тензором размера $H \times W \times 3$, где H и W – высота и ширина изображения в пикселях соответственно, а каждая точка содержит некоторый вектор $c_{i,j} = (R, G, B)$, где $R, G, B \in [0, 255]$ – уровни квантования цвета. Таким образом, изображение можно описать так:

$$I = \{c_{i,j} \mid i = 1 \dots H, j = 1 \dots W\}, c_{i,j} \in^3. \quad (1)$$

Структура цветового вектора c остается неизменной для цветовых пространств, имеющих три компонента, в отличие, например, от четырехэлементной цветовой модели СМΥК.

Исследование цветовых характеристик изображения традиционными методами включает в себя алгоритмы кластеризации и тонального анализа. Поскольку количество разных цветов, присутствующих на изображении, может достигать существенных величин, для упрощения анализа выделяется ряд ключевых цветов, описывающих исходное изображение по тому или иному принципу. Такие цвета в совокупности составляют цветовые схемы, или палитры.

Цветовая палитра должна содержать цвета, наиболее полно описывающие изображение, включая оттенки фона, переднего плана и возможных акцентных цветов.

Для каждого изображения создается по три цветовые схемы: ключевые цвета, тональные доминанты и акценты, каждая из которых со своей стороны раскрывает цветовое содержание изображения.

Ключевые цвета содержат результат проведения кластеризации всех цветов исходного изображения, а именно центры кластеров. Данная цветовая схема описывает разнообразие схожих,

но неодинаковых оттенков и призвана отражать основные цвета, замечаемые глазом. Однако в зависимости от выбранного количества кластеров мелкие детали могут оказаться вне данной схемы, в том числе и акцентные, значимые с точки зрения человека и композиции, но имеющие воплощение лишь в небольшом количестве оттенков на изображении.

Тональные доминанты, в отличие от ключевых цветов, описывают количественное преобладание цветов на изображении. С их помощью становится возможной более точная оценка фона изображения, а также его контраста в случае, когда отличные друг от друга оттенки составляют существенную часть изображения.

И наконец, акценты представляют собой наиболее выделяющиеся цвета, пусть и занимающие малую площадь изображения, но привлекающие внимание. Такие цвета не обязательно должны соответствовать наиболее значимым объектам, однако именно акцентные цвета позволяют визуально выделять объекты на изображении [9], что часто применяется при построении кадра фотографом или художником.

Для создания каждой из цветовых схем используются различные подходы, но одинаковый алгоритм подготовки и предварительной обработки изображения.

Прежде всего было выяснено, что исходный размер изображения слишком велик для автоматической обработки и подвержен ряду недостатков. Связано это с тем, что фотографии в большинстве своем так или иначе содержат шум, будь то импульсный, фотонный или Гауссовский [10], что фактически создает побочные цвета, не имеющие смысловой нагрузки и не запланированные автором фотографии. Кроме того, сама фотография может содержать мелкие текстуры различных оттенков (например, при съемке деревьев, травы или песка). К тому же чрезмерное количество различных оттенков при фиксированном количестве центров кластеров приводит к излишнему усреднению значений цветов, из-за чего цветовая схема меньше соответствует действительности.

Для решения перечисленных проблем изображение подвергается двум стадиям предобработки: размытию и интерполяции с уменьшением размера. При этом можно использовать различные виды интерполяции (рис. 1): бикубическую, билинейную и методом k ближайших соседей. Однако не каждая из этих разновидностей дает одинаково хороший результат.

Сравнение представленных видов интерполяции осуществляется с помощью сопоставления исходного изображения с тем, к которому применена интерполяция. Для этого создано эталонное растровое изображение (эталон), не содержащее шумов и прочих артефактов, присущих фотографиям. Размер данного изображения составляет 550 пикселей в ширину и 440 пикселей в высоту. Также создается копия эталонного изображения с добавленными шумами (шумный эталон), призванная отразить то, как выглядят реальные фотографии.

Эталонные изображения уменьшаются до 50 пикселей в ширину и 40 пикселей в высоту (коэффициент уменьшения по каждой из сторон равен 11), при этом используются различные виды интерполяции. В результате получается набор из шести уменьшенных изображений.

Каждому пикселю уменьшенного изображения соответствует блок из 121 пикселя (11 в ширину и 11 в высоту) эталона. Эффективность интерполяции определяется тем, насколько точно уменьшенное изображение передает реальное.

Проверить это можно, используя среднеквадратическую ошибку (MSE), отражающую среднее отклонение пикселей блока от пикселя уменьшенного изображения.

Для расчета MSE можно воспользоваться формулой [11]

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2, \quad (2)$$

где N – общее количество попиксельных сравнений; X – в данном случае значение пикселя эталонного изображения, а Y – значение пикселя интерполированного изображения.

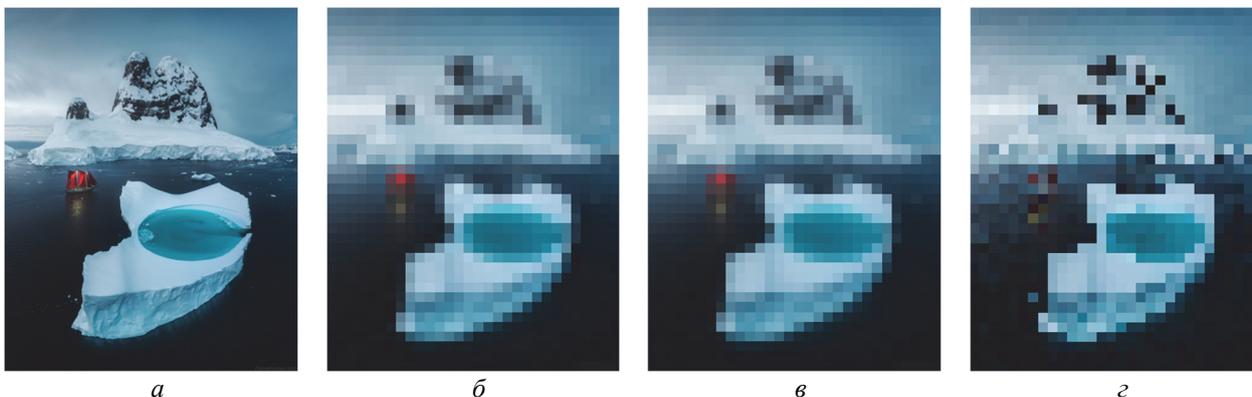


Рис. 1. Методы интерполяции изображения:
 а – исходное изображение; б – бикубическая интерполяция;
 в – билинейная интерполяция; г – метод k ближайших соседей

Также важно учитывать, что MSE в неизменном виде можно использовать для сравнения изображений идентичного размера, тогда как в данной задаче пиксель интерполированного изображения сравнивается с блоком пикселей эталонного. Таким образом, в формулу MSE вводится сумма разниц для пикселей в блоке:

$$MSE = \frac{1}{M \cdot B} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^B (X_{i,j} - Y_i)^2, \quad (3)$$

где M – количество блоков эталонного изображения; B – количество пикселей в блоке; X – значение пикселя j в блоке i ; Y – значение пикселя интерполированного изображения, соответствующего блоку i .

С учетом того, что цвет состоит из трех компонентов, целесообразно рассчитывать MSE отдельно для каждого канала.

Результаты вычисления MSE показаны в табл. 1 для эталонного изображения и в табл. 2 – для эталона с добавленными шумами.

Таблица 1

Сравнение эталонного изображения с его интерполированными копиями

Интерполяция	Канал			
	R	G	B	Среднее
Бикубическая	24,0	24,4	24,9	24,4
Билинейная	25,9	27,1	24,3	25,8
к ближайших соседей	9,3	5,9	8,1	8,1

Таблица 2

Сравнение эталона с добавленными шумами с его интерполированными копиями

Интерполяция	Канал			
	R	G	B	Среднее
Бикубическая	86,7	80,8	75,9	81,1
Билинейная	83,7	84,6	85,1	84,4
к ближайших соседей	87,7	85,9	84,7	86,1

Как видно из представленных данных, бикубическая интерполяция показывает наилучшие результаты (за исключением красного канала) в случае изображения с добавленными шумами, тогда как метод к ближайших соседей существенно превосходит прочие в случае чистого изображения без шумов.

Вопреки кажущемуся превосходству метода к ближайших соседей, на изображениях, имеющих изменения параметров цвета в силу наличия цифровых дефектов (шума, артефактов сжатия и т. д.), что характерно для фотографий, целесообразно использовать метод бикубической интерполяции.

Кроме того, другим немаловажным параметром при выборе метода интерполяции является сохранение акцентных цветов на изображении.

Поскольку цвета – это трехэлементные векторы, между ними в пространстве, в котором они находятся, возможно найти расстояние. Для этого используется Евклидова метрика, рассчитывающаяся по формуле [12]

$$\Delta E = \sqrt{(R_1 - R_2)^2 + (G_1 - G_2)^2 + (B_1 - B_2)^2}, \quad (4)$$

где R, G, B – уровни квантования красного, зеленого и синего соответственно.

Уровни квантования каналов могут принимать значения от 0 до 255, поэтому ненормализованные результирующие значения метрики заключаются в диапазоне между 0 и 441,67. Однако нормализация приводит их к диапазону от 0 до 1, где 0 означает полное сходство векторов, а 1 – их полное различие.

Цвета в данном случае расцениваются как векторы. При этом на исходном изображении (SI) берется проба акцентного цвета, после чего операция повторяется для полученных в результате интерполяции изображений.

Для исходного изображения и изображений, полученных в результате применения бикубической, билинейной интерполяции и интерполяции методом к ближайших соседей соответственно, результат выбора акцентных цветов составил:

- $SI_a = (220, 18, 35)$;
- $BC_a = (171, 42, 51)$;
- $BL_a = (168, 50, 62)$;
- $Na = (99, 41, 53)$.

Результаты вычисления Евклидовой метрики показаны в табл. 3.

Таблица 3

Значения Евклидовой метрики для различных методов интерполяции

Интерполяция	Евклидова метрика
Бикубическая	0,1287
Билинейная	0,1512
К ближайших соседей	0,2818

Таким образом, расчет MSE и Евклидовой метрики показал, что для фотографий, имеющих шумы и прочие артефакты, наилучшим вариантом является использование бикубической интерполяции. Кроме того, она хорошо передает цветовое содержание исходного изображения и лучше прочих сохраняет акцентные цвета.

В качестве начального размера для анализа изображения было выбрано значение 200 пикселей, поскольку максимальное количество цветов в таком случае будет равно или даже менее $200 \times 200 = 40\,000$. Такое количество одновременно обеспечивает сохранение основных цветов, упрощает вычисления и уменьшает влияние шумов и возможных артефактов на конечный результат получения цветовых схем. Помимо прочего,

уменьшение размера изображения призвано привести близкие оттенки, расположенные по соседству, к единому значению.

Помимо уменьшения размера и сопутствующей интерполяции, к изображению применяется размытие по Гауссу, преследующее те же цели и показывающее хорошие результаты в области уменьшения шума и сглаживания растровых изображений [13, 14]. Важно заметить, однако, что подобное размытие не обеспечивает полного слияния друг с другом схожих оттенков, но способствует уменьшению их количества.

Обработка и анализ изображения осуществляются с использованием языка программирования Python, а также библиотеки Pillow.

Выделение ключевых цветов осуществляется с помощью кластеризации. В данном случае выбор был сделан в пользу метода k -средних, поскольку он имеет высокую результативность применительно к задаче выделения основных цветов, а также сегментации [15, 16].

Метод k -средних позволяет разбить множество цветовых векторов на фиксированное k_k непересекающихся подмножеств, называемых кластерами так, чтобы отклонение внутри кластеров было минимальным. Алгоритм повторяется до тех пор, пока центры кластеров не перестанут значительно изменяться.

Выбор значения k_k напрямую зависит от желаемого количества ключевых цветов в цветовой схеме, поскольку именно на это число и будет разделяться общее множество векторов исходного изображения. Данное значение существенным образом влияет на качество и работоспособность метода, однако в рамках исследования устанавливается вручную, а не автоматически. Для эффективного получения наилучшего для конкретного изображения значения k_k в дальнейшем планируется разработка метода, основанного на алгоритмах машинного обучения. Сейчас же параметр k_k не является фиксированным и зависит как от самого изображения, так и от цели получения цветовой схемы. Основным критерием выбора является наблюдаемое количество различных оттенков на исходном изображении. Так, в случае, например, фотографии заснеженного города в большом k_k нет смысла, поскольку в результате получится цветовая схема, состоящая из близких оттенков белого и серого. Однако для контрастного и яркого изображения, какими бывают фотографии, относящиеся к жанрам стрит или репортаж, k_k возрастет соразмерно предполагаемым цветовым кластерам, имеющимся на изображении.

В данном случае k_k принимается равным 10, что предоставляет достаточную свободу выбора ключевых цветов изображения.

Полученные в результате применения метода k -средних к изображению центры кластеров ин-

терпретируются как цвета итоговой цветовой схемы. Кластеры в схеме сортируются по выбранному критерию: доле пикселей изображения, попавших в кластер.

Данная цветовая схема призвана описать изображение на уровне главных объектов крупными мазками. Она показывает основные цвета, присутствующие на фотографии, указывает на возможную принадлежность ее некоторому жанру, для которого характерно подобное цветовое сочетание.

Кроме того, с помощью ключевых цветов возможно оценить контрастность и яркость изображения, а также его общую насыщенность.

Пример цветowych схем тестовых изображений показан на рис. 2.

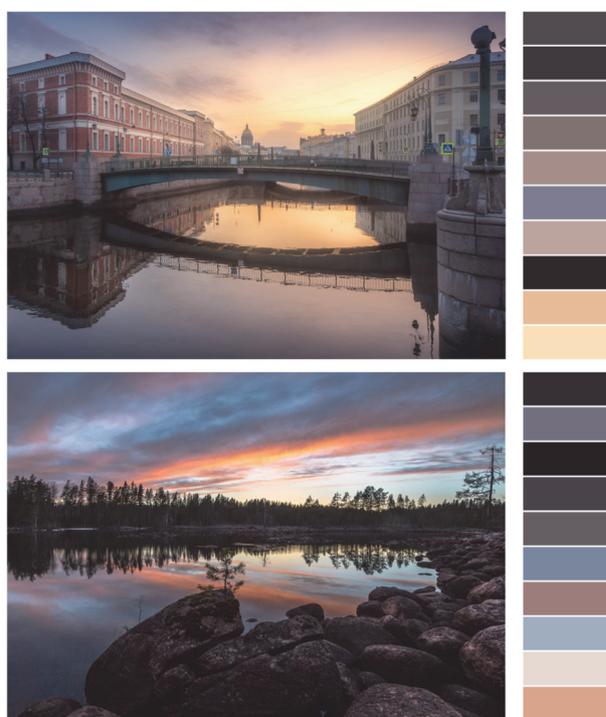


Рис. 2. Ключевые цвета изображений

Важной особенностью создания схемы ключевых цветов является задействование усреднения, лежащего в основе метода k -средних, в связи с чем некоторые близкие по своим значениям, но perceptивно отличающиеся цвета приводятся к единому значению. Это обуславливает возможное отсутствие акцентных и ярких цветов в полученной схеме.

Дополнением данной цветовой схемы служат тональные доминанты – одинаковые цвета, наиболее часто встречающиеся на изображении. Благодаря данной цветовой схеме становится возможным оценить особенности фона и количественно преобладающие оттенки.

Процесс получения тональных доминант также содержит в себе элемент кластеризации, однако вместо анализа всех цветов изображения выбираются

лишь 100 наиболее распространенных, количество повторений которых существенно выше, чем у остальных. Такое значение позволяет соблюсти баланс между разнообразием цветов фона и отсутствием наименее значимых оттенков.

Полученные в результате цвета также подвергаются кластеризации и сортируются в том же порядке, что и в случае ключевых цветов. При этом количество кластеров k_i должно быть выбрано с учетом содержания изображения, что невозможно на данный момент. В связи с этим k_i точно также, как и k_k , принимает значение 10.

Некоторые тональные доминанты, полученные из тестовых изображений, показаны на рис. 3.



Рис. 3. Тональные доминанты изображений

Между ключевыми цветами и тональными доминантами заключается существенная разница, благодаря которой данные схемы могут дополнять друг друга, но не пересекаться полностью. Ключевые цвета описывают все оттенки на изображении, собранные вокруг какого-либо общего центра, усредняющего схожие значения. Однако данная цветовая схема не учитывает количество присутствующих на изображении одинаковых цветов, из-за чего с помощью ключевых цветов невозможно оценить, например, общую яркость изображения. Тональные доминанты, напротив, описывают те цвета, которых количественно больше, благодаря чему становится возможным понять, что содержится на фоне изображения. Это особенно актуально в случае однородного фона, что часто встречается, например, в портретной съемке.

Тональные доминанты могут обнаружить скрытые особенности изображения. Если при подготовке исключить этап размытия, цвета мелких текстур, незаметные человеческому глазу, могут оказать существенное влияние на результат. Например, одной из тональных доминант фотографии желтых цветов может оказаться черный, находящийся между лепестками.

Таким образом, обе цветовые схемы: ключевые цвета и тональные доминанты, – призваны дополнять друг друга. Это отчетливо видно при анализе яркости, который невозможно провести только с помощью ключевых цветов, что продемонстрировано на рис. 4 (слева исходное изображение, посередине ключевые цвета, справа тональные доминанты).



Рис. 4. Сравнение ключевых цветов (посередине) и тональных доминант (справа)

Интересной особенностью работы с цветовыми схемами является их сопоставление. В некоторых случаях наблюдается совпадение центров, что указывает на устойчивость цветовой структуры изображения, однако чаще тональные доминанты значительно отличаются от ключевых цветов, что особенно характерно в случае однородного фона.

Еще одной цветовой схемой являются акценты. Это наиболее яркие и заметные части изображения. Для их получения необходим поканальный анализ рассматриваемого цвета, при этом цветовое пространство RGB плохо подходит для такого анализа, так как значения оттенка кодируются значениями красного, зеленого и синего, из-за чего сложно отследить четкую зависимость между ними и такими параметрами, как насыщенность и яркость. Данным недостатком лишено пространство HSV, имеющее три канала: оттенок, насыщенность и яркость, которые наилучшим образом соответствуют человеческому восприятию цвета [17]. Из-за этого именно оно используется в извлечении акцентов на изображении. Благодаря своей структуре и допустимым значениям в каналах

($H \in [0, 360]$, $S, V \in [0, 100]$) модель также широко распространена в художественной сфере (например, в цифровой живописи).

Для того чтобы получить акцентную схему, необходимо произвести действия в соответствии с алгоритмом.

1. Перевести изображение в цветовое пространство HSV.

2. Определить набор цветов, количество которых на изображении выше среднего, в такой набор будут входить все ключевые цвета и тональные доминанты.

3. Рассчитать взвешенное среднее для каждого из каналов, а также общее количество рассматриваемых цветов.

4. Найти тональные доминанты, также перевести их в модель HSV и, исходя из полученных значений, сделать вывод о высоком или низком ключе изображения.

5. Исключить из рассмотрения цвета малой яркости в случае низкого ключа и большой – в случае высокого.

6. Исключить из рассмотрения цвета с низкой насыщенностью, так как они не могут быть акцентными по определению.

7. Для каждого цвета из потенциально акцентных рассчитать разность оттенка, насыщенности и яркости, после чего рассчитать итоговую метрику контрастного отклонения.

8. Если метрика показывает значения выше 0,5 – цвет признается акцентным.

В случае данной цветовой схемы также возможно применение кластеризации, если количество акцентных цветов k_a больше заданного. В базовом случае их число равно одному.

Для того чтобы найти разность между двумя значениями оттенка, нужно учитывать фактор того, что в модели HSV данный канал принимает значения $H \in [0, 360]$. Также немаловажно, что визуальной репрезентацией канала оттенка является окружность (рис. 5). Эта особенность накладывает ограничения на расчет разности.

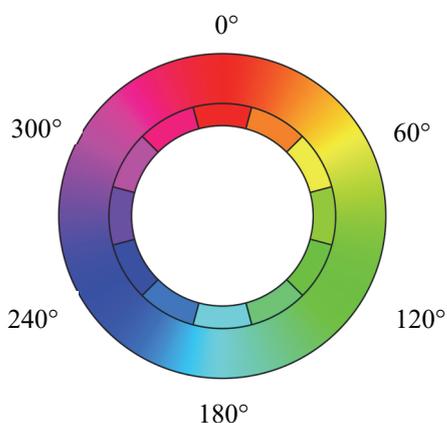


Рис. 5. Значения канала оттенка в виде окружности

Поскольку расстояние, равное искомой разности, между двумя оттенками можно найти по двум дугам, которые зачастую будут иметь разную длину, необходимо выбрать одно значение, которое должно быть минимальным, чтобы верно обозначать разницу в тоне. Также важно учитывать, что расстояние не может быть отрицательным – любое такое значение должно быть взято по модулю. Кроме того, максимальное значение разности оттенков может достигать 180° , что приводится к диапазону от 0 до 1 делением на 180.

Учитывая все вышеперечисленные особенности, разность оттенка можно найти, воспользовавшись формулой

$$\Delta_h = \frac{1}{180} \cdot \min(|h - \bar{h}|, 360 - |h - \bar{h}|), \quad (5)$$

где h – оттенок текущего цвета, а \bar{h} – взвешенное среднее всех оттенков на изображении.

Разность насыщенности и яркости находится похожим образом, за исключением того, что они, в отличие от оттенка, не имеют цикличности, а значит, не требуют дополнительной операции вычитания. Однако они точно также требуют нормализации. Для того чтобы провести ее, необходимо разделить полученную разницу на максимально возможное значение в канале, которое равно 100.

Таким образом, разность насыщенности находится по формуле

$$\Delta_s = \frac{1}{100} \cdot |s - \bar{s}|, \quad (6)$$

где s – оттенок текущего цвета, а \bar{s} – взвешенное среднее всех оттенков на изображении.

Разность яркости находится аналогично.

В качестве итоговой метрики, описывающей степень контрастного отклонения цвета от фона, используется взвешенная сумма каждого канала, что описывается следующей формулой:

$$C = w_h \cdot \Delta_h + w_s \cdot \Delta_s + w_v \cdot \Delta_v, \quad (7)$$

где w_h, w_s, w_v – веса оттенка, насыщенности и яркости соответственно, а $\Delta_h, \Delta_s, \Delta_v$ – разности оттенка, насыщенности и яркости.

При этом веса для всех каналов подбираются экспериментально, их итоговые значения показаны в табл. 4.

Таблица 4

Значения весов каналов для расчета метрики контрастного отклонения

Ключ изображения	Веса		
	оттенка	насыщенности	яркости
Низкий	0	0	1
Высокий	0,6	0,2	0,2
Отсутствует	0,5	0,2	0,3

Количество цветов в акцентной схеме k_a в гораздо большей степени зависит от содержания исходного изображения, чем в случае ключевых цветов и тональных доминант. Акценты есть не на каждом изображении, и часто их количество ограничено одним оттенком.

Пример полученной схемы, состоящей фактически из одного акцентного цвета, для тестовых изображений показан на рис. 6.



Рис. 6. Акценты изображений

Все три вида цветовых схем целесообразно использовать для анализа растровых изображений с разных точек зрения. Также их можно проверить на достоверность, используя таблицы памятных цветов. В фотографии памятными являются такие цвета, которые являются особенно характерными и запоминающимися для определенного объекта или субъекта. Так, например, цвета травы, неба или кожи относятся к памятным. Для удобства использования ряд таких цветов записан в форме таблицы [18], откуда легко получить RGB значения данных цветов.

Выбранная цветовая схема тестового изображения, содержащего в себе памятный цвет, должна также иметь его, пусть и с некоторым отличием в конкретных значениях каналов.

На рис. 7 показано изображение, содержащее памятный цвет – зеленый, цвет травы.

При этом на изображении представлено несколько отличных по яркости и насыщенности зеленых. Пробы памятного цвета (C_p) берутся из

центра изображения и верхнего правого края, в результате чего получаются два значения:

- $C_{p1} = (58, 126, 33)$;
- $C_{p2} = (165, 211, 101)$.



Рис. 7. Тестовое изображение, содержащее памятный зеленый цвет

Выделение двух ключевых цветов (C_k) дает следующие значения:

- $C_{k1} = (61, 122, 36)$;
- $C_{k2} = (119, 178, 75)$.

Результат вычисления Евклидовой метрики для первой пары векторов ΔE_{pk1} равен 0,0958, что соответствует достаточно небольшой разнице между цветами.

Вычисление ΔE_{pk2} дает значение 0,1410.

Результаты показывают большое сходство между предполагаемыми ключевыми цветами и рассчитанными автоматически.

Полученным с помощью кластеризации цветом на таблице памятных соответствуют:

- темно-зеленый: $C_{m1} = (67, 131, 23)$;
- салатный: $C_{m2} = (175, 209, 149)$.

При этом C_{m1} ставится в соответствие C_{k1} , а Евклидово расстояние между ними ΔE_{mk1} составляет 0,0383. Расстояние же между C_{m2} и C_{k2} – $\Delta E_{mk2} = 0,2215$.

Таким образом, разница между предполагаемыми и выделенными ключевыми цветами составляет не более 15%, тогда для выделенных и памятных цветов варьируется от 3,8% до 22%. Это обусловлено тем, что памятные цвета в таблице не содержат конкретных оттенков зеленого, которые бы полностью соответствовали тестовому изображению.

Тестирование результатов выделения тональных доминант осуществляется с помощью изображения, показанного на рис. 8.

Проба цвета берется с неба, имеющего равномерную синюю окраску, а также с песка. У этих двух объектов наиболее однородная окраска, что напрямую соответствует сути схемы тональных доминант.



Рис. 8. Тестовое изображение, содержащее памятный синий цвет

При этом цвета неба и песка принимают следующие значения соответственно:

- $C_{p3} = (0, 95, 203)$;
- $C_{p4} = (253, 242, 232)$.

Выделение двух тональных доминант разработанным методом дает следующие значения:

- $C_{d1} = (1, 100, 203)$;
- $C_{d2} = (252, 238, 224)$.

Отличие в предполагаемом и результирующем цвете неба составило $\Delta E_{pd1} = 0,0115$, что соответствует 1,15% и говорит о высокой степени точности выделения тональных доминант представленным методом.

Евклидово расстояние для цветов песка составило $\Delta E_{pd2} = 0,0204$, то есть 2,04%.

Цвета, выбранные из таблицы памятных цветов и наилучшим образом описывающие оттенки неба и песка, следующие:

- лазурный: $C_{m3} = (6, 89, 158)$;
- слонобая кость: $C_{m4} = (255, 238, 175)$.

Таким образом, разница между тональной доминантой и памятным цветом для неба составляет $\Delta E_{md1} = 0,1055$. То же значение для песка составляет $\Delta E_{md2} = 0,1111$.

Аналогичная проверка осуществляется и для акцентных цветов. Для тестового изображения, показанного на рис. 9, акцентным цветом является цвет кожи.

С изображения берется проба цвета кожи, в результате получается следующее значение: $C_{p5} = (231, 181, 154)$. Выявление акцента с использованием описываемого метода дало значение $C_a = (209, 159, 132)$. Евклидово расстояние между данными цветами составило $\Delta E_{pa} = 0,0863$, что соответствует 8,63%.

В качестве памятного цвета выбран телесный $CD_{m5} = (253, 216, 207)$.

Сравнение тональных доминант с памятным цветом показало довольно значительную разницу $\Delta E_{ma} = 0,2354$. Это обусловлено широким разбросом цветов кожи человека, которые зависят от индивидуальных особенностей, таких как

раса, возраст, пол и т. д. Также на цвет кожи влияют творческое видение фотографа, освещение сцены и итоговая обработка изображения.

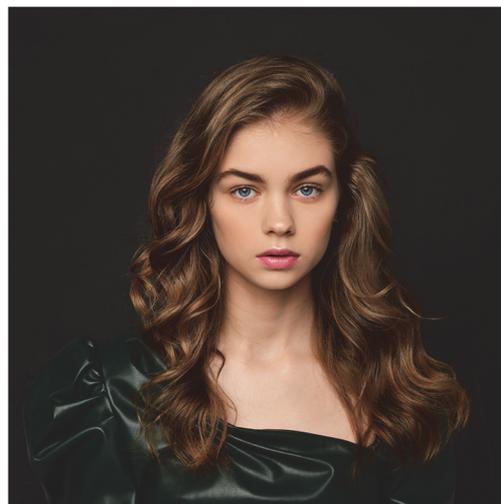


Рис. 9. Тестовое изображение, содержащее памятный цвет кожи

Полученные значения показали, что цветовые схемы соответствуют предполагаемым: значения Евклидова расстояния заключаются между 1,15% и 9,58%. Однако соответствие между цветовыми схемами и памятными цветами имеет большую погрешность (результаты разницы находятся в диапазоне от 3,8% до 23,54%), что связано с унификацией памятных цветов, из-за чего они не могут быть полностью универсальными и полностью отражать любое произвольное изображение.

Заключение. Рассмотрен метод автоматизированного анализа цветовых характеристик растровых изображений, основанный на построении цветовых схем. Определены три разновидности цветовых схем: ключевые цвета, тональные доминанты и акценты. В качестве основного метода извлечения цветовых центров выбран алгоритм кластеризации k -средних. Для повышения достоверности результатов применены методы предварительной обработки изображений, включающие масштабирование с использованием бикубической интерполяции и размытие по Гауссу. Предложен алгоритм выделения акцентных цветов, учитывающий особенности человеческого восприятия и использующий модель HSV. Осуществлена проверка достоверности построенных цветовых схем с применением таблиц памятных цветов, Евклидово расстояние между пробными цветами и цветами из полученных автоматически цветовых схем не превышало 10%. Полученные цветовые представления могут быть использованы для задач автоматизированного анализа композиции изображений, жанровой классификации и оптимизации рекомендательных систем.

Список литературы

1. Kirkpatrick K. The edge of computational photography // *Communications of the ACM*. 2019. Vol. 62, no. 7. P. 14–16. DOI: 10.1145/3329721.
2. Morse B. S. Image-Based Color Schemes // 2007 IEEE International Conference on Image Processing, San Antonio, USA, 16 September – 19 October, 2007. P. 497–500. DOI: 10.1109/ICIP.2007.4379355.
3. Hamerly G., Elkan C. Learning the k in k-means // *Advances in neural information processing systems*. 2003. No. 16. P. 281–288.
4. Cheng Ya., Chen Sh., Image classification using color, texture and regions // *Image and Vision Computing*. 2003. No. 21 (9). P. 759–776. DOI: 10.1016/S0262-8856(03)00069-6.
5. Социальная сеть профессиональных фотографов #35. URL: <https://35photo.pro/> (дата обращения: 24.04.2025).
6. Freeman M. *Capturing light: The heart of photography*. Burlington: Focal Press, 2014. 257 p.
7. 35PHOTO – фото сайт – фотографии. URL: https://35photo.pro/profile/photo/add_photo/?new=true (дата обращения: 24.04.2025).
8. Ворошень В. А., Романенко Д. М. Формализация и особенности анализа композиции изображений // Повышение качества жизни и обеспечение конкурентоспособности экономики на основе инновационных образовательных и научно-технических разработок: сб. ст. VII Междунар. науч.-техн. конф. «Минские научные чтения – 2024», Минск, 3–5 дек. 2024 г.: в 3 т. Минск, 2024. Т. 1. С. 361–366.
9. Wolfe M. J., Horowitz S. T. What Attributes Guide the Deployment of Visual Attention and How Do They Do It? // *Nature Reviews Neuroscience*. 2004. No. 5 (6). P. 495–501. DOI: 10.1038/nrn1411.
10. Verma R., Ali J. A Comparative Study of Various Types of Image Noise and Efficient Noise Removal Techniques // *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*. 2013. No. 3. P. 617–622.
11. Chicco D., Warrens M. J., Jurman G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation // *Peerj computer science*. 2021. No. 7. P. 623.
12. Wang L., Zhang Y., Feng J. On the Euclidean distance of images // *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2005. Vol. 27, no. 8. P. 1334–1339.
13. Eswar S. Noise reduction and image smoothing using gaussian blur. A graduate project in fulfillment of the requirements for the degree of Masters of Science in Electrical Engineering. Northridge, 2015. 89 p.
14. Cadena L. Noise reduction techniques for processing of medical images // *Proceedings of the World Congress on Engineering*. 2017. Vol. 1. P. 5–9.
15. Шмаков М. С., Товмасян А. А. Анализ цветовой палитры изображений для определения преобладающих цветовых тонов // *Труды БГТУ*. 2015. № 9: Издательское дело и полиграфия. С. 120–124.
16. Wu M., Lin Ch., Chang Ch. Brain Tumor Detection Using Color-Based K-Means Clustering Segmentation // *Third International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing*, Kaohsiung, Taiwan, 26–28 November, 2007. P. 245–250. DOI: 10.1109/IIHMSP.2007.4457697.
17. Vadivel A., Sural Sh., Majumdar A. K. Human color perception in the HSV space and its application in histogram generation for image retrieval // *Electronic Imaging 2005*, 16–20 January, 2005. San Jose, United States. DOI: 10.1117/12.586823.
18. Василевич А. П., Кузнецова С. Н., Мищенко С. С. Цвет теплый, цвет холодный. Как это видится российскому глазу? // *Курсив*. 1994. С. 8–13.

References

1. Kirkpatrick K. The edge of computational photography. *Communications of the ACM*, 2019, vol. 62, no. 7, pp. 14–16. DOI: 10.1145/3329721.
2. Morse B. S. Image-Based Color Schemes. *2007 IEEE International Conference on Image Processing, San Antonio, USA, 16 September – 19 October, 2007*, pp. 497–500. DOI: 10.1109/ICIP.2007.4379355.
3. Hamerly G., Elkan C. Learning the k in k-means. *Advances in neural information processing systems*, 2003, no. 16, pp. 281–288.
4. Cheng Ya., Chen Sh., Image classification using color, texture and regions. *Image and Vision Computing*, 2003, no. 21 (9), pp. 759–776. DOI: 10.1016/S0262-8856(03)00069-6.
5. Social network for professional photographers #35. Available at: <https://35photo.pro/> (accessed 24.04.2025) (In Russian).
6. Freeman M. *Capturing light: The heart of photography*. Burlington, Focal Press Publ., 2014. 257 p.
7. 35PHOTO – world photography. Available at: https://35photo.pro/profile/photo/add_photo/?new=true (accessed 24.04.2025) (In Russian).

8. Voroshen V. A., Romanenko D. M. Formalization and features of image composition analysis. *Povysheniye kachestva zhizni i obespecheniye konkurentosposobnosti ekonomiki na osnove innovatsionnykh obrazovatel'nykh i nauchno-tekhnicheskikh razrabotok: sbornik statey VII Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [Improving the quality of life and ensuring the competitiveness of the economy based on innovative educational and scientific and technical developments: collection of articles of the VII International Scientific and Technical Conference]. Minsk, 2024, vol. 1, pp. 361–366 (In Russian).
9. Wolfe M. J., Horowitz S. T. What Attributes Guide the Deployment of Visual Attention and How Do They Do It? *Nature Reviews Neuroscience*, 2004, no. 5 (6), pp. 495–501. DOI: 10.1038/nrn1411.
10. Verma R., Ali J. A Comparative Study of Various Types of Image Noise and Efficient Noise Removal Techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2013, no. 3, pp. 617–622.
11. Chicco D., Warrens M. J., Jurman G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *Peerj computer science*, 2021, no. 7, p. 623.
12. Wang L., Zhang Y., Feng J. On the Euclidean distance of images. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2005, vol. 27, no. 8, pp. 1334–1339.
13. Eswar S. Noise reduction and image smoothing using gaussian blur. A graduate project in fulfillment of the requirements for the degree of Masters of Science in Electrical Engineering. Northridge, 2015. 89 p.
14. Cadena L. Noise reduction techniques for processing of medical images. *Proceedings of the World Congress on Engineering*, 2017, vol. 1, pp. 5–9.
15. Shmakov M. S., Tovmasyan A.A. The analysis of the color palette of images for determination of the prevailing color tones. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], 2015, no. 9, Publishing and printing, pp. 120–124 (In Russian).
16. Wu M., Lin Ch., Chang Ch. Brain Tumor Detection Using Color-Based K-Means Clustering Segmentation. *Third International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, Kaohsiung, Taiwan, 26–28 November, 2007*, pp. 245–250. DOI: 10.1109/IIHMSP.2007.4457697.
17. Vadivel A., Sural Sh., Majumdar A. K. Human color perception in the HSV space and its application in histogram generation for image retrieval. *Electronic Imaging 2005, 16–20 January, 2005*. San Jose, United States. DOI: 10.1117/12.586823.
18. Vasilevich A. P., Kuznetsova S. N., Mishchenko S. S. The color is warm, the color is cold. How does this look to the Russian eye? *Kursiv* [Kursiv], 1994, pp. 8–13 (In Russian).

Информация об авторах

Ворошень Виктория Алексеевна – магистрант кафедры информационных систем и технологий. Белорусский государственный технологический университет (ул. Свердлова, 13а, 220006, г. Минск, Республика Беларусь). E-mail: nikavorosh@gmail.com

Романенко Дмитрий Михайлович – кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой информатики и веб-дизайна. Белорусский государственный технологический университет (ул. Свердлова, 13а, 220006, г. Минск, Республика Беларусь). E-mail: rdm@belstu.by

Information about the authors

Voroshen Viktoryia Alekseevna – Master's degree student, the Department of Information Systems and Technologies. Belarusian State Technological University (13a Sverdlova str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: nikavorosh@gmail.com

Romanenko Dmitri Mikhailovich – PhD (Engineering), Associate Professor, Head of the Department of Informatics and Web Design. Belarusian State Technological University (13a Sverdlova str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: rdm@belstu.by

Поступила 12.05.2025