

Разработка математического и программного обеспечения для сопоставления изображений

Е.Н. Антонянц, Д.А. Матвеев, М.А. Киреенко, А.А. Алетдинова

Аннотация — В данной статье рассматриваются методы сравнения изображений, с акцентом на традиционные подходы, такие как использование хешей изображений, анализ цветовых различий с использованием метрики ΔE и цветовых гистограмм, а также более сложные методы, включая использование цветовых пространств и метрики CIEDE2000. Оценка цветового отличия по формуле CIEDE2000, учитывающей восприятие цвета человеком, предоставляет более точную информацию о различиях между изображениями, что важно для ряда прикладных задач, таких как контроль качества печатной продукции, поиск дубликатов изображений и анализ визуального контента. В рамках работы было разработано программное обеспечение, которое позволяет выполнять анализ цветовых отклонений с использованием перспективных преобразований и вычисления метрики CIEDE2000. Алгоритм реализует эффективный подход для локализации отклонений на изображениях, что значительно улучшает точность и наглядность результатов. С помощью тепловых карт возможна визуализация различий, что помогает быстрее выявить проблемные зоны и ошибки. Проведенное исследование показало, что предложенный метод превосходит традиционные подходы по точности и позволяет более детально анализировать изображения, особенно в случаях, когда они подвергались геометрическим искажениям. Тестирование программного обеспечения проводилось на примере различных типов изображений таких как печатная продукция и цифровые копии. Можно утверждать, что разработанная программа является необходимым инструментом в сфере обработки изображений.

Ключевые слова — анализ изображений, цветовые пространства, разработка приложения, компьютерное зрение, CIEDE2000.

I. ВВЕДЕНИЕ

В современном мире широко используются различные алгоритмы сопоставления изображений, каждый из которых обладает своими особенностями и областью применения. Эти методы играют важную роль в таких сферах, как полиграфия, защита авторских прав, поиск визуального контента в сети и цифровая

криминалистика [1].

Как одна из фундаментальных и критически важных задач в различных визуальных приложениях, сопоставление изображений позволяет идентифицировать, а затем устанавливать соответствие между одинаковыми или схожими структурами на двух или более изображениях. За последние десятилетия было предложено множество разнообразных методов для решения этой задачи, особенно с развитием технологий глубокого обучения в последние годы. Однако остается ряд открытых вопросов: какой метод наиболее подходит для конкретных задач с учетом различных сценариев и требований, а также как разработать более эффективные методы сопоставления изображений с высокой точностью, устойчивостью и производительностью [2].

В полиграфии алгоритмы сопоставления изображений применяются для выявления дефектов печати, контроля качества продукции и точного совмещения цветовых слоев при многослойной печати. Они позволяют автоматически обнаруживать искажения, неточности в цветопередаче и артефакты, возникающие при производственном процессе, что особенно важно для промышленной печати упаковки [3].

В сфере защиты авторских прав технологии сопоставления изображений используются для обнаружения дубликатов и незаконного распространения контента [4]. Такие алгоритмы лежат в основе систем автоматического мониторинга изображений и видео, позволяя выявлять копии защищенных материалов даже при их модификации, изменении размеров или наложении фильтров. Это особенно актуально для платформ, работающих с цифровым контентом, таких как фотостоки, социальные сети и сервисы потокового видео.

В интернет-поиске методы сопоставления изображений позволяют находить визуально схожий контент, что используется, например, в поиске по картинке или системах рекомендаций товаров на маркетплейсах. Эти алгоритмы анализируют ключевые признаки изображения и находят его аналоги, что облегчает поиск оригинальных источников изображений, выявление поддельных товаров или нахождение товаров по фото [5].

Таким образом, алгоритмы сопоставления изображений находят широкое применение в различных отраслях, обеспечивая автоматизацию анализа визуальной информации, защиту интеллектуальной собственности и повышение эффективности работы с графическим контентом.

Статья получена 31 мая 2025 г.

Антонянц Егор Николаевич, Новосибирский государственный технический университет, Россия (e-mail: bax201438@gmail.com).

Матвеев Данил Александрович, Новосибирский государственный технический университет, Россия (e-mail: dunnotoru@yandex.ru).

Киреенко Михаил Андреевич, Новосибирский государственный технический университет, Россия (e-mail: mikhaillol.03@gmail.com).

Алетдинова Анна Александровна, Новосибирский государственный технический университет, Россия (e-mail: aletdinova@corp.nstu.ru).

II. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ РЕШЕНИЙ

Исследование современных разработок показало, что выбор метода сопоставления изображений зависит от конкретной задачи, которую требуется решить. В настоящее время существует несколько подходов к сравнению изображений, каждый из которых обладает своими преимуществами и ограничениями в зависимости от требований к точности, скорости и устойчивости к искажениям. Среди наиболее распространённых методов можно выделить хэширование изображений, сравнение гистограмм и анализ цветовых различий с использованием метрики ΔE [6].

Преимущественно, для решения задачи поиска изображений и определения дубликатов применяются алгоритмы хэширования изображений. Функции хэширования изображения основаны на извлечении определённых устойчивых или инвариантных признаков из изображения для получения хэша. Основное свойство хэша заключается в том, что два идентичных изображения в результате свертки порождают два одинаковых хэш-значения, а два полностью различных изображения генерируют высоко-коррелированные хэши. После преобразования изображений, тестовый хэш сравнивается с эталонным для проверки подлинности на основе выбранного показателя, например с помощью евклидова расстояния, расстояния Хэмминга и т.д. [7].

Существуют несколько широко признанных алгоритмов хеширования изображений, включая Average Hash (A-Hash), Difference Hash (D-Hash), Perceptual Hash (P-Hash) и BlockHash. Основным отличием является их устойчивость при идентификации трансформированных изображений. К трансформации изображения относятся такие преобразования как изменение яркости, изменение размера, изменение контраста, повышение резкости, размытие, регулировка цвета и поворот. Ключевым результатом является то, что, хотя A-Hash демонстрирует более высокий процент сходства в большинстве случаев, P-Hash и BlockHash предлагают более детализированные и надёжные сравнения для сложных преобразований [8].

Тем не менее, задачу анализа схожести двух изображений можно решить и другим способом, используя методы построения цветовых гистограмм [9]. Они позволяют не только оценить визуальное сходство изображений, но и выявить различные характерные особенности их цветового состава. Гистограмма представляет собой график, отображающий распределение пикселей по различным цветовым диапазонам. Визуально на оси X откладываются значения цвета, представленные в виде числовых диапазонов, а ось Y показывает количество пикселей, принадлежащих каждому из этих диапазонов. Такой способ представления информации о цветах изображений помогает эффективно анализировать их структуру и проводить количественные оценки.

Особенностью этого метода является его устойчивость к изменениям масштаба и поворота изображения, что делает его особенно полезным при

сравнении изображений, имеющих схожее содержание, но отличающихся геометрическим представлением. Цветовая гистограмма строится для каждого отдельного цветового канала (чаще всего для моделей RGB или HSV), где каждый пиксель изображения подвергается анализу на предмет его цветового значения, а полученные данные группируются по заранее определенным диапазонам. Это позволяет получить общее представление о распределении цветовых компонентов изображения, что существенно упрощает процесс его сравнения с другими изображениями.

Для оценки степени схожести изображений на основе их гистограмм, как правило, применяется вычисление расстояния между гистограммами, что позволяет количественно оценить различия в распределении цветовых характеристик. Наиболее распространёнными метриками для сравнения гистограмм являются евклидово расстояние, корреляция и расстояние χ^2 . Каждый из этих методов имеет свои особенности и области применения, однако все они направлены на выявление различий в цветовых компонентах изображений. В то же время метод гистограмм имеет свои ограничения, главным из которых является чувствительность к изменениям освещённости, контраста и яркости изображений. Даже незначительные изменения в этих параметрах могут существенно повлиять на результаты сравнения, что делает метод менее эффективным в случаях, когда изображение подвергается сильным вариациям условий съёмки или обработки. В связи с этим для повышения точности и надёжности метода гистограмм необходимо учитывать дополнительные параметры или использовать усовершенствованные методы нормализации и коррекции изображений.

Представленные ранее методы, такие как использование цветовых гистограмм и алгоритмов хеширования, активно применяются для анализа схожести изображений. Однако они обладают рядом ограничений. Хотя эти методы позволяют вычислить различные метрики, такие как коэффициент корреляции, и на основе этих значений делать выводы о величине отклонений, они не всегда обеспечивают достаточно точный и информативный результат. Особенно это становится очевидным в таких областях, как полиграфическая промышленность, где требуется высокая точность при оценке цветового соответствия и минимизации отклонений. В таких случаях необходимо использовать более сложные и специализированные методы, способные обеспечить более глубокий и точный анализ изображений.

Для более точной оценки цветовых отклонений и сравнения цветовых характеристик изображений используется формула цветового различия CIE2000, которая является одним из наиболее точных методов измерения различий между цветами. Разработанная Международной комиссией по освещению (CIE), эта формула учитывает как изменения в яркости, так и в цветовых компонентах, и обеспечивает более объективную оценку восприятия цветовых различий человеком. В основе метода лежит модель восприятия

цвета, учитывающая нелинейные особенности человеческого зрения, такие как чувствительность к различным частям спектра света. Таким образом, использование формулы CIE2000 и коэффициента ΔE (Delta E) позволяет точно и надежно определить степень различия между двумя цветами на изображении, что особенно важно в таких приложениях, как полиграфия, где точность цветопередачи критична [10].

Чаще всего изображения хранимые в памяти компьютера используют аддитивную цветовую модель RGB (красный, зеленый, синий), цвета в которой не могут быть воспроизведены в действительности в точном соответствии. В полиграфической промышленности для печати используется цветовая модель CMYK (голубой, пурпурный, желтый, черный), являющаяся субтрактивной. Для соответствия представления цвета человеческому восприятию Международной комиссией по освещению была разработана модель XYZ. Значения XYZ аналогичны отклику в трех типах цветовых рецепторов, присутствующих в человеческом глазе, но вследствие его кодирования могут обращаться к цветам вне сферы человеческого зрения (мнимые цвета) [11].

Для вычисления метрики цветового отклонения ΔE необходимо представление цветов в цветовом пространстве CIEDE Lab, которое наилучшим образом моделирует восприятие цвета человеком. В отличие от RGB и других цветовых моделей, пространство Lab разделяет яркость (L) и цветовые компоненты (a и b), что делает его независимым от устройства отображения и более точно отражающим различия в оттенках [12].

Расчет значения метрики CIE ΔE производится по формуле (1):

$$\Delta E_{00}(L_1^*, a_1^*, b_1^*; L_2^*, a_2^*, b_2^*) = \Delta E_{00}^{12} = \Delta E_{00} \quad (1)$$

Вычисление насыщенности цвета производится по формуле (2):

$$C_{i,ab}^* = \sqrt{(a_i^*)^2 + (b_i^*)^2}, i = 1, 2, \quad (2)$$

где $C_{i,ab}^*$ – насыщенность цвета; a_i^* , b_i^* – цветовые координаты в пространстве CIE Lab

Средняя насыщенность, которая используется для коррекции нелинейности восприятия насыщенности, вычисляется по формуле (3):

$$\bar{C}_{i,ab}^* = \frac{C_{1,ab}^* + C_{2,ab}^*}{2}, \quad (3)$$

где $\bar{C}_{i,ab}^*$ – средняя насыщенность; $C_{1,ab}^*$, $C_{2,ab}^*$ – насыщенности двух сравниваемых цветов.

Поправочный коэффициент, который уменьшает влияние высокой насыщенности, вычисляется по формуле (4):

$$G = 0.5 \left(1 - \sqrt{\frac{\bar{C}_{ab}^{*7}}{\bar{C}_{ab}^{*7} + 25^7}} \right), \quad (4)$$

где G – поправочный коэффициент на насыщенность; $\bar{C}_{ab}^*$ – средняя насыщенность.

Расчет значения корректировки координаты, которая компенсирует нелинейность восприятия в зелено-красной оси, происходит по формуле (5):

$$a_i' = (1 + G)a_i^*, \quad i = 1, 2 \quad (5)$$

где a_i' – модифицированная координата a; a_i^* – исходная координата a из CIE Lab.

Расчет C_i' и h_i' , которые обозначают соответственно модифицированную насыщенность и тон, происходит по формулам (6) и (7):

$$C_i' = \sqrt{(a_i')^2 + (b_i')^2}, i = 1, 2, \quad (6)$$

$$h_i' = \begin{cases} 0, & b_i^* = a_i^* = 0 \\ \tan^{-1}(b_i^*/a_i^*), & \text{иначе} \end{cases}, \quad (7)$$

где C_i' – модифицированная насыщенность; b_i^* – исходная координата b из CIE Lab; h_i' – модифицированный угол оттенка.

Разница по оси яркости вычисляется по формуле (8):

$$\Delta L' = L_2^* - L_1^*, \quad (8)$$

где $\Delta L'$ – разность яркости; L_1^* , L_2^* – значения яркости двух цветов.

Разница значений модифицированной насыщенности вычисляется по формуле (10):

$$\Delta C' = C_2' - C_1', \quad (9)$$

где $\Delta C'$ – разность модифицированной насыщенности; C_1' , C_2' – модифицированные насыщенности.

Корректировка угловой разницы оттенка для того, чтобы ее значение было в диапазоне $[-180^\circ, 180^\circ]$, осуществляется по формуле (10):

$$\Delta h' = \begin{cases} 0, & C_1' C_2' = 0 \\ h_2' - h_1', & C_1' C_2' \neq 0; |h_2' - h_1'| \leq 180^\circ \\ (h_2' - h_1') - 360^\circ, & C_1' C_2' \neq 0; (h_2' - h_1') > 180^\circ \\ (h_2' - h_1') + 360^\circ, & C_1' C_2' \neq 0; (h_2' - h_1') < -180^\circ \end{cases}, \quad (10)$$

где $\Delta h'$ – разность модифицированных углов оттенка; h_1' , h_2' – модифицированные углы оттенка.

Преобразование угловой разницы оттенка в линейную метрику осуществляется по формуле (11):

$$\Delta H' = 2\sqrt{C_1' C_2'} \sin\left(\frac{\Delta h'}{2}\right), \quad (11)$$

где $\Delta H'$ – линейная разность оттенка.

Расчет среднего значения яркости происходит по формуле (12):

$$\bar{L}' = \frac{(L_2^* - L_1^*)}{2}, \quad (12)$$

где $\bar{L}'$ – средняя яркость; L_1^* , L_2^* – значения яркости сравниваемых цветов.

Расчет среднего значения насыщенности осуществляется по формуле (13):

$$\bar{C}' = \frac{(C_2' - C_1')}{2}, \quad (13)$$

где $\bar{C}'$ – средняя модифицированная насыщенность.

Расчет среднего значения тона производится по формуле (14):

$$\bar{h}' = \begin{cases} \frac{h_1' + h_2'}{2}, & |h_1' - h_2'| \leq 180^\circ; C_1' C_2' \neq 0 \\ \frac{h_1' + h_2' + 360^\circ}{2}, & |h_1' - h_2'| > 180^\circ; (h_1' + h_2') < 360^\circ; C_1' C_2' \neq 0 \\ \frac{h_1' + h_2' - 360^\circ}{2}, & |h_1' - h_2'| > 180^\circ; (h_1' + h_2') \geq 360^\circ; C_1' C_2' \neq 0 \\ (h_1' + h_2'), & C_1' C_2' = 0 \end{cases}, \quad (14)$$

где $\bar{h}'$ – средний модифицированный тон.

Вычисление поправки на тон, необходимое для учета особенностей восприятия человеческого глаза осуществляется по формуле (15):

$$T = 1 - 0.17 \cos(\bar{h}' - 30^\circ) + 0.24 \cos(2\bar{h}') + 0.32 \cos(3\bar{h}' + 6^\circ) - 0.20 \cos(4\bar{h}' + 63^\circ), \quad (15)$$

где T – модификатор оттенка.

Вычисление коэффициента коррекции восприятия цветового тона производится по формуле (16):

$$\Delta\theta = 30 \exp \left\{ - \left[\frac{\bar{h}' - 275}{25} \right]^2 \right\}, \quad (16)$$

где $\Delta\theta$ – поправка на вращение.

Вычисление коэффициента компенсации насыщенности осуществляется по формуле (17):

$$R_C = 2 \sqrt{\frac{\bar{c}_{ab}'^7}{\bar{c}_{ab}'^7 + 25^7}}, \quad (17)$$

где R_C – коэффициент компенсации насыщенности.

Расчет весовых коэффициентов для яркости, насыщенности и тона производится по формулам (18)–(20):

$$S_L = 1 + \frac{0.015(\bar{L}' - 50)^2}{\sqrt{20 + (\bar{L}' - 50)^2}}, \quad (18)$$

$$S_C = 1 + 0.045 \bar{C}', \quad (19)$$

$$S_H = 1 + 0.015 \bar{C}' T, \quad (20)$$

где S_L , S_C , S_H – весовые коэффициенты для яркости, насыщенности и тона соответственно.

Вычисление коэффициента поправки на вращение в цветовом круге производится по формуле (21):

$$R_T = -\sin(2\Delta\theta) R_C, \quad (21)$$

где R_T – коэффициент поправки на вращение в цветовом круге.

Вычисление метрики ΔE с использованием рассчитанных ранее значений и коэффициентов поправки происходит по формуле (22):

$$\begin{aligned} \Delta E_{00}^{12} &= \Delta E_{00}(L_1^*, a_1^*, b_1^*; L_2^*, a_2^*, b_2^*) = \\ &= \sqrt{\left(\frac{\Delta L'}{k_L S_L}\right)^2 + \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right)^2 + \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)^2 + R_T \left(\frac{\Delta C'}{k_C S_C}\right) \left(\frac{\Delta H'}{k_H S_H}\right)}, \end{aligned} \quad (22)$$

где ΔE_{00} – итоговое цветовое различие; k_L , k_C , k_H – коэффициенты масштабирования.

Коэффициент ΔE служит мерой визуального различия между двумя цветами, и чем меньше его значение, тем менее заметно различие между ними для человеческого глаза. Метод CIE2000, в отличие от более ранних формул, таких как CIE76 или CIE94, предлагает улучшенную точность при учете восприятия цветов в различных условиях освещения и на различных устройствах отображения. Этот метод используется для калибровки цветовых систем, оценки точности печатных изданий и в других областях, где важна высокая точность цветопередачи. Использование ΔE и формулы CIE2000 позволяет обеспечить более надежное и точное соответствие цветовых характеристик в различных задачах анализа изображений, что значительно расширяет возможности для применения в профессиональных и промышленно ориентированных приложениях [13].

III. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА И ВЫЯВЛЕНИЯ ЦВЕТОВЫХ ОТКЛОНЕНИЙ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

A. Выбор и обоснование инструментальных средств

В рамках данного исследования для анализа и обработки изображений была выбрана библиотека

алгоритмов компьютерного зрения с открытым исходным кодом OpenCV. Данная библиотека широко применяется в различных областях, связанных с обработкой изображений и видео, включая распознавание объектов, анализ текстур, сравнение изображений и коррекцию перспективных искажений. OpenCV реализована преимущественно на языке программирования C++, что обеспечивает высокую производительность и эффективность работы алгоритмов. Однако, благодаря активному развитию сообщества, библиотека поддерживает интеграцию с различными языками программирования, в том числе с Python, что делает ее удобным инструментом для разработки алгоритмов компьютерного зрения.

В качестве основного языка программирования для реализации алгоритмов сопоставления изображений был выбран Python. Данный язык обладает рядом преимуществ, среди которых простота синтаксиса, развитая экосистема специализированных библиотек и мощные инструменты для обработки данных. Python предоставляет удобные интерфейсы для работы с OpenCV, позволяя использовать широкий спектр возможностей данной библиотеки с минимальными затратами на разработку. Кроме того, Python обеспечивает возможность интеграции с другими популярными инструментами, такими как NumPy, SciPy и Matplotlib, что расширяет возможности анализа и визуализации результатов обработки изображений.

Для реализации пользовательского интерфейса системы была выбрана библиотека PyQt, которая представляет собой привязку к инструментарию Qt и предоставляет гибкие возможности для разработки кроссплатформенных графических интерфейсов. Использование PyQt позволило создать удобное приложение с интуитивно понятным интерфейсом, обеспечивающим удобную загрузку, обработку и анализ изображений. Кроме того, благодаря интеграции PyQt с Python, разработка интерфейса тесно связана с основными вычислительными модулями, что способствует созданию монолитной архитектуры приложения.

Архитектурно разработанное приложение представляет собой монолитную систему, состоящую из нескольких ключевых подсистем, каждая из которых выполняет определенные функции в рамках обработки изображений:

- 1) модуль перспективного преобразования изображения;
- 2) модуль анализа цветового отклонения;
- 3) модуль вывода ошибок при сравнении.

B. Разработка модуля перспективного преобразования изображения

В процессе сопоставления изображений одной из ключевых задач является устранение геометрических искажений, возникающих вследствие различий в ракурсе, угле съёмки или особенностях оптической системы камеры. Для решения данной задачи в разрабатываемом программном обеспечении был реализован модуль перспективного преобразования, позволяющий привести тестовое изображение к

единому масштабу и ориентации относительно эталонного изображения.

Метод основан на детектировании и сопоставлении ключевых точек с последующим вычислением матрицы гомографии. В качестве основного алгоритма обнаружения ключевых точек и вычисления дескрипторов был выбран метод Scale-Invariant Feature Transform (SIFT), обладающий устойчивостью к масштабным и поворотным преобразованиям [14, 15]. Детектирование ключевых точек выполняется для двух изображений: эталонного и тестируемого. Вычисленные дескрипторы далее используются для поиска соответствий между изображениями.

Для сопоставления дескрипторов применяется алгоритм FLANN (Fast Library for Approximate Nearest Neighbors), обеспечивающий эффективный поиск ближайших соседей в многомерном пространстве признаков. В целях повышения точности сопоставления реализована процедура фильтрации ложных соответствий, основанная на методе Lowe's ratio test. Данный метод позволяет исключить ошибочные соответствия, удовлетворяющие заданному пороговому значению.

На следующем этапе вычисляется матрица гомографии, описывающая преобразование одной системы координат в другую. Для её расчёта используется метод Random Sample Consensus (RANSAC), позволяющий минимизировать влияние выбросов и повысить точность преобразования.

После получения матрицы гомографии выполняется операция перспективного преобразования тестируемого изображения с использованием метода `warpPerspective` библиотеки OpenCV. В результате тестируемое изображение приводится к той же перспективе, что и эталонное, что делает возможным дальнейший сравнительный анализ, например, по цветовым характеристикам.

Разработанный модуль перспективного преобразования позволяет повысить точность анализа изображений, обеспечивая их приведение к единой системе координат. Данное решение особенно актуально при анализе изображений в полиграфии, защите авторских прав и системах автоматизированного контроля качества.

C. Разработка модуля анализа цветового отклонения

Для оценки численного показателя отличия в разрабатываемом программном обеспечении был реализован модуль анализа цветового отклонения, основанный на вычислении метрики CIEDE2000. Данная метрика представляет собой наиболее точную модель восприятия цветовых различий человеком и широко применяется в областях, требующих высокой точности цветопередачи, таких как полиграфия, контроль качества печатной продукции и защита авторских прав.

Метод сравнения изображений реализуется посредством разбиения изображений на равномерную сетку и последующего вычисления ΔE для каждой ячейки. Такой подход позволяет локализовать цветовые

отклонения, выявляя области с наибольшими различиями.

Процесс анализа начинается с приведения сравниваемых изображений к единому размеру, что позволяет избежать искажений, связанных с различиями в разрешении. Масштабирование осуществляется с использованием билинейной интерполяции, обеспечивая минимальные потери качества. После этого изображения преобразуются из цветовой модели BGR в RGB при помощи `cv2.cvtColor`, поскольку данное представление является более интуитивно понятным и широко используется при анализе цветовых различий.

Для более детального исследования изображения разбиваются на сетку с заданным пользователем размером ячеек. Для разбиения используется метод `split_image_into_grid`. Такое разбиение позволяет не только определить среднее отклонение цвета по всему изображению, но и выявить локальные расхождения. Для каждой ячейки вычисляется средний цвет, который затем переводится в цветовое пространство CIE Lab при помощи функции `rgb2lab`. Данная цветовая модель выбрана по причине её высокой корреляции с восприятием цвета человеком, что делает её оптимальной для анализа цветовых различий.

На следующем этапе для каждой пары соответствующих ячеек сравниваемых изображений вычисляется разница в цвете с использованием формулы CIEDE2000, которая закодирована в методе `ciede2000`. Она учитывает такие параметры, как различие в яркости, цветовой насыщенности и оттенке. Результаты анализа представляются в виде двумерного массива, где каждому элементу соответствует вычисленное значение ΔE , характеризующее степень цветового отклонения в данной области изображения. На основе полученных данных формируется тепловая карта, на которой визуализируются зоны наибольших отклонений.

Данный подход позволяет не только оценить среднее цветовое отклонение между изображениями, но и локализовать области с наибольшими цветовыми расхождениями. Разработанный модуль может быть применен в задачах контроля цветопередачи, анализе качества печатной продукции.

D. Разработка модуля вывода ошибок при сравнении

Для визуализации и интерпретации результатов анализа цветового отклонения в разработанном программном обеспечении реализован модуль вывода ошибок при сравнении, который обеспечивает графическое представление расхождений в цветопередаче между образцом и тестируемым изображением. Данный модуль использует метод построения тепловой карты на основе значений цветового различия ΔE , вычисленных по формуле CIEDE2000.

Основной функционал модуля включает три ключевых компонента: генерацию тепловой карты, обновление визуального представления отклонений и интерактивный анализ расхождений. Генерация тепловой карты выполняется путем разбиения изображений на равномерную сетку, определяемую пользователем, после чего для каждой ячейки рассчитывается среднее значение ΔE , характеризующее

степень цветового расхождения в данной области. Полученный массив значений визуализируется в виде тепловой карты, где интенсивность окраски ячеек соответствует величине отклонения цвета.

Обновление визуального представления производится динамически, позволяя пользователю оперативно изменять параметры анализа и мгновенно получать обновленные результаты. Графический интерфейс предоставляет цветовую шкалу, позволяющую легко интерпретировать уровни цветовых различий, а также отображает среднее значение ΔE по всему изображению, обеспечивая количественную оценку общего отклонения.

Дополнительно, модуль реализует функцию интерактивного анализа, позволяя пользователю наводить курсор на конкретные области тепловой карты и получать детализированную информацию о локальных расхождениях. При наведении отображается значение ΔE для конкретной ячейки сетки, а также рассчитывается разница цветовых компонентов в цветовой модели СМЮК. Этот параметр особенно важен для анализа печатной продукции, так как модель СМЮК широко применяется в полиграфии и точное определение разницы в этих компонентах может указывать на потенциальные дефекты печати.

Таким образом, разработанный модуль не только визуализирует цветовые отклонения, но и предоставляет детализированный анализ расхождений в различных цветовых пространствах, что делает его универсальным инструментом для оценки качества цветопередачи в различных отраслях, включая полиграфию, контроль качества продукции и автоматизированный анализ изображений.

IV. ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА И ВЫЯВЛЕНИЯ ЦВЕТОВЫХ ОТКЛОНЕНИЙ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Разработанное программное обеспечение было протестировано на различных изображениях с целью оценки его точности при выявлении цветовых отклонений. Основной задачей исследования являлось определение точности и информативности метода, основанного на метрике CIEDE2000, а также оценка удобства визуализации результатов.

Анализ изображений выполнялся следующим образом. Входные данные загружались в программное обеспечение, после чего выполнялось предварительное перспективное преобразование для устранения возможных искажений. Далее применялось разбиение изображения на сетку и расчет цветового отклонения по метрике CIEDE2000. Полученные значения визуализировались в виде тепловой карты, для быстрой оценки участков изображения с наибольшими расхождениями.

На рисунке 1 представлен результат анализа цветовых отклонений при параметре «количество ячеек в тепловой карте», установленном в 10 единиц. Данный параметр определяет количество разбиений изображения на равномерную сетку, в пределах которой вычисляется цветовое отклонение по метрике CIEDE2000.

Как видно из тепловой карты (рис. 1), наиболее значительные цветовые расхождения наблюдаются в правой части изображения. Это свидетельствует о наличии участка с выраженными цветовыми отклонениями, что подтверждается исходными данными: тестовое изображение содержит оттиск с нарушенным составом красок в данной области. Несоответствие цветового профиля могло возникнуть вследствие технологических особенностей печати, таких как неравномерное нанесение красителя, изменение концентрации цветовых пигментов или смещение печатного слоя.



Рисунок 1 – Результат анализа отклонений при разрешении тепловой карты 10

При среднем значении $\Delta E = 1.54$ на тепловой карте можно наблюдать разнообразие оттенков, соответствующих различной степени цветового отклонения. Однако ключевую роль в анализе играет локальная вариация метрики, которая рассчитывается для усредненного цветового значения в пределах каждой области разбиения.

Локальные значения ΔE позволяют определить не только общую степень цветового расхождения, но и выявить критические зоны, где отклонение превышает допустимые пределы. Эти зоны представляют наибольший интерес, так как даже при относительно небольшом среднем значении метрики в отдельных областях могут присутствовать значительные цветовые искажения.

На рисунке 2 представлена тепловая карта с разрешением 100, позволяющая детализировать распределение цветовых отклонений на изображении. Анализ выявляет многочисленные области с повышенными значениями ΔE , что свидетельствует о значительных расхождениях в цветовых характеристиках тестового и эталонного изображений. Высокое разрешение разбиения на сетку позволяет выявить даже незначительные отличия, которые могли бы остаться незамеченными при меньшей детализации.



Рисунок 2 – Результат анализа отклонений при разрешении тепловой карты 100

Как видно на изображении, наиболее выраженные отклонения сосредоточены в правой части, что может свидетельствовать о локальном изменении состава красок или дефекте печати. Наличие ярких областей на

тепловой карте указывает на неоднородность цветового соответствия в разных частях изображения. Такой подход позволяет не только оценить общее расхождение между изображениями, но и локализовать проблемные зоны, что особенно важно при анализе качества печатной продукции.

Результаты тестирования показали, что предложенный метод позволяет выявлять даже незначительные отклонения цветового тона, незаметные для человеческого глаза. Применение тепловых карт делает анализ интуитивно понятным и удобным, позволяя пользователю оперативно выявлять критические области. Дополнительно были протестированы возможности увеличения разрешения сетки, что позволило получить более детализированные данные, однако при слишком мелком разбиении увеличивалось время обработки изображения.

Проведенные испытания подтвердили работоспособность предложенного метода и его применимость в задачах контроля качества печатной продукции, цветокоррекции изображений и других областях, требующих высокой точности анализа цветовых различий. В дальнейшем возможна оптимизация алгоритмов для повышения производительности, а также интеграция дополнительных методов анализа, таких как цветовые гистограммы и хеши изображений.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанный алгоритм обеспечивает комплексный подход к анализу цветовых отклонений, сочетая количественную оценку метрики CIEDE2000 и наглядную визуализацию различий с использованием тепловых карт. Это позволяет не только оценивать степень схожести изображений в целом, но и локализовать проблемные зоны, где отклонения наиболее выражены. Такой подход особенно важен для контроля качества печатной продукции, сканированных изображений и цифровых дубликатов, где даже незначительные цветовые расхождения могут существенно влиять на восприятие конечного результата.

Одним из ключевых преимуществ предложенного метода является использование перспективного преобразования, позволяющего корректировать геометрические искажения и обеспечивать корректное сопоставление изображений даже при наличии смещений или деформаций. Это особенно актуально в случаях, когда тестовое изображение представляет собой фотографию или скан, в которых неизбежны незначительные отклонения по углам или масштабу.

Результаты тестирования подтвердили результативность предложенного алгоритма в выявлении цветовых несоответствий, демонстрируя его высокую точность при анализе изображений разного происхождения. Визуальное представление данных в виде тепловых карт позволило значительно упростить интерпретацию результатов и оперативно выявлять критические зоны отклонений. Это делает предложенный метод универсальным инструментом для задач цветового контроля в различных областях,

включая полиграфию, промышленный дизайн и цифровую обработку изображений.

Перспективными направлениями дальнейшего развития являются интеграция поддержки различных цветовых моделей, улучшение алгоритмов предобработки изображений и фильтрации шумов, а также разработка адаптивных методов сравнения, учитывающих особенности анализируемых объектов. Дополнительно, применение технологий машинного обучения может позволить автоматизировать процесс оценки цветовых несоответствий, что повысит скорость и точность анализа. Расширение функционала алгоритма также может включать адаптацию под специфические отраслевые стандарты, что сделает его более востребованным в профессиональной среде.

Таким образом, разработанная система представляет собой эффективный инструмент для детального анализа цветовых отклонений, обладающий высокой точностью и удобством использования. Ее применение позволит повысить контроль качества визуального контента, сократить затраты на проверку печатной и цифровой продукции и автоматизировать процессы цветового анализа в различных сферах деятельности.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Ali N. H. M., Mahdi M. E. Detecting similarity in color images based on perceptual image hash algorithm // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing, 2020. – Т. 737. – № 1. – P. 012244.
- [2] Ding K. et al. Comparison of full-reference image quality models for optimization of image processing systems // International Journal of Computer Vision. – 2021. – Т. 129. – №. 4. – P. 1258–1281.
- [3] Khan M. A. et al. A smart and robust automatic inspection of printed labels using an image hashing technique // Electronics. – 2022. – Т. 11. – №. 6. – P. 955.
- [4] Thyagarajan K. K., Kalaiarasi G. A review on near-duplicate detection of images using computer vision techniques // Archives of Computational Methods in Engineering. – 2021. – Т. 28. – № 3. – P. 897–916.
- [5] Yang X. et al. Perceptual screen content image hashing using adaptive texture and shape features // IEEE Signal Processing Letters. – 2025. – P. 1–5.
- [6] Green P. Colorimetry and colour difference // Fundamentals and applications of colour engineering. – 2023. – P. 27–52.
- [7] Alkhowaiter M., Almubarak K., Zou C. Evaluating perceptual hashing algorithms in detecting image manipulation over social media platforms // 2022 IEEE International Conference on Cyber Security and Resilience (CSR). – IEEE, 2022. – P. 149–156.
- [8] Wang Z., Li T. Research on Image copyright confirmation and protection model based on blockchain // Proceedings of the 2021 2nd International Conference on Control, Robotics and Intelligent System. – 2021. – P. 230–234.
- [9] Liu G. H., Yang J. Y. Deep-seated features histogram: a novel image retrieval method // Pattern Recognition. – 2021. – Т. 116. – P. 107926.
- [10] Pereira A., Carvalho P., Corte-Real L. Boosting color similarity decisions using the CIEDE2000 PF Metric // Signal, Image and Video Processing. – 2022. – Т. 16. – № 7. – P. 1877–1884.
- [11] Kariper E., Cilingir A. Evaluation of color matching of three single-shade composites employing simulated 3D printed cavities with different thicknesses using CIELAB and CIEDE2000 color difference formulae // Reviews on Advanced Materials Science. – 2025. – Т. 64. – № 1. – P. 20250087.
- [12] Sharma G., Wu W., Dalal E. N. The CIEDE2000 color-difference formula: Implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations // Color Research and Application. – 2005. – № 30. – P. 21–30.
- [13] Tejada-Casado M. et al. Exploring the CIEDE2000 thresholds for lightness, chroma, and hue differences in dentistry // Journal of Dentistry. – 2024. – Т. 150. – P. 105327.

- [14] Bansal M., Kumar M., Kumar M. 2D object recognition: a comparative analysis of SIFT, SURF and ORB feature descriptors // Multimedia Tools and Applications. – 2021. – Т. 80. – № 12. – P. 18839–18857.
- [15] Bellavia F. SIFT matching by context exposed // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2022. – Т. 45. – № 2. – P. 2445–2457.

Антонянц Егор Николаевич. Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия. Аспирант факультета автоматики и вычислительной техники. Количество печатных работ: 28. Область научных интересов: машинное обучение, системы компьютерного зрения, информационные сети. e-mail: bax201438@gmail.com (ответственный за переписку).

Матвеев Данил Александрович. Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия. Студент бакалавриата факультета автоматики и вычислительной техники. Область научных интересов: машинное обучение, системы искусственного интеллекта, системы компьютерного зрения.

Кириенко Михаил Андреевич. Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия. Студент бакалавриата факультета автоматики и вычислительной техники. Количество печатных работ: 1. Область научных интересов: глубокое обучение, нейронные сети, системы компьютерного зрения.

Алетдинова Анна Александровна. Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия. Доктор экономических наук, кандидат технических наук, профессор кафедры автоматизированных систем управления. Количество печатных работ: 343. Область научных интересов: анализ данных, машинное обучение, системы искусственного интеллекта.

Development of mathematical and software solutions for image comparison

E.N. Antonyants, D.A. Matveev, M.A. Kireenko, A.A. Aletdinova

Abstract — This article discusses image comparison methods, with an emphasis on traditional approaches such as the use of image hashes, color difference analysis using the ΔE metric and color histograms, as well as more complex methods, including the use of color spaces and the CIEDE2000 metric. Evaluating color differences using the CIEDE2000 formula, which takes into account human perception of color, provides more accurate information about differences between images, which is important for a number of applied tasks such as quality control of printed products, duplicate image search and visual content analysis. As part of the work, software has been developed that allows analyzing color deviations using perspective transformations and calculating the CIEDE2000 metric. The algorithm implements an effective approach to localize deviations in images, which significantly improves the accuracy and visibility of the results. With the help of heat maps, it is possible to visualize differences, which helps to identify problem areas and errors faster. The conducted research has shown that the proposed method surpasses traditional approaches in accuracy and allows for a more detailed analysis of images, especially in cases where they have been subjected to geometric distortions. Software testing was carried out using the example of various types of images such as printed products and digital copies. It can be argued that the developed program is a valuable tool in the field of image processing.

Keywords — image analysis, color spaces, application development, computer vision, CIEDE2000.

REFERENCES

- [1] Ali N. H. M., Mahdi M. E. Detecting similarity in color images based on perceptual image hash algorithm // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – IOP Publishing, 2020. – T. 737. – № 1. – P. 012244.
- [2] Ding K. et al. Comparison of full-reference image quality models for optimization of image processing systems // International Journal of Computer Vision. – 2021. – T. 129. – №. 4. – P. 1258–1281.
- [3] Khan M. A. et al. A smart and robust automatic inspection of printed labels using an image hashing technique // Electronics. – 2022. – T. 11. – №. 6. – P. 955.
- [4] Thyagarajan K. K., Kalaiarasi G. A review on near-duplicate detection of images using computer vision techniques // Archives of Computational Methods in Engineering. – 2021. – T. 28. – № 3. – P. 897–916.
- [5] Yang X. et al. Perceptual screen content image hashing using adaptive texture and shape features // IEEE Signal Processing Letters. – 2025. – P. 1–5.
- [6] Green P. Colorimetry and colour difference // Fundamentals and applications of colour engineering. – 2023. – P. 27–52.
- [7] Alkhawaiter M., Almubarak K., Zou C. Evaluating perceptual hashing algorithms in detecting image manipulation over social media platforms // 2022 IEEE International Conference on Cyber Security and Resilience (CSR). – IEEE, 2022. – P. 149–156.
- [8] Wang Z., Li T. Research on Image copyright confirmation and protection model based on blockchain // Proceedings of the 2021 2nd International Conference on Control, Robotics and Intelligent System. – 2021. – P. 230–234.
- [9] Liu G. H., Yang J. Y. Deep-seated features histogram: a novel image retrieval method // Pattern Recognition. – 2021. – T. 116. – P. 107926.
- [10] Pereira A., Carvalho P., Corte-Real L. Boosting color similarity decisions using the CIEDE2000_PF Metric // Signal, Image and Video Processing. – 2022. – T. 16. – № 7. – P. 1877–1884.
- [11] Kariper E., Cilingir A. Evaluation of color matching of three single-shade composites employing simulated 3D printed cavities with different thicknesses using CIELAB and CIEDE2000 color difference formulae // Reviews on Advanced Materials Science. – 2025. – T. 64. – № 1. – P. 20250087.
- [12] Sharma, G., Wu, W., Dalal, E.N. The CIEDE2000 color-difference formula: Implementation notes, supplementary test data, and mathematical observations // Color Research and Application. – 2005. – № 30. – P. 21–30.
- [13] Tejada-Casado M. et al. Exploring the CIEDE2000 thresholds for lightness, chroma, and hue differences in dentistry // Journal of Dentistry. – 2024. – T. 150. – P. 105327.
- [14] Bansal M., Kumar M., Kumar M. 2D object recognition: a comparative analysis of SIFT, SURF and ORB feature descriptors // Multimedia Tools and Applications. – 2021. – T. 80. – № 12. – P. 18839–18857.
- [15] Bellavia F. SIFT matching by context exposed // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2022. – T. 45. – № 2. – P. 2445–2457.