

# СУПЕРКОМПЬЮТЕРНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ В ЗАДАЧЕ ПОИСКА ИЗОБРАЖЕНИЙ ПО ВИЗУАЛЬНОМУ ПОДОБИЮ

*К.В. Кузнецов, В.М. Михелев, Д.А. Торочин, Д.В. Петров*

*Белгородский государственный национальный исследовательский университет*

Рассматривается применение суперкомпьютерных технологий в задаче поиска изображений по визуальному подобию с решением, основанным на сравнительно простых и быстро вычисляемых мерах, использующих цветовые признаки и яркостные переходы на изображении.

## **Введение**

В настоящее время содержимое Интернета включает не только текстовые документы, но и графические объекты и видеоизображения, которые содержат информацию очень большого объема. Кроме этого, появились очень большие по объему информации базы данных изображений как у отдельного пользователя, так и у различных организаций. В этих условиях весьма актуальным становится вопрос о навигации среди этой массы информации, и о быстром и точном поиске нужных пользователю данных. Также актуально и создание высокопроизводительных облачных сервисов, реализующих параллельные алгоритмы распознавания нечетких дубликатов изображений.

Однако существующие в настоящее время алгоритмы поиска дубликатов нечетких изображений имеют следующие недостатки:

- высокая ресурсоемкость, особенно заметная в процессе поиска в большой коллекции;
- огромные временные затраты;
- значительная погрешность в полученных результатах.

В связи с этим нами был разработан алгоритм, который позволил использовать простые и быстро извлекаемые из изображений признаки, основанные на анализе цветовых признаков и яркостных переходов на изображении. Такой подход обеспечил высокопроизводительное решение задачи поиска изображений по визуальному подобию.

## **Теоретические основы**

В качестве цветовой модели изображения была выбрана схема HSV, которая представляет каждый пиксель тремя компонентами: тон (hue), насыщенность (saturation) и значение (value). Это позволяет описать каждое изображение тремя вещественными функциями от координат, то есть изображение будет представлено тремя двумерными векторами. Предпочтение было отдано в пользу HSV вместо других моделей, таких как RGB и CMYK, по двум причинам. Во-первых, потому что модель HSV ближе к человеческому восприятию, так как модели RGB и CMYK определяют цвет как комбинацию базовых цветов, в то время как компоненты модели HSV отображают информацию о цвете в более привычной для человека форме. Эта модель позволяет определить, какой именно цвет: насыщенный он или тусклый, светлый или темный [1].

Разработанный нами алгоритм поиска изображений по визуальному подобию состоит из следующих этапов:

1. Приведение изображения к виду, удобному для анализа.
2. Вычисление меры схожести на основе цветовых признаков изображения.

3. Вычисление меры отличия между изображениями.
4. Определение значимых объектов, расположенных на изображении.
5. Определение схожести объектов по форме на основе гистограмм градиентов и яркостных переходов на изображении.
6. Принятие решения о схожести изображений по визуальному подобию.

### Приведение изображения к виду, удобному для анализа

На этом этапе изображения переводятся к одинаковому разрешению и выполняется их предварительная обработка. Для размера изображения выбиралось значение 100\*100 пикселей, такая размерность картинки позволяет человеческому глазу судить о схожести изображений. Также для изображений в качестве предобработки применялось размытие по Гауссу, что сглаживает некоторые детали.

### Вычисление меры схожести на основе цветовых признаков изображения

Изображение квантуется по компоненте h(hue) на 32 цвета. Затем для каждого цвета запоминается количество его вхождений (количество пикселей данного цвета). Для сравнения изображений в дальнейшем будут использоваться 3 наиболее частых цвета на этих изображениях. Мера схожести вычисляется по следующей формуле:

$$D = \sum_{i=1}^3 r(I_{1i}, I_2) + \sum_{i=1}^3 r(I_{2i}, I_1),$$

где  $I$  – упорядоченный по частоте список цветов,  $a$  – цвет,  $c$  – частота цвета ‘ $a$ ’ на первом изображении,  $d$  – частота цвета ‘ $a$ ’ на втором изображении.

При этом в зависимости от наличия исследуемого цвета, например ‘ $a$ ’, на втором изображении значение выражения  $r(a, I)$  определяется следующим образом:

- $r(a, I) = c - d$ , если цвет ‘ $a$ ’ представлен на втором изображении,
- $r(a, I) = c$ , если цвет ‘ $a$ ’ отсутствует на втором изображении.

### Вычисление меры отличия между изображениями

Мера отличия противоположна по смыслу мере сходства. В ней суммируются частоты цветов, не встречающихся в двух изображениях:

$$D_1 = \sum_{i=1}^3 (I_{1i} + I_{2i}),$$

где  $I$  – это упорядоченный список частот по убыванию, таких, которых нет в другом изображении.

Пример:  $I_1 = \{‘200’:0.43, ‘20’:0.30, ‘120’:0.17, ‘280’:0.10\}$ ,  $I_2 = \{‘200’:0.80, ‘40’:0.30, ‘80’:0.17, ‘180’:0.10\}$ . Цвета ‘200’ совпадают, поэтому они не войдут в список  $I_1, I_2$ . Поэтому  $I_1 = \{‘20’:0.30, ‘120’:0.17, ‘280’:0.10\}$ ,  $I_2 = \{‘40’:0.30, ‘80’:0.17, ‘180’:0.10\}$ , а мера отличия будет равна 1,14.

### Определение значимых объектов расположенных на изображении

Для выделения схожих объектов воспользуемся обычным фильтром Собеля, выделяющим границы.

$$G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{bmatrix} * A, \quad G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A,$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \quad \theta = \arctan(G_y / G_x),$$

где  $A$  – изображение,  $G$  – значение градиента в точке,  $\theta$  – угол направления градиента.

После выделения пикселей, которые определяют яркостные переходы на изображении границами, группируем их. Группировка осуществляется рекурсивно. Выбирается первый пиксель границы и для него проверяется небольшая окрестность, если рядом существуют пиксели границы, то они входят в эту группу и для них запускается та же процедура поиска. После получения всех границ объектов, составляется отсортированный список объектов и их границ. Затем из этого списка удаляются те объекты, у которых значение границ в пикселях меньше некоего порога.

### Определение схожести объектов по форме на основе гистограмм градиентов и яркостных переходов на изображении

Для сравнения границ использовались гистограммы ориентации градиента. В таком виде эти дескрипторы были впервые предложены и описаны исследователями Navneet Dalal и Bill Triggs. Рассматриваемый метод построения дескрипторов на основе HoG базируется на том, что наличие и форма локальных объектов на изображении могут быть описаны распределением интенсивности градиентов.

Для улучшения качества детекции локальные гистограммы могут быть нормализованы по контрасту путем вычисления меры интенсивности по большему региону изображения, так называемому блоку, и использования этого значения для нормализации гистограмм всех клеток в блоке. Такая нормализация ведет к лучшей инвариантности относительно изменений освещенности и теням. Было предложено строить гистограммы, используя не все изображение, а лишь окрестности границ, выделенных на предыдущем этапе.



Рис. 1. Гистограмма направлений градиентов

Далее сравнивались окрестности по цветовым признакам, описанным раньше, а также по гистограммам направлений градиентов:

$$F = 1 - r_{peaks} \sum_{i=1}^8 (H_{1i} - H_{2i}),$$

где  $n$  – число пиков гистограммы, больших некоторого порога;  $H$  – гистограммы градиентов по 8 направлениям, где элементом является значение  $G$  по углу  $\Theta$ ;  $r$  – нормализующий множитель. Окрестности границ также сравнивались по мере сходства и отличия.

### Принятие решения о схожести изображений по визуальному подобию

Общий вывод о схожести изображений определяется на основе общей взвешенной меры, полученной в виде суммы из приведенных выше частных мер.

## Вычислительный эксперимент

Вычислительный эксперимент проводился на коллекции в 20 тысяч картинок [2]. Для полного сравнения коллекции необходимо было около 200000 сравнений изображений между собой.

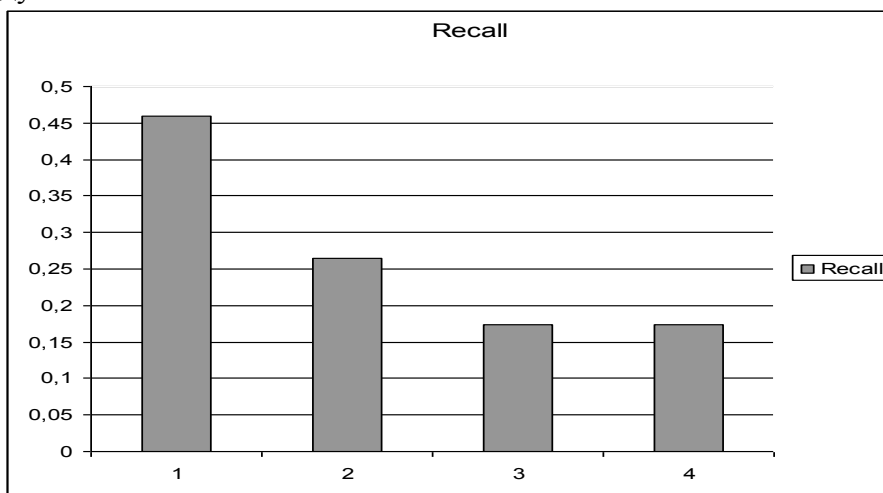


Рис. 2. Полнота

Основными характеристиками, определяющими значимость алгоритма поиска, являются полнота и точность. Оценка результатов поиска производили независимые ассессоры [2], ими для оценки лучшего алгоритма использовался метод общего котла. На графиках (рис. 2 и рис. 3) представлены значения полноты и точности, полученные по результатам расчетов по разработанному нами алгоритму (номер 1) в сравнении с другими алгоритмами (номера 2, 3, 4) [2]. Преимущество разработанного нами метода объясняется не только комбинированием мер, основанных на цветовых компонентах, но и применением мер, вычисляемых с помощью гистограмм градиентов.

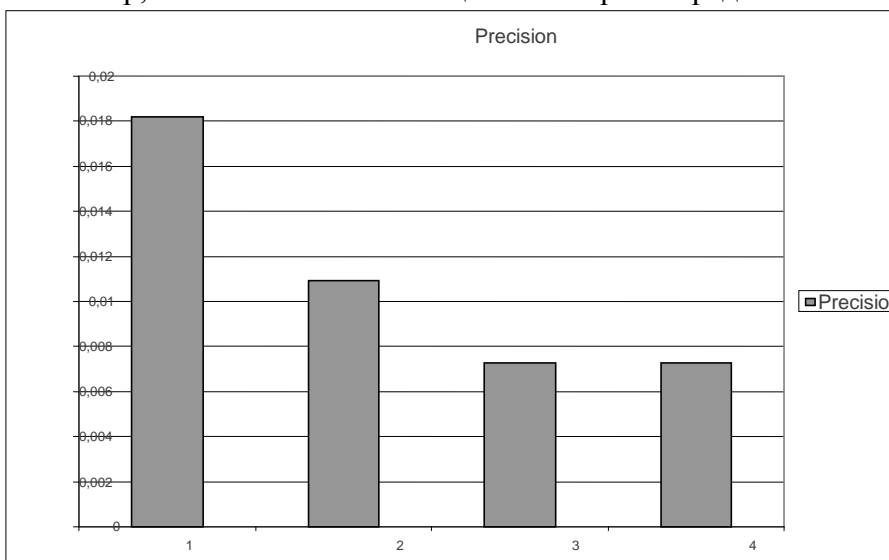


Рис. 3. Точность

Как показали вычислительные эксперименты, время расчета одной картинке составляло несколько сотых секунды, поэтому разработанный алгоритм обеспечивает высокопроизводительное решение задачи поиска изображений по визуальному подобию для больших коллекций. Однако, когда необходимо построить индекс для нескольких миллиардов картинок, необходимо данный алгоритм использовать в сочетании с со-

временными технологиями параллельного программирования. Поэтому даже при тестировании алгоритмов нами применялись гибридные технологии параллельного программирования MPI и CUDA. Технология MPI позволила осуществлять расчеты на большом количестве компьютеров (горизонтальное масштабирование), а технология CUDA обеспечила расчеты, хорошо подходящие под эту архитектуру, в частности выполнялись расчеты с использованием фильтров Собеля. Такие задачи могут также относиться к НТС; так, например, можно осуществлять построение индексов (вычисление самих признаков). После построения индекса соответственно можно применять такие технологии, как OpenMP, внутри каждого MPI процесса. Это сократит расход памяти, что существенно для данной задачи, потому что на хранение одного изображения уходит малое количество информации. При большом индексе мы сможем хранить больше изображений в оперативной памяти и меньше обращаться к жесткому диску, что существенно сократит время поиска.

### **Выводы**

Разработан и исследован метод поиска изображений по визуальному подобию на основе анализа их визуальных характеристик, который обеспечивает высокопроизводительное решение задачи. Для решения использовались сравнительно простые и быстро вычисляемые признаки, основанные на анализе цветовых гистограмм и яркостных переходов на изображении. Использование небольшого набора комбинаций глобальных цветовых и текстурных признаков оказалось эффективным при поиске по разнородной коллекции изображений.

### **Литература**

1. Крешихин Д.Н., Неелова Н.В. Поиск изображений по визуальному подобию на основе цветовой модели HSV // Труды РОМИП. 2009.
2. Российский семинар по оценке методов информационного поиска – [<http://romip.ru/>].
3. Мельниченко А., Гончаров А. ЛММИИ на РОМИП-2009: Методы поиска изображений по визуальному подобию и детекции нечетких дубликатов изображений // Труды РОМИП. 2009.