

УДК 681.325

Н.Н. ПОНОМАРЕНКО, В.В. ЛУКИН, С.К. АБРАМОВ, А.А. ЗЕЛЕНСКИЙ*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Украина***МЕРЫ ПОДОБИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ПОИСКОВЫХ СИСТЕМ**

Исследована задача поиска изображений в Интернете по полному и частичному подобию¹. Показаны особенности нахождения мер подобия для таких изображений и обозначены основные требования к поисковым системам. Рассмотрены и обобщены основные подходы к построению мер подобия. Предложен метод многоэтапной оптимизации весов многопараметровой меры подобия с использованием субъективных экспериментов и больших баз изображений. Предложена мера подобия и метод формирования тестовых выборок изображений для субъективных экспериментов. Эффективность предложенной меры подобия продемонстрирована на ряде примеров.

меры подобия, поиск и индексация изображений в больших базах данных**Введение**

Количество изображений, размещаемых в Интернете и индексируемых поисковыми системами, растет в геометрической прогрессии. В базе данных поисковой системы Яндекс на конец 2005 года было около 60 млн. изображений, а на конец 2006 года их число достигло уже 133 млн. Все больше людей пользуются поиском изображений в Интернете для оформления своих презентаций, публикаций и просто для удовлетворения любопытства. При этом классифицированной является лишь незначительная часть этих изображений (в основном, это касается платных баз изображений). Для остальных же доступен только поиск по ключевым словам в сопутствующем тексте. Недостаточная эффективность такого подхода делает актуальной разработку альтернативных методов поиска изображений, в частности, поиска по полному или частичному подобию.

Задачи разработки мер визуального подобия изображений и тесно связанные с ними задачи создания адекватных математических моделей психо-визуального восприятия человека в последнее время являются областью интенсивных исследований [1, 2]. При этом все разрабатываемые меры подобия можно условно разбить на две большие группы. К

первой группе относятся меры подобия, предназначенные, в основном, для верификации различных методов обработки изображений и видео – сжатия, фильтрации, восстановления и др [1, 3, 4]. Особенностью этих мер подобия является одинаковый размер сравниваемых изображений и относительно малая степень их различия. Ко второй группе относятся более сложные меры подобия, предназначенные для поиска похожих изображений и их индексации в больших базах изображений [2, 5, 6]. Основной особенностью мер подобия второй группы является, как правило, высокая степень различия между изображениями, которые могут иметь неодинаковые размеры, пропорции, цветовую гамму, контраст и другие характеристики. Кроме того, специфика поисковых систем предполагает возможность поиска изображений по частичному подобию (например, только по цветовой гамме), что также усложняет разработку эффективных мер подобия.

Одним из наиболее перспективных, на наш взгляд, подходов к разработке мер подобия для поисковых систем является представление меры подобия в виде взвешенной суммы множества вычисляемых расстояний (отличий) [2, 7]. Такой подход предоставляет механизм использования в одной интегральной мере подобия широкого круга разрабо-

¹ Работа подготовлена при поддержке ООО "ЯНДЕКС" (www.yandex.ru)

танных на данный момент методов нахождения расстояний между изображениями, а также позволяет осуществлять поиск по частичному подобию (для этого достаточно обнулить часть весовых коэффициентов). Важной является и относительная простота наращиваемости разработанных мер подобия.

В данной работе мы постараемся обобщить этот подход и очертить круг требований к мерам подобия, которые могли бы эффективно использоваться в практических системах поиска. В разделе 2 описывается предлагаемый многоэтапный метод оптимизации весов расстояний. В разделе 3 предлагается упрощенная мера подобия для этого метода. В разделе 4 описывается метод генерации тестовых выборок для проведения экспериментов, и анализируются полученные результаты.

1. Особенности вычисления мер подобия для поисковых систем

Основное требование к мерам подобия для поисковых систем, высокая скорость вычисления, обуславливается огромным числом изображений в базах данных и большим числом поступающих одновременно поисковых запросов при допустимом времени ответа системы порядка нескольких секунд. Для удовлетворения этого требования вычисление меры подобия между двумя изображениями должно

осуществляться с использованием лишь ограниченного количества (не более нескольких сотен) предварительно рассчитанных и хранящихся в базе данных векторов признаков этих изображений.

При добавлении изображения в базу данных поисковой системой сохраняется его уменьшенная копия (thumbnail, пиктограмма) с размерами от 100×100 (Яндекс) до 128×128 (поисковая система Google) пикселей. Для обеспечения простоты внедрения и низкой стоимости сопровождения (наращиваемости) разрабатываемой системы поиска изображений все интегральные характеристики, используемые при вычислении меры подобия, желательно рассчитывать только на основании сохраненных в базе данных пиктограмм изображений. В противном случае при любом изменении алгоритма вычисления меры подобия может потребоваться скачивание оригинальных версий всех индексированных в базе данных изображений. При среднем размере изображения 110 Кб (данные Яндекс) и общем числе изображений в сотни миллионов, объем скачиваемой информации может составить десятки терабайт, что неприемлемо из-за больших временных затрат на скачивание и обработку данных.

На рис. 1 приведена обобщенная структурная схема вычисления меры подобия как суммы множества взвешенных расстояний.



Рис. 1. Обобщенная структурная схема вычисления меры подобия для поисковой системы

Каждый блок этой схемы может быть реализован в виде соответствующего банка (фильтров, норма-

лизаторов, параметров, расстояний и их нелинейных комбинаций). Все возможные сочетания элементов

этих банков могут быть предварительно включены в вычисляемую меру подобия с последующей оптимизацией значений весовых коэффициентов. Оптимизация весов коэффициентов должна осуществляться на основании данных, получаемых и усредняемых в ходе проведения экспериментов по субъективному оцениванию степени подобия тестовых изображений большим числом добровольцев. При этом основной проблемой является нахождение метода формирования тестовых выборок (эта проблема будет рассмотрена в разделе 2). После этого в итоговый алгоритм вычисления меры подобия могут быть включены только слагаемые с наибольшими абсолютными значениями весовых коэффициентов (наиболее значимые расстояния).

Разрабатываемая мера подобия должна в основном базироваться на таких известных и подтвержденных рядом экспериментальных исследований [8] особенностях психо-визуального восприятия человека, как более высокая чувствительность человеческого глаза к изменениям в низких частотах и яркостной компоненте по отношению к изменениям соответственно в высоких частотах и цветовых компонентах. Маскирующие эффекты яркости и контраста [9] на небольших пиктограммах проявляются в меньшей мере, но также могут быть учтены.

Сравниваемые изображения могут быть фрагментами друг друга или третьего изображения (этот случай является самым сложным), что должно эффективно учитываться в мере подобия. Одно из изображений может быть повернуто на 90 или 180 градусов. Разрабатываемая мера подобия должна быть также робастна к небольшим нелинейным изменениям контраста и яркости.

2. Многоэтапная оптимизация весовых коэффициентов расстояний

Пусть $M = \sum_{n=1}^N a_n d_n$ – мера подобия, вычисляемая как взвешенная сумма n расстояний, где d_n – значе-

ние n -го расстояния, а a_n – его вес. Наиболее трудоемкой частью разработки такой меры подобия, когда N – большое число, является нахождение (оптимизация) весов a_n .

Формализовать и автоматизировать процесс оптимизации $\{a_n\}$ можно введением в процесс разработки экспериментальной части по субъективной оценке степени подобия изображений. В ходе этих экспериментов для большого набора пар изображений (3000 – 5000) должны быть получены оценки $\{S_k\}$, где k – номер пары изображений, причем каждая такая оценка должна быть получена усреднением субъективных оценок большого числа участников экспериментов (20 – 25 человек). Всего для хорошей статистической достоверности должно быть произведено не менее 100000 оценок субъективного подобия пар изображений.

Полученные оценки $\{S_k\}$ можно использовать для построения системы уравнений вида:

$$\begin{cases} a_1 d_{11} + a_2 d_{12} + \dots + a_n d_{1n} = S_1; \\ a_1 d_{21} + a_2 d_{22} + \dots + a_n d_{2n} = S_2; \\ \dots \\ a_1 d_{k1} + a_2 d_{k2} + \dots + a_n d_{kn} = S_k, \end{cases}$$

где k – число пар изображений.

Целевая функция, которую нужно минимизировать в ходе оптимизации $\{a_n\}$, может быть записана в виде: $(a_1 d_{11} + \dots + a_n d_{1n} - S_1)^2 + \dots + (a_1 d_{k1} + \dots + a_n d_{kn} - S_k)^2$. При этом качество оптимизации во многом зависит от точности полученных оценок M_j и от равномерности их распределения на интервале $0..Z$, где 0 соответствует максимально возможному подобию, а Z – минимально возможному подобию. Точность полученных $\{S_k\}$ определяется методологией проведения экспериментов, а равномерность их распределения – качеством выбора пар тестовых изображений для визуального сравнения. Остановимся подробнее на этих вопросах.

Во многих исследованиях участников эксперимента просят оценивать подобие изображений по некой шкале, например пятибалльной [1, 3]. Однако

пользователям часто бывает трудно классифицировать степень субъективного восприятия отличия изображений по подобным шкалам, что приводит к низкой точности получаемых оценок.

Более перспективной нам представляется методология проведения экспериментов, когда участников просят упорядочить два или больше изображений по степени их подобия заданному эталону [4, 9]. При этом кроме вышеприведенной целевой функции, для оптимизации $\{a_n\}$ можно использовать ранговые коэффициенты корреляции Спирмэна и Кэндалла [10].

Более сложно обеспечить равномерное распределение $\{S_k\}$. Чтобы качественно сформировать множество тестовых выборок изображений, нужно

уже иметь какую-то достаточно эффективную меру подобия.

Решить эту проблему может итеративный процесс, когда результат оптимизации $\{a_n\}$ с предыдущей итерации используется при формировании тестовых выборок для проведения экспериментов на последующей итерации. Однако может потребоваться большое число итераций, что неприемлемо, если общее время проведения одной серии экспериментов приближается к 150 – 200 человеко-часам.

На рис. 2 приведена структурная схема предлагаемой многоэтапной оптимизации весов меры подобия, предусматривающая только одну итерацию проведения экспериментов и несколько итераций предварительных исследований.

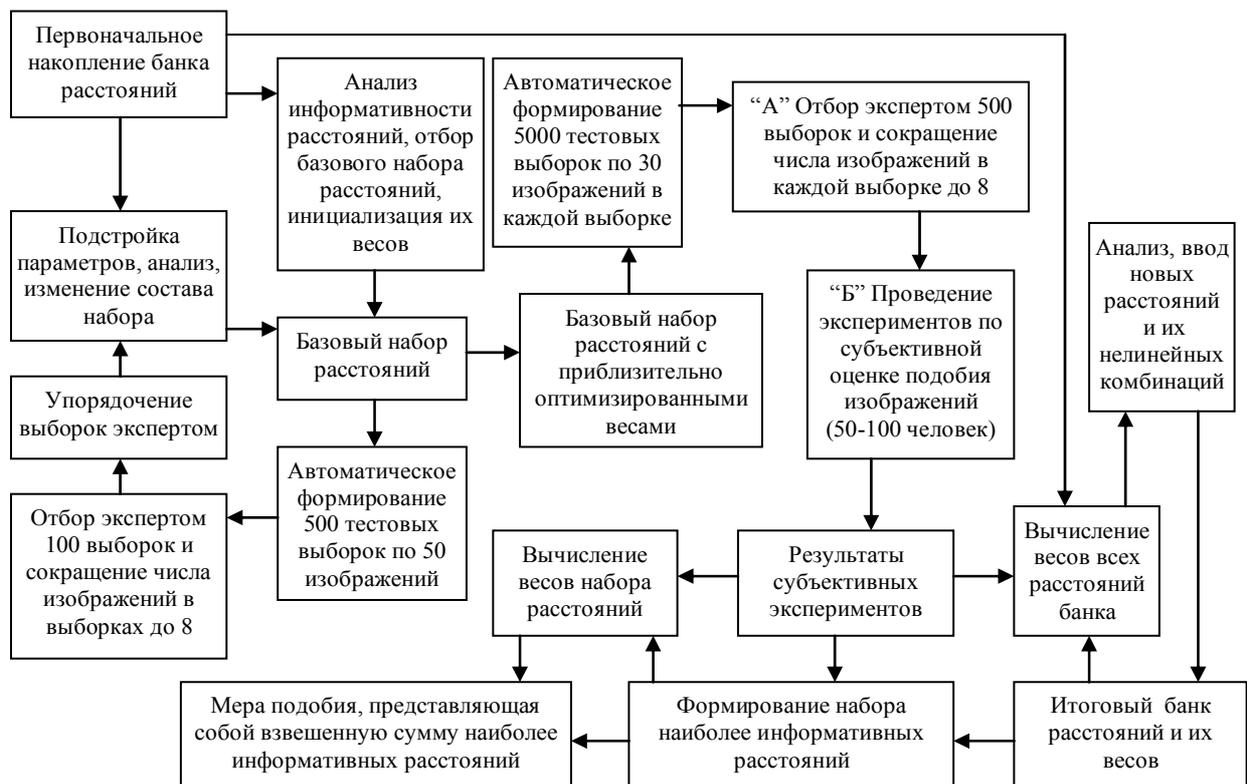


Рис. 2. Структурная схема метода многоэтапной оптимизации весов меры подобия

Эксперт формирует базовый набор наиболее важных, на его взгляд, расстояний и задает их начальные веса. С помощью полученной таким образом меры подобия формируется небольшой набор тестовых выборок, которые упорядочиваются по степени подобия эталонам самим экспертом. Расхождение экспериментальных и вычисленных $\{S_k\}$

используется для коррекции весов меры подобия. Этот процесс может повторяться несколько итераций. И только потом полученная упрощенная мера подобия используется для формирования тестовых выборок для проведения эксперимента. Может быть сформировано большее число выборок, чем требуется, а наименее информативные из них могут быть

отброшены экспертом (блок "А" структурной схемы на рис. 2).

При этом, что важно для обеспечения высокой эффективности последующих экспериментов (блок "Б"), эксперт должен предпочитать при отборе такие



Рис. 3. Пример тестовой выборки (из эталонного изображения и восьми изображений, упорядоченных по степени подобия ему) при несоответствии порядка изображений в выборке визуальному восприятию

В случае же, если наблюдается полное соответствие между автоматической оценкой степени отличия и субъективной оценкой эксперта, то такие выборки будут мало полезны для последующей оптимизации весов меры подобия.

Данные, получаемые в ходе экспериментов (блок "Б"), служат сразу двум целям. Кроме того, что они являются основой для оптимизации весов меры подобия, эти данные также позволяют с хорошей статистической достоверностью оценить эффективность оптимизированной меры подобия.

3. Упрощенная мера подобия

В соответствии с вышеописанным методом нами была разработана упрощенная мера подобия. В нее были включены расстояния, характеризующие отличия изображений по форме, контрасту, цвету, яркости, гистограммам, пропорциям, детализированности, процентному содержанию фона и объектов с определенными характеристиками. Опишем эти расстояния подробнее.

3.1. Отличие по форме, контрасту и яркости.

Для вычисления робастных к изменениям яркости и контраста расстояний между двумя одинаковыми по размерам двумерными массивами (черно-белыми изображениями) будем использовать следующее выражение:

$$D_{rob}(A, B) = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (A_{ij} - \bar{A} - (B_{ij} - \bar{B})K)^2}, \quad (1)$$

выборки, в которых упорядочение изображений по степени их отличия от эталона (с помощью упрощенной меры подобия) не соответствует визуальному восприятию эксперта. Пример такой выборки приведен на рис. 3.

где A – эталонное изображение; B – изображение, для которого вычисляется расстояние; N, M – размеры изображения; \bar{A}, \bar{B} – средние значения яркости на A и B , K – масштабный коэффициент:

$$K = \max \left(\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (A_{ij} - \bar{A})(B_{ij} - \bar{B})}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (A_{ij} - \bar{A})^2}, 0 \right). \quad (2)$$

Использование K , вычисленного в соответствии с (2), минимизирует D_{rob} для A и B [11]. Ограничение K положительными числами исключает из поиска инвертированные изображения и существенно уменьшает вероятность ошибок при нахождении подобий. Если $K=0$, B отличается от A больше, чем изображение, залитое одним уровнем яркости.

K характеризует разницу в контрастах изображений, которую можно вычислять как

$$\Delta_K = \begin{cases} 1 - K, & K < 1; \\ 1 - 1/K, & K > 1. \end{cases} \quad (3)$$

Для вычисления расстояний между формой изображений D_S , контрастом изображений D_C и яркостью изображений D_B предварительно будем переводить изображения из цветового пространства RGB в YUV [12] и уменьшать до размеров 15×15 , сохраняя только компоненту Y. При этом для хранения компоненты Y требуется всего 225 байт, и она представляет собой низкочастотную (наиболее информативную) часть изображения, характеризующая его форму и контраст. Подобным уменьшением дости-

гається и некоторая робастность к отличию в пропорциях изображений (до 10%). Далее для компоненты Y вычисляются следующие расстояния:

$D1$ – изображение B уменьшается таким образом, чтобы быть фрагментом вписанным в изображение A , после чего для всех возможных положений фрагмента вычисляются расстояния (2) и из них выбирается минимальное;

$D2$ – аналогично $D1$, только до фрагмента изображения B уменьшается изображение A ;

$D3$ и $D4$ значения Δ_K (3) для положений фрагмента, соответствующих вычислению $D1$ и $D2$;

$D5$ и $D6$ – значения выражения $|\bar{A} - \bar{B}|$ для положений фрагмента, соответствующих вычислению $D1$ и $D2$;

После этого вычисляются значения D_S , D_C и D_B :

$$\begin{aligned} D_S &= \min(D1, D2, 40); \\ D_C &= \min(D3, D4, 1); \\ D_B &= \min(D5, D6, 50). \end{aligned} \quad (4)$$

Поясним, какими соображениями мы руководствовались, вводя константы 40, 1, 50 в вычисление расстояний D_S , D_C и D_B . Когда форма объектов на изображениях отличается не очень сильно, человек пытается оценить степень этого отличия (рис. 4).



Рис. 4. Форма изображения б более соответствует форме эталонного изображения а, чем форма изображения в, и это отличие можно оценить



Рис. 5. Форма изображений б и в одинаково “очень сильно” отличается от изображения а

Если же отличие очень большое, то его оценка становится некоей константой, соответствующей полному несовпадению в субъективном восприятии человека (рис. 5). Назовем ее порогом полного несовпадения (ППН).

3.2. Отличие по цвету изображений. Отличие по цвету будем вычислять в цветовом пространстве хуз [12]. Для каждого изображения будем находить и хранить средние значения x и y (с диапазоном $0..255$). Тогда расстояние между цветом изображений A и B может быть вычислено как:

$$D_L = \min(\sqrt{(x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2}, 12), \quad (5)$$

где $\underline{x}_A, y_A, \underline{x}_B, y_B$ – соответственно средние значения x и y для изображений A и B , 12 – ППН.

3.3. Отличие по форме гистограмм. Обозначим как $\{H_A^Y\}$, $\{H_A^U\}$, $\{H_A^V\}$ соответственно гистограммы компонент Y , U и V изображения A , где $l=1..L$. Для вычисления интегральных характеристик гистограмм будем использовать $L=256$, а для хранения в базе данных и последующего вычисления расстояний между двумя гистограммами, будем использовать $L=16$ (сохраненные нормализованные 8-битные данные по $\{H_A^Y\}$, $\{H_A^U\}$ и $\{H_A^V\}$ будут занимать всего 48 байт памяти).

Для обеспечения робастности по отношению к изменениям контраста для каждой гистограммы предлагается выполнять следующие действия. Находятся нижняя и верхняя границы (рис. 6, а), отсекающие по 5% от общего числа пикселей. Затем часть гистограммы, находящаяся между этими границами, сжимается (растягивается) до L элементов (рис. 6, б) и нормализуется (с умножением на 255 и округлением для обеспечения 8-битности). Полученный массив (16 байт) сохраняется в базе данных.

При вычислении расстояния между формой гистограмм рассматриваются все их возможные сдвиги друг относительно друга и выбирается сдвиг, обеспечивающий минимальное расстояние. При этом гистограммы по необходимости на краях дополняются нулями (рис. 7).

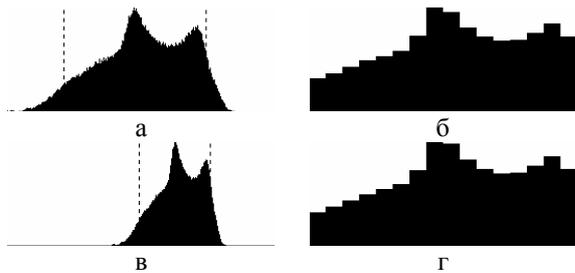


Рис. 6. а – исходная гистограмма (пунктирными линиями обозначены нижняя и верхняя границы), б – сохраненная 16-элементная гистограмма, в – гистограмма этого же изображения с измененными контрастом и яркостью, г – сохраненная 16-элементная гистограмма для гистограммы в

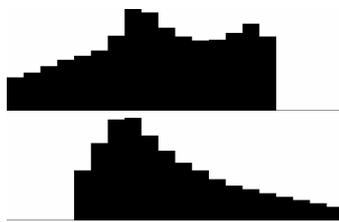


Рис. 7. Пример сдвига между гистограммами, обеспечивающего минимальное расстояние между их формой

Расстояние между формой двух гистограмм $D_H(HX, HY)$ будем вычислять как

$$D_H = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{l=1}^{L_0} (HX_l - HY_l)^2},$$

где L_0 – размерность обоих гистограмм после до-
полнения нулями.

Интегральное расстояние между гистограммами изображений A и B будем вычислять как взвешенную сумму расстояний между формами их гистограмм для компонент Y, U и V :

$$D_{HW} = (4D_H(H_A^Y, H_B^Y) + D_H(H_A^U, H_B^U) + D_H(H_A^V, H_B^V)) / 6.$$

Расстояние D_H между гистограммами изображений A и B будем вычислять как:

$$D_H = \min(D_{HW}, 90), \quad (6)$$

где 90 – ППН.

3.4. Отличие в пропорциях изображений. Расстояние между пропорциями изображений A и B будем вычислять в соответствии со следующим выражением:

$$D_W = \min(1 - \min(\frac{XS_A YS_B}{XS_B YS_A}, \frac{XS_B YS_A}{XS_A YS_B}), 0,35), \quad (7)$$

где X_A, Y_A и X_B, Y_B – соответственно размеры изображений A и B , 0,35 – ППН.

3.5. Отличие по степени детализированности.

Введем понятие степени детализированности изображения, оцениваемой по его яркостной компоненте Y . Для этого вычислим значение средней локальной дисперсии на изображении σ_{loc}^2 , рассчитываемое в скользящем окне 5×5 пикселей. Получим робастную оценку диапазона значений пикселей $Diap = E_{max} - E_{min} + 1$, где E_{max} и E_{min} – верхняя и нижняя границы гистограммы, отсекающие по 5% общего числа пикселей (рис. 6).

Оценка детализированности изображения, робастная к изменению контраста, может быть найдена как:

$$Det = \sigma_{loc} / Diap.$$

Расстояние между степенями детализированности изображений A и B будем вычислять как

$$D_D = \min(|Det_A - Det_B|, 0,09), \quad (8)$$

где 0,09 – ППН.

3.6. Отличие по содержанию фона.

Вычислим выход медианного фильтра с окном 5×5 пикселей для компонент Y, U, V изображения и построим трехмерную гистограмму для этого выхода. Перед вычислением гистограммы для повышения скорости вычислений и обеспечения робастности к флуктуациям уровня фона осуществим равномерное квантование значений пикселей с шагом квантования 8. Число уровней трехмерной гистограммы будет равно 32768.

Введем в качестве меры процентного содержания фона на изображении $Pr(A)$ отношение значения максимального пика полученной гистограммы к общему числу точек. Тогда расстояние между соответствующими мерами двух изображений может быть вычислено как:

$$D_P = \min(|Pr(A) - Pr(B)|, 0,11), \quad (9)$$

где 0,11 – ППН.

3.7. Отличие по процентному содержанию объектов определенного цвета. Так как большую долю изображений в Интернете занимают фотографии людей, нам представляется важным включить в вычисление базовой меры подобия параметр, характеризующий процентное содержание на изображении пикселей, цвет которых соответствует цвету человеческой кожи. Вычисление этого параметра удобно осуществлять в цветовом пространстве xyz .

Опытным путем нами были найдены три опорные точки в плоскости xy , приблизительно соответствующие телесным оттенкам цвета: $(x=0,35, y=0,36)$, $(x=0,38, y=0,37)$, $(x=0,42, y=0,41)$. Для каждого изображения A подсчитывается доля числа пикселей $Prop(A)$, расстояние от которых в плоскости xy хотя бы до одной из приведенных выше опорных точек меньше $0,02$. Соответствующее расстояние между изображениями вычисляется как

$$D_G = \min(|Prop(A) - Prop(B)|, 0,08), \quad (10)$$

где $0,08$ – ППН.

3.8. Интегральная мера подобия. Будем вычислять интегральную меру подобия как взвешенную

сумму расстояний, описанных в подразделах 3.1 – 3.7:

$$D_f(A, B) = a_1 D_S + a_2 D_C + a_3 D_B + a_4 D_L + a_5 D_H + a_6 D_W + a_7 D_D + a_8 D_P + a_9 D_G. \quad (11)$$

Результаты предварительных исследований показали, что хорошее соответствие субъективной оценке подобия изображений обеспечивают значения весовых коэффициентов $a_1 \dots a_8$, равные соответственно $a_1=1/100$, $a_2=1/5$, $a_3=1/250$, $a_4=1/100$, $a_5=1/50$, $a_6=1/4$, $a_7=1$, $a_8=1$, $a_9=1/2$.

4. Формирование тестовых выборок

Для проведения исследований нам был предоставлен фрагмент базы изображений Яндекса размером в 2,5 миллиона пиктограмм.

Прежде, чем перейти к описанию метода формирования тестовых выборок, проанализируем статистические характеристики предложенных расстояний. Нами были вычислены значения каждого расстояния для 1 миллиона случайно выбранных пар изображений и построены гистограммы их распределений (рис. 8).

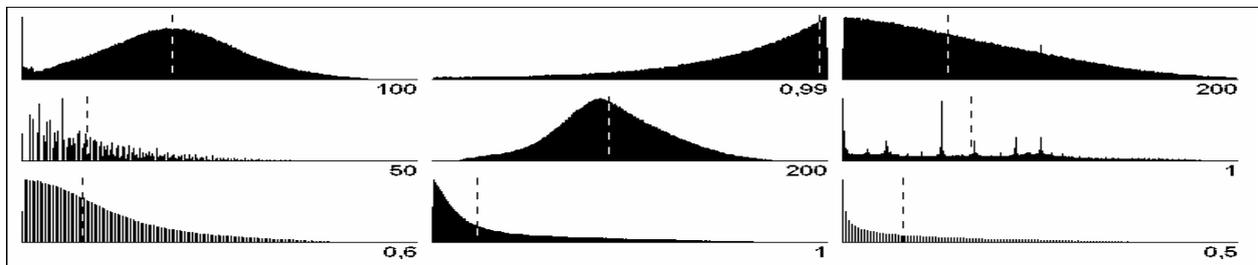


Рис. 8. Гистограммы распределения значений используемых в предложенной метрике расстояний для 1 миллиона случайных пар изображений (слева направо, сверху вниз): $D_S, D_C, D_B, D_L, D_H, D_W, D_D, D_P, D_G$

Для D_C для большей информативности приведен только фрагмент гистограммы до $0,99$, так как в 45% случаев $D_C=1$. Пунктирной линией на каждой гистограмме отмечен автоматически выбранный ППН (АППН), в качестве которого мы предлагаем брать 50% квантиль гистограммы. Отметим, что при дальнейшей оптимизации весов меры подобия можно ввести в нее по несколько версий каждого расстояния, но с разными ППН, например, $0,5$ АППН, $0,75$ АППН, АППН, $1,25$ АППН, $1,5$ АППН, 5 АППН, 10

АППН. Тогда веса для расстояний с неправильно выбранными ППН при оптимизации будут автоматически сведены к нулю.

Для формирования тестовых выборок, состоящих из одного эталонного изображения и заданного числа U ($8 - 16$) изображений с различной степенью подобия относительно эталонного, нами предлагается следующий алгоритм.

Выберем эталонное изображение A_{et} и сформируем случайную выборку из U изображений

$\{A_1, \dots, A_U\}$, в которой изображения упорядочены по возрастанию расстояния от A_{et} .

Введем меру равномерности распределения расстояний в множестве $\{A_1, \dots, A_U\}$:

$$G = \sum_{u=1}^{U-1} \sqrt{(D_I(A_{et}, A_{u+1}) - D_I(A_{et}, A_u))}. \quad (12)$$

Равномерность распределения расстояний будет тем большей, чем больше полученное в соответствии с (12) значение G .

Будем выбирать случайным образом из базы данных изображение и заменять им одно из изображений множества $\{A_1, \dots, A_U\}$ в том случае, если это приводит к увеличению значения G .

Повторив это действие достаточно большое число раз (в наших экспериментах – 100000 раз), мы получим тестовую выборку с равномерным распределением расстояний по отношению к эталонному изображению.

На рис. 9 приведено несколько примеров сформированных таким образом выборок (первое изображение в каждой выборке – эталонное). Приведенные примеры показывают, что разработанная упрощенная мера позволяет достаточно эффективно учитывать большое количество типов подобий. В то же время анализ полученных данных выявляет достаточно много “промахов” меры подобия, когда количественная оценка расстояния между изображениями радикально расходится с визуальной. Особенно часто это связано с недостаточно эффективным учетом формы объектов на изображениях [13]. Поэтому при дальнейшей разработке банка расстояний повышенное внимание следует уделять именно этому вопросу. В то же время и статистические характеристики, как показывают примеры на рис. 9 часто позволяют выявлять весьма интересные подобия, несмотря на существенные различия в форме объектов изображений.

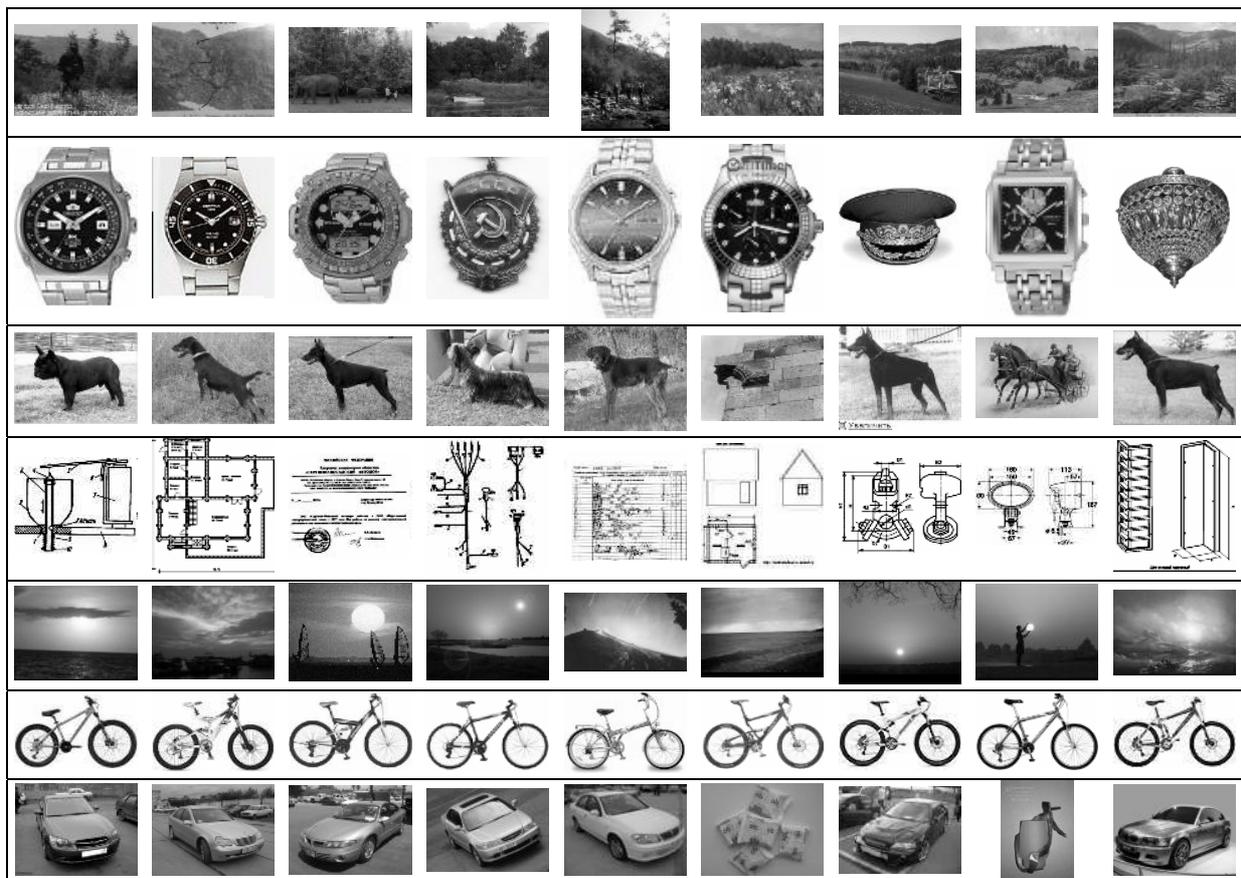


Рис. 9. Примеры сформированных тестовых выборок

Заключення

В данной работе рассмотрена задача поиска изображений в Интернете по полному и частичному подобию. Обобщен подход, предусматривающий формирование меры подобия как взвешенной суммы отдельных расстояний между изображениями. Предложен метод многоэтапной оптимизации весов разрабатываемой меры подобия.

Предложена упрощенная мера подобия, учитывающая форму, контраст, цвет, яркость и другие характеристики изображений. Предложено понятие порога предельного несовпадения при вычислении расстояний и автоматический способ его вычисления по гистограмме распределения расстояния.

С помощью предложенной меры подобия по фрагменту базы изображений поисковой системы Яндекс были сформированы 500 тестовых выборок для проведения экспериментов по нахождению субъективных оценок подобия изображений. В дальнейших исследованиях это позволит оптимизировать веса разрабатываемой мультипараметровой меры подобия. Эти исследования также позволят количественно оценить информативность отдельных расстояний и эффективность предлагаемого подхода в целом

Литература

1. Furht B., Marques O. The handbook of video databases: Design and Applications. – CRC Press, 2003. – 1232 p.
2. Santini S. Exploratory Image Databases. – Academic Press, 2001. – 512 p.
3. Wang Z., Bovik A., Sheikh H., Simoncelli E. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity // IEEE Transactions on Image Processing. – 2004. – Vol. 13, issue 4. – P. 600-612.
4. Egiazarian K., Astola J., Ponomarenko N., Lukin V., Battisti F., Carli M. New full-reference quality metrics based on HVS // CD-ROM Proceedings of

the Second International Workshop on Video Processing and Quality Metrics. – Scottsdale, USA, 2006. – 4 p.

5. Rui Y., Huang T.S., Chang S.F. Image retrieval: current techniques, promising directions and open issues // Journal of visual communication and image representation. – 1999. – No 10. – P. 39-62.
6. Aslandogan Y., Yu C.T. Techniques and Systems for Image and Video Retrieval // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 1999. – Vol. 11, No 1. – P. 56-63.
7. Bach J.R., Fuller C., Gupta A., Hampapur A., Horowitz B., Humphrey R., Jam R., Shu C.F. The Vi-rage Search Engine: An Open Framework for Image Management // Proc. of the SPIE Storage and Retrieval for Still Image and Video Databases IV. – 1996. – Vol. 2670. – P. 77-87.
8. Zeng W., Daly S., Lei S. An overview of the visual optimization tools in JPEG 2000 // Signal Processing: Image Communication. – 2002. – Vol.17. – P.85-104.
9. Ponomarenko N., Silvestri F., Egiazarian K., Carli M., Astola J., Lukin V. On between-coefficient contrast masking of DCT basis functions // Proc. of the Third International Workshop on Video Processing and Quality Metrics. – USA, 2007. – 4 p.
10. Kruskal W.H. Ordinal measures of association // J. Amer. Statist. Assoc. – 1958. – Vol. 53. – P. 814-861.
11. Ponomarenko N., Egiazarian K., Lukin V. Acceleration of fractal image compression by correlation trees // Interdisciplinary Applications of Fractal and Chaos Theory. – Romania, 2004. – P. 75-84.
12. Berns R.S. Principles of Color Technology. – New York: John Wiley & Sons, 2000. – 272 p.
13. Veltkamp R.C. Shape Matching: Similarity Measures and Algorithms // In proceedings of the International Conference on Shape Modeling and Applications. – Genova, Italy, 2001. – P. 188-197.

Поступила в редакцию 17.05.2007

Рецензент: д-р физ.-мат. наук, с.н.с. О.В. Сытник, Институт радиофизики и электроники НАН України, Харьков.