

МЕТОДЫ ВЫДЕЛЕНИЯ КОНТУРОВ И ОПИСАНИЯ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК ПРИ СОПОСТАВЛЕНИИ ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2010 г. П. И. Иванов*; А. Э. Маничев*; А. С. Потапов**, доктор техн. наук

* Санкт-Петербургский государственный университет информационных технологий, механики и оптики, Санкт-Петербург

** НПК “Государственный оптический институт им. С.И. Вавилова”, Санкт-Петербург
E-mail: pas.aicv@gmail.com

Рассмотрены способы использования цветовой информации при решении задач сопоставления изображений, распознавания и сопровождения объектов в замкнутом пространстве. Данные задачи характерны для систем компьютерного зрения мобильных роботов. Рассмотрены методы выделения контуров на основе оператора Кумани и обнаружения ключевых точек с использованием цветового метода на основе “разности гауссиан”. Предложен новый способ построения дескрипторов ключевых точек на основе цветового тензора. Эксперименты показывают увеличение эффективности указанных методов на 10–15% при близком к трехкратному увеличению времени обработки.

Ключевые слова: цветовой тензор, изображение, контур, ключевые точки.

Коды OCIS: 150.1708, 330.1720

Поступила в редакцию 14.05.2010

Введение

Большинство методов компьютерного зрения, таких как выделение контуров, обнаружение и описание ключевых точек, разрабатываются для полутооновых изображений. При этом в мобильных роботах зачастую цветные изображения перед началом обработки переводятся в полутоночные для снижения вычислительных затрат и используемой памяти. И все же цвет несет важную дополнительную информацию об объектах, присутствующих на изображении. Благодаря прогрессу оптики и бортовых вычислительных систем использование цветовой информации становится все более востребованным.

В настоящее время цвет часто используется как дополнительный относительно независимый канал информации. К примеру, популярным является использование цветовых гистограмм в задачах распознавания и сопровождения объектов [1–3]. При этом основное внимание уделяется вопросам построения таких цветовых признаков, которые были бы инвариантны по отношению к изменениям условий освещения. Такие цветовые признаки, как правило, не содержат пространственной информации. При построении цветовых гистограмм пространственная информа-

ция может использоваться лишь для исключения влияния фона на цветовые признаки объекта [4]. Также и в пространственных описаниях изображений цветовая информация используется в весьма простой форме. Например, при выделении контуров цвет используется для более точного оценивания уровня различий между соседними пикселями.

Наиболее характерным примером независимого рассмотрения пространственной и цветовой информации является составление “смешанных” векторов признаков, описывающих объекты или ключевые точки на изображении, просто путем конкатенации пространственных признаков, таких как SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [5], вычисляемых по полутоновому изображению, и цветовых признаков на основе гистограмм. В более сложном случае цветовые признаки могут вычисляться в подобластях локальных окрестностей ключевых точек [6].

Хотя подобное раздельное извлечение пространственной и цветовой информации с ее объединением лишь перед распознаванием или сопровождением является весьма удобным, вероятно, более тесное совместное использование этой информации на всех этапах обработки изо-

брожения может позволить повысить эффективность решения указанных конечных задач.

В данной статье рассматриваются различные пути использования цветовой информации и намечаются возможности более тесной интеграции цветовой и пространственной информации в задачах извлечения контуров и описания ключевых точек. В частности, предлагается метод выделения ключевых точек на основе цветовой пирамиды “разности гауссиан”, а также дескриптор ключевых точек, строящийся на основе локального пространственного распределения значений цветового тензора. Повышение эффективности решения задач обнаружения, описания и сопоставления особенностей изображений при использовании цветовой информации составляет 10–15% при увеличении времени вычисления до трех раз.

Инвариантные цветовые признаки

Основной проблемой, рассматриваемой в низкоуровневых методах цветового анализа изображений, является изменение компонент цветового вектора каждого из пикселов при изменении ориентации видимых поверхностей и освещения объектов сцены. Инвариантность цветовых признаков означает неизменность их значений при изменениях условий съемки. Обоснование инвариантности цветовых признаков обычно осуществляется на основе фотометрических моделей процессов отражения и рассеяния излучения видимыми поверхностями.

Пусть R , G и B – компоненты яркости некоторого пикселя. Простейшими признаками, для которых обосновывается определенная нечувствительность диффузной составляющей рассеянного излучения к пространственной ориентации поверхности, ориентации и интенсивности освещения, являются нормированные цветовые компоненты [1]

$$r = \frac{R}{R+G+B}, \quad g = \frac{G}{R+G+B}, \quad b = \frac{B}{R+G+B}.$$

Также обосновываются инвариантные свойства цветовой насыщенности и тона

$$S = 1 - \frac{\min\{R, G, B\}}{R+G+B},$$
$$H = \arctan \left[\frac{\sqrt{3}(G-B)}{(R-G)+(R-B)} \right].$$

Кроме того, тон оказывается инвариантным и к бликам [1].

При этом значение яркости такой инвариантностью не обладает. По сути, именно яркость и исключается при всех указанных выше преобразованиях. В результате цветное изображение разделяется на преобразованное цветное изображение, обладающее некоторой инвариантностью к условиям освещения, и полутононое яркостное изображение, такой инвариантностью не обладающее, что и обуславливает их дальнейшую сравнительно независимую обработку.

На основе преобразованного цветного изображения (включающего, например, компоненты тона и насыщенности) далее, зачастую, строятся гистограммы распределения этих компонентов в некоторой области, соответствующей объекту или окрестности ключевой точки.

Особенно эффективным, с точки зрения вычислений, является использование гистограмм цвета в задачах слежения. Как показывают эксперименты, производительность современных мобильных процессоров достаточна для выполнения слежения за объектом (к примеру, лицом) в масштабе реального времени. В то же время, в коммерческих бытовых роботах зачастую используются дешевые, сравнительно низкокачественные видеокамеры, которые в условиях недостаточно интенсивного освещения формируют изображения с низкой цветовой насыщенностью и зашумленной компонентой тона. В этих условиях одни только гистограммы цвета оказываются не вполне надежными, и цветовую информацию тогда необходимо дополнять информацией о пространственном распределении яркости.

Выделение контуров с использованием цветовой информации

Существует два основных подхода к выделению контуров на изображениях. В первом подходе, который может быть назван глобальным, контуры выделяются как границы однородных (по некоторому признаку) областей. Во втором, локальном, подходе вместо выделения областей на изображении производится обнаружение контуров как локальных резких изменений свойств изображения.

В глобальном подходе сегментация может выполняться, например, методом роста областей: изображение сначала разбивается на малые области, которые затем попарно сливаются, если их свойства достаточно похожи. В простейшем случае могут использоваться яркостные характеристики (например, средняя яркость или какие-то

иные статистические моменты распределения яркости внутри областей). Глобальный подход естественным образом распространяется на случай цветных изображений (см., например, [7]), однако, здесь он не рассматривается, поскольку подобные методы сегментации, как правило, недостаточно быстрые для реализации на бортовых вычислителях.

Локальный подход к выделению контуров часто базируется на той или иной операции дифференцирования (с выполнением сглаживания для подавления шумов, характерных для локальных методов). Классическими в нем являются операторы Робертса [8], Превитт и Собела [9].

Вместо поиска экстремумов первой производной от изображения в нем часто также проводится поиск нулей второй производной в форме оператора Лапласа. Ниже приведены примеры масок для вычисления компонентов градиента и оператора Лапласа. Важной особенностью (при работе с цветными изображениями) последней маски является ее центральная симметричность.

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}; \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}.$$

Существует большое разнообразие более сложных методов выделения контуров (например, методы Канни [10] и Дериша [11]). Для отмеченных методов отклики меняются линейно с изменением перепада яркости, поэтому при выделении контуров на изображениях, содержащих высоко-контрастные или низкоконтрастные объекты, отклик может оказаться ниже порога обнаружения, что приведет к их неверному распознаванию. Существуют также и нелинейные (по уровню отклика на перепад яркости) методы, например метод Нагумо [12, 13], который также используется в качестве основы оператора Лапласа.

Вполне естественно, что на цветном изображении могут быть выделены контуры между областями разного тона, но одинаковой яркости, которые отсутствуют на полутоновом изображении. Принято считать, что в среднем число выделяемых на цветном изображении контуров больше на 10% [14]. Кроме того, цветовая информация может быть дополнительно использована, например, при отождествлении контуров в задачах сопоставления изображений [15].

Очевидным и наиболее часто встречаемым расширением методов выделения контуров на случай цветных изображений является замена

оценок частных производных функции яркости оценками этих производных от векторной функции цвета. В простейшем случае в каждой точке вычисляются производные отдельно для каждого канала, после чего вычисляется длина цветового вектора частных производных

$$|\nabla f(x, y)| = \sqrt{|\nabla R(x, y)|^2 + |\nabla G(x, y)|^2 + |\nabla B(x, y)|^2}, \quad (1)$$

где $f(x, y) = (R(x, y), G(x, y), B(x, y))$ – векторное (цветное) изображение.

Дифференцирование изображения может осуществляться по любому из цветовых каналов (в том числе и после выполнения преобразования цветового пространства к HVS (Hue, Value, Saturation) или фотометрическим инвариантам [16]). Однако принципиальным остается вопрос, как осуществлять комбинирование этих производных. Модуль производной вычислить не представляет трудности путем суммирования модуля градиента в каждом из каналов [17, 18]. Проблема, однако, возникает при вычислении направления общего градиента, поскольку направления в каждом из каналов могут быть противоположными. Более адекватным является использование цветового тензора [19]

$$\mathbf{G} = \begin{pmatrix} \mathbf{f}_x \mathbf{f}_x & \mathbf{f}_x \mathbf{f}_y \\ \mathbf{f}_x \mathbf{f}_y & \mathbf{f}_y \mathbf{f}_y \end{pmatrix}, \quad (2)$$

где \mathbf{f} – цветное изображение, возможно, сглаженное, а \mathbf{f}_x и \mathbf{f}_y – векторы его частных производных. Определитель данной матрицы заменяет сумму модулей цветовых градиентов. На таком тензорном представлении основывается метод Кумани для выделения контуров [20]. На рис. 1 представлен пример вычисления определителя матрицы \mathbf{G} (выражение (2), рис. 1г) и модуля градиента (выражение (1), рис. 1д). При этом цветовой тензор дает более контрастные края при меньшем уровне шумов на однородных по цвету областях. Таким образом, этот подход оказывается предпочтительнее, чем вычисление модуля градиента.

Выделение ключевых точек с использованием цветовой информации

Обычно в методах на основе локальных инвариантных признаков цветовая информация используется лишь на этапе формирования дескрипторов ключевых точек. Однако эта информация может быть полезной и на этапе обнаружения самих ключевых точек.

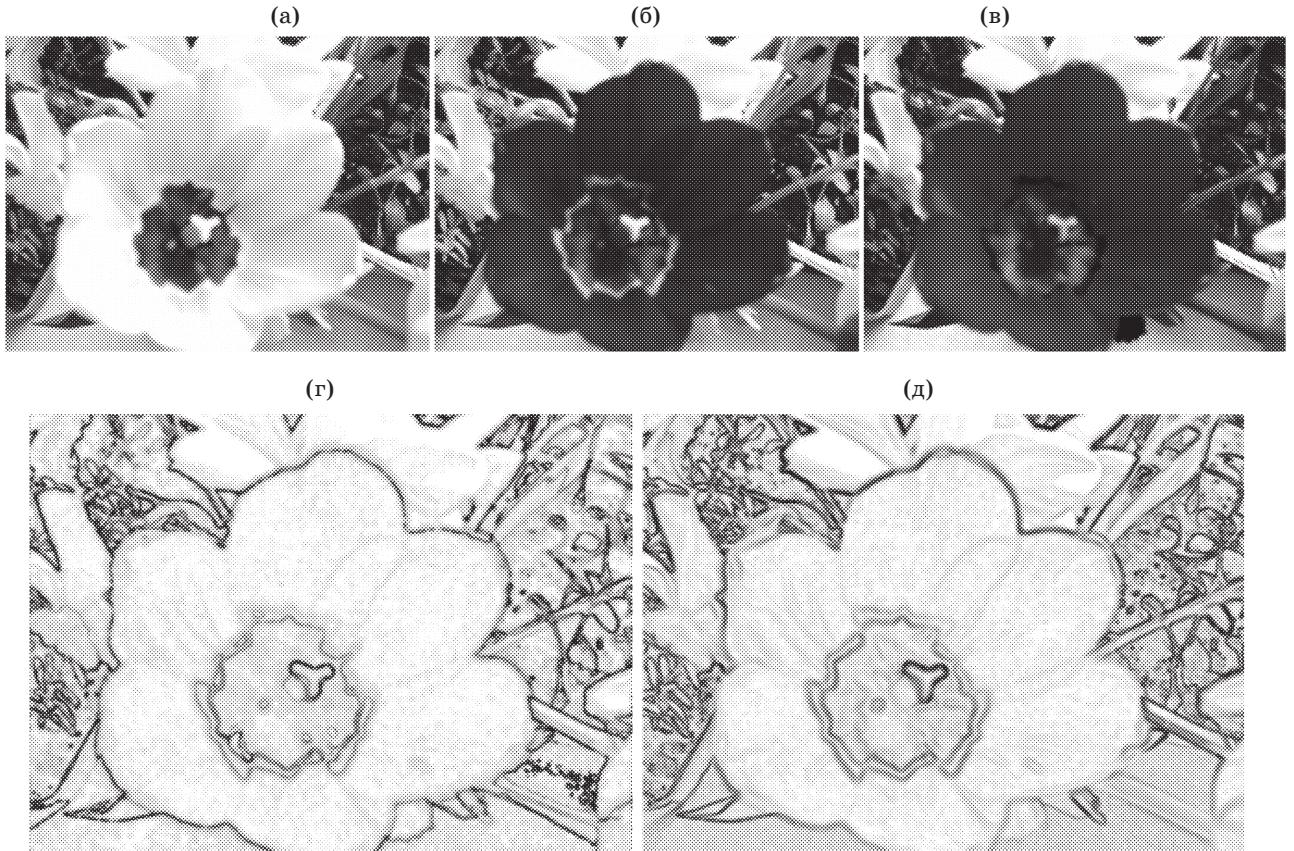


Рис. 1. Цветное изображение, представленное в виде компонентов RGB (а–в), и результат вычислений определителя цветового тензора (г) и модуля градиента (д).

Процедуры выделения ключевых точек, как правило, основываются на поиске локальных экстремумов на изображениях, подвергнутых свертке с некоторым оператором интереса, который зачастую аналогичен операторам, используемым при выделении контуров. В связи с этим модификация методов выделения ключевых точек с использованием цветовой информации может также выполняться аналогичным образом.

Типичный способ выделения ключевых точек состоит из следующих шагов: построение пирамиды разрешений путем сглаживания изображения гауссовыми функциями с различной шириной, попарное вычитание соседних слоев пирамиды. В результате в каждом слое получается оценка оператора Лапласа, примененного к изображению на разных масштабных уровнях.

Использование цветового оператора Лапласа удобно тем, что не требует вычисления направления, что упрощает комбинирование производных по каждому из каналов и позволяет обойтись без цветовых тензоров.

Пусть $D_r(x, y, s)$, $D_g(x, y, s)$, $D_b(x, y, s)$ – “разности гауссиан” (результатов сглаживания изображения гауссианами с разной дисперсией s)

для каждого из цветовых каналов. В простейшем случае результирующий оператор интереса может быть выражен в форме

$$D(x, y, s) = \sqrt{D_r^2(x, y, s) + D_g^2(x, y, s) + D_b^2(x, y, s)}.$$

Стоит отметить, что при $D_r(x, y, s) = D_g(x, y, s) = D_b(x, y, s) = v$ результирующее значение $D_r(x, y, s) = 3^{0,5}v$. Если же $D_r(x, y, s) = v$ и $D_g(x, y, s) = D_b(x, y, s) = 0$, то $D(x, y, s) = v$. Иными словами, яркостные переходы дают больший отклик данного оператора, чем цветовые переходы. Можно предложить иной оператор

$$D(x, y, s) = \frac{D_r^2(x, y, s) + D_g^2(x, y, s) + D_b^2(x, y, s)}{|D_r(x, y, s)| + |D_g(x, y, s)| + |D_b(x, y, s)|}, \quad (3)$$

который в обоих указанных случаях будет давать одинаковый отклик $D(x, y, s) = v$.

Данная модификация дает незначительное улучшение выделения точек (около 1% дополнительных точек, выделение которых воспроизводится при съемке с разных ракурсов).

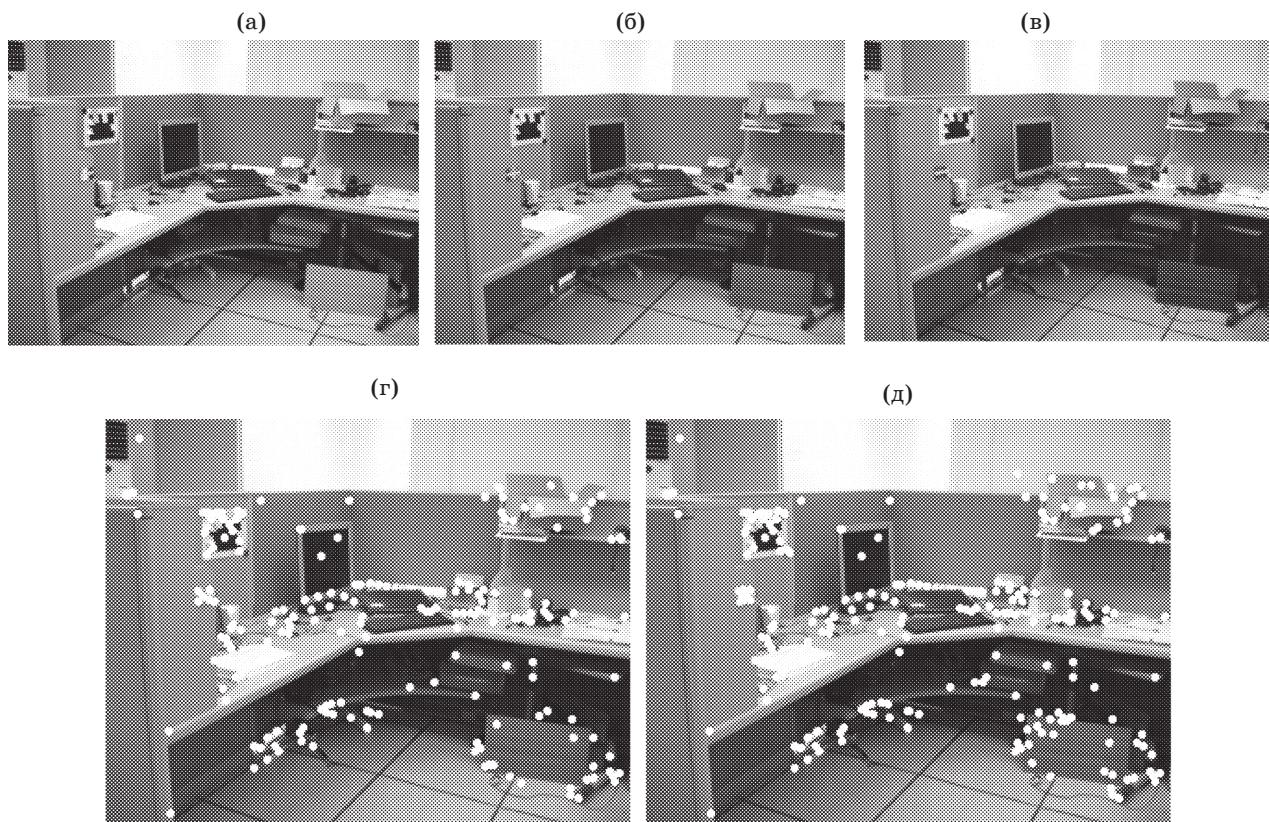


Рис. 2. Цветное изображение, представленное в виде компонентов RGB (а–в), и результаты обнаружения ключевых точек методом SIFT без использования цветовой информации (г) и с ее использованием (д).

На рис. 2 приведен пример выделения ключевых точек методом SIFT, оригинальным (по полутональным изображениям) и модифицированным с использованием выражения (3). В данном случае прирост числа выделенных точек составил 15%, хотя в случае изображений с низкой цветовой насыщенностью он приближается к нулю.

Ряд устойчивых ключевых точек, не выделенных на полутональном изображении, выделяются на цветном изображении модифицированным методом. Подобные эксперименты подтверждают, что количество ключевых точек, выделяемых с использованием цветовой информации, увеличивается так же, как и число релевантных контуров, – примерно на 10%. Конечно, само число выделенных точек не может служить прямым показателем улучшения метода. Тем не менее, поскольку на полутональных изображениях результаты оказываются идентичными, появление новых точек на цветных изображениях явно связано с использованием дополнительной цветовой информации.

Следует заметить, что комбинирование каналов до вычисления разности гауссиан привело бы к обработке цветного изображения, эквивалентной обработке полутонального изображения. По-

скольку основное время тратится на построение “пирамиды разности гауссиан”, вычислительные затраты по обнаружению ключевых точек возрастают почти в 3 раза. В связи с заметным увеличением времени обработки и умеренным возрастанием качества обнаружения ключевых точек цветовая информация на данном этапе анализа изображений в настоящее время используется далеко не всегда.

Вычисление дескрипторов ключевых точек с использованием цветовой информации

Инвариантность к условиям освещения в методах анализа цвета обычно достигается путем цветового преобразования в каждой точке. При этом зачастую теряется информация о яркости точки, поскольку она не является инвариантной к уровню освещения. При описании ключевых точек более адекватной является цветовая нормализация по фрагменту в целом (например, путем деления исходных значений компонентов цвета на среднее значение яркости по фрагменту вместо индивидуального значения яркости пикселов).

Именно таким образом методы построения дескрипторов ключевых точек по полутоновым изображениям достигают инвариантности к уровню освещения. В этих методах дескрипторы, как правило, строятся на основе векторного градиентного поля в окрестности ключевых точек. К примеру, в методе SIFT проводится построение гистограмм ориентации векторов градиента, а в методе SURF (Speeded Up Feature Transform) [21] дескриптор составляется из среднего значения компонентов градиента в 16 подобластях размера 5×5 пикселов, взятых в окне 40×40 пикселов вокруг ключевой точки.

$$\left. \begin{aligned} & \frac{1}{\|R\|} \sum_{(x,y) \in R} \text{sign}(\mathbf{f}_x(x,y)\mathbf{f}_x(x,y)) \sqrt{|\mathbf{f}_x(x,y)\mathbf{f}_x(x,y)|} \\ & \frac{1}{\|R\|} \sum_{(x,y) \in R} \text{sign}(\mathbf{f}_x(x,y)\mathbf{f}_y(x,y)) \sqrt{|\mathbf{f}_x(x,y)\mathbf{f}_y(x,y)|} \end{aligned} \right\},$$

где $\|R\| = 25$ – площадь области. Таким образом, получается 64-компонентный вектор признаков, который по размеру соответствует вектору SURF-64. Этот вектор также нормируется для достижения инвариантности к уровню освещения. Извлечение корня проводится в целях получения значений векторов признаков, значения компонентов которых совпадают по порядку величины с признаками SURF. Однако, как показывают эксперименты, если извлечение корня не проводить или корень извлекать после суммирования (что позволяет уменьшить время вычисления признаков), то результаты сопоставления меняются незначительно.

На рис. 3 представлен результат сопоставления одних и тех же ключевых точек с использованием дескриптора SURF-64 и дескриптора, модифицированного на основе цветового тензора. В данном случае число ложных соответствий за счет использования нового дескриптора уменьшается с 17 до 14 (общее число точек равно 39). Таким образом, число правильных соответствий возрастает на 14%.

Следует отметить, что в силу одинаковой размерности векторов признаков в модифицированном дескрипторе отсутствует часть информации, имеющая место в исходном дескрипторе. Несмотря на это, качество сопоставления улучшается, по крайней мере, на ряде рассмотренных авторами примеров. Хотя в связи с тем, что дескриптор не расширяется, и часть информации (по сравнению с SURF-64) в нем замещается, реально подобрать примеры, в которых новый дескриптор будет давать меньшее число сопо-

стествлений. Предварительные эксперименты, однако, показывают, что в среднем качество сопоставления немного улучшается. Для более существенного повышения эффективности сопоставления можно использовать вектор признаков большей размерности, в котором вместо замены части информации в дескрипторе происходило бы ее расширение.

$$\left. \begin{aligned} & \frac{1}{\|R\|} \sum_{(x,y) \in R} \sqrt{|\mathbf{f}_x(x,y)\mathbf{f}_y(x,y)|} \\ & \frac{1}{\|R\|} \sum_{(x,y) \in R} \text{sign}(\mathbf{f}_y(x,y)\mathbf{f}_y(x,y)) \sqrt{|\mathbf{f}_y(x,y)\mathbf{f}_y(x,y)|} \end{aligned} \right\},$$

Заключение

В работе рассмотрены различные способы использования цветовой информации в задачах анализа изображений, широко распространенных в приложениях к мобильным роботам, а именно, в задачах выделения контуров, обнаружения и описания ключевых точек изображения. Установлено, что многие методы раздельно используют информацию о пространственном распределении яркостей и цветовую информацию, например в форме гистограмм, т. е. пространственное распределение цвета учитывается мало. При этом известны методы, более активно использующие оба типа информации, например метод Кумани выделения контуров на основе цветового тензора, что приводит к повышению их эффективности.

В работе предложены модификации методов обнаружения ключевых точек и построения их дескрипторов, также использующие пространственные характеристики цветных изображений. Предложены метод детектирования ключевых точек на основе цветовой пирамиды “разности гауссиан”, модифицирующий способ вы-



Рис. 3. Результаты сопоставления пары цветных изображений оригинальным методом SURF (а) и его модификацией на основе цветового тензора (б). Белыми линиями отмечены ложные соответствия.

деления ключевых точек в методе SIFT. При этом благодаря тому, что оператор детектирования обладает центральной симметрией, комбинирование информации из разных цветовых каналов может осуществляться непосредственно без вовлечения цветового тензора.

Также разработан метод построения векторов признаков ключевых точек, модифицирующий метод SURF. При этом вместо усреднения компонентов поля градиента, вычисленного по полутоновому изображению, используется аналогичное усреднение компонентов цветового тензора. Полученный новый дескриптор имеет ту же размерность, что и SURF-64, что позволяет надеяться на дальнейшее повышение его эффективности.

В целом, использование цветовой информации повышает качество работы методов выделения и описания ключевых точек на 10–15% (как и в случае с методами выделения контуров), но при этом временные затраты на вычисления возрастают (до трех раз), что может быть критичным при выполнении вычислений на встраиваемых процессорных системах.

ЛИТЕРАТУРА

1. Gevers T., Smeulders A.W.M. Color-based object recognition // Pattern Recognition. 1999. V. 32. № 3. P. 453–464.
2. Nguyen H.T., Smeulders A.W.M. Template Tracking Using Color Invariant Pixel Features // Proc. Int'l Conf. Image Processing. Rochester, New York, USA. September 21–25 2002. P. 569–572.
3. Gevers T., Stokman H.M.G. Robust Histogram Construction from Color Invariants for Object Recognition // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2004. V. 26. № 1. P. 113–117.
4. Noriega P., Bernier O. Real Time Illumination Invariant Background Subtraction Using Local Kernel Histograms // Proc. British machine vision conf. Edinburgh, UK. September 4–7 2006. P. III:979.
5. Lowe D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // Intern. Journal of Computer Vision. 2004. V. 60. P. 91–110.
6. Zhang D., Wang W., Gao W., Jiang Sh. An Effective Local Invariant Descriptor Combining Luminance and Color Information // Proc. IEEE Int'l Conf. on Multimedia and Expo. Beijing, China. July 02–05 2007. P. 1507–1510.
7. Zhu S.-C., Yuille A. Region competition: unifying snakes, region growing, and bayes/MDL for multiband image segmentation // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1996. V. 18. P. 884–900.
8. Робертс Л. Автоматическое восприятие трехмерных сцен // Интегральные роботы. М.: Мир, 1978. С. 162–208.
9. Prewitt J.M.S. Object enhancement and extraction // Picture processing and Psychopictorics / Ed. by Lipkin B.S., Rosenfeld A. N. Y.: Academic Press, 1970. P. 75–149.
10. Canny J.F. A computational approach to edge detection // IEEE Transactions on pattern analysis and Machine Intelligence. 1986. V. 8. № 6. P. 679–698.
11. Deriche R. Optimal edge detection using recursive filtering // Proc. 1st Int. Conf. Computer Vision. London, UK. June 8–12 1987. P. 501–505.
12. Comte J.C., Marquie P., Bilbault J.M. Contour detection based on nonlinear discrete diffusion in a cellular nonlinear network // Intern. Journal of Bifurcation and Chaos. 2001. V. 11. № 1. P. 179–183.
13. Nagumo G., Arimoto S., Yoshisawa S. An active pulse transmission line simulating nerve axon // Proc. IRE. 50. 1962. P. 2061–2070.
14. Kanade T. Image understanding research at CMU // Proc. Image Understanding Workshop'87 II. 1987. P. 32–40.
15. Koschan A. Improving Robot Vision By Color Information // Proc. 7th Int. Conf. on Artificial Intelligence and Information-Control Systems of Robots. Bratislava, Slovakia. September 12–16 1997. P. 247–258.
16. Van de Weijer J., Gevers T., Smeulders A. Robust photometric invariant features from the color tensor // IEEE Trans. Image Processing. 2006. V. 15. № 1. P. 118–127.
17. Zenzo S.D. A note on the gradient of a multi-image // Computer Vision, Graphics, and Image Processing. 1986. V. 33. P. 116–125.
18. Sapiro G., Ringach D.L. Anisotropic diffusion of multivalued images with applications to color filtering // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1996. V. 5. № 11. P. 1582–1586.
19. Bigun J., Granlund J., Wiklund J. Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow // IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence. 1991. V. 13. № 8. P. 775–790.
20. Koschan A. A comparative study on color edge detection // Proc. 2nd Asian Conference on Computer Vision. Singapore. December 1995. P. 574–578.
21. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. SURF: Speeded Up Robust Features // Proc. 9th European Conf. on Computer Vision. Graz, Austria, 2006. V. 3951. 2006. P. 404–417.
22. Meng G., Jiang Zh., Zhao D. The usage of color invariance in SURF // Proc. SPIE. 2009. V. 7495. P. 749508–7.