

УДК 004.932

Г.А. Буткин, А.В. Тузиков

ОБ УСТОЙЧИВОСТИ НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ В ЗАДАЧАХ ОПИСАНИЯ ЛОКАЛЬНЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Рассматривается применение непараметрических преобразований в задачах описания локальных особенностей изображений и показываются их робастные свойства при изменении параметров интенсивности фрагментов изображений. Предлагаются подходы к усилению робастных свойств непараметрических преобразований и построению на их основе дескрипторов локальных особенностей изображений.

Введение

Для реализации целого ряда практически важных приложений в задачах компьютерного зрения (поиска фрагментов изображений, распознавания образов, определения сопряженных точек и построения плотных карт диспаратности при 3D-реконструкции изображений, отслеживания объектов по изображениям и т. д.) возникает необходимость построения формальных описаний фрагментов изображений и формирования соответствующих им локальных дескрипторов. К локальным дескрипторам особенностей изображений предъявляются требования инвариантности к различного рода искажениям, а именно они должны быть инвариантны к смещению, повороту, изменению масштаба, а также к изменению освещенности и воздействию шумов. Особые требования предъявляются к вычислительной сложности и простоте сопоставления дескрипторов, так как при реализации многих приложений работа должна осуществляться в режиме реального времени.

Известны методы построения дескрипторов, которые базируются на всевозможных преобразованиях параметра изображения (интенсивности) и различных пространственно-распределенных представлениях локальных особенностей изображения. Наиболее эффективными в настоящее время считаются дескрипторы, которые основаны на использовании различных техник градиентно-пространственного представления параметров [1–5]. Основу этих подходов к построению инвариантных дескрипторов составляют:

– операции свертки фрагментов изображения, представленных набором интенсивностей пикселей, с Гауссианом различного размера, что позволяет, во-первых, снижать влияние шумов и, во-вторых, формировать дескриптор фрагмента изображения, инвариантный к изменению масштаба [6, 7];

– процедуры дифференцирования различного порядка и их соответствующие представления (DoG – Different of Gaussian, LoG – Laplacian of Gaussian, DoH – Determinant of Hessian и др.), что позволяет осуществлять инвариантность по смещению (за счет дифференцирования), по освещенности (через нормализацию градиента), по вращению путем приведения направления к обобщенному градиенту [1, 2, 4, 8].

Проведенные исследования детекторов и дескрипторов локальных особенностей изображений, основанных на параметрических алгоритмах, показали эффективность их работы как на искусственных, так и на натуральных изображениях [9, 10]. Среди параметрических детекторов и дескрипторов хорошими показателями по быстродействию и точности обладает алгоритм SURF (Speeded Up Robust Features) [4, 5], который по быстродействию в несколько раз превосходит алгоритм SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [1, 3] и почти не уступает ему в точности. Быстродействие дескриптора SURF основано на использовании аппроксимации Гауссиана и реализации процедуры свертки, которая при изменениях масштабов сводится к вычислению «интегральных изображений» [11] при различных размерах прямоугольных областей.

Одними из основных требований к формированию дескрипторов локальных особенностей изображений наряду с инвариантными свойствами к аффинным преобразованиям и шумам являются низкая трудоемкость вычисления и последующая простота их сравнения. Поэтому

представляет интерес рассмотрение робастных свойств дескрипторов, построение которых основано на других подходах, использующих непараметрические преобразования.

1. Непараметрические локальные преобразования

Построение дескрипторов локальных особенностей, основанных на непараметрических преобразованиях, и последующее их использование для решения задач сопоставления изображений было предложено в работе [12]. Непараметрические преобразования оперируют не с самими параметрами, характеризующими изображение, например интенсивностью (яркостью), градиентом интенсивности и т. п., а с некоторыми отношениями между параметрами изображения. Следуя [12], приведем формальное описание непараметрических локальных преобразований.

Допустим, что p является пикселем изображения, а $I(p)$ – его интенсивностью, которая, как правило, определяется восьмиразрядным двоичным кодом. Обозначим через $N(p^*)$ набор пикселей в некотором прямоугольном пространстве размером $m \times n$, окружающем пиксел p^* . Непараметрическое преобразование основывается на установлении некоторых отношений интенсивности пиксела p^* с интенсивностями пикселей из его окружения $N(p^*)$, причем обычно в качестве описания используется процедура сравнения. Обозначив через $\xi(p^*, p)$ результат сравнения, можно установить, что $\xi(p^*, p) = 1$, если $I(p) < I(p^*)$, и $\xi(p^*, p) = 0$ во всех других случаях.

Представление в виде набора результатов сравниваемых пар пикселей принимается за непараметрическое локальное преобразование изображения:

$$Q(p^*) = \bigcup_{p \in N(p^*)} \{p, \xi(p^*, p)\}. \quad (1)$$

В качестве описаний локальных непараметрических преобразований используется несколько форм. Первая форма непараметрического преобразования называется ранговой (*rank transform*) и определяет число пикселей в локальной области, интенсивность которых меньше интенсивности центрального пиксела. Формально $R(p)$ (*rank transform*) представляется в виде

$$R(p^*) = |\{p \in N(p), I(p) < I(p^*)\}|. \quad (2)$$

Следует отметить, что $R(p^*)$ является не интенсивностью, а целым числом в диапазоне $\{0, \dots, (m \times n - 1)\}$. Это отличает представление (1) от преобразований, получаемых в результате медианной фильтрации, фильтрации по моде или фильтрации по различным рангам, которые оперируют с нелинейно определенными параметрами.

Вторая форма непараметрического преобразования отображается в виде записи (*census transform*), представляющей последовательность результатов сравнений из набора пикселей окружения $N(p^*)$ с центральным пикселем p^* . Запись может быть реализована в виде строки битов размерностью $(m \times n - 1)$. При этом, как отмечалось ранее, бит будет равен единице, если $I(p) < I(p^*)$, и равен нулю во всех других случаях.

<	<	<	≥	<	
≥	≥	<	<	<	
<	<	p^*	<	<	
<	<	≥	<	<	
<	≥	<	<	≥	11101 00111 1111 11011 10110
	a)			б)	

Рис. 1. Пример формирования непараметрического преобразования в виде *census transform*:
 а) результаты сравнения пикселей окружения с центральным пикселем; б) сформированный *census*-вектор

На рис. 1 показана матрица 5×5 сравнений центрального пиксела с пикселями окружения и сформированный по строкам сверху вниз вектор непараметрического *census*-преобразования. Для данного примера ранг непараметрического преобразования равен 18. Ранговое непараметрическое преобразование дает некую обобщенную числовую оценку локальной особенности, в то время как *census*-преобразование позволяет описать пространственную картину локального окружения центральной точки p^* .

В [12, 13] приведены примеры использования рангового и *census*-представлений непараметрических преобразований в задачах обработки изображений.

2. Робастность непараметрических преобразований

Непараметрические преобразования оперируют не с параметрами, характеризующими изображения, а с отношениями параметров, и уже по своей структуре они обладают некоторыми робастными свойствами [13]. Например, непараметрические преобразования являются инвариантными к изменению яркости как по усилению, так и по смещению, что исключает по сравнению с параметрическими преобразованиями процедуру нормализации по данным параметрам. Кроме того, непараметрические преобразования являются робастными по отношению к одиночным шумам в пикселях окружения. Если значение интенсивности одного из пикселей окружения $N(p^*)$ меняется в широких пределах (от 0 до 255), то могут произойти существенные изменения таких статистических показателей, как среднее значение и дисперсия интенсивности окружения. В то же время в непараметрических преобразованиях это приводит только к изменению на единицу ранга и одного бита в двоичном *census*-векторе.

Между тем картина совершенно меняется, когда воздействию помехи подвергается центральный пиксел p^* , играющий роль порога в установлении отношений для непараметрических преобразований. Для иллюстрации этого рассмотрим локальную 3×3 область изображения, содержащую следующие интенсивности пикселей:

125 130 150
100 p^* 150
130 130 140,

и эффект от изменения значений интенсивности I центрального пиксела p^* в пределах от 0 до 255 (табл. 1).

Таблица 1
Изменение форм непараметрических преобразований в зависимости от изменения интенсивности центрального пиксела

Значение I	<i>Census transform</i>	<i>Rank transform</i>
$0 \leq I < 100$	0 0 0 0 0 0 0 0	0
$100 \leq I < 125$	0 0 0 1 0 0 0 0	1
$125 \leq I < 130$	1 0 0 1 0 0 0 0	2
$130 \leq I < 140$	1 1 0 1 0 1 1 0	5
$140 \leq I < 150$	1 1 0 1 0 1 1 1	6
$150 \leq I < 255$	1 1 1 1 1 1 1 1	8

Как следует из приведенного примера, изменение интенсивности центрального пиксела p^* существенно влияет на робастность непараметрических (*census* и *rank*) преобразований, и если изменение интенсивности одного пиксела из окружения может привести к единичному изменению ранга и изменению одного бита *census*-вектора, то изменение интенсивности центрального пиксела может привести к тотальным изменениям результатов непараметрических преобразований. В этой связи важной является задача усиления робастных свойств непараметрических преобразований при построении дескрипторов локальных особенностей изображений.

3. Подходы к усилению робастных свойств непараметрических преобразований

Исходя из характера непараметрических преобразований, усиление их робастных свойств может проводиться в двух направлениях: во-первых, путем установления иного порядка отношений между параметрами набора пикселей, входящих в рассматриваемую локальную область, во-вторых, путем выбора менее подверженного влиянию шумов порога сравнения (центрального пикселя). В рамках первого направления для описания локальных особенностей сравнение может проводиться по установленным правилам, а именно путем формирования матриц отношений в наборе пикселей окружения, например, с ближайшими соседями. Это демонстрирует простейший пример установления отношений между соседними k и $(k + 1)$ пикселями. В этом случае при единичной помехе изменение значений интенсивности в пределах от 0 до 255 любого из пикселей приведет к изменению не более чем в двух разрядах бинарного *census*-вектора.

Второе направление базируется на использовании робастных порогов, когда в качестве сравниваемых значений применяются некоторые оценки рассматриваемой совокупности. Например, в качестве порога сравнения могут быть использованы порядковые статистики (в том числе медиана) набора значений интенсивности пикселей, находящихся в рассматриваемой локальной области. Определение таких порогов связано с построением вариационных рядов, реализацией различных процедур сортировки и является достаточно трудоемким [14]. Например, для эффективных алгоритмов определения медиан, основанных на сортирующих сетях, для матриц размера 3×3 , 5×5 и 7×7 требуется выполнение соответственно 13, 64 и 175 операций сравнения [15].

Рассмотрим вариант, когда на полезный сигнал $f(x)$ аддитивно воздействует помеха $e(x)$, имеющая симметричный закон распределения и обладающая свойствами

$$M\{e(x)\} = 0; M\{e^2(x)\} = \sigma^2 < \infty; M\{e(x_i)e(x_j)\} = 0, \quad (3)$$

где M – символ математического ожидания.

В этом случае эффективной процедурой минимизации влияния помехи на оценку полезного сигнала, в том числе и для двумерной функции $f(x, y)$, является процедура линейной нерекурсивной фильтрации, которая при равных значениях весовых коэффициентов фильтра минимизирует дисперсию помехи при оценке выборочного среднего [16]:

$$g(x, y) = [1 / (m \cdot n)] \cdot \sum_i \sum_j [f(x_i, y_j) + e(x_i, y_j)], \quad (4)$$

где $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n; (x_i, y_j)$ принадлежат окрестности $m \times n$ точки (x, y) .

Выражение (4) можно представить в виде следующего равенства, которое показывает связь между суммарными значениями полезного сигнала, помехи и выборочного среднего:

$$g(x, y) \cdot (m \cdot n) = \sum_i \sum_j [f(x_i, y_j) + e(x_i, y_j)], \quad (5)$$

где сумма $[\sum_i \sum_j e(x_i, y_j)] \rightarrow 0$ в соответствии со свойствами (3).

Рассматривая $f(x, y)$ как функцию интенсивности изображения, правую часть выражения (5) можно представить в виде суммарных интенсивностей фрагментов изображения и перейти к так называемому «интегральному изображению», основу которого составляет принцип вычисления суммарных (интегральных) интенсивностей [11]. Суть принципа заключается в том, что использование «интегральных изображений» позволяет вычислять суммарную интенсивность (яркость) некоторой прямоугольной области за независимое от размера области время. Суммарная интенсивность в точке (x, y) вычисляется как сумма значений интенсивности между точкой и началом координат:

$$I_{\Sigma}(x, y) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y I(i, j). \quad (6)$$

Использование значения функции $I_{\Sigma}(x, y)$, вычисленного в каждой точке изображения, позволяет за постоянное время находить суммарную интенсивность всех точек любой прямоугольной области изображения (рис. 2):

$$\Sigma_{DBAC} = I_{\Sigma}(A) - I_{\Sigma}(B) - I_{\Sigma}(C) + I_{\Sigma}(D), \quad (7)$$

где D – левый верхний угол прямоугольника; A – правый нижний угол (предполагается, что начало координат совпадает с левым верхним углом изображения O).

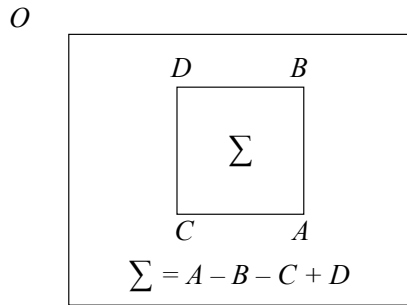


Рис. 2. Пример вычисления суммы интенсивностей точек в заданной прямоугольной области (используются только три сложения/вычитания при любом размере области)

«Интегральное изображение» $DBAC$ можно представить в виде объединения четырех фрагментов изображений – простейшего пространственно распределенного примитива из четырех составляющих «интегральных изображений» меньшего размера (рис. 3):

$$I_{\Sigma DBAC} = I_{\Sigma DEOH} + I_{\Sigma EBFO} + I_{\Sigma HOGC} + I_{\Sigma OFAG}. \quad (8)$$

Минимальным размером $I_{\Sigma DEOH}$, $I_{\Sigma EBFO}$, $I_{\Sigma HOGC}$, $I_{\Sigma OFAG}$ является фрагмент изображения в один пиксел.

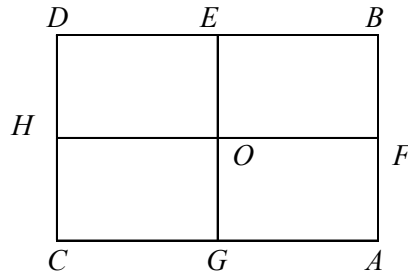


Рис. 3. Представление «интегрального изображения» в виде «интегральных изображений» меньшего размера

Исходя из соотношений (5) и (8), может быть предложен следующий вид непараметрических соотношений между интегральными интенсивностями изображений, увеличение размеров которых приводит к усилению робастных свойств по отношению к влиянию помехи вида (3):

$$\begin{aligned} &\text{если } 4I_{\Sigma DEOH} < I_{\Sigma DBAC}, \text{ то } \xi(I_{\Sigma DBAC}, I_{\Sigma DEOH}) = 1, \text{ иначе } \xi(I_{\Sigma DBAC}, I_{\Sigma DEOH}) = 0; \\ &\text{если } 4I_{\Sigma EBFO} < I_{\Sigma DBAC}, \text{ то } \xi(I_{\Sigma DBAC}, I_{\Sigma EBFO}) = 1, \text{ иначе } \xi(I_{\Sigma DBAC}, I_{\Sigma EBFO}) = 0; \\ &\text{если } 4I_{\Sigma HOGC} < I_{\Sigma DBAC}, \text{ то } \xi(I_{\Sigma DBAC}, I_{\Sigma HOGC}) = 1, \text{ иначе } \xi(I_{\Sigma DBAC}, I_{\Sigma HOGC}) = 0; \\ &\text{если } 4I_{\Sigma OFAG} < I_{\Sigma DBAC}, \text{ то } \xi(I_{\Sigma DBAC}, I_{\Sigma OFAG}) = 1, \text{ иначе } \xi(I_{\Sigma DBAC}, I_{\Sigma OFAG}) = 0. \end{aligned} \quad (9)$$

Рассмотрим формирование локального дескриптора изображений в виде непараметрического *census*-преобразования на базе системы соотношений (9). На рис. 4 показаны возможные виды соотношений между интегральной интенсивностью $I_{\Sigma DBAC}$ и составляющими ее интегральными интенсивностями $I_{\Sigma DEOH}$, $I_{\Sigma EBFO}$, $I_{\Sigma HOGC}$, $I_{\Sigma OFAG}$. Последнее соотношение *) с кодом 1111 является нереализуемым, так как составляющие интегральные интенсивности не могут все одновременно быть меньше среднего значения интегральной интенсивности. Несложно показать, что система соотношений (9) может быть расширена для любого числа составных интегральных интенсивностей.

		<			<	<	<			<			<	<
								<					<	
0000		1000		0100		1100		0010		1010		0110		1110

		<			<	<	<			<			<	<
	<		<		<		<	<		<	<		<	<
0001		1001		0101		1101		0011		1011		0111		1111*)

Рис. 4. Виды соотношений между интегральной интенсивностью и ее четырьмя составляющими на примитиве 2×2 и значения соответствующих четырехразрядных кодов, описывающих последовательности возможных отношений при построчном рассмотрении

4. Пример процедуры формирования локального дескриптора изображения

Для формирования дескриптора фрагмента изображения на основе непараметрических преобразований в характерной точке (x^*, y^*) , найденной при масштабе S , может быть предложена следующая пошаговая реализация:

Шаг 1. Аналогично работе [4] строится квадратное окно с центром в (x^*, y^*) и стороной $20 \cdot S$ (рис. 5).

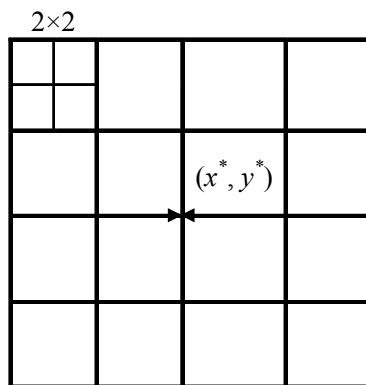


Рис. 5. Построение структуры дескриптора в виде распределенной квадратной сети, 16 квадратных окон (подобластей) которой расположены вокруг характерной точки (x^*, y^*) . В каждой подобласти дескриптора строятся примитивы 2×2 , которые используются для формирования описания 64-размерного непараметрического вектора

Шаг 2. Окно разделяется на меньшие (4×4) 16 квадратных окон (пространственных под областей), в каждом из которых в соответствии с формулой (7) рассчитываются интегральная интенсивность самого окна и интегральные интенсивности четырех его составляющих.

Шаг 3. В соответствии с системой соотношений (9) для каждой из 16 локальных подобластей строится четырехразрядный двоичный вектор непараметрического *census*-преобразования. Свойства локального фрагмента дескриптора (изменение двоичного вектора в зависимости от характера отношений интегральных интенсивностей) показаны на рис. 4.

Шаг 4. Из всех 16 распределенных вокруг характерной точки подобластей (рис. 5) формируется (сшивается) 64-размерный двоичный вектор, описывающий особенности характерной точки (x^*, y^*) при заданном масштабе S .

Для сопоставления локальных особенностей характерных точек изображений необходимо только сравнить 64-размерные двоичные векторы по установленному пороговому значению расстояния Хэмминга:

$$D_X(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \left(\sum_{i=1}^N a_i \text{XOR } b_i \right) / N, \quad (10)$$

где a_i и b_i – элементы сравниваемых векторов длины N ; XOR – логическая операция «исключающее ИЛИ».

Предложенная процедура построения дескриптора реализует оба рассмотренных подхода к усилению робастных свойств непараметрических преобразований: пространственную распределенность (установление непараметрических отношений между ближайшими соседями) и вычисление непараметрических отношений через выборочное среднее.

5. Экспериментальные результаты работы дескрипторов на базе непараметрических преобразований

Оценка предложенного подхода к усилению робастных свойств непараметрических дескрипторов базировалась на проверке результатов работы различных конструкций дескрипторов вокруг характерных точек изображений при изменяемом уровне равномерно распределенного шума (рис. 6).

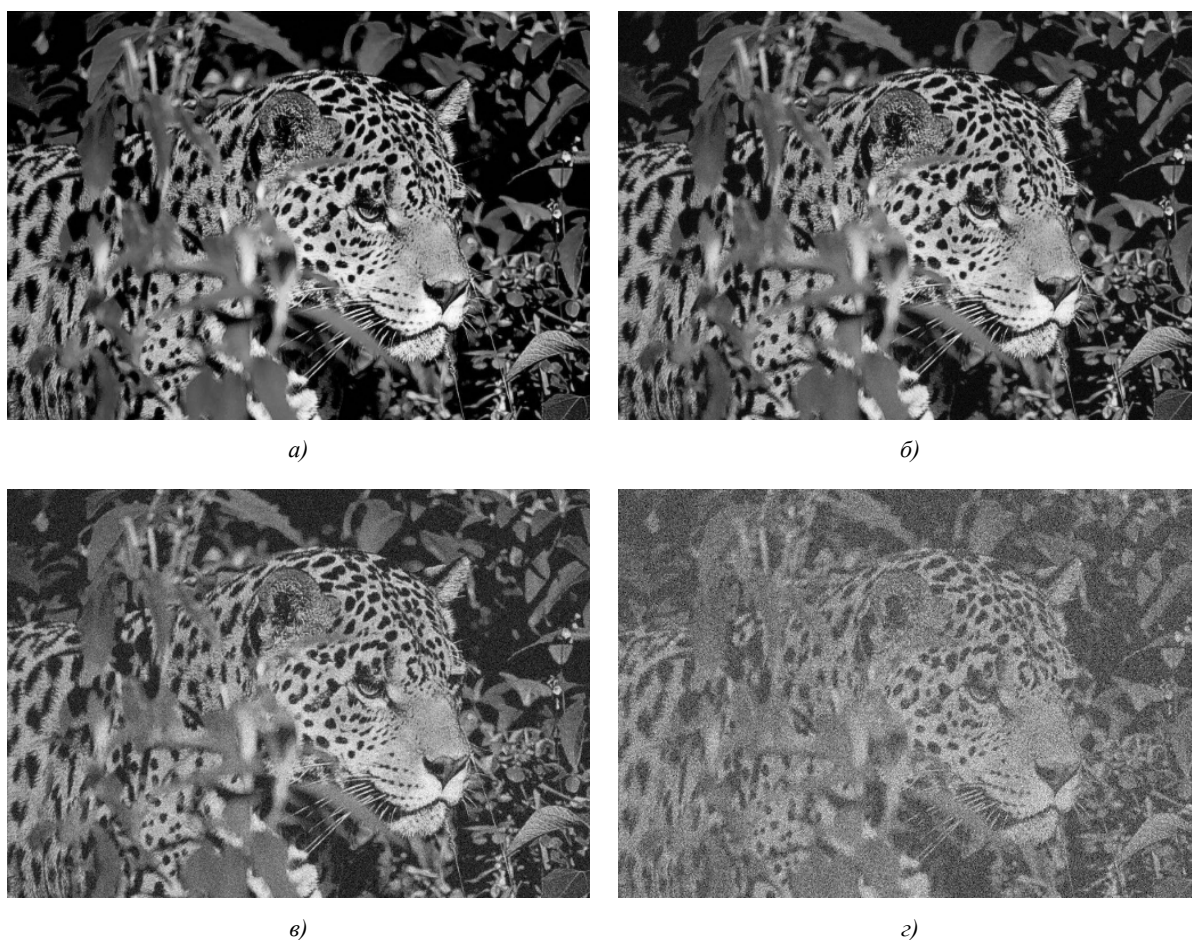


Рис. 6. Используемые при эксперименте изображения: а) исходное изображение; б), в), г) зашумленные изображения с соотношениями сигнал/шум соответственно 27, 17 и 8 дБ

Избирательные свойства дескрипторов проверялись путем описания локальных особенностей фрагментов изображений через различные их конструкции при совмещениях и сдвигах. Качество работы дескрипторов оценивалось мерами их сходства (значением расстояния Хэмминга).

В табл. 2 приняты следующие обозначения: 1 – дескриптор размером 8×8 пикселей, использующий традиционное *census*-преобразование (установление отношений между пикселями окружения и «центральным» пикселем); 2 – дескриптор размером 8×8 пикселей, использующий усреднение 2×2 (распределенные отношения между четырьмя пикселями и их выборочным средним); 3 – дескриптор 8×8 пикселей, использующий последовательное усреднение 2×2 и 4×4 (распределенные отношения между четырьмя выборочными средними 2×2 и их выборочным средним 4×4); 4 – дескриптор 16×16 пикселей, использующий последовательное усреднение 4×4 и 8×8 (распределенные отношения между выборочными средними 4×4 и выборочным средним 8×8).

Сдвиги фрагментов изображений производились последовательно в четырех направлениях относительно координат, причем для конструкций 1–3 сдвиг составлял 2 пикселя, для конструкции 4 – 4 пикселя. В процентах приведены относительные разности между значениями расстояния Хэмминга дескрипторов при совмещении и сдвиге.

Таблица 2
Усредненные меры сходства (расстояния Хэмминга) фрагментов изображений при различных конструкциях дескрипторов на базе непараметрических преобразований

Вид дескриптора	Значения расстояния Хэмминга							
	Без шума		Шум 27 дБ		Шум 17 дБ		Шум 8 дБ	
	совмещение	сдвиг	совмещение	сдвиг	совмещение	сдвиг	совмещение	сдвиг
1	0	0,472	0,211	0,280	0,350	0,411	0,428	0,320
	100 %		24,6 %		14,8 %		неработоспособен	
2	0	0,448	0,094	0,432	0,216	0,423	0,325	0,418
	100 %		78,2 %		48,9%		22,2%	
3	0	0,392	0,088	0,388	0,138	0,338	0,275	0,325
	100 %		77,3 %		59,2%		15,4 %	
4	0	0,437	0,039	0,433	0,129	0,427	0,293	0,426
	100 %		91 %		69,8 %		31,3 %	

Результаты экспериментов показали, что дескриптор, построенный на базе традиционного *census*-преобразования и использующий сравнения интенсивности окружения с интенсивностью центрального пикселя, при увеличении уровня шума теряет избирательные свойства и при определенном отношении сигнал/шум становится неработоспособным. Следует отметить, что уже при отдельных реализациях даже низкого уровня шума (27 дБ) расстояние Хэмминга дескриптора 1 составляло порядка 0,8. Предложенные конструкции дескрипторов позволяют с различной эффективностью сохранять их избирательные свойства и работоспособность при рассмотренных уровнях шума. При этом увеличение усреднения (дескриптор 3) приводит к ухудшению избирательных свойств дескриптора.

Заключение

Предложены подходы к усилению робастных свойств непараметрических преобразований в задачах описания локальных особенностей изображений, которые базируются на использовании пространственно распределенного выборочного среднего в виде элемента сравнения при построении бинарного *census*-вектора. Приведена структура локального дескриптора, формируемого на основе отношений фрагментов «интегральных изображений» и обладающего низкой трудоемкостью построения и простотой вычисления меры сходства. Экспериментальные результаты показали, что использование конструкций дескрипторов на базе непараметри-

ческих преобразований с усиленными робастными свойствами позволяет при определенных уровнях шума сохранять их избирательные свойства, в то время как дескрипторы на базе традиционных непараметрических преобразований теряют избирательные свойства и становятся неработоспособными.

Список литературы

1. Lowe, D. Object Recognition from Local Scale-Invariant Features / D. Lowe // Proc. of the Intern. Conf. on Computer Vision. – Corfu, Greece, 1999. – P. 1150–1157.
2. Mikolajczyk, K. Detection of local features invariant to affine transformations : Ph. D. Thesis / K. Mikolajczyk; Institut National Polytechnique De Grenoble. – France, 2002. – 171 p.
3. Lowe, D. Distinctive image features from scale-invariant key points / D. Lowe // Intern. J. of Computer Vision. – 2004. – Vol. 2 (60). – P. 91–110.
4. Bay, H. SURF: Speeded Up Robust Features / H. Bay, T. Tuytelaars, L. van Gool // Proc. of the 9th European Conf. on Computer Vision. – Graz, Austria, Springer LNCS, 2006. – Vol. 3951, part 1. – P. 404–417.
5. Bay, H. SURF: Speeded Up Robust Features / H. Bay, T. Tuytelaars, L. van Gool // Computer Vision and Image Understanding (CVIU). – 2008. – Vol. 110, № 3. – P. 346–359.
6. Lindeberg, T. Scale-space theory: A basic tool for analysing structures at different scales / T. Lindeberg // Journal of Applied Statistics. – 1994. – Vol. 21. – P. 224–270.
7. Lindeberg, T. Feature detection with automatic scale selection / T. Lindeberg // Intern. J. of Computer Vision. – 1998. – Vol. 30, 2. – P. 77–116.
8. Harris, C. A combined corner and edge detector / C. Harris, M. Stephens // Proc. 4th Alvey Vision Conference. – Manchester, 1988. – P. 147–151.
9. Bauer, J. Comparing several implementations of two recently published feature detectors / J. Bauer, N. Sunderhauf, P. Protzel // Proc. of the Intern. Conf. on Intelligent and Autonomous Systems, IAV. – Toulouse, France. – 2007. – 6 p.
10. Mikolajczyk, K. A performance evaluation of local descriptors / K. Mikolajczyk, C. Schmid // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2005. – Vol. 27, № 10. – P. 1615–1630.
11. Viola, P.A. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features / P.A. Viola, M.J. Jones // Conf. on Computer Vision and Pattern recognition (CVPR (1)). – Kauai, Hawaii, 2001. – P. 511–518.
12. Zabih, R. Non-parametric Local Transforms for Computing Visual Correspondence / R. Zabih, J. Woodfill // Proc. of 3rd European Conf. on Computer Vision. – Stockholm, 1994. – P. 150–158.
13. Cyganek, B. Comparison of nonparametric transformations and bit vector matching for stereo correlation / B. Cyganek // Proc. of the 10th Intern. Workshop on Combinatorial Image Analysis (IWCIA'04). – Auckland, New Zealand, 2004. – Vol. 3322. – P. 534–547.
14. Кормен, Т. Алгоритмы: построение и анализ / Т. Кормен, Ч. Лейзерсон, Р. Ривест. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2007. – 1296 с.
15. Кучеренко, К.И. Сортирующие сети двумерной медианной фильтрации полутонных изображений / К.И. Кучеренко, Е.Ф. Очин // Радиотехника. – 1987. – № 7. – С. 36–38.
16. Буткин, Г.А. Синтез процедур скользящего сглаживания / Г.А. Буткин // Идентификация образов : сб. науч. тр. – Минск : Ин-т техн. кибернетики НАН Беларуси, 1999. – С. 52–57.

Поступила 21.12.10

*Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси,
Минск, Сурганова, 6
e-mail: {butkin, tuzikov}@newman.bas-net.by*

G.A. Butkin, A.V. Tuzikov

**ON STABILITY OF NONPARAMETRIC TRANSFORMS
FOR DESCRIPTION OF LOCAL IMAGE FEATURES**

Nonparametric transform is applied for local image features description. The approaches are proposed for increasing the robust properties of nonparametric transform based on integral images.