

# 基于基元表示的多边形检测方法

刘红敏<sup>1</sup> 王志衡<sup>1</sup> 邓超<sup>1</sup> 贾利琴<sup>1</sup>

**摘要** 特征检测是图像处理的经典问题,但多边形检测一直研究较少,针对这一现状,提出了一种简单有效的多边形检测方法——基于基元表示的多边形检测方法.该方法的主要思想是:首先,检测图像关键点并计算关键点附近的边缘方向,利用关键点位置与边缘方向信息定义点基元(一维基元);其次,将满足组合条件的点基元进行组合,获得线基元(二维基元);然后,将满足组合条件的线基元与点基元进行组合,获得三维基元或者三角形,实现三角形检测;同样,可将满足组合条件的 $n(n \geq 2)$ 维基元与点基元进行组合,获得 $n+1$ 维基元或者 $n+1$ 边形,实现多边形检测.实验结果表明,本文提出的基于基元表示的多边形检测方法可准确有效地检测出图像中包含的各种多边形.此外,本文提出的基元表示方法也为其他由线条组成的复杂图形的检测提供了一种新的思路.

**关键词** 基元表示, 点基元, 线基元, 多边形检测

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2011.01050

## Polygon Detection Based on Meta-representation

LIU Hong-Min<sup>1</sup> WANG Zhi-Heng<sup>1</sup> DENG Chao<sup>1</sup> JIA Li-Qin<sup>1</sup>

**Abstract** Feature detection is one of the classic topics in the field of image processing; however, only little research has been made on polygon detection problem. Focusing on this problem, this paper presents a simple and effective method for polygon detection, called polygon detection method based on meta-representation. The main idea of this method is as follows: firstly, the key-points and their local edge directions are detected, and point metas (1-D metas) can be defined using the position and direction information of the key-points; then, line metas (2-D metas) can be attained by combining any two point metas that satisfy the constraint conditions; thirdly, a line meta and a point meta which satisfy the constraint conditions can be combined into a 3-D meta or triangle, and thus triangle detection is achieved. Similarly, considering an  $n$ -D meta ( $n \geq 2$ ) and a point meta satisfying the constraint conditions,  $(n+1)$ -D meta or  $n+1$  sided polygon can be constructed, and thus polygon detection is achieved. Experiments show that the polygon detection method based on meta-representation can perform effectively and accurately for polygon detection. Besides, the meta-representation method proposed in this paper can provide an idea for detecting other graphics consist of line segments.

**Key words** Meta-representation, point meta, line meta, polygon detection

特征检测一直是图像处理与计算机视觉的经典问题之一,近年来在特征点与特征区域检测方面取得了较大进展<sup>[1-4]</sup>,但是,相对复杂的多边形检测问题长期以来进展缓慢,仅有少量文献进行报道.广义 Hough 变换 (Generalized Hough transformation, GHT)<sup>[5]</sup> 利用多边形的几何特性,将变量空间图形的检测问题转化为参数空间的聚类问题,实现多边形的直接检测.其特点是简单直接,但是由于计算量大,一般只适用于三角形等边数较少的多边形检测. Laha 等<sup>[6]</sup> 提出了平行算法识别

图像中的多边形,该算法在已知图像中直线及其端点的条件下,首先,计算直线间的交叉点,并设计 4 个矩阵来表示端点及交叉点的相互位置关系,然后,由一个端点出发,按照规则遍历各端点或交叉点,直至构成封闭序列,从而实现多边形检测.该方法可检测出图像中独立的多边形,不适用于图像中多边形有嵌套的情况. Barnes 等<sup>[7-9]</sup> 提出的方法是首先获得图像边缘,然后,依据正多边形的几何特性,利用后验概率定义正多边形的概率密度函数,接着通过计算正多边形边数和方向偏角来实现道路标识牌中正多边形的检测. Manay 等<sup>[10]</sup> 采用梯度方向匹配的方法获取图像角点及其夹角、方向等信息,对比给定多边形的边数、夹角等信息,基于模板匹配实现航拍图像中指定多边形的检测. 施俊等<sup>[11]</sup> 利用可调滤波器获取图像的能量图和方向角度图,在此基础上,计算图形边缘的角度信息和线条数量,实现指定多边形的检测.此外,文献中还有少量其他多边形检测方法提出<sup>[12-14]</sup>.

上述文献中的多边形检测方法或仅适用于特定

收稿日期 2010-11-24 录用日期 2011-01-22  
Manuscript received November 24, 2010; accepted January 22, 2011

国家自然科学基金 (61005033, 61075033), 模式识别国家重点实验室开放基金 (20090018), 教育部科学技术研究重点项目 (210128) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61005033, 61075033), Open Projects Program of National Laboratory of Pattern Recognition (20090018), and Key Science and Technology Project of Ministry of Education (210128)

1. 河南理工大学计算机科学与技术学院 焦作 454000  
1. School of Computer Science and Technique, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000

多边形的检测<sup>[5, 7, 12-14]</sup>, 或者需要预先给定多边形信息<sup>[6, 10-11]</sup>, 不适用于一般场景中不同类型多边形的同时检测, 缺乏通用性. 对于人工场景中目标识别、定位、跟踪等任务, 多边形检测 (特别是不受约束的、通用的多边形检测) 方法研究具有重要价值. 本文将从图像的结构表示入手, 开展图像多边形检测方法研究.

图像结构表示是用少量数据简洁地表示图像中包含的结构信息. 图像中出现概率较小的边缘部分包含了图像内容的大部分结构信息, 而图像边缘上变化剧烈的点 (端点、角点、交叉点等, 本文通称为图像关键点) 又包含了主要的边缘信息. 因此, 图像关键点的提取<sup>[15-24]</sup> 对于图像结构的表示与分析具有重要意义.

除了图像关键点的位置分布, 图像边缘的组织形式 (表现为图像关键点之间的连接关系) 也包含了大量的图像结构信息. 如图 1 所示, 具有不同结构的图形 (如图 1 (a) 和图 1 (b)) 具有完全相同的关键点分布 (如图 1 (c)), 可见仅利用关键点位置信息不足以完整地表示图像结构, 需要同时考虑关键点之间的连接关系. 结合图像的结构表示, 该连接关系可用关键点附近的边缘方向表示.

为简洁地表示图像关键点的位置和连接关系, 本文引入点基元的概念: 点基元由带有一个或者多个方向的关键点定义, 记为:  $M_1(P) = (P, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ , 其中,  $P$  表示关键点位置;  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$  ( $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n \in [0, 360)$ ) 表示关键点  $P$  附近的  $n$  个边缘方向, 同时也可理解为点  $P$  在  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$  方向与外界具有连接关系. 依据该定义, 图像的结构信息可以由点基元近似表示. 如图 1 (d)、图 1 (e) 所示分别为图形 1、2 的点基元表示. 直观上, 利用点基元表示图像的结构信息具有很强的显著性.

本文在上述图像点基元表示的基础上, 开展图像多边形的检测问题研究. 首先, 检测图像关键点并计算关键点附近的边缘方向, 利用关键点位置与边

缘方向信息定义点基元 (一维基元); 其次, 将满足组合条件的点基元进行组合, 获得线基元 (二维基元); 然后, 将满足组合条件的线基元与点基元进行组合, 获得三维基元或者三角形, 实现三角形检测; 同样, 将满足组合条件的  $n$  ( $n \geq 2$ ) 维基元与点基元进行组合, 获得  $n + 1$  维基元或者  $n + 1$  边形, 实现多边形检测.

本文结构安排如下: 第 1 节介绍点基元的提取方法; 第 2 节给出基元组合的条件; 第 3 节介绍基于基元表示的多边形检测方法; 第 4 节对本文提出的多边形检测方法进行总结; 第 5 节给出检测方法在模拟图像和真实图像中的实验结果及分析; 第 6 节为讨论; 第 7 节是结束语.

### 1 点基元提取

建立图像的点基元 (一维基元) 表示, 即图像点基元的提取包括图像关键点的位置检测和附近边缘方向获取两个方面. 文献中已有许多方法检测关键点的位置<sup>[15-20]</sup>, 这些特征点检测算法一般仅获得关键点的位置信息, 不能同时提供关键点附近的边缘方向信息. 本文将在已有工作<sup>[25]</sup> 的基础上, 获取关键点的位置与其附近边缘的方向信息. 文献 [25] 中, 我们提出了局部方向分布的概念, 通过统计某一像素点局部邻域内梯度幅值的分布来构造描述子, 并定义了绝对角点能量和相对角点能量来实现图像关键点位置的检测. 经过本文进一步研究发现: 我们在文献 [25] 中提出的构造局部方向描述子的思路不仅能够检测出图像中的关键点位置, 还能根据描述子曲线的形状特性进行关键点附近边缘方向的分析.

#### 1.1 360° 的局部方向描述子

本文为准确获取关键点附近的边缘方向, 需要将文献 [25] 中构造的局部方向描述子由  $[0, 180^\circ)$  扩展到  $[0, 360^\circ)$  方向上, 对于图像中的任意像素点  $P$ , 其  $360^\circ$  的局部方向描述子构造过程如下:

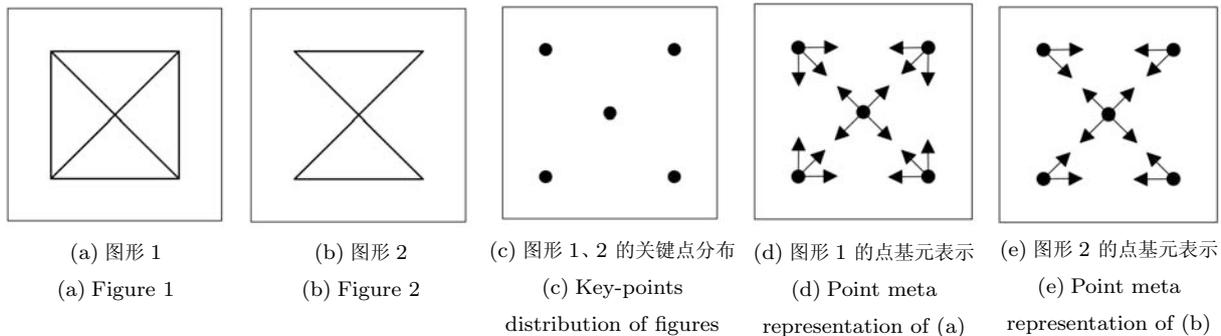


图 1 图形的关键点和点基元表示

Fig. 1 Representation of figures using key-points and point metas

1) 确定支撑像素

对于图像点  $P$ , 定义以点  $P$  为中心,  $R$  为半径 (一般取 10) 的去心圆形区域  $\Omega$  为点  $P$  的支撑区域. 考虑  $\Omega$  内的任意边缘点  $P_i(x_i, y_i)$ , 其梯度向量为  $\mathbf{grad}(P_i) = [d_{ix}, d_{iy}]$ , 首先将经过点  $P_i$ , 且方向垂直于点  $P_i$  梯度方向的直线定义为点  $P_i$  的方向线  $l_i: d_{ix}x + d_{iy}y - (d_{ix}x_i + d_{iy}y_i) = 0$ . 如果点  $P$  在点  $P_i$  的方向线  $l_i$  上 (可用点  $P$  到  $P_i$  方向线的距离小于阈值  $T_d$  判定,  $T_d$  一般取 2), 则将  $P_i$  确定为点  $P$  的支撑像素. 确定支撑像素的目的是将对中心点所在结构“无贡献”的点排除, 以实现关键点位置与方向的准确检测.

2) 分配支撑像素权重  $w_i$

考虑点  $P$  支撑区域  $\Omega$  内的任意支撑像素  $P_i$ , 根据  $P_i$  与  $P$  的相对位置为其分配不同的权重:  $w_i = \text{Mag}(P_i) \cdot e^{-d^2/2\sigma^2}$ , 其中  $\text{Mag}(P_i)$  表示  $P_i$  处的梯度幅值,  $d$  表示点  $P_i$  到点  $P$  的距离,  $\sigma$  一般取支撑区域半径  $R$  的 0.5 倍. 支撑区域内不同的像素在确定中心点的角点能量时具有不同的重要性.  $\text{Mag}(P_i)$  部分表示  $P_i$  的梯度幅值越大, 对应的权重越大, 其对中心点的影响越大, 反之影响越小. 由于本文算法使用固定窗口计算中心点的角点能量, 窗口大小的选择对角点检测的结果存在影响. 为减小该影响, 本文为远离中心的支撑像素点分配较小权重, 并采用了距离的高斯函数  $e^{-d^2/2\sigma^2}$  来实现这一点:  $P_i$  到点  $P$  的距离  $d$  越大, 对应的权重越小, 其对中心点的影响越小, 反之影响越大.

3) 分配支撑像素方向  $\theta_i$

对于点  $P$  支撑区域  $\Omega$  内的支撑像素  $P_i$ , 记矢量  $\overrightarrow{PP_i}$  确定的方向为  $\theta_i$  ( $\theta_i \in [0, 360^\circ)$ ), 则将  $\theta_i$  作为分配给点  $P_i$  的方向. 如图 2 所示, 点  $P_1, P_2, P_3, P_4$  的方向分别为  $90^\circ, 270^\circ, 45^\circ, 225^\circ$ .

4) 获得描述子  $\mathbf{H}(P)$

确定点  $P$  支撑区域  $\Omega$  内的支撑像素, 并为支撑像素  $P_i$  分配权重  $w_i$  和方向  $\theta_i$  后, 对点  $P$  支撑像素在各个方向上的权重求和, 即可获得点  $P$  的局部方向描述子:  $\mathbf{H}(P) = [h_0, h_1, \dots, h_{359}]$ , 其中  $h_n$  ( $n = 0, 1, \dots, 359$ ) 为方向等于  $n$  的支撑像素的权重之和.

图 3 (a)~(d) 显示了 4 组不同类型图像点的描述子, 图中“+”标示的点为中心点. 对于图 3 (a), 中心点为一均匀区域中的点, 其方向描述子在各个方向的权重均为 0; 对于图 3 (b), 中心点为一维边缘上的点, 其局部方向描述子在两个相反 (相差  $180^\circ$ ) 方向上取得极值; 对于图 3 (c), 中心点为两条相互垂直的边缘的交点, 则该点的局部方向描述子在 2 个方向上取得极值, 且两个方向相差  $90^\circ$ ; 对于图 3 (d), 中心点为三条边缘的交点, 则该点的局部方向描述

子在 3 个方向上取得极值. 显然, 边缘点或关键点的局部方向描述子在边缘方向上取得极值, 且极值的个数与构成边缘点或关键点的边缘个数相同 (对于边缘点, 可以看作是由两个方向相反的边缘构成).

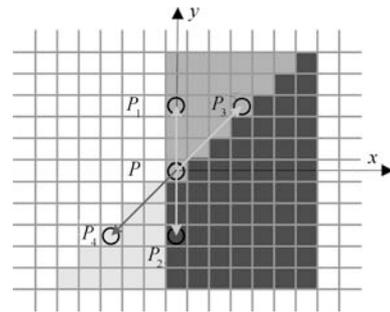


图 2 支撑像素的方向分配

Fig. 2 Orientation assigning for support pixels

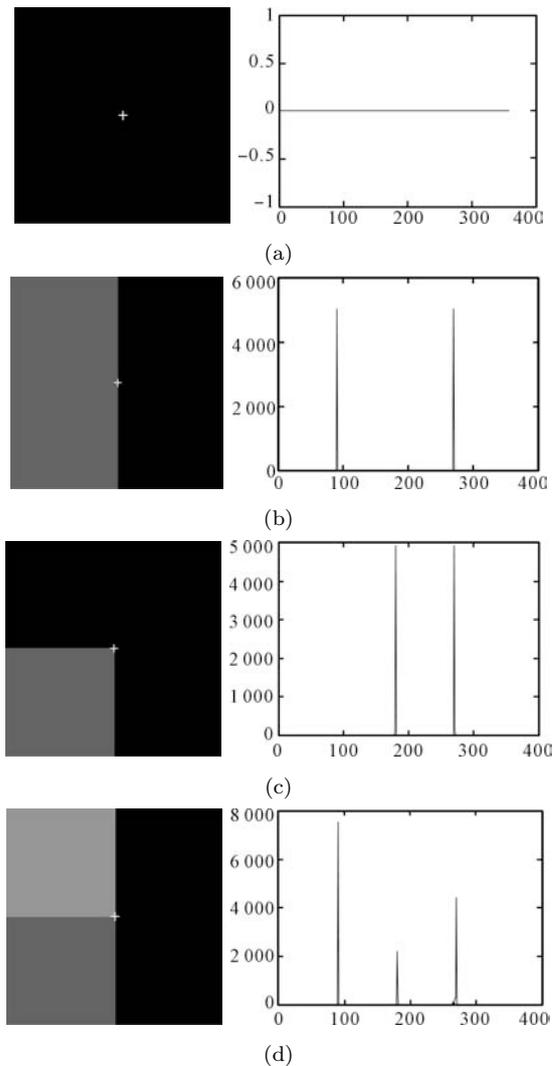


图 3 不同类型图像点的局部方向描述子

Fig. 3 Local orientation descriptors of image points with different types

## 1.2 基于描述子提取点基元

获得图像点  $P$  的  $360^\circ$  局部方向描述子  $H(P) = [h_0, h_1, \dots, h_{359}]$  后, 根据文献 [25] 关于绝对角点能量与相对角点能量的定义计算点  $P$  的能量:

1) 各个方向上的能量总和  $E_T = \sum_{n=0}^{359} h_n$  定义为描述子的总边缘能量. 在各个方向中, 能量最大的方向定义为描述子的主方向, 记为  $\theta_M$ . 需要指出的是, 由于本文将图像点的局部方向描述子扩展到  $[0, 360^\circ)$  方向, 关键点主边缘能量的计算应包括与主边缘方向相差  $180^\circ$  方向 (记为  $\theta_{M'}$ ) 的能量值:  $E_M = \sum_{n \in [M-\Delta, M+\Delta]} h_n + \sum_{m \in [M'-\Delta, M'+\Delta]} h_m$ , 以消除边缘点对关键点检测的干扰,  $\Delta$  为一个较小的正整数.

2) 总边缘能量与主边缘能量的差  $E_A = E_T - E_M$  定义为描述子的绝对角点能量, 描述子的绝对角点能量表示经过点  $P$  的边缘中除最主要边缘外的其他边缘的强度和.

3) 绝对角点能量与主边缘能量的比值  $E_R = E_A/E_M$  定义为描述子的相对角点能量.  $E_R$  越小表明点  $P$  越接近一维边缘结构; 反之, 说明点  $P$  附近存在多维结构.

获得图像各点的绝对与相对角点能量后, 在双重约束条件下 (绝对角点能量大于某一阈值, 相对角点能量大于某一阈值), 可通过检测绝对角点能量的局部极大点来获取关键点的位置信息.

在阈值约束条件下, 通过计算图像关键点局部方向描述子的局部极大值所对应的方向值, 可获取关键点附近的边缘方向. 提取出图像中关键点的位置与方向信息后, 可根据点基元定义获取图像中的点基元: 记关键点的位置为  $P$ , 其附近存在  $n$  个边缘方向  $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ , 则可获取点基元  $M_1(P) = (P, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ .

## 2 基元组合条件

点基元的方向表示其在该方向上与其他点基元具有组合能力. 如果不考虑任何约束, 理论上  $n$  个点基元两两组合可获得的组合总数为  $N = n(n-1)/2$ , 但点基元仅能够在其所具有的方向上与其他点基元进行组合, 这为点基元组合提供了约束. 对于两个点基元  $M_1(P_m) = (P_m, \theta_{m1}, \dots, \theta_{ms})$  和  $M_1(P_n) = (P_n, \theta_{n1}, \dots, \theta_{nt})$ , 考虑以下条件:

**条件 1.**  $\theta_{m1}, \dots, \theta_{ms}$  中存在一个方向  $\theta_{mk}$ ;  $\theta_{n1}, \dots, \theta_{nt}$  中存在一个方向  $\theta_{nk'}$ ;  $\theta_{mk}$  和  $\theta_{nk'}$  表示的方向相反 (如图 4 中  $\theta_{m4}$  和  $\theta_{n3}$  所示), 即:  $\text{abs}(\text{Angle}(\theta_{mk}, \theta_{nk'})) - 180 \leq \theta_T$ , 其中,  $\text{Angle}(\theta_{mk}, \theta_{nk'})$  表示  $\theta_{mk}$ 、 $\theta_{nk'}$  之间的夹角,  $\theta_T$  表

示允许的角度误差.

**条件 2.** 考虑以直线段  $P_m P_n$  为中心轴宽度为 3 的矩形区域, 记该矩形区域内图像边缘点 (利用 Canny 算子提前获取图像边缘图) 总数为  $N$ , 直线  $P_m P_n$  的长度为  $Length$ , 满足:  $N \geq T \cdot Length$ ,  $T$  为阈值.

条件 1 为点基元的组合提供方向约束. 使用该约束能够有效地发现潜在的点基元组合. 如果  $\theta_T$  过大, 则获得的组合数量较大, 验证条件 2 过程将耗费大量计算, 导致算法效率较低; 如果  $\theta_T$  过小, 则可能会将部分存在组合排除在外, 导致个别多边形检测不出来. 为确定  $\theta_T$  的合适取值, 我们选取了 11 幅图像进行统计, 发现  $\theta_T$  取  $10^\circ \sim 15^\circ$  时较为合理, 此时, 所得组合数量比真实存在数量一般多  $30\% \sim 50\%$ , 且很少有实际存在的组合被排除.

条件 2 为点基元的组合提供存在性约束, 用于验证两个基元组合后获得的直线在图像中的存在性, 如图 4 中需要验证直线段  $P_m P_n$  在图像中的存在性. 经过实验统计, 阈值  $T$  一般取  $0.90 \sim 0.95$  较为合理. 设定矩形区域宽度为 3 的原因是考虑到图像点是离散的, 直线  $P_m P_n$  扫过像素点的理论位置与实际边缘点位置可能存在误差.

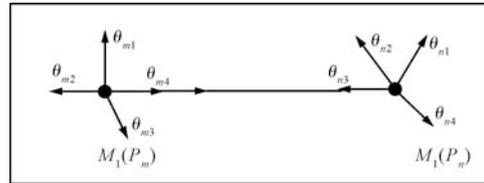


图 4 两个点基元组合为线基元

Fig. 4 Two point metas combine into a line meta

如果  $M_1(P_m)$ ,  $M_1(P_n)$  同时满足上述两个条件, 则点基元  $M_1(P_m)$ ,  $M_1(P_n)$  可组合为线基元 (二维基元), 记作  $M_2(P_m P_n) = \begin{pmatrix} M'_1(P_m) \\ M'_1(P_n) \end{pmatrix}$ , 其中  $M'_1(P_m)$  表示点基元  $M_1(P_m)$  中去除方向  $\theta_{mk}$  后获得的点基元;  $M'_1(P_n)$  表示点基元  $M_1(P_n)$  中去除方向  $\theta_{nk'}$  后获得的点基元.

## 3 多边形检测

### 3.1 三维基元提取与三角形检测

对获得的线基元  $M_2(P_1 P_2) = \begin{pmatrix} M_1(P_1) \\ M_1(P_2) \end{pmatrix}$  和点基元  $M_1(P)$  ( $P \neq P_1, P_2$ ), 如果  $M_1(P)$ ,  $M_1(P_1)$  与  $M_1(P_2)$ ,  $M_1(P)$  同时满足两个基元组合条件, 则将点  $P$ ,  $P_1$ ,  $P_2$  确定的三角形作为检测结果输出, 如图 5(a) 所示; 如果仅  $M_1(P)$ ,  $M_1(P_1)$

可组合为线基元  $M_2(PP_1) = \begin{pmatrix} M'_1(P) \\ M'_1(P_1) \end{pmatrix}$ , 则可获

得一个三维基元  $M_3(PP_1P_2) = \begin{pmatrix} M'_1(P) \\ M'_1(P_1) \\ M_1(P_2) \end{pmatrix}$ , 如图

5(b) 所示; 如果仅  $M_1(P_2)$ ,  $M_1(P)$  可组合为线基元  $M_2(P_2P) = \begin{pmatrix} M'_1(P_2) \\ M'_1(P) \end{pmatrix}$ , 则可获得一个三维基元

$M_3(P_1P_2P) = \begin{pmatrix} M_1(P_1) \\ M'_1(P_2) \\ M'_1(P) \end{pmatrix}$ , 如图 5(c) 所示.

### 3.2 $n+1$ 维基元提取与 $n+1$ 边形检测

对采用与上述步骤相同处理获得的一个  $n$

$(n \geq 2)$  维基元  $M_n(P_1P_2 \cdots P_n) = \begin{pmatrix} M_1(P_1) \\ M_1(P_2) \\ \vdots \\ M_1(P_n) \end{pmatrix}$

和点基元  $M_1(P)$  ( $P \neq P_1, P_2, \dots, P_n$ ), 如果  $M_1(P)$ ,  $M_1(P_1)$  与  $M_1(P_n)$ ,  $M_1(P)$  同时满足两个基元组合条件, 则将点  $P, P_1, P_2, \dots, P_n$  确定的  $n+1$  边形作为检测结果输出; 如果仅  $M_1(P)$ ,

$M_1(P_1)$  可组合为线基元  $M_2(PP_1) = \begin{pmatrix} M'_1(P) \\ M'_1(P_1) \end{pmatrix}$ , 则可获得一个  $n+1$  维基元  $M_{n+1}(PP_1P_2 \cdots P_n) =$

$\begin{pmatrix} M'_1(P) \\ M'_1(P_1) \\ M_1(P_2) \\ \vdots \\ M_1(P_n) \end{pmatrix}$ ; 如果仅  $M_1(P_n)$ ,  $M_1(P)$  可组合为线基元  $M_2(P_nP) = \begin{pmatrix} M'_1(P_n) \\ M'_1(P) \end{pmatrix}$ , 则可获得一个  $n+1$  维

基元  $M_{n+1}(P_1P_2 \cdots P_nP) = \begin{pmatrix} M_1(P_1) \\ M_1(P_2) \\ \vdots \\ M_1(P_n) \\ M'_1(P) \end{pmatrix}$ .

基元  $M_{n+1}(P_1P_2 \cdots P_nP) = \begin{pmatrix} M_1(P_1) \\ M_1(P_2) \\ \vdots \\ M_1(P_n) \\ M'_1(P) \end{pmatrix}$ .

## 4 基于基元表示的多边形检测方法总结

综合第 1~3 节内容, 基于基元表示的多边形检测方法流程可概述如下:

1) 在  $[0, 360^\circ)$  方向上计算各像素点的局部方向描述子;

2) 计算各像素点描述子的绝对角点能量和相对角点能量, 检测出图像中的关键点位置;

3) 检测关键点局部方向描述子的局部极大值, 获取关键点附近边缘的方向, 并根据关键点的位置与附近边缘的方向信息定义图像点基元;

4) 对获取的任意两个点基元, 验证是否满足两个基元组合条件, 如满足则组合为 1 个线基元;

5) 对获取的线基元和点基元进行组合验证, 获取图像中的三维基元或检测出三角形;

6) 对  $n$  ( $n \geq 2$ ) 维基元和点基元进行组合验证, 获取图像中的  $n+1$  维基元或检测出  $n+1$  边形.

## 5 实验结果

### 5.1 模拟图像实验

图 6 为模拟图像在不同高斯模糊程度下的检测结果. 由图 6 可知, 在  $\sigma$  为 1.0~2.0 时, 检测方法基本不受图像模糊程度的影响, 能够准确检测出图像中的各种多边形. 当  $\sigma$  为 2.5 时, 三个多边形未被检出(如图 6(d) 所示多边形 1~3). 对于四边形 1, 由于图像模糊程度较高, 四边形的上边缘被认为是一个点, 而非一条直线, 右上角的关键点未被检出, 导致该四边形检测失败; 对于七边形 2 和八边形 3, 其各个点基元被成功提取出, 但由于模糊程度较高, 提取出的点基元位置与实际位置有较大偏离, 点基元组合为线基元时不满足基元组合条件 2, 导致检测失败.

图 7 所示为图像在不同高斯噪音背景下的检测结果. 由图 7 可知, 本方法对噪音较为敏感, 其主要原因在于点基元提取过程中, 由于噪音点的干扰, 一方面部分关键点未被成功检出, 导致后续步骤中无法组合出高维基元, 从而使多边形检测失败; 另一方面关键点存在误检, 导致产生冗余高维基元, 验证多边形时产生错误的判断. 需要指出一点: 一旦图像中的点基元被成功检测出, 后续基元组合环节将不受噪音的影响.

### 5.2 真实图像实验

图 8 所示为一幅图像在本文方法不同阶段的检测结果. 图 8(b) 所示为图 8(a) 的点基元表示, 图像中的关键点及其附近边缘方向被准确地检测出. 图 8(c) 为方向约束条件下 ( $\theta_T = 10^\circ$ ), 点基元间形成的假设组合, 检测结果中存在大量的冗余线段. 图 8(d) 为使用存在性约束 ( $T = 0.95$ ) 后提取出的线基元(仅显示了线基元的两个端点, 没有显示方向), 可以看出, 真实存在的线段被保留, 冗余线段被剔除. 图 8(e) 所示为最终的多边形检测结果, 显然, 图像中的三角形、六边形和组成外轮廓的十二边形均被成功检测出来.

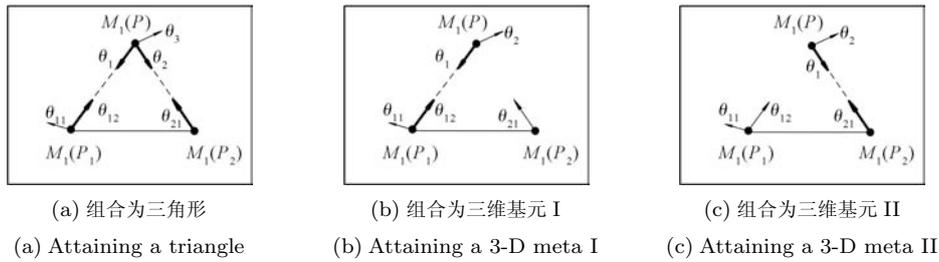


图 5 线基元和点基元组合为三角形或三维基元

Fig. 5 A triangle or 3-D metas can be attained by combining a line meta with a point meta

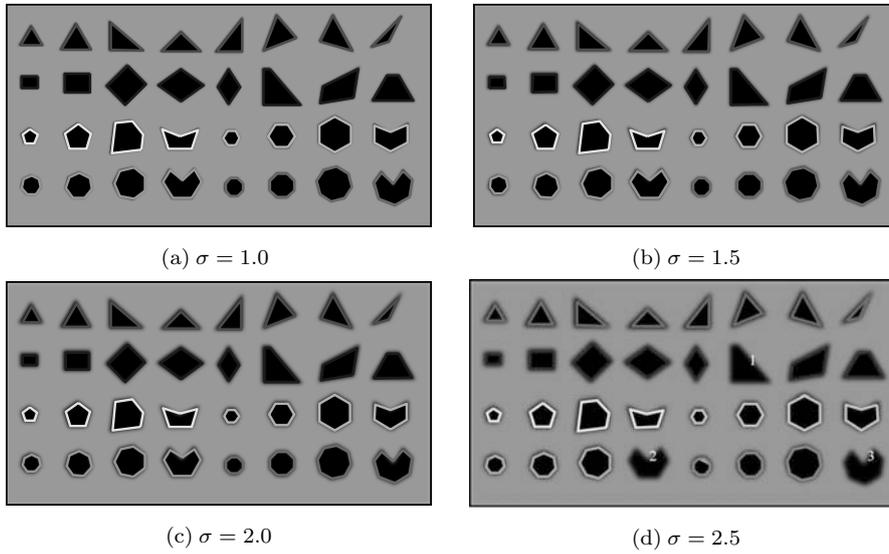


图 6 不同高斯模糊程度下多边形检测结果

Fig. 6 Results of polygon detection with different levels of Gaussian blur

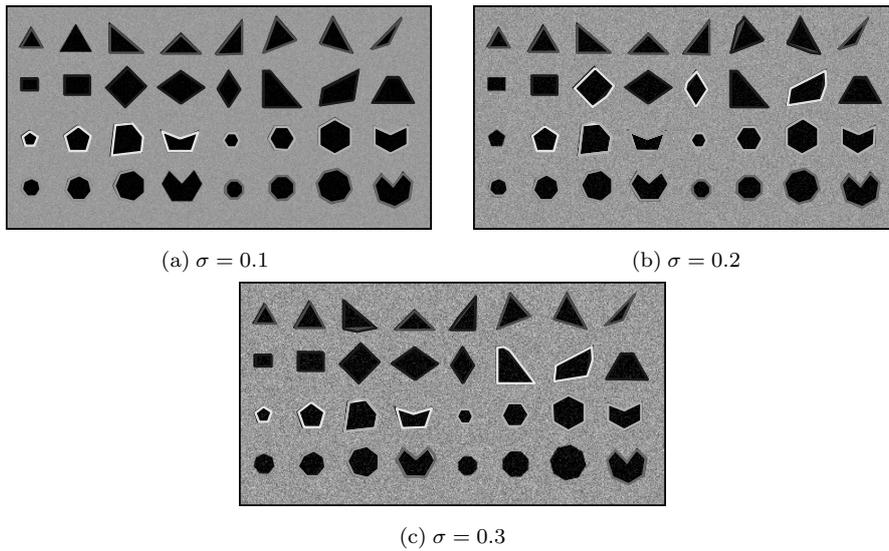


图 7 不同高斯噪音影响下多边形检测结果

Fig. 7 Results of polygon detection with different levels of Gaussian noise

图 9 为本文方法对一幅包含有嵌套多边形的图像的检测结果. 图 9 (b) 仅显示了该图像中三角形

的检测结果: 线段  $\{11, 12, 13\}$  构成三角形 1, 线段  $\{21, 22, 23\}$  构成三角形 2 (线段 11 与线段 21 重

合). 图 9(c) 显示了四边形的检测结果: 线段 {11, 12, 13, 14} 构成四边形 1, 线段 {21, 22, 23, 24} 构成四边形 2. 图 9(d) 显示了五边形的检测结果: 线段 {11, 12, 13, 14, 15} 构成五边形 1, 线段 {21, 22, 23, 24, 25} 构成五边形 2, 两个五边形有 3 条公用边. 由实验结果可知, 本文提出的多边形检测方法适用于凸多边形 (图 9(b) 所示三角形、图 9(c) 所示四边形 1) 和凹多边形 (图 9(c) 所示四边形 2, 图 9(d) 所示五边形) 的同时检测, 具有通用性.

图 10 为本文方法对另外几组图像的检测结果. 由实验结果 10(a)~(c) 可以看出, 本文方法准确提取出了场景中包含的绝大部分多边形. 经过分析, 我们发现造成个别多边形检测失败的原因是构成多边形的部分点基元提取失败, 因此, 研究更为鲁棒的基元提取方法是下一步深入研究的重点.

综合上述实验结果, 基于基元表示的多边形检测方法能够准确有效地提取出图像中的多边形结构.

## 6 讨论

1) 算法复杂度. 在基元提取阶段, 首先, 计算图像中各点处的角点能量; 然后, 检测局部极大值点提取关键点的位置并计算其附近边缘的方向, 获取图像中的点基元, 该过程为线性, 其复杂度为  $O(n)$ . 其中,  $n$  为图像像素点的个数; 假设获得的点基元个数为  $n_1$ , 由任意两个点基元组合获取线基元进行的组合次数为  $C_{n_1}^2 = n_1(n_1 - 1)/2$ , 该过程的复杂度为  $O(n_1^2)$ ; 假设获得的线基元个数为  $n_2$ , 则由任意点基元与线基元组合获取三角形或三维基元的组合复杂度为  $O(n_1 \cdot n_2)$ ; 同理, 假设获得的  $i$  维基元个数为  $n_i$ , 则由任意  $i$  维基元与点基元组合获取  $(i + 1)$  边形或  $(i + 1)$  维基元的组合复杂度为  $O(n_1 \cdot n_i)$ . 由于  $n, n_1, n_2, \dots, n_i, \dots$  的大小依次递减, 合成新的高维基元的计算量逐渐减小.

2) 基于基元表示的方法与基于边缘检测方法的比较. 基于边缘检测的多边形提取方法<sup>[7-9,11]</sup>, 首先, 需要获取图像中的边缘信息, 然后, 根据待检测

多边形的特点定义相应的检测条件, 该思路很难针对不同类型的多边形定义一个统一的检测条件; 而本文提出的基于基元表示的思路通过将关键点位置信息、方向信息抽象为具有组合能力的基元, 使得多边形的检测问题转化为低维基元组合成高维基元的组合问题, 从而实现了不同类型多边形的统一检测. 另一方面, 由于常见边缘检测算法检测出来的边缘均存在定位不准及断裂等问题, 而基于边缘检测的方法主要利用线段的位置关系进行多边形的检测, 边缘部分丢失或断裂会对线段之间位置关系的判定产生影响, 导致检测错误; 本文提出的基于基元表示的方法在提取出图像中的基元后, 主要依赖基元之间的组合关系进行多边形检测, 能够有效地避免上述问题.

## 7 结束语

针对图像多边形的检测问题, 本文通过引入基元概念, 提出了一种基于基元表示的多边形检测方法. 本文的主要贡献在于:

- 1) 根据图像自身的结构关系, 提出了能够简洁表示图像结构的基元表示方法;
- 2) 通过由低维基元不断组合获得高维基元, 实现了任意多边形的检测;
- 3) 提出了基元组合的方向和存在性约束条件, 保证了算法的高效性和准确性.

本文提出的基于基元表示的多边形检测方法适用于不同类型 (凸多边形、凹多边形) 多边形的检测, 具有通用性; 同时, 该方法可从图像中提取出各种多边形, 便于图像的分解和图像内容的理解, 模拟实验和真实图像实验都验证了本文理论和方法的正确性与可行性. 另外, 本文提出的基于基元表示与组合的方法也为由线条组成的其他复杂图形的检测提供了思路. 最后需要指出的是, 本文关键点检测环节也可采用其他常见的检测算子, 如 Plessey 算子、SUSAN 算子和 CSS 算子等来实现, 可根据不同的图像类型进行选择.

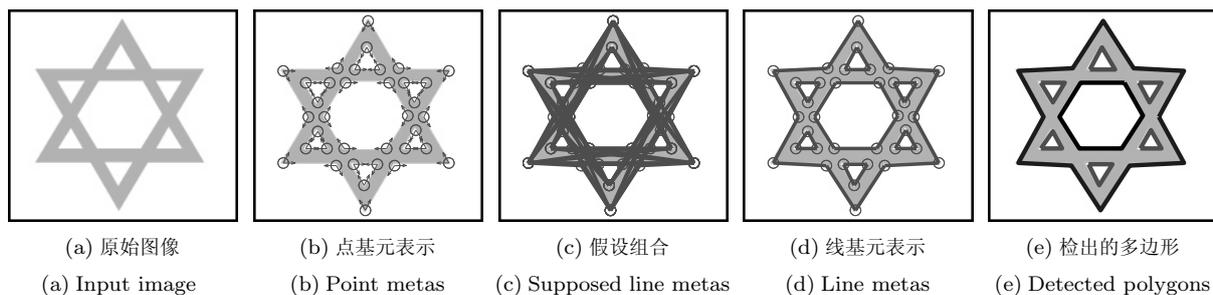


图 8 不同阶段图像的检测结果

Fig. 8 Detection results of an image at different steps of the proposed method

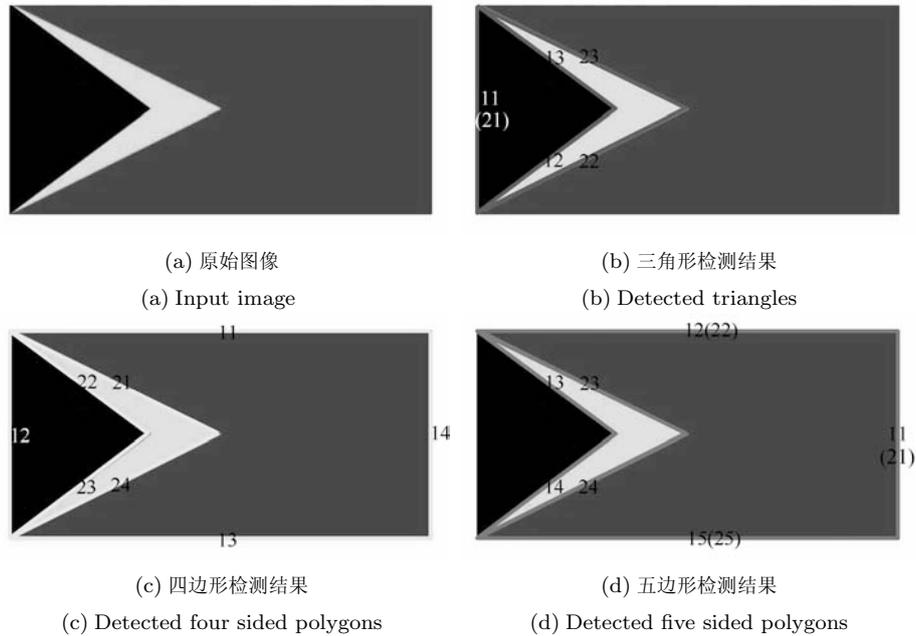


图 9 图像中不同多边形的检测结果

Fig. 9 Detection of different polygons from an image

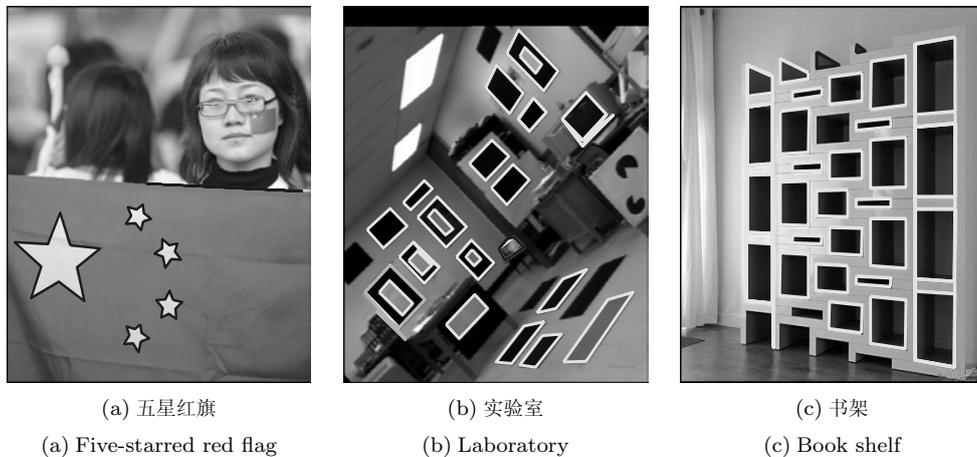


图 10 多边形检测结果

Fig. 10 Results of polygon detection

## References

- 1 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **60**(2): 91–110
- 2 Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2005, **27**(10): 1615–1630
- 3 Mikolajczyk K, Tuytelaars T, Schmid C, Zisserman A, Matas J, Schaffalitzky F, Kadir F, Gool L V. A comparison of affine region detectors. *International Journal of Computer Vision*, 2005, **65**(1–2): 43–72
- 4 Yang Dan, Wang Hong-Xing, Zhang Xiao-Hong, Yan Wei-Jie. LoG transform of contour curves and detection of image covariant regions. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(6): 817–822
- 5 Davies E R. *Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities (Third Edition)*. San Francisco: Elsevier, 2005. 387–410
- 6 Laha A, Sen A, Sinha B P. Parallel algorithms for identifying convex and non-convex basis polygons in an image. *Parallel Computing*, 2005, **31**(3–4): 290–310
- 7 Barnes N, Loy G, Shaw D. The regular polygon detector. *Pattern Recognition*, 2010, **43**(3): 592–602
- 8 Barnes N, Loy G, Shaw D, Robles-Kelly A. Regular polygon detection. In: *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision*. Beijing, China: IEEE, 2005. 778–785
- 9 Barnes N, Loy G. Real-time regular polygonal sign detection. In: *Proceedings of the 5th International Conference*

(杨丹, 王洪星, 张小洪, 阎卫杰. 轮廓曲线的 LoG 变换及图像共变区域的检测. *自动化学报*, 2010, **36**(6): 817–822)

- on Field and Service Robotics. Berlin, Germany: Springer, 2005. 55–66
- 10 Manay S, Paglierone D W. Matching flexible polygons to fields of corners extracted from images. *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin: Springer, 2007. 447–459
- 11 Shi Jun, Xiao Zhi-Heng, Chang Qian. An algorithm for recognizing geometrical shapes automatically based on tunable filter. *Journal of North University of China (Natural Science)*, 2009, **30**(5): 467–471  
(施俊, 肖至恒, 常谦. 基于可调滤波器的几何图形自动识别算法研究. 中北大学学报(自然科学版), 2009, **30**(5): 467–471)
- 12 Croitoru A, Doytsher Y. Right-angle rooftop polygon extraction in regularized urban areas: cutting the corners. *The Photogrammetric Record*, 2004, **19**(108): 311–341
- 13 Gates J W, Haseyama M, Kitajima H. Real-time polygon extraction from complex images. In: Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Geneva, Switzerland: IEEE, 2000. 309–312
- 14 Croitoru A, Doytsher Y. Right-angle rooftop polygon extraction in regularized urban areas: cutting the corners. *The Photogrammetric Record*, 2004, **19**(108): 311–341
- 15 Harris C, Stephens M J. A combined corner and edge detector. In: Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Berlin, Germany: Springer, 1988. 147–152
- 16 Kathe U. Integrated edge and junction detection with the boundary tensor. In: Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, France: IEEE, 2003. 424–431
- 17 Mokhtarian F, Suomela R. Robust image corner detection through curvature scale space. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(12): 1376–1381
- 18 Mokhtarian F, Mackworth A K. A theory of multi-scale, curvature-based shape representation for planar curves. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(8): 789–805
- 19 Zhang Lei, Zhang Zhi-Sheng, Shi Jin-Fei, Fu Qing-Shan. A new algorithm for fast corner detection using line search mechanism. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(4): 509–521  
(张磊, 张志胜, 史金飞, 付清山. 一种快速检测图像角点特征的线搜索式方法. 自动化学报, 2010, **36**(4): 509–521)
- 20 Wang Yu-Zhu, Yang Dan, Zhang Xiao-Hong. Robust corner detection based on multi-scale curvature product in B-spline scale space. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(4): 414–417
- 21 Ruzon M A, Tomasi C. Edge, junction, and corner detection using color distributions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(11): 1281–1295
- 22 Deschenes F, Ziou D. Detection of line junctions in gray-level images. In: Proceedings of the 15th International Conference on Pattern Recognition. Barcelona, Spain: IEEE, 2000. 754–757
- 23 Lai K K, Wu P S Y. Effective edge-corner detection method for defected images. In: Proceedings of the 3rd International Conference on Signal Processing. Beijing, China: IEEE, 1996. 1151–1154
- 24 Kohlmann K. Corner detection in natural images based on the 2-D Hilbert transform. *Signal Processing*, 1996, **48**(3): 225–234

- 25 Wang Zhi-Heng, Wu Fu-Chao, Wang Xu-Guang. Corner detection and sub-pixel localization based on local orientation distribution. *Journal of Software*, 2008, **19**(11): 2932–2942  
(王志衡, 吴福朝, 王旭光. 基于局部方向分布的角点检测及亚像素定位. 软件学报, 2008, **19**(11): 2932–2942)



**刘红敏** 河南理工大学计算机科学与技术学院讲师. 2009 年获得中国科学院电子学研究所物理电子学博士学位. 主要研究方向为图像处理、模式识别.

E-mail: hongminliu@hpu.edu.cn

(**LIU Hong-Min** Lecturer at the School of Computer Science and Technique, Henan Polytechnic University.

She received her Ph. D. degree from the Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences in 2009. Her research interest covers image processing and pattern recognition.)



**王志衡** 河南理工大学计算机科学与技术学院讲师. 2009 年获得中国科学院自动化研究所模式识别专业博士学位. 主要研究方向为图像处理、模式识别. 本文通信作者. E-mail: wzhenry@eyou.com

(**WANG Zhi-Heng** Lecturer at the School of Computer Science and Technique, Henan Polytechnic University.

He received his Ph. D. degree from the Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2009. His research interest covers image processing and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



**邓超** 河南理工大学计算机科学与技术学院讲师. 2008 年于中国科学院长春光机所获得博士学位. 主要研究方向为图像处理. E-mail: super@hpu.edu.cn

(**DENG Chao** Lecturer at the School of Computer Science and Technique, Henan Polytechnic University.

He received his Ph. D. degree from Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences in 2008. His main research interest is image processing.)



**贾利琴** 河南理工大学计算机科学与技术学院讲师. 2006 年于东北大学获得硕士学位. 主要研究方向为图像处理.

E-mail: jialiqinaaa@163.com

(**JIA Li-Qin** Lecturer at the School of Computer Science and Technique, Henan Polytechnic University. She received her master degree from North-

eastern University in 2006. Her main research interest is image processing.)