

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)07-1234-07

论文索引信息: 汤进, 江波, 罗斌, 郭玉堂. 图的几何关系直方图及在匹配中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(7): 1234-1240

图的几何关系直方图及在匹配中的应用

汤进, 江波, 罗斌, 郭玉堂

(安徽大学计算机科学与技术学院, 合肥 230039)

摘要: 针对图结构在一些非刚性变换下谱特征不稳定等问题, 提出一种基于几何关系直方图的图结构信息的描述方法, 并在此基础上实现图的顶点匹配。首先通过夹角和距离等一些几何量来描述图的顶点与其他各边的位置关系, 然后结合直方图给出一种图顶点的特征描述, 最后采用改进的匈牙利算法实现图的匹配。不同于传统的描述方法, 该方法是利用图的顶点与边的几何关系的统计特征来描述图的结构信息。其结构简单, 信息描述充分。实验结果表明, 方法对于一些扰动前后的图的匹配具有较高的匹配准确度。

关键词: 几何关系直方图; 图匹配; 直方图特征矩阵; 匈牙利算法

Graph geometry relation histogram and application in graph matching

Tang Jin, Jiang Bo, Luo Bin, Guo Yutang

(School of Computer Science and Technology Anhui University, Hefei 230039 China)

Abstract: For graph structure the spectral features become instable in some non-rigid transform and other issues, a description of graph structure information based on geometry relation histogram is proposed in the paper and then the graph matching is implemented based on the histogram information. The algorithm firstly describes the position relation between vertex and edge by the angle and distance. Then a new description of the vertex feature based on the histogram is proposed. Finally, the algorithm implements the graph matching by improved Hungarian algorithm. Distinguishing from traditional approaches, it describes the graph structure by geometrical feature of the graph vertices and edges which is simple and abundant. The experimental results demonstrate that the algorithm performs higher matching accuracy especially in the case of some perturbation.

Keywords: geometry relation histogram; graph matching; histogram characteristic matrix; Hungarian algorithm

0 引言

图像特征点匹配是计算机视觉和模式识别领域中的一个基本而重要的问题, 它有着广泛的应用前景, 如物体识别、运动目标的检测与跟踪、手写体识别等。图像特征点的匹配算法很多, 如遗传算法^[1]、图像灰度算法^[2]等。

近年来, 图匹配方法在图像特征点的匹配过程中起着重要的作用。图匹配方法可分为精确匹配和

不精确匹配。由于图的精确匹配多数都是 NP 难题 (NP-hard) 的复杂度, 而不精确匹配虽然不能够保证获得全局最优匹配但可以在非 NP 难题复杂度下找到最好的近似匹配。图的精确及不精确匹配算法的研究已引起了众多研究者的关注, 如奇异值分解 (SVD) 的图匹配算法^[3], Luo 基于 SVD 分解和最大期望算法 (EM 算法) 的图匹配算法^[4] 以及基于图的邻接谱^[5-6] 和图的 Laplace 谱的特征匹配^[7-8] 等。其中矩阵方法在图匹配中已经得到越来越多的应用^[9-12]。

收稿日期: 2010-05-05; 修回日期: 2010-07-16

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60772122); 安徽省教育厅自然科学基金重点项目 (KJ2009A1501&&KJ2010A006)。

第一作者简介: 汤进 (1976—), 男, 副教授, 博士。主要从事图像处理与模式识别研究。E-mail: ahhftang@gmail.com。

直方图在图形图像处理中有非常重要的应用,如:通过图像的灰度或颜色直方图来描述图像的特征^[13];通过边缘曲线的距离、夹角等几何特征量的直方图来描述物体的形状信息^[14-15]。Belongie 等人^[16]通过直方图的方法来描述物体形状的特征,并在此基础上实现边缘点的匹配。由于内部距离更能够描述变形物体的几何特征,因此在 Belongie 描述方法的基础上用内部距离来代替欧氏距离给出一种新的描述方法^[17]。Gao 等人通过图边的方向直方图来描述图的特征从而实现图的相似性度量^[18]。这种方法从一种新的角度去描述图的特征,复杂度较低,而且效果较好。

给出一个基于直方图的图的顶点特征的描述及匹配算法。通过提取图的点边之间关系的统计特征来描述图的顶点,从而利用改进的二部图匹配算法实现图的匹配。实验结果表明,这种描述方法结构简单,具有较好的匹配效果。

1 图的顶点的直方图描述

1.1 数据集合的直方图描述

设数据集合 $S = \{a_i | i=1,2,\dots,|S|\}$, 记 $H(S, X)$ 为数据集合 S 的直方图描述, 其中 $X = \{(x_i | x_{i-1} < x_i, i=1,2,\dots,m) \text{ 且 } a_j \in [x_0, x_m] (j=1,2,\dots,|S|)\}$, 称 X 为直方图参数向量, 则定义

$$H(S, X) = \left(\frac{h_1}{|S|}, \frac{h_2}{|S|}, \dots, \frac{h_m}{|S|} \right) \quad (1)$$

式中, h_i 为集合 S 的数据元素落入区间 $([x_{i-1}, x_i])$ 的个数。在实际应用中, 通常 x_i 取等差数列或等比数列。可以看出, 上述定义的直方图是一种概率分布。

1.2 直方图距离的计算

设两个数据集合 $S_1 = \{a_i\}_{i=1}^N, S_2 = \{b_i\}_{i=1}^M$ 的直方图描述分别为 $H(S_1, X) = (h_1, h_2, \dots, h_m), H(S_2, X) = (h'_1, h'_2, \dots, h'_m)$ 。

定义两个直方图距离

$$d(H(S_1, X), H(S_2, X)) = \sum_{i=1}^m w_i |h_i - h'_i| \quad (2)$$

式中

$$w_i = \cos\left(\frac{h_i + h'_i}{\alpha \max_i(h_i + h'_i)} \frac{\pi}{2}\right)$$

α 为一常数。上述定义的直方图距离是一种加权距离。

2 基于直方图特征矩阵的图匹配

2.1 图的几何关系直方图描述

图的顶点的特征描述是图匹配的基础, 本节基于直方图利用图的顶点与其他边的几何关系给出一种图的顶点的特征描述。

令 $G = (V, E)$, 记 $V = (v_1, v_2, \dots, v_n), E = (e_1, e_2, \dots, e_m)$ 分别为图的顶点和边的集合, $F(v_i)$ 为顶点 v_i 的特征矩阵。算法考虑图的任意一个顶点的位置特征是由图的所有其他边确定的, 所以 $F(v_i)$ 可以看作是边集 E 的函数, 即 $F(v_i) = f_i(e_1, e_2, \dots, e_m)$ 。以下通过直方图对数据的描述方法来给出上述函数的一种表达式。

如图 1 所示, 顶点 v_i 与边 e_j 之间的关系可以通过 $(d_{ij}, \theta_{ij}^d, \theta_{ij}^c)$ 表示。其中: d_{ij} 为顶点 v_i 到边 e_j 的中点的距离; θ_{ij}^c 为由 v_i 与 e_j 的中点 M 的连线到边 e_j 的顺时针夹角; θ_{ij}^d 为由 v_i 与 e_j 的中点 M 的连线到 v_i 与图的中心 O 的连线的顺时针夹角; θ_{ij}^c 为 v_i 到边 e_j 的两端点连线的夹角。从而得到一个数据集合

$$S(v_i) = \begin{pmatrix} \bar{d}_i \\ \theta_i^c \\ \theta_i^d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{d}_{i1} & \bar{d}_{i2} & \bar{d}_{i3} & \dots & \bar{d}_{im} \\ \theta_{i1}^c & \theta_{i2}^c & \theta_{i3}^c & \dots & \theta_{im}^c \\ \theta_{i1}^d & \theta_{i2}^d & \theta_{i3}^d & \dots & \theta_{im}^d \end{pmatrix} \quad (3)$$

式中, $\bar{d}_{ij} = \frac{d_{ij}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m d_{ij}}$ 。

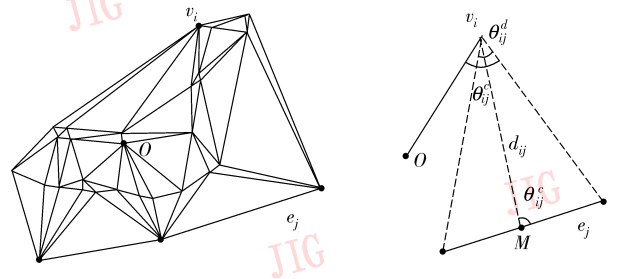


图 1 图的顶点与边之间的关系

Fig. 1 Relation between vertex and edge

利用上述直方图的数据描述方法得到

$$H(S(v_i), X) = \begin{pmatrix} H(\bar{d}_i, X_1) \\ H(\theta_i^c, X_2) \\ H(\theta_i^d, X_3) \\ H(\theta_i^c, X_4) \end{pmatrix} \quad (4)$$

式中, $X_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 为直方图参数向量, 称矩阵 $H(S(v_i), X)$ 为图的顶点的直方图特征矩阵。在此取直方图特征矩阵作为顶点的特征描述, 即

$$F(v_i) = f_i(e_1, e_2, \dots, e_m) = H(S(v_i), X)$$

2.2 基于直方图特征矩阵的图匹配

设 $G = (V, E)$ 和 $G' = (V', E')$ 为待匹配的两个图, 其中 $V = (v_1, v_2, \dots, v_n)$, $V' = (v'_1, v'_2, \dots, v'_m)$ 为两图的顶点集, 记 v_i 和 v'_j 的直方图特征矩阵分别为

$$H(S(v_i), X) = (H_1, H_2, H_3, H_4)^T$$

$$H(S(v'_j), X) = (H'_1, H'_2, H'_3, H'_4)^T$$

记 $c(v_i, v'_j)$ 为顶点 v_i 和 v'_j 之间的距离, 则

$$c(v_i, v'_j) = \sum_{i=1}^4 k_i d(H_i, H'_i) \quad (5)$$

式中, $d(H_i, H'_i)$ 为 1.2 节中定义的距离函数, $K = (k_1, k_2, k_3, k_4)$ 为权系数。因此得到图 G 和 G' 的距离矩阵

$$C(G, G') = \begin{pmatrix} c(v_1, v'_1) & \dots & c(v_1, v'_m) \\ \vdots & & \vdots \\ c(v_n, v'_1) & \dots & c(v_n, v'_m) \end{pmatrix} \quad (6)$$

利用二部图匹配算法匈牙利算法得到图 G 和 G' 的匹配关系。匈牙利算法能够实现不等数量点之间的匹配关系, 但该算法只能实现一对一的对应关系, 在实际中有时需要跳跃一些点实现可跳跃性匹配。本文对匈牙利算法做一些改进从而实现可跳跃的匹配。

$$C'(G, G') = \begin{pmatrix} c(v_1, v'_1) & \dots & c(v_1, v'_m) & jumpcost \\ c(v_2, v'_1) & \dots & c(v_2, v'_m) & jumpcost \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ c(v_n, v'_1) & \dots & c(v_n, v'_m) & jumpcost \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中

$$jumpcost = mean_i(\min_j(c(v_i, v'_j))) + \beta \cdot std_i(\min_j(c(v_i, v'_j))) \quad (8)$$

对上述 $C'(G, G')$ 采用匈牙利算法得到一组对应关系, 如果某一行对应于 $jumpcost$ 所在列, 就跳出该点。在距离矩阵 $C(G, G')$ 中划出该行得到 $C(G_1, G')$, 对 $C(G_1, G')$ 重新计算上述 $jumpcost$ 并添加该 $jumpcost$ 常数, 重新利用匈牙利算法得到对应关系, 如果存在某行对应于常数, 则跳出该点。如此继续下去直到得到不存在对应于常数的对应关系。此时得到的对应关系就是最终的图之间

点匹配关系。

利用上述匹配算法不仅能够实现不等数量的点之间的匹配关系, 而且还能跳跃一些点从而最终实现图顶点之间的可跳跃性匹配。

本文匹配算法如下:

1) 分别对待匹配的两个图 $G = (V, E)$ 和 $G' = (V', E')$, 利用式(3)计算图的每个顶点与其他所有边的位置关系的几何量;

2) 利用式(1)和式(4)计算图顶点的直方图特征矩阵;

3) 利用式(5)和式(6)得到图 G 和 G' 的距离矩阵 $C(G, G')$;

4) 利用改进的匈牙利算法实现匹配。

改进的匈牙利算法如下:

1) 输入距离矩阵 $C(G, G')$, 令 $G = G_0, i = 0$;

2) 在 $C(G_i, G')$ 的基础上利用式(7)和式(8)得到距离矩阵 $C'(G_i, G')$, 并对该矩阵采用匈牙利算法得到一组对应关系;

3) 判断步骤 2) 中得到的行列对应关系中是否存在某一行对应 $C'(G_i, G')$ 矩阵中的 $jumpcost$ 所在列, 若存在则转到步骤 4), 否则转到步骤 5);

4) 在 $C(G_i, G')$ 中划去该行得到 $C(G_{i+1}, G')$, $i = i + 1$, 转到步骤 2);

5) 输出对应关系, 从而得到图顶点之间的匹配关系。

3 实验结果及分析

通过模拟数据实验和真实图像来验证算法的有效性和稳定性。在模拟数据实验中, 由计算机随机产生 50 个点并由此生成 Delaunary 图。在真实图像实验中, 选择 York 序列、MOVI 序列以及 CMU 图像库中的图像库进行特征点匹配实验。该实验中参数取值如下: 直方图距离计算中的权值 $w_i = \cos\left(\frac{h_i + h'_i}{\alpha \max_i(h_i + h'_i)} \pi\right)$ 中 $\alpha = 2.5$; 直方图的参数向量 $X_i (i = 1, 2, 3, 4)$ 均为 10 维等差数列; 距离矩阵计算中各个直方图分量的权值 $K = (0.9 \ 0.5 \ 1.0 \ 0.6)$; $jumpcost$ 中的 $\beta = 2.0$ 。

3.1 模拟图匹配实验

为了验证算法的有效性和稳定性, 设计了模拟图匹配实验。为了验证本文算法中特征提取的稳定性和有效性, 由计算机随机产生 50 个点并以此生成

Delaunary 图,通过顶点的位置抖动和增加噪声顶点的方式对生成的 Delaunary 图进行扰动。在顶点的位置抖动实验中,保持图的顶点数不变,对顶点的位置进行相对随机抖动后重新构建 Delaunary 图,相对抖动参数为顶点位置偏移距离与图的顶点之间平均最小距离的比值。图 2 显示了在抖动参数为 0.4 时的匹配结果。在增加噪声点实验中,保持图的顶点的位置不变,通过增加一定数量的顶点后重新构建 Delaunary 图。图 3 显示了在增加 20 个的噪声点后的匹配结果。为了验证算法的稳定性,本文进行 30 组随机点集的 Delaunary 图匹配实验。表 1 和表 2 显示两种扰动方式下不同扰动参数的匹配准确度的统计结果,其中,匹配准确度 = 正确匹配点数/匹配总点数。从表中可以看出,本文的算法匹配准确度较高而且较为稳定。为了验证本文匹配算法的有效性,对上述的 Delaunary 图分别随机增加 5 个噪声点构成两个 Delaunary 图进行匹配,图 4 显示匹配结果。从匹配结果可以看出,本文匹配算法一定程度上能够跳跃一些图的顶点实现图顶点之间的可跳跃性匹配。

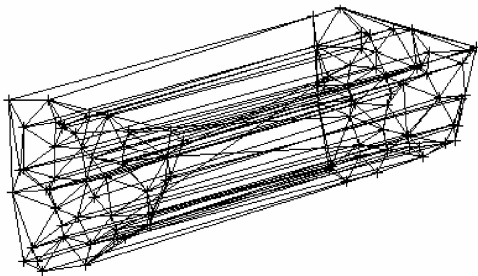


图 2 位置抖动下的匹配结果
Fig. 2 Graph matching result with positional jitter

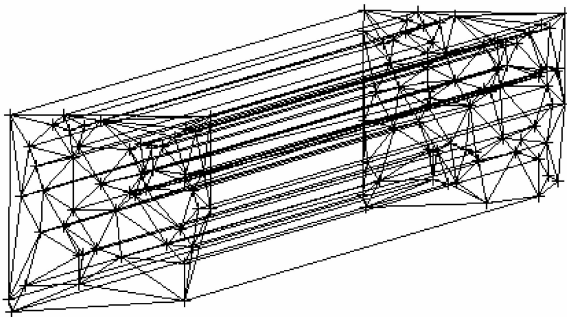


图 3 增加噪声点扰动下的匹配结果
Fig. 3 Graph matching result with added nodes

表 1 位置抖动匹配结果

Tab. 1 Graph matching result with positional jitter

	相对抖动参数				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
均值	0.989 3	0.910 0	0.897 3	0.817 3	0.708 0
方差	0.018 3	0.045 9	0.057 1	0.059 0	0.069 7

表 2 增加噪声顶点的匹配结果

Tab. 2 Graph matching result with added nodes

	增加的噪声点与总点数的比值				
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
均值	1.000 0	0.945 6	0.814 3	0.702 9	0.564 5
方差	0.000 0	0.055 7	0.804 0	0.109 8	0.113 9

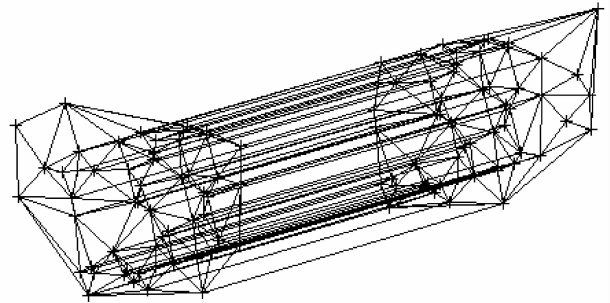


图 4 可跳跃性匹配结果
Fig. 4 Skip matching result

为了进一步验证本文算法的有效性,进一步做了对比实验。在对比方法中选取经典的基于图谱的匹配方法 Bai 方法^[9]、Scott 方法^[10]以及 Shapiro 方法^[11]。图 5、图 6 显示的是对比实验结果。图 5 显示的是位置随机抖动下的匹配结果,扰动参数为顶点位置偏移距离与图顶点之间平均最小距离的比值。从图 5 可以看出,本文方法在位置扰动下相比于其他方法有较好的匹配效果,这主要是由于本文提取图的点、边几何关系的统计特征具有相对稳定性的优点。对于随机产生的位置扰动不会很大程度上影响到图的主要结构。图 6 显示的是在增加噪声点的情况下的匹配结果,扰动参数为增加的顶点数与原图顶点数的比值。从图 6 可以看出在增加点的扰动参数较小时,本文方法相比较其他方法具有优势,当扰动参数大于 0.2 时,本文方法与 Bai 方法^[9]基本相当,但相比于其他两种方法效果还是显然的。这主要是由于一定范围里随机增加顶点数量不会影响到图的主要结构特征,当增加顶点数大于一定的范围时,重新生成的 Delaunay 图结构在一定程度上发生了变化,尽管如此,仍然能够反映原图的一些主要特征。

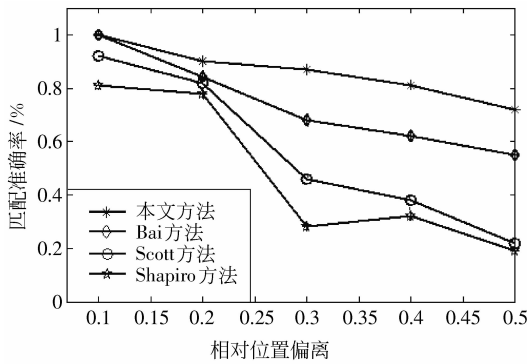


图 5 相对位置抖动的 4 种方法对比实验

Fig. 5 Comparison of the four methods for graphs with positional jitter

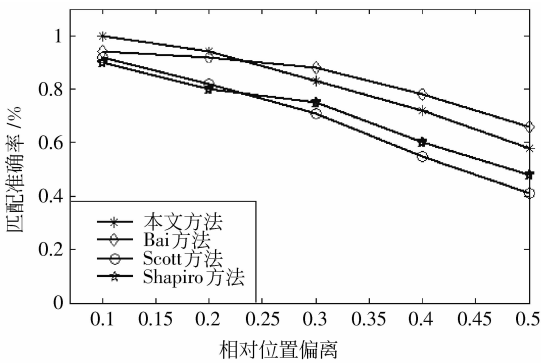


图 6 相对增加顶点数的 4 种方法对比实验

Fig. 6 Comparison of the four methods for graphs with added nodes

3.2 真实图像实验

在真实图像实验中,分别在 York 序列和 MOVI 房子序列以及 CMU 标准图像库测试算法的有效性。实验图像 York 序列是某个建筑的模型,这个模型每旋转 5° 拍摄一张照片,共计 72 张。为了达到图像特征点匹配的目的,首先在图像上提取特征点,由特征点生成 Delaunary 图,如图 7 所示。图 8—10 分别显示的是 York 序列、MOVI 房子序列以及 CMU 图像匹配结果。在 York 序列的实验中,实验以第 2 帧图为基准图像,右边依次是第 6, 8, 10 帧图像。在 MOVI 房子序列的实验中,实验选取第 1 帧为基准图像,右边依次是第 3, 5, 7 帧。在 CMU 图像库实验中,选取第 10 帧图像为基准图像,右边依次是第 20, 30, 40 帧图像。真实图像匹配结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出,本文算法能够对不同特征点数量的真实图像进行较好的匹配,而且一定程度上能够跳跃一些噪声点实现图像特征点之间的弹性

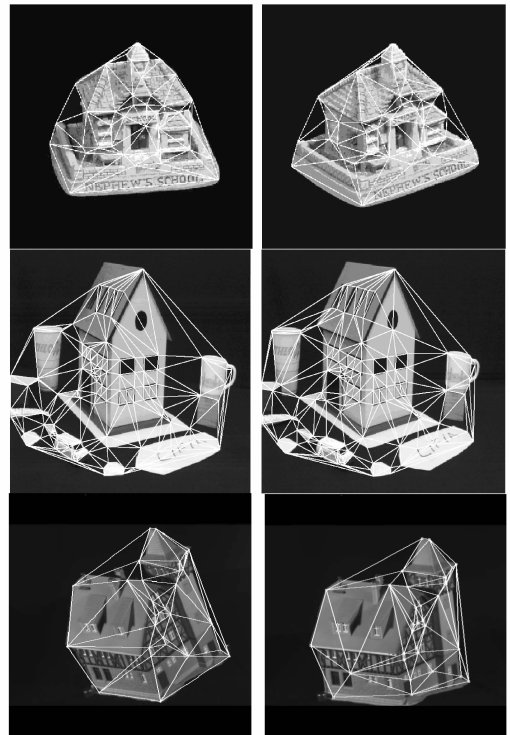
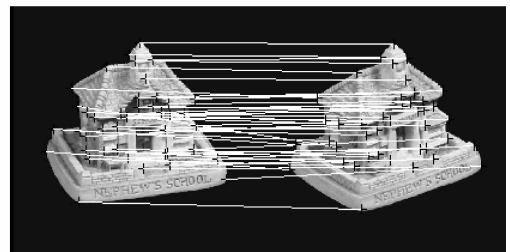
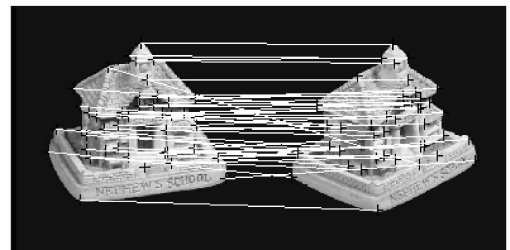


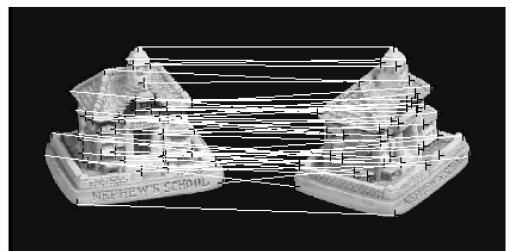
图 7 York 序列,MOVI 序列和 CMU 序列图像及其 Delaunay 图
Fig. 7 York, MOVI, CMU sequence and their Delaunay graphs



(a) 第 2 帧图与第 6 帧图匹配结果



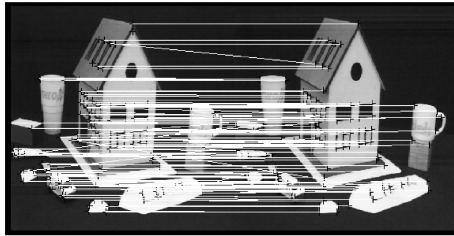
(b) 第 2 帧图与第 8 帧图匹配结果



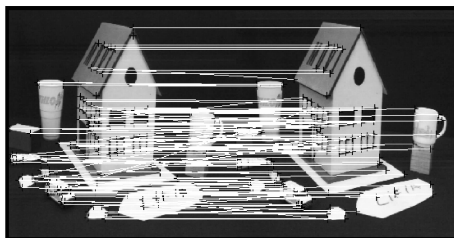
(c) 第 2 帧图与第 10 帧图匹配结果

图 8 York 建筑序列匹配结果

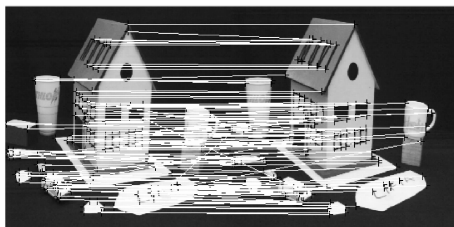
Fig. 8 Matching Results between York houses



(a) 第 1 帧与第 3 帧的匹配结果



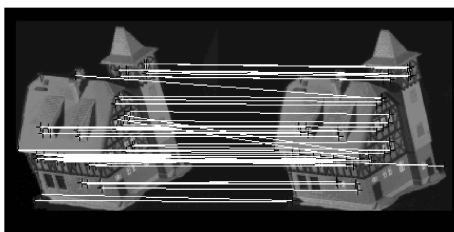
(b) 第 1 帧与第 5 帧的匹配结果



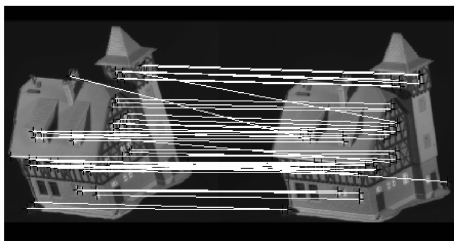
(c) 第 1 帧与第 7 帧的匹配结果

图 9 MOV1 房子序列匹配结果

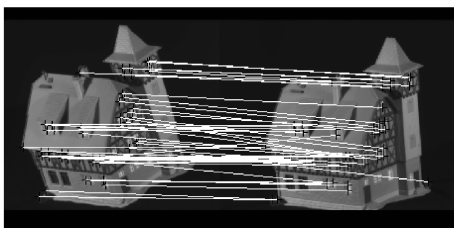
Fig. 9 Matching Results between MOV1 houses



(a) 第 10 帧与第 20 帧的匹配结果



(b) 第 10 帧与第 30 帧的匹配结果



(c) 第 10 帧与第 40 帧的匹配结果

图 10 CMU 图像匹配结果

Fig. 10 Matching Results between CMU images

表 3 真实图像匹配结果

Tab. 3 Matching results for real images

序列	序号	角点数	正确匹配数	错误匹配数	没有匹配数
York 建筑 序列	2	42	-	-	-
	6	42	40	1	1
	8	40	36	2	2
	10	39	32	4	3
MOVI 房子 序列	1	140	-	-	-
	3	130	120	3	7
	5	120	104	5	11
CMU 图像 库	7	135	114	7	14
	10	50	-	-	-
	20	47	44	1	2
	30	49	43	3	3
	40	50	41	5	4

匹配。表 4 显示的是不同方法在 MOV1 房子序列上的匹配结果,可以看出,本文的匹配算法相比于经典的谱匹配算法在真实图像匹配中效果较好。

表 4 4 种方法在 MOV1 图像上匹配结果

Tab. 4 Comparison of four methods for MOV1 house images

方法	正确匹配数	错误匹配数	没有匹配数
本文	123	5	12
Bai	110	8	22
Scott	97	17	26
Shapiro	83	17	40

4 结 论

给出一种基于直方图的图结构信息描述方法,并在此基础上实现图的点匹配。这种描述方法没有考虑图的拓扑结构,而是从构成图的顶点与其边的位置关系出发去描述图的结构信息,这种方法结构简单。模拟图匹配实验和真实图像匹配实验表明,本文的匹配算法匹配效果较好。这一定程度上表明图的统计特征相比于谱特征具有更加稳定的特性,这也是我们今后关注的地方。另外,本文算法考虑各边对顶点位置确定的贡献是相同的,这没有充分凸显局部结构特征的重要性,这也是今后工作中需要改进的地方。

参考文献 (References)

[1] Myers Richard, Hancock Edwin R. Least-commitment graph

- matching with genetic algorithms [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(2):375-394.
- [2] Li Qiang, Zhang Bo. A fast matching algorithm based on image gray value [J]. Journal of Software, 2006, 17(12): 216-222. [李强,张钺. 一种基于图像灰度的快速匹配算法[J]. 软件学报,2006,17(2):216-222.]
- [3] Umeyama S. An eigendecomposition approach to weighted graph matching problems [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(5):695-703.
- [4] Luo B, Hancock E R. Structural graph matching using the EM algorithm and singular value decomposition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(10):1120-1136.
- [5] Shapiro L S, Brady J M. Feature-based correspondence: an eigenvector approach [J]. Image and Vision Computing (S0262-8856), 1992, 10(5): 283-288.
- [6] Pilu M. A direct method for stereo correspondence based on singular value decomposition [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, USA: IEEE Computer Society, 1997: 261-266.
- [7] Wang Nian, Fan Yizheng, Wei Sui, et al. Feature matching based on laplacian spectra of graphs [J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(3):333-336. [王年,范益政,韦穗,等. 基于图的 Laplace 谱的特征匹配[J]. 中国图象图形学报, 2006,11(3):332-336.]
- [8] Liang Dong, Tong Qiang, Wang Nian, et al. A Laplacian matrix based algorithm for image matching [J]. Computer Engineering and Application, 2005, 36:31-32. [梁栋,童强,王年,等. 一种基于 Laplace 矩阵的图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2005,(36):31-32.]
- [9] Bai X, Yu H, Hancock E R. Graph Matching using spectral embedding and alignment [C]//Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Cambridge, UK: IEEE Computer Society, 2004: 398-401.
- [10] Scott G L, Longuet-Higgins H C. An algorithm for associating the features of two images[C]//Proceedings of the Royal Society of London, London, UK: Royal Society, 1991, B-244: 21-26.
- [11] Shapiro L S, Brady J M. Feature-based correspondence: an eigenvector approach [J]. Image and Vision Computing, 1992, 10:283-288.
- [12] Umeyama S. An eigen decomposition approach to weighted graph matching problems [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988 10: 695-703.
- [13] Zhang Hengbo, Ou Zongying. Method of content base image retrieval based on color and grey level histogram [J]. Computer Engineering, 2004, 30(10):20-22. [张恒博,欧宗瑛. 一种基于色彩和灰度直方图的图像检索方法[J]. 计算机工程, 2004,30(10):20-22.]
- [14] Ren Pinghong, Chen Chu. Methods of image retrieval based on improved edge histogram [J]. Computer Technology and Development, 2007, 17(8):183-186. [任平红,陈矗. 基于改进的边缘直方图的图像检索方法[J]. 计算机技术与发展, 2007,17(8):183-186.]
- [15] Benoit Huet, Edwin R Hancock. Line pattern retrieval using relational histograms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(12):1363-1370.
- [16] Belongie S, Puzhicha J, Malik J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509-522.
- [17] Ling H, David W Jacobs. Shape classification using the inner-distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 28(2): 286-298.
- [18] Gao X, Xiao B, Tao D, et al. Image categorization: graph edit distance + edge direction histogram [J]. Pattern Recognition, 2008, 41:3179-3191.