图像多阶特征对集的最优匹配模型

李玉鑑,阳 勇,尹创业

(北京工业大学 计算机学院,北京 100124)

摘 要:针对图像匹配问题,提出了一种图像多阶特征对集的最优匹配模型.图像的多阶特征主要是指一阶、二阶 和三阶特征,分别由单个特征点、特征点之间的边或者连接特征点的三角形来定义.最优匹配模型是一个以图像多 阶特征为顶点集的加权二分图,其优点是权重参数可以直接计算,并能采用 Kuhn-Munkras 算法求解最大权对集.实 验结果表明,该模型具有很好的鲁棒性,对于视频序列图像和涂鸦图像,即使在存在较大缩放、旋转和仿射变换的 情况下,也能获得比较精确的匹配结果,其准确度通常优于 OpenCV 中著名的 Flann 和 BruteForce 匹配算法.

关键词:图像匹配;多阶特征;加权二分图;最大权对集;Kuhn-Munkras算法 中图分类号:TP 391.4 文献标志码:A 文章编号:0254-0037(2013)11-1680-08

Optimal Correspondence Model for Image Matching With Multi-order Features

LI Yu-jian , YANG Yong , YIN Chuang-ye

(College of Computer Science , Beijing University of Technology , Beijing 100124 , China)

Abstract: An optimal correspondence model was proposed for solving image matching problems with multi-order features. A multi-order feature of an image refers to any of its first-, second- and third-order feature , which was defined by a simple feature point , an edge linking two feature points and a triangle connecting three feature points , respectively. The optimal correspondence model was a weighted bipartite graph with multi-order feature as its vertex. With this model the weight could be directly computed and the solution can be easily obtained by the Kuhn-Munkras algorithm. Results show that the model has good robustness for video sequence and graffiti images. Even with obvious rotation , scale , and affine transformation , it can produce a relatively accurate correspondence result , which is usually better than the famous Flann and BruteForce algorithms in OpenCV.

Key words: image matching; multi-order feature; weighted bipartite graph; maximum weight matching; Kuhn-Munkras algorithm

0 引言

图像匹配是指在2幅图像的视觉特征集合间建 立一致对应关系。在计算机视觉领域可应用于解决 对象检测^[1]、特征跟踪^[2]、图像分类^[3]、形状匹配^[4] 和图像检索^[5]等问题.具体地讲,图像匹配就是将 同一景物或物体在不同视点、不同角度的2幅图像 中的对应点关联起来.常用的图像匹配策略有3

收稿日期: 2012-07-11.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61175004);北京市自然科学基金资助项目(4112009);北京市教育委会员科技发展 重点项目(KZ01210005007).

作者简介: 李玉鑑(1968—) ,男 ,教授 ,博士生导师 ,主要从事模式识别与机器学习方面的研究 ,E-mail: liyujian@ bjut. edu. en.

种,分别是最近邻^[6-7]、RANSAC^[8]和图匹配^[9-8].本 文的目的是提出并研究一种新的图匹配模型.

图匹配模型的研究可以追溯到 20 世纪 80 年 代 但较早的方法^[19]大都没有一个确定的目标函 数 效果不是太理想. 近年来 基于目标函数最优化 的图匹配模型越来越多地受到关注和重视. 这种图 匹配模型的关键是把2幅图像(如G和G)的特征 点匹配问题转化为图匹配优化问题.通常需要事先 从图像 G 中提取 n1 个特征点,从图像 G´中提取 n2 个特征点 然后利用这些特征点构造一阶、二阶、三 阶甚至多阶混合目标函数,并对其进行优化.针对 这些目标函数的求解,国外研究者已提出了诸多方 法 比较著名的有毕业分配算法^[9]、稀疏全局最优 算法^[10]、谱匹配算法^[11]、机器学习算法^[12]、张量分 析算法^[13]等. 毕业分配算法是 Gold 等^[9]在 1996 年 提出来的 其主要思想是采用毕业分配的二次整数 规划来描述图匹配模型,并通过放宽对整数约束的 条件来简化求解,可应用于任何类型的图,时间复杂 度较低且在高噪声情况下表现稳定;稀疏全局最优 算法是 Maciel 等^[10]在 2003 年提出来的,主要思想 是将图匹配问题形式化为一个整数规划问题,并通 过一个凹目标函数在放松搜索域的条件下寻找等价 的全局最优解 不仅能处理大多数常用假设 而且能 避免组合搜索 缺点是需要限制优化问题的维数 特 别是在高阶多项式的情况下; 谱匹配算法是 Cour 等[11]在2007年提出的,其主要思想是针对图匹配 问题中一对一及多对一的放射性约束提出一种光谱 松弛方法 并对目标函数进行归一化处理 较之前的 谱匹配及毕业分配算法 增加了对噪声的容忍性 准 确度也有了一定的提高;机器学习算法是 Caetano 等^[12]在 2007—2009 年提出来的,其主要思想是通 过对图匹配模型的权重参数进行学习,以达到最优 化目标函数的目的 优点是准确度较高 缺点是学习 权重参数需要人工精确标注的训练数据难于获得广 泛应用. 张量分析算法是 Duchenne 等^[13]在 2009— 2011 年提出的 其主要思想是利用连接图像特征点 所组成的边和三角形来生成高阶图匹配模型,通过 张量运算对模型进行求解,使匹配效果得到了很大 提高 缺点是对图像的本质信息挖掘不够充分.

国内研究者们在图匹配模型的研究中也取得了 一定成果. 2009 年,王年等^[14]首先通过最小生成树 构造 Laplace 矩阵,然后对其进行奇异值分解得到 特征值和特征向量,并计算特征点匹配的初始概 率,最后利用概率松弛迭代法产生最终匹配结果; 2010 年 陈华杰等^[15] 通过构建稀疏方位超图 ,利用 方位信息构建亲近矩阵,提高了超图全局匹配的准 确率,并降低了计算复杂度;同年,吴飞等^[16]提出了 三角形约束算法 通过检测可能误匹配或者位于变 化区域的三角形 在后续细分过程中将这些三角形 赋予较低优先级 能有效地控制错误在匹配过程中 传播; 2011 年 汤进等[17] 以几何关系直方图和路径 相似性为基础 提出了一种新的图结构信息描述方 法 并利用谱分解方法实现图匹配 对于一些扰动图 匹配问题具有较高的准确度;同年,Ren 等^[18]提出 了概率谱算法 通过假设不同点的分配为统计独立 的 将概率谱匹配问题解释为最大似然估计的概率 分配问题,并根据概率分析法推导出一种新的图匹 配方案 采用最大限度的估计方案来完善分配概率 和条件匹配概率,较之前的研究,放宽了概率假设, 得到了比较健壮的匹配效果.

本文将以二分图的最大权对集模型来研究2幅 图像的多阶匹配问题. 首先,从2幅图像中分别检 测图像特征点,并提取具有局部不变性的特征点描 述子(比如 SIFT^[6]、SURF^[20]等),形成以特征点集 为顶点集的一阶二分图;其次,分别对2幅图像进行 Delaunay 三角化获取相应边(或三角形),并利用特 征点描述子针对其中的边(或三角形)计算图像二 阶(或三阶)特征,得到以边(或三角形)集为顶点集 的二阶(或三阶)二分图;再次,计算2幅图像一阶、 二阶或三阶特征之间的相似度,并保留 K 近邻匹配 对构造多阶加权二分图模型; 然后, 以 CMU 数据库 及涂鸦图像为实验数据,采用 Kuhn-Munkras 算 法^[21]分别对一阶、二阶或三阶加权二分图模型进行 求解 得到相应的图像多阶特征对集 作为最优匹配 模型的结果;最后,通过整理并分析实验结果表明, 利用图像多阶特征对集的最优匹配模型可以达到比 较精确的图像匹配效果,结果优于 OpenCV 中著名 的 Flann 和 BruteForce 算法.

1 图像多阶特征

在本文中 图像多阶特征是一阶、二阶和三阶特 征的统称.为方便起见 本文把所用到的符号在表1 中进行了统一说明.

图像一阶特征通常表示为特征点描述子,可选择 SIFT^[6]、SURF^[20]或形状上下文(shape context)^[22]等. 其中特征点 G_i 的描述子记为一个 n 维向量:

$$V(G_i) = (v_{i1} \ p_{i2} \ \dots \ p_{in})^{\mathrm{T}}$$
 (1)
二阶或三阶特征不同于一阶特征,不能直接从

图像中提取(一阶特征可以从图像中直接提取),需 要利用特征点对图像进行 Delaunay 三角化后方能 得到,三角化的主要优点是能保持图像特征点之间 的内在联系,并从整体上大致描述图像的结构化信 息.在 Delaunay 三角化(见图1(a))中 图像二阶特 征用边特征来定义,图像三阶特征用三角形特征来 定义. 设边 G_i 两端点为特征点 G_i 和 G_j , P_1 、 P_2 、 P_3 分别为边 G_i 四等分点(见图 1(b)) 则边 G_i 的特征 定义为 $E(G_{ij}) = (V(G_i), V(P_1), V(P_2), V(P_3), V(G_j))$ (2)

表1 符号定义

Table 1 Symbol definitions

符号表示	符号含义
G	第1幅图像(类似的 G'第2幅图像)
n_1	图像 G 上特征点的个数(类似的 n_2 对于 G)
G_i	图像 G 上第 i 个特征点(类似的 $\mathcal{L}_{i'}$ 对于 G)
G_{ij}	图像 G 上由第 i 、 j 个特征点组成的边(类似的 \mathcal{G}_{ij} 对于 G)
G_{ijk}	图像 G 上由第 i_{sjsk} 个特征点组成的三角形(类似的 \mathcal{L}_{ijk} 对于 G)
Р	由图像 G 中所有边 G_{ij} 组成的图(类似的 $\mathcal{G}_{ij}^{\prime}$ 对于 P)
Q	由图像 G 中所有三角形 G_{ij} 组成的图(类似的 \mathcal{G}_{ijk} 对于 Q)
$\boldsymbol{X} = (\boldsymbol{G} \ \boldsymbol{\mathcal{G}} \ \boldsymbol{\mathcal{G}} \ \boldsymbol{\mathcal{G}} \ \boldsymbol{\mathcal{G}} \ \boldsymbol{\mathcal{K}})$	由图 G 及 G 组成的一阶二分图
Y = (P P' PP' H)	由图 P 及 P 组成的二阶二分图
$\mathbf{Z} = (Q Q Q Q U)$	由图 (2 及 Q 生 组成的三阶二分图
$\boldsymbol{W} = (w_{ii'})$	一阶二分图 X 中权重参数矩阵
$\boldsymbol{H} = (h_{ijij'})$	二阶二分图 Y 中权重参数矩阵
$\boldsymbol{U} = (\ u_{ijkijk'})$	三阶二分图 Z 中权重参数矩阵
$V(G_i)$	图像一阶特征描述向量(类似的 $\mathcal{N}(G_i^{\epsilon})$ 对于 G^{ϵ})
$\boldsymbol{E}(G_{ij})$	图像二阶特征描述矩阵(类似的 $E(G_{ij'})$ 对于 G)
$T(G_{ijk})$	图像三阶特征描述矩阵(类似的 $J(G_{ijk})$ 对于 G)



设三角形 G_{ijk} 三顶点为特征点 $G_i \, {}^\circ G_j \, {}^\circ G_k \, {}^\circ P_1$ 为 其中心点 $P_2 \, {}^\circ P_8 \, {}^\circ P_9 \, {}^\circ P_{10} \, {}^\circ P_{11} \, {}^\circ P_{12} \, {}^\circ P_{13}$ 为三边 $G_{ij} \, {}^\circ G_{jk} \, {}^\circ G_{ki}$ 上的四等分点 $P_5 \, {}^\circ P_7 \, {}^\circ D$ 别为 P_1 与 $G_i \, {}^\circ G_j \, {}^\circ A \, G_k \, {}^\circ C_i$ 的中点(见图 1(c)),则三角形 G_{ijk} 的特征定义为 $T(G_{ijk}) = (V(G_i), V(G_j), V(G_k), V(P_1)),$

 $V(P_2)$;..., $V(P_{13})$ (3)

不难看出,与一阶特征相比,图像二阶、三阶特 征在进行匹配时具有辨别力强、二义性小的优点. 如图 2 所示,采用一阶特征,假设特征点对(p_1 , q_1) 是正确匹配对,但按照相似度的计算, $V(q_3)$ 可能比 $V(q_1)$ 更接近于 $V(p_1)$,从而产生误匹配对(p_1 , q_3). 如果用二阶特征进行匹配,那么二阶特征 $E(q_1q_3)$ 便不太可能比 $E(q_1q_2)$ 更接近于 $E(p_1p_2)$,特别在图 像存在缩放的情况下.即:图 *G*中的边 p_1p_2 ,与图 *G*² 中的边 q_1q_2 ,作为一个整体更容易形成正确的匹配. 类似的,如果用三阶特征进行匹配,那么三阶特征 $T(q_1q_4q_5)$ 便不太可能比 $T(q_1q_2q_3)$ 更接近于 $T(p_1p_2p_3)$ 特别在图像存在缩放及旋转的情况下. 这就意味着,图 *G*中的三角形 $p_1p_2p_3$ 与图 *G*²中的三 角形 $q_1q_2q_3$ 作为一个整体更容易形成正确的匹配. 理论可预期:二阶特征克服了图像缩放所带来的影响而优于一阶特征;三阶特征克服了图像缩放及旋转所带来的影响而优于二阶特征.除此之外,由于边及三角形带有一定的结构化信息,将多点作为一个整体进行匹配更容易消除二义性问题.





Fig. 2 Advantages of second-order , third-order features

2 最优匹配模型

基于图像的一阶、二阶、三阶特征,可以把图像 匹配问题转化为加权二分图的最大权对集模型.为 了统一描述这些模型,用 $\delta_{\sigma}(A, B)$ 表示 2 个矩阵 A 和 B 之间的相似度.虽然 $\delta_{\sigma}(A, B)$ 有很多不同的 选择,但本文用截断高斯核(truncated Gaussian kernel)定义如下:

对一阶情况 ,从图像 *G* 中的特征点到图像 *G* '中 的特征点的匹配问题可以通过计算一个 n_1n_2 的最 优匹配矩阵 x^* 来解决. 如果把 *G* 和 *G* '的特征点集 看做加权二分图 *X* 的 2 个顶点集 ,并定义 *X* 中连接 G_i 和 G_i '边的权重 w_{ii} 为 $V(G_i)$ 与 $V(G_i)$ 之间的相似 度 ,即

$$w_{ii'} = \delta_{\sigma} (V(G_i) , V(G_{i'}))$$
(5)

那么,一阶最优匹配模型(见图3(a))可以描述为

$$\boldsymbol{x}^* = \operatorname*{argmax}_{\boldsymbol{x}=(x_{ii})} \sum_{ii'} w_{ii'} x_{ii'} \qquad (6)$$

式中 x^* 实际上代表X的最大权对集.

对二阶情况,如果把由对 G 和 G 进行 Delaunay 三角化产生的边集看做加权二分图 Y 的 2 个顶点 集,并定义 Y 中连接 G_{ij} 和 G_{ij} 边的权重 h_{ijij} 为相似 度 $\delta_{\sigma}(E(G_{ij}) E(G_{ij}))$ 和 $\delta_{\sigma}(E(G_{ij}) E(G_{ji}))$ 之间



图 3 最优匹配模型 Fig. 3 Optimal correspondence model

的最大值 即

$$h_{ijij'} = \max \left(\delta_{\sigma} \left(E \left(G_{ij} \right) E \left(G_{ij'}^{\prime} \right) \right) , \\ \delta_{\sigma} \left(E \left(G_{ij} \right) E \left(G_{j'j'}^{\prime} \right) \right) \right)$$
(7)

那么,二阶最优匹配模型(见图3(b))可以描述为

$$\mathbf{y}^* = \operatorname*{argmax}_{y = (y_{ijij})} \sum_{ijij'} h_{ijij'j'} y_{ijij'} \qquad (8)$$

式中 y^* 实际上代表Y的最大权对集,且不难利用 y^* 得到图像G和G的一组特征点匹配.

对三阶情况,如果把由对G和G'进行 Delaunay 三角化产生的三角形集看做二分图Z的 2 个顶点 集,并定义Z中连接 G_{ijk} 和 $G'_{ij'k'}$ 边的权重 $u_{ijkij'k'}$ 为相 似度 $\delta_{\sigma}(T(G_{ijk}), T(G'_{ij'k'})), \delta_{\sigma}(T(G_{ijk}), T(G'_{j'k''}))$ 和 $\delta_{\sigma}(T(G_{ijk}), T(G'_{k'ij'}))$ 之间的最大值,即

 $\begin{aligned} u_{ijkij'k'} &= \max \left(\delta_{\sigma} \left(T(G_{ijk}) \ , T(G_{ij'k'}) \right) \ \delta_{\sigma} \left(T(G_{ijk}) \ , \\ T(G_{j'k'i'}) \right) \ \delta_{\sigma} \left(T(G_{ijk}) \ , T(G_{k'ij'}) \right) \right) \end{aligned}$ (9)

那么,三阶最优匹配模型(见图3(c))可以描述为

$$\boldsymbol{z}^* = \arg_{\boldsymbol{z} = (z_{ijkijk})} \max_{ijkijk'} u_{ijkijk'} z_{ijkijk'}$$
(10)

式中 z^* 实际上代表 Z 的最大权对集,且不难利用 z^* 得到 G 和 G 的一组特征点匹配.

3 模型求解算法及实现

由于最优匹配模型(6)(8)(10)在本质上均可 以看做是一个加权二分图的最优对集模型,因此,都 可以用 Kuhn-Munkras 算法(简称 KM 算法)直接求 解^[21]. KM 算法是匈牙利算法的改进,其核心思想 是通过给每个顶点一个顶标来把加权二分图的最大 权匹配问题转化为无权二分图的最大对集问题,从 而转化为匈牙利算法进行求解.

如果 $X = (G_i, G^{\prime}, GG^{\prime}, W)$ 是一阶最优匹配模型 的加权二分图 ,顶点 G_i 的顶标为 A_i ,顶点 G_i^{\prime} 的顶标 为 A_i^{\prime} ,Hungarian(X_i) 表示用匈牙利算法对 X 的某个 相等子图 X₁ 求最大对集,那么一阶 KM 算法(即 KM1 算法)可描述如下.

KM1 算法

Input: $X = (G, G^{\prime}, GG^{\prime}, W)$

1
$$\forall 0 \leq i < n_1 A_i = \max \{ w_{ii}, 0 \leq i < n_2 \};$$

- 2 $\forall 0 \leq i' < n_2 A_{i'} = 0;$
- 3 构造 X 的相等子图 X₁;
- 4 $x = \text{Hungarian}(X_I)$;
- 5 repeat
- 6 如果 ∀*i x_{ii}.*≠1 冷
- $slack_{i'} = min\{A_i + A_{i'} w_{ii'}\};$
- 7 \diamondsuit delta = min{ slack_i};
- 8 如果 $\exists i \land x_{ii} = 1$,令 $A_i = A_i$ delta;
- 9 如果 $\forall i \; \varkappa_{ii'} \neq 1$ 冷 $A_{i'} = A_{i'} + \text{delta};$
- 10 构造 X 的相等子图 X₁;
- 11 \boldsymbol{x} = Hungarian(X_I);

12 until
$$\left(\forall i', \sum_{i} x_{ii'} = 1 \text{ or } \forall i, \sum_{i'} x_{ii'} = 1 \right);$$

13 $\mathbf{x}^* = \mathbf{x}.$

通过替换二分图的顶点集和权重矩阵,不难得 到二阶和三阶最优匹配模型的相应求解算法 KM2 和 KM3. 一般来说,KM 算法需要执行 n^2 次修改顶 标的操作,而每次修改顶标后又需要调用一次复杂 度为 $O(n^2)$ 的匈牙利算法,所以其总的复杂度为 $O(n^4)$. 而在 KM1 算法中定义了松弛变量 slack_i, 可将总的时间复杂度降为 $O(n^3)$.

利用 KM 算法进行模型求解需要按照式(4) 计 算图像特征相似度 $\delta_{\sigma}(A, B)$,其具体含义是:针对 图像 G 中每个多阶特征 A 判断图像 G 中特征 B 是 否在距离 A 大小为 σ 的范围内,如果是,则计算 A与 B 之间的相似度,否则为 0. 实际上,由于阈值 σ 选择的不确定性,直接计算 $\delta_{\sigma}(A, B)$ 相对比较困 难,因此,本文采用最近邻的 K 个特征替代阈值 σ 选择 相当于计算 $\delta_{\kappa}(A, B)$,即

$$\delta_{K}(A B) = \begin{cases} \exp(-\gamma \|A - B\|^{2}), & \text{如果 } B \ \text{ 属于 } K \text{ 近邻中的-} \uparrow \\ 0, & \text{ 其他} \end{cases}$$

(11)

 $δ_{\kappa}(A \ B)$ 的具体含义是: 针对图像 *G* 中每个多阶特 征 *A* 判断图像 *G* 中特征 *B* 是否属于 *A* 的 *K* 近邻中 的一个 ,如果是 则计算 *A* 与 *B* 之间的相似度 ,否则 为 0. 而采用计算 $\delta_{\kappa}(A \ B)$ 代替 $\delta_{\sigma}(A \ B)$ 的优点是 消除了阈值 σ 选择的不确定性 ,同时可以采用基于 KD-Tree 的近似近邻 (approximate nearest neighbors, ANN) 方法实现 不仅能获得较高的搜索效率,而且 对实验结果没有太大的影响.

4 实验结果

为了验证上述一阶、二阶、三阶最优匹配模型及 求解算法的有效性,本文分别采用视频帧序列和涂 鸦图像进行了2组评价实验,详细过程描述如下. 4.1 视频序列

玩具小屋从不同视角提取出来的序列帧,同时每一

在视频序列实验中,数据集采用由111 张玩具 小屋图片构成的 CMU House 数据库^[23].此数据集 通常被用来测试图像匹配算法的性能,其中有针对

帧都已被人工标注了相对应的 30 个关键点. 对于待匹配的 2 幅图像,首先根据已标注好的 30 个关键点,采用形状上下文(shape context)特征 点描述一阶特征.针对二阶或三阶特征,先对图像 进行 Delaunay 三角化,然后对其中的边或三角形生 成多阶特征,同时计算 2 幅图像多阶特征之间的相 似度,并保留 K 近邻匹配对.最后,采用 KM 算法求 解多阶最优匹配模型,得到图像多阶特征之间的最 佳匹配.各阶模型的误匹配率由错误匹配对的数量 与总匹配对的数量之比来衡量,实验结果如图 4~5 所示.



图 4 各阶模型的误匹配率随基数的变化



图 4 中,基数(baseline) 指视频图像帧序号的差 别大小,变化范围从 0 ~ 90,纵坐标表示误匹配率 (error rate).图 5 的横坐标表示视频图像帧序号 (frame sequence)(变化范围从 1 ~ 51) 纵坐标表示 第 k 帧图像与第 k + 60 帧图像之间的误匹配对的个 数(mismatches).

从图 4 可以看出,一阶、二阶、三阶模型在基数 较低时匹配效果比较好,且在基数分别超过50、60



图 5 三阶模型在基数为 60 时的误匹配数直方图 Fig. 5 Histogram of mismatch number in third-order mode (Baseline = 60)

和 80 之后开始变得比较差. 二阶模型明显优于一 阶模型,三阶模型明显优于二阶模型,说明一阶、二 阶和三阶特征及其匹配模型的二义性是逐渐减小 的,二阶特征克服了图像缩放带来的影响,三阶特征 克服了图像缩放及旋转带来的影响. 图 5 是三阶模 型在基数为 60 时的误匹配直方图. 可以看出,误匹 配对的数目几乎都在 3 对以下,只有 1 种情况超过 了 3 对. 图 5 给出了一个二阶和三阶模型的匹配例 子,其中二阶模型误匹配数为 2(见图 6),三阶模型 误匹配数为 4(见图 7).



图 6 第 34、94 张图像的二阶模型匹配结果 Fig. 6 The 34th and the 94th frames, matched using second-order model



图 7 第 14、104 张图像的三阶模型匹配结果 Fig. 7 The 14th and the 104th frames, matched using third-order model

4.2 涂鸦图像

在涂鸦图像实验中,采用了 Oxford VGG 的2幅 测试图像^[24]进行评测. 这2幅图像之间有较大的 差别,存在旋转、尺度和仿射等变换关系.为了客观 地进行匹配评价,本文先利用 SIFT 算法自动检测并 提取图像中的 50 个特征点描述子作为一阶特征,然 后采用 OpenCV 中著名的 Flann 和 BruteForce 算法 进行匹配 得到的结果如图 8 所示.



图 8 OpenCV 的匹配结果 Fig. 8 Matching results using OpenCV

如果采用本文提出的最优匹配模型进行计算, 将得到如图9所示的结果.



图 9 最优匹配模型的实验结果 Fig. 9 Experimental results using optimal

correspondence model

1685

通过比较图 8 和图 9 的实验结果不难看出,一 阶模型的匹配准确率明显优于 Flann 和 BruteForce. 这是因为一阶模型通过求二分图权值之和的最大值 能给出全局近似最优的匹配结果(见图 9(a)),与 从局部穷举进行简单搜索的 Flann 和 BruteForce(见 图 8)算法相比,匹配结果的精确度得到了较大的提 高.此外,针对所匹配的 2 幅图像,图 9(b)的匹配 结果优于图 9(a)(c)的匹配结果优于图 9(b).可 以看出,将多点作为一个整体的二阶、三阶特征能更 很好地克服图像缩放及旋转所带来的影响.同时, 实验还进一步验证了二阶模型优于一阶模型、三阶 模型优于二阶模型的理论分析.

5 结论

 1)提出了采用多阶特征描述图像信息的方法, 通过描述相应边或三角形等来达到图像匹配的 目的.

 2)提出了一种图像多阶特征对集的最优化模型。这种模型可以获得两特征集合间整体上最优的 一致性对应关系。

 3) 针对模型中参数的选取,其模型的优点是参数可以直接计算,与机器学习等相关方法不同,因此 扩大了应用范围.

4) 从实验结果可看出 图像多阶特征的最优匹 配模型具有很好的鲁棒性,但仍然有许多可以改进 的地方:一是采用其他鲁棒性更强的方法描述图像 多阶特征,比如,对三阶特征可以综合考虑三个角的 正弦值和三角形的归一化,以增强三阶特征在旋转、 尺度、仿射等变换下的不变性;二是在最优匹配模型 中同时考虑对一阶、二阶和三阶特征的整体优化问题,建立更加合理的最优匹配模型并研究其求解算 法;三是扩充模型的阶数,建立四阶、五阶,甚至更高 阶特征的最优图匹配模型.

参考文献:

- [1] BERG A, BERG T, MALIK J. Shape matching and object recognition using low distortion correspondence [C] // Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005, 1: 26–33.
- [2] ANAND R , ALAN Y , ERIC M. Convergence properties of the softassign quadratic assignment algorithm [J]. Neural Computation , 1999 , 11: 1455–1474.
- [3] LAZEBNIK S , SCHMID C , PONCE J. Beyond bags of

features: spatial pyramid matching for recognizing natural scene categories [C] // Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society , 2006 , 2: 2169–2178.

- [4] LEORDEANU M, HEBERT M. A spectral technique for correspondence problems using pairwise constraints [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Beijing: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2005, 2: 1482–1489.
- [5] SCHMID C , MOHR R. Local gray value invariants for image retrieval [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1997 , 19(5): 530-535.
- [6] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [7] ZHANG H, BERG A, MAIRE M, et al. SVM-KNN: discriminative nearest neighbor classification for visual category recognition [C] // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2006, 2: 2126– 2136.
- [8] FISCHLER M , BOLLES C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of ACM , 1981 , 24(6): 381-395.
- [9] GOLD S, RANGARAJAN A. A graduated assignment algorithm for graph matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(4): 377–388.
- [10] MACIEL J , COSTEIRA J. A global solution to sparse correspondence problems [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 2003 , 25 (2): 187–199.
- [11] COUR T, SRINIVASAN P, SHI J. Balanced graph matching [M]. Cambridge: MIT Press, 2007: 313–320.
- [12] CAETANO T, MCAULEY J, CHENG L, et al. Learning graph matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(6): 1048– 1058.
- [13] DUCHENNE O, BACH F, KWEON I, et al. A tensorbased algorithm for high-order graph matching [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2383–2395.
- [14] 王年,周梅菊,夏杰,等.基于最小生成树与概率松 弛结合的谱匹配算法[J].系统工程与电子技术,

2009, 31(12): 2958-2962.

WANG Nian , ZHOU Mei-ju , XIA Jie , et al. Method for spectral correspondence based on minimum spanning tree combined with probabilistic relaxation [J]. Systems Engineering and Electronics , 2009 , 31 (12): 2958– 2962. (in Chinese)

[15] 陈华杰,冯卫平,林岳松,等.基于稀疏方位超图匹配的图像配准算法[J].光电子激光,2010,21(12): 1865-1870.

CHEN Hua-jie , FENG Wei-ping , LIN Yue-song , et al. Image registration algorithm based on sparse position hyper graph matching [J]. Journal of Optoelectronics Laser , 2010 , 21(12) : 1865–1870. (in Chinese)

[16] 吴飞,蔡胜渊,郭同强,等.三角形约束下的图像特 征点匹配方法[J].计算机辅助设计与图形学学报, 2010,22(3):503-510.

WU Fei , CAI Sheng-yuan , GUO Tong-qiang , et al. Image feature points matching approach with triangle constraint [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics , 2010 , 22 (3): 503-510. (in Chinese)

[17] 汤进,江波,罗斌.基于图的直方图及路径相似性的 匹配方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2011, 23(9):1481-1489.

TANG Jin , JIANG Bo , LUO Bin. Graph matching based on graph histogram and path similarity [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics , 2011 , 23 (9): 1481–1489. (in Chinese)

- [18] REN Zhen-hua, ZHAO Jie-yu. Graph matching based a probabilistic spectral method [C] // Proceedings—2011 7th International Conference on Natural Computation. New Jersey: IEEE Computer Society, 2011, 3: 1512– 1517.
- [19] GRIMSON W , LOZANO T. Localizing overlapping parts by searching the interpretation tree [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 9(4): 469–482.
- [20] BAY H , TUYTELAARS T , VAN L , et al. SURF: speeded up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding , 2008 , 110(3): 346–359.
- [21] KOSOWSHY J J, YUILLE A L. The invisible hand algorithm: solving the assignment problem with statistical physics [J]. Neural Networks, 1994, 7: 477–490.
- [22] BELONGGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509–521.
- [23] ZHAO L. CMU/VASC image database [DB/OL]. [2011-09-23]. http: // vasc. ri. cmu. edu//idb/html/ motion/house/index. html.
- [24] MIKOLAJCZYK K. Affine covariant features [EB/OL]. [2011-12-20]. http: // www. robots. ox. ac. uk/ ~ vgg/ research/affine/.

(责任编辑 梁 洁)