

基于颜色梯度的图像特征点匹配算法

董瑞^{1,2}, 梁栋^{1,2}, 唐俊^{1,2}, 鲍文霞^{1,2}, 何韬^{1,2}

(1. 安徽大学计算机智能与信号处理教育部重点实验室, 合肥 230039; 2. 安徽大学电子科学与技术学院, 合肥 230039)

摘要: 提出了一种利用颜色梯度的彩色图像特征点的匹配方法。结合图像特征点的颜色梯度信息和几何特征分别构造两幅图像的 Laplacian 矩阵, 并对这两个矩阵进行奇异值分解。利用分解的结果构造出一个反映特征点之间匹配程度的关系矩阵, 根据关系矩阵实现两幅图像的特征点匹配。大量实验结果表明, 该文提出的算法具有较高的匹配精度。

关键词: 图像特征点; 匹配; Laplacian; 颜色直方图; 梯度

Image Feature Points Match Algorithm Based on Color Gradient

DONG Rui^{1,2}, LIANG Dong^{1,2}, TANG Jun^{1,2}, BAO Wen-xia^{1,2}, HE Dao^{1,2}

(1. Key Laboratory of IC & SP of Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230039;
2. School of Electronic Science and Technology, Anhui University, Hefei 230039)

【Abstract】 An algorithm based on color gradient for image features points match is proposed. Color gradient information and geometric characteristic of the features of both images are mixed into Laplacian matrixes. The matrixes are decomposed by the singular value decomposition(SVD), a relation matrix that denotes the match degree among feature points is constructed by the result of the decomposition. The match feature points of the two images are obtained according to the relation matrix. Experimental results indicate that the algorithm has the higher matching precision.

【Key words】 image feature points match; match; Laplacian; color histogram; gradient

图像特征点匹配是计算机视觉研究领域的热点问题, 也是许多计算机视觉理论和应用的基础, 如摄像机标定、三维重建、智能监控和运动分析等。它广泛应用于精密工业测量、物体识别、虚拟现实场景生成、航空航天遥感测量、医学影像分析、光学和雷达跟踪、景物制导等领域。同时, 由于图像匹配是在变换空间中寻找一种或多种变换, 使来自不同时间、不同传感器或者不同视角的同一场景的两幅或多幅图像在空间上一致, 因此, 图像匹配又是计算机视觉领域的一个瓶颈问题, 许多重要的计算机视觉理论与应用都是在假设匹配问题已解决的前提下展开的。

图像匹配算法可分为基于灰度相关的匹配、基于特征的匹配、基于模型的匹配以及基于变换域的匹配。基于图像灰度相关的图像匹配方法以图像的灰度信息为基础, 用灰度相关性和相似性作为相关匹配判决准则, 该方法易于理解和实现, 但具有运算量大的缺点, 并且无法解决有遮挡、镜面反射、纹理相似等问题。更为严重的是, 图像间的畸变会导致图像直接相关运算变得毫无意义。为克服基于灰度相关匹配方法的缺点, 人们提出了基于特征的匹配方法, 该类方法首先从待匹配的图像中提取特征, 用相似性度量和一些约束条件确定几何变换, 最后将该变换作用于待匹配图像。匹配中常用的特征有边缘、轮廓、直线、兴趣点、颜色、纹理等。本文提出的基于 Laplacian 矩阵和图像颜色梯度的图像特征点匹配算法属于此范畴。

1 颜色梯度

1.1 颜色特征量化

笔者采用 HSV 空间的颜色直方图来描述图像的整体颜色特征, 通过对颜色模型进行大量的分析, 将 H 、 S 、 V 这 3

个分量按照人的感知进行等间隔的量化。把色调 H 空间分成 8 份, 饱和度 S 和明度值 V 各分成 3 份, 并根据色彩的不同范围进行量化, 量化后的色调、饱和度和明度值分别为

$$H = \begin{cases} 0 & h \in [316, 20] \\ 1 & h \in [21, 40] \\ 2 & h \in [41, 75] \\ 3 & h \in [76, 155] \\ 4 & h \in [156, 190] \\ 5 & h \in [191, 270] \\ 6 & h \in [271, 295] \\ 7 & h \in [296, 315] \end{cases}, S = \begin{cases} 0 & s \in [0, 0.2] \\ 1 & s \in (0.2, 0.7] \\ 2 & s \in (0.7, 1] \end{cases} \quad (1)$$
$$V = \begin{cases} 0 & v \in [0, 0.2] \\ 1 & v \in (0.2, 0.7] \\ 2 & v \in (0.7, 1] \end{cases}$$

按照以上的量化级, 把 3 个颜色分量合成为一维特征向量

$$CH = HQ_S Q_V + SQ_V + V \quad (2)$$

其中, Q_S 和 Q_V 分别是分量 S 和 V 的量化级数, 取 $Q_S = 3$, $Q_V = 3$, 因此得到

$$CH = 9H + 3S + V \quad (3)$$

这样, H 、 S 、 V 这 3 个分量在一维矢量上分布开来。 CH 的

基金项目: 安徽省高等学校自然科学基金资助项目(2005KJ005ZD); 安徽大学“211”工程学术创新团队资助项目

作者简介: 董瑞(1977-), 女, 硕士研究生, 主研方向: 计算机视觉; 梁栋, 教授、博士生导师; 唐俊, 博士研究生; 鲍文霞, 硕士; 何韬, 硕士研究生

收稿日期: 2006-08-25 **E-mail:** dongrui@ahu.edu.cn

取值为[0, 71]，因此计算CH可获得72bin的一维直方图。

1.2 梯度

梯度反映了图像中各点阵的邻近点阵之最大变化情况，它可以用梯度大小与梯度方向两个参数加以表征。对梯度的计算可借助于Sobel算子，图1给出了Sobel算子模板，应用该模板可计算出任一点阵在X方向和Y方向的梯度分量。

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

X

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

Y

图1 Sobel算子模板

给定一个汉字的扫描输入图像I，其大小为 $D_1 \times D_2$ ，利用Sobel算子模板对每个点阵的邻近点执行卷积，可分别得到对应点阵的X方向的梯度分量 S_{gx} 和Y方向的梯度分量 S_{gy}

$$S_{gx}(i, j) = I(i-1, j+1) + 2I(i, j+1) + I(i+1, j+1) - I(i-1, j-1) - 2I(i, j-1) - I(i+1, j-1)$$

$$S_{gy}(i, j) = I(i-1, j-1) + 2I(i-1, j) + I(i-1, j+1) - I(i+1, j-1) - 2I(i+1, j) - I(i+1, j+1)$$

(4)

于是，点(i, j)处的梯度为

$$S_g(i, j) = \sqrt{S_{gx}^2(i, j) + S_{gy}^2(i, j)} \quad (5)$$

$$S_\theta(i, j) = \arctan \frac{S_{gy}(i, j)}{S_{gx}(i, j)} \quad (6)$$

2 基于Laplacian矩阵的图像匹配算法

对含有n个特征点 X_i 的图像 I_1 定义Laplacian矩阵如下：

$$L(I_1) = [l_{ij}] = \begin{cases} -\|x_i - x_j\|^2 / M^2 & (i \neq j) \\ -\sum_{k \neq i} l_{ik} & (i = j, k \in \{1, \dots, n\}) \end{cases} \quad (7)$$

$i = 1 \dots n, j = 1 \dots n$

对图像 I_2 的Laplacian矩阵 $L(I_2)$ 可类似定义。式(7)中 X_i 和 X_j 是同一幅图像中两个特征点，M为一常数(为了计算需要，可取图像的长或宽)。这样构造的Laplacian矩阵 $L(I_1)$ 和 $L(I_2)$ 具有如下性质：半正定矩阵，特征值是0的重数为1，对应的特征向量为全1向量。

分别对 $L(I_1)$ 和 $L(I_2)$ 进行奇异值分解得

$$L(I_1) = U \text{diag}\{\lambda_1, \dots, \lambda_n\} U^T \quad (8)$$

其中， $\lambda_1 \geq \dots \geq \lambda_{n-1} \geq \lambda_n = 0$ 是 $L(I_1)$ 的奇异值， $U = \{U_1, \dots, U_n\}$ 是 $n \times n$ 正交矩阵， $U_i (i = 1, \dots, n)$ 是矩阵U的列向量。

$$L(I_2) = V \text{diag}\{\gamma_1, \dots, \gamma_n\} V^T \quad (9)$$

其中， $\gamma_1 \geq \dots \geq \gamma_{n-1} \geq \gamma_n = 0$ 是 $L(I_2)$ 的奇异值， $V = \{V_1, \dots, V_n\}$ 是 $n \times n$ 正交矩阵， $V_i (i = 1, \dots, n)$ 是矩阵V的列向量。

对 $L(I_2)$ 的分解与对 $L(I_1)$ 的分解略有不同，要求尽量使 V_i 与 U_i 的距离小。具体措施是给定 $L(I_1)$ 的分解后，对 $L(I_2)$ 的分解进行限制：下面假设 $L(I_1)$ 和 $L(I_2)$ 的特征值互不相同，则 U, V 的列向量在相差一个符号下是唯一确定的。固定U的列向量，对V的列向量进行符号校正，每次对V的一个列向量进行符号校正，使得它的方向极大可能地与特征集 $\{U^i, V^i | i = 1, 2, \dots, m\}$ 共线。符号校正后的V记为 \tilde{V} 。

U和 \tilde{V} 的第i个行向量分别反映图像 I_1 和 I_2 中第i个特征点的特征，记为 U^i 和 \tilde{V}^i 。考虑到

$$\|U^i - \tilde{V}^j\|^2 = (U^i - \tilde{V}^j)(U^i - \tilde{V}^j)^T = 2[1 - U^i(\tilde{V}^j)^T] \quad (10)$$

因此 U^i 和 \tilde{V}^j 之间的距离越小， $U^i(\tilde{V}^j)^T$ 越大，意味着 I_1 的第i个特征点与 I_2 中第j个特征点匹配的可能性越大。

最后，根据U和 \tilde{V} 构建一个反应特征点之间匹配程度的匹配关系矩阵：

$$C = U\tilde{V}^T = [U^i(\tilde{V}^j)^T] = [C_{ij}] \quad (11)$$

C_{ij} 反映了两幅图像间特征点的匹配关系，如果 C_{ij} 是它所在行与列的最大元素，则 I_1 的第i个特征点与 I_2 中第j个特征点匹配。若图像 I_1 、 I_2 的特征点数目不等，不妨设 I_1 的特征点数目为m， I_2 的特征点数目为n，且 $m < n$ 。此时仅对 $L(I_2)$ 的前(m-1)个特征向量以及最后1个特征向量处理，并删除这些特征向量后的(n-m)个分量以达到维数一致。

3 基于颜色梯度的图像特征点匹配算法

对含有n个特征点的两幅图像 I_1 和 I_2 ，对每个特征点 $I_{1i} (i = 1, 2, \dots, n)$ 和 $I_{2j} (j = 1, 2, \dots, n)$ 计算其特征矢量的梯度 $grad_{1i}$ 和 $grad_{2j}$ 。将该梯度包含到相关矩阵改变L的元素如下：

$$L(I_1) = [l_{ij}] = \begin{cases} \exp(-|grad_{1i} - grad_{1j}| / 2\sigma_1^2) \\ + \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma_2^2) & (i \neq j) \\ -\sum_{k \neq i} l_{ik} & (i = j, k \in \{1, \dots, n\}) \end{cases} \quad (12)$$

$$L(I_2) = [l_{ij}] = \begin{cases} \exp(-|grad_{2i} - grad_{2j}| / 2\sigma_1^2) \\ + \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma_2^2) & (i \neq j) \\ -\sum_{k \neq i} l_{ik} & (i = j, k \in \{1, \dots, n\}) \end{cases} \quad (13)$$

其中， σ_1 和 σ_2 是常数。

根据以上分析，给出具体匹配算法如下：(1)对两幅图像分别进行交点检测，并剔除坏点；(2)将图像颜色模式转换为HSV模式，获得3个颜色分量合成的一维特征矢量，并计算每个特征点的一维特征矢量梯度；(3)根据式(12)和式(13)分别对两幅图像的特征点集构造Laplacian矩阵 $L(I_1)$ 和 $L(I_2)$ ；(4)对 $L(I_1)$ 和 $L(I_2)$ 分别进行奇异值分解： $L(I_1) = U\Lambda_1U^T$ ， $L(I_2) = V\Lambda_2V^T$ 。(5)对V进行符号校正得 \tilde{V} ；(6)根据式(11)构造匹配关系矩阵C，根据 C_{ij} 判断并实现图像特征点的匹配。

4 扰动分析

若存在相同的特征值，即 $L(I_1)$ 或 $L(I_2)$ 有重数大于1的特征值时，则可以通过扰动，使得它们特征值互不相同。首先对 $L(I_1)$ 添加一个扰动矩阵 K_1 ，

$$K_1 = U \text{diag}\{\varepsilon, \varepsilon^2, \dots, \varepsilon^m\} U^T, \varepsilon \in (0, 1) \quad (14)$$

ε 的取值一般非常小，产生的扰动小，对特征值的变化不大。此时， $L(I_1) + K_1$ 的特征值为

$$\lambda_1 + \varepsilon > \lambda_2 + \varepsilon^2 > \dots > \lambda_{n-1} + \varepsilon^{m-1} > \lambda_n + \varepsilon^m \quad (15)$$

但是特征向量依然为 $U = (U_1, \dots, U_m)$ 。

现在对 $L(I_2)$ 也添加此扰动矩阵 K_1 ，扰动后的矩阵为

$$L(I_2) + K_1 = V\Lambda_2V^T + U \text{diag}\{\varepsilon, \varepsilon^2, \dots, \varepsilon^m\} U^T = V' \Lambda_2' (V')^T \quad (16)$$

如果 ε 取值很小，则上述扰动对 $L(I_2)$ 的特征值改变不大，但是扰动后的特征值未必互不相同。再扰动一次，取

$$K_2 = V' \text{diag}\{\varepsilon, \varepsilon^2, \dots, \varepsilon^m\} (V')^T \quad (17)$$

则 $L(I_1) + K_1 + K_2$ 特征值互不相同，特征向量为 V' 。

把上述 K_2 扰动作用于 $L(I_1) + K_1$ ，由于 $L(I_1) + K_1$ 的特征值互不相同，做一个很小的扰动依然保持特征值互不相同。对

扰动后的矩阵分解为

$$L(I_2) + K_1 + K_2 = U' A_1' (U')^T \quad (18)$$

因此,对 $L(I_1)$ 和 $L(I_2)$ 通过施加矩阵 $K_1 + K_2$ 的扰动后,就可以使它们的特征值互不相同。

5 实验结果

为了验证算法的正确性和有效性进行了大量的实验,本文介绍以下实验,见图 2~图 5。从标准图像库(Amsterdam Library of Object Images(ALOI): Object.nr.:321)取出两幅图像(如图 2),对两幅图像中的 95 个角点用上述算法进行匹配,结果如图 4 所示,其中“ ”表示图 2(a)特征点,“ + ”表示图 2(b)特征点。



图 2 待匹配标准图像

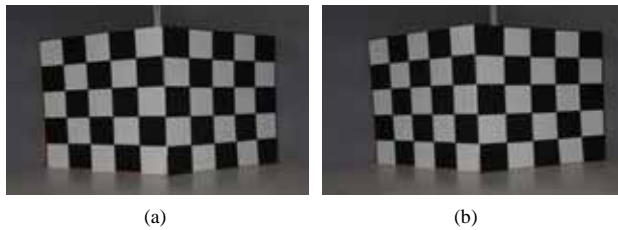


图 3 待匹配真实图像

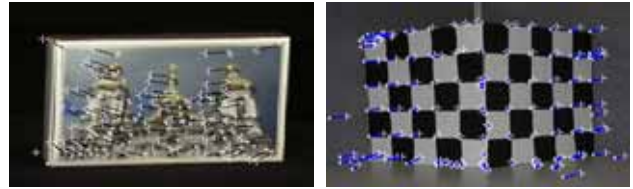


图 4 图 2 匹配结果

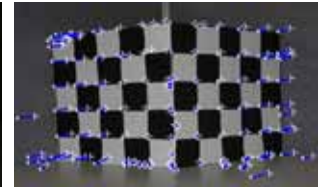


图 5 图 3 匹配结果

实物拍摄了一组图像进行匹配,图 3 是拍摄的两幅待匹配图像,其中角点个数是 120,其匹配结果如图 5 所示,其中“ ”表示图 3(a)特征点,“ + ”表示图 3(b)特征点。

参考文献

- 1 Scott G L, Longuet-Higgins H C. An Algorithm for Associating the Features of Two Patterns[J]. Proc. Royal Society London, 1991, B224: 21-26.
- 2 Shapiro L S, Brady J M. Feature-based Correspondence: an Eigenvector Approach [J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(5): 283-288.
- 3 Marco Carcassoni, Edwin R. Hancock. Spectral correspondence for Point Pattern Matching[J]. Pattern Recognition 2003,36: 193-204.
- 4 Mohar B. Some Applications of Laplace Eigenvalues of Graphs[M]// Graph Symmetry. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1977: 225-275.
- 5 梁 栋, 童 强, 王 年, 等. 一种基于 Laplacian 矩阵的图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(36): 31-32.
- 6 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): 322-336.

(上接第 177 页)

实验中用到了 10 个查询,其中查询 Q_1 、 Q_2 、 Q_3 所包含的某个术语有多个同义词,且同义词间的相似度各不相同,其他术语没有同义词。其他查询 $Q_i(i=4,5,\dots,10)$ 所包含的某个术语只有一个同义词,其他术语没有同义词。与不考虑相似度的情况(即以式(2)为基础计算文档的相关度)相比,引入术语相似度后相关文档排序的变化情况如表 2 所示,表中的数据表明:对于有多个同义词的查询术语而言,相似度可以更好地地区分包含相异同义词的相关文档,即查询 Q_1 、 Q_2 、 Q_3 的部分相关文档的排序与不考虑术语相似度时发生了改变。

表 2 考虑术语相似度后相关文档排序的变化情况

查询	相关文档排序变化/%					
	$\beta=0.5$	$\beta=0.6$	$\beta=0.7$	$\beta=0.8$	$\beta=0.9$	$\beta=1.0$
Q_1	23.10	30.77	34.62	26.92	11.54	0.00
Q_2	19.23	23.11	38.46	34.62	19.23	0.00
Q_3	23.10	26.92	42.31	30.77	15.38	0.00
Q_4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

6 结论

实验证明改进后的模型具有良好的检索性能,它可以在不偏离用户检索目标的前提下扩大相关信息的检索,而且术语相似度将同义词间的相似关系数量化,以此区分相异同义词的重要性,所以相关文档的排序更加合理,检索质量得到进一步的改善。

实验所用的同义词识别工具——《同义词词林(扩展版)》

和《知网》,所收录的术语大部分相同,但是也存在一些差异,随着同义词识别技术的不断完善以及各种义类词典所收录的词汇不断扩充,新模型会具有更好的应用价值。

致谢:实验所用的同义词识别工具——《同义词词林(扩展版)》,由哈尔滨工业大学信息检索实验室刘挺教授提供,在此表示感谢。

参考文献

- 1 Acid S, Campos L M, Fernández-Luna J M, et al. An Information Retrieval Model Based on Simple Bayesian Networks[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2003, 18(2): 251-265.
- 2 Campos L M, Fernández-Luna J M, Huete J E. Clustering Terms in the Bayesian Network Retrieval Model: a New Approach with Two Term-layers[J]. Applied Soft Computing, 2004, 4(2): 149-158.
- 3 徐建民, 白彦霞, 吴树芳. 基于同义词扩展的贝叶斯网络检索模型[J]. 计算机应用, 2006, 26(11).
- 4 张 涛, 杨尔弘. 基于上下文词语同现向量的词语相似度计算[J]. 电脑开发与应用, 2005, 18(3): 41-43.
- 5 陆 勇, 侯汉青. 用于信息检索的同义词自动识别及其进展[J]. 南京农业大学学报(社会科学版), 2004, 4(3): 87-93.
- 6 刘 群, 李素建. 基于《知网》的词汇语义相似度计算[J]. Computational Linguistics and Chinese Language Processing, 2002, 7(2): 59-76.