

基于临界特征点的图像匹配算法

刘 曙, 罗予频, 杨士元

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 基于特征的图像匹配相关算法尽管已经十分普遍并得到广泛应用, 但特征的提取容易受噪声影响。该文提出了一种用尺度空间下的临界特征点对图像进行匹配的方法。该方法采用尺度空间下的临界特征点来描述图像的灰度特征, 对光照和噪声具有一定的鲁棒性。考虑到不同尺度下特征点对视觉影响的不同, 算法用PTD距离对带权重的图像的特征点集进行匹配。由于PTD距离满足三角不等式规则, 该算法适合于在大量数据库中快速检索及识别物体。实验证明了该算法的有效性。

关键词: 临界特征点; 尺度空间; 图像匹配

Image Matching Algorithm Based on Critical Feature Points

LIU Shu, LUO Yu-pin, YANG Shi-yuan

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084)

【Abstract】 Algorithms based on image features are very popular and widely used in image matching. However, the feature extraction process is often sensitive to noises. This paper presents an image matching algorithm using critical feature points in space-scale, which represent image gray-level feature. The algorithm is robust to the illumination intensity and noises. For the purpose of comparing distance between weighted feature points, the proportional transportation distance is used. Because PTD obeys the triangle inequality, the algorithm is suitable for efficient object retrieval and recognition in large database. Experiment result confirms the efficiency.

【Key words】 critical feature points; scale-space; image matching

1 概述

图像匹配是计算机视觉和图像处理中一个很重要的研究内容。其中有直接基于灰度图像的匹配, 这种方法简单直观, 但容易受环境因素(如光照等)的影响, 且计算量大。为了克服基于灰度图像匹配方法的缺点, 人们提出了基于特征的匹配方法, 这类方法首先从待匹配的图像中提取包含目标最重要特征的特征点, 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。图像匹配中常用的特征有边缘、轮廓、直线、兴趣点等。基于特征的匹配对于图像畸变、遮挡等具有一定的鲁棒性, 但是它的匹配性能在很大程度上取决于特征提取的质量, 并且这一类方法共同的缺点是: 特征提取易受噪声的影响, 因此通常在特征点检测之前用高斯滤波去噪, 但是同时也可能会平滑掉某些特征点。尺度空间理论的研究为此提供了一种新的途径。

尺度空间方法的基本思想是: 在视觉信息(图像信息)处理模型中引入一个尺度参数, 通过尺度参数的连续变化获得一组图像信息, 然后综合这些信息以深入挖掘图像的本质特征。文献[1]提出了用高斯滤波作为线性尺度空间的理论。高斯尺度空间方法较好地体现了视觉多尺度分析的思想, 因而最早广泛应用于图像滤波和深层结构分析。高斯尺度空间具有如下特点: (1)符合热扩散方程, 具有各向同性的扩散过程; (2)满足因果关系, 随着尺度的增大, 图像上的特征及结构逐渐减少且不会有新的特征出现; (3)图像在某一尺度的灰度改变与前一尺度呈线性变化, 有利于追踪图像中物体在不同尺度下的变化情况。

目前大批学者致力于尺度空间理论及其在计算机视觉中的应用。闭合轮廓在多尺度下的匹配方法已经在图像匹配和

检索方面得到深入的研究和应用^[2-4], 其特点是涉及的参数量少有利于数据压缩和加快对海量数据库中图形的检索速度, 同时对形变和噪声等干扰具有较强的鲁棒性。对于灰度图像, 文献[5-6]提出了图像局部尺度自动选择方法及其在边缘、圆、交叉点等特征检测上的应用; 在此基础上, 文献[7]又提出了出基于多尺度特征的建模和跟踪方法。文献[8]将尺度空间的思想引入到聚类方法的研究中。

2 尺度空间下的临界特征点

基于特征的图像匹配方法首先要从待匹配图像中提取各种特征点, 包括边缘、角点、直线、临界点等。其匹配性能很大程度上取决于特征包含的图像信息和易识别性。空间尺度下的临界点轨迹含有大量的图像信息^[9-10], 体现了图像的灰度变化, 适合于描述难以检测到边缘、角点等特征的图像。

尺度空间的核心思想是将原始图像 $u(x)$ 与高斯函数 $G(x, \delta)$ 做卷积, 通过高斯参数 δ 的变化, 而获得不同尺度下的图像 $U(x, \delta)$, 即:

$$U(x, \delta) = u(x) * G(x, \delta), \quad x \in R^n, \delta \in (0, \infty)$$

其中, $G(x, \delta) = (4\pi\delta)^{-n/2} e^{-|x|^2/(4\delta)}$ 。当从高尺度到低尺度的过程中, 由高斯核函数产生的尺度空间下图像不会产生新的结构, 并且次要结构逐渐消失, 图像上的临界点(即 x 轴, y 轴方向上梯度都为零的点, 其中包括图像的极值点和鞍点)的位置和数量随之改变。根据突变理论, 这些临界点通常随着 δ 的增加逐渐合并、减少, 最后退化到只剩一个临界点并趋于稳定

作者简介: 刘 曙(1973 -), 女, 博士研究生, 主研方向: 图像处理, 计算机视觉; 罗予频, 教授; 杨士元, 教授、博士生导师

收稿日期: 2006-11-23 **E-mail:** ls01@mails.tsinghua.edu.cn

不再变化。如果把 δ 变化过程中图像临界点的位置变化连成曲线，则得到高斯尺度空间下图像的临界点轨迹。

2D 图像的临界点轨迹由两类轨迹组成：极值点轨迹分支(由极值点随 δ 变化组成)和由鞍点轨迹分支(由鞍点随 δ 变化组成)，本文将这两种轨迹分支相交的位置称作临界特征点。对图像匹配来说临界点轨迹上有大量的冗余信息，为加快计算速度本文只取临界点轨迹上的临界特征点来进行匹配。图像 I 的临界特征点满足以下条件：

$$\nabla I = 0; \det(H) = 0$$

其中， H 为 Hessian 矩阵。图 1 显示了图像的临界点轨迹和临界特征点，原图为从红外线图像中截取的局部图像。为了消除原图中部分噪声的影响，图像显示为从较小的 δ 开始递增的结果。从图中可以看出灰度变化明显的区域得到的临界特征点都出现在较大的尺度，并且随着 δ 的不断增加最后只剩下一条临界点轨迹。

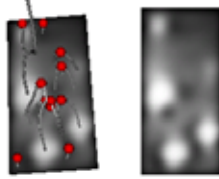


图 1 图像的临界点轨迹和临界特征点

3 基于临界特征点的匹配

实际图像都会有不同程度的噪声，虽然临界点是梯度决定的，在小尺度下对噪声较敏感，但这些临界点在较大尺度下会被平滑掉，对尺度空间临界特征点的位置不会有太大的影响。而物体在图像中的位移、旋转等则很可能造成较大的匹配误差，因此需要首先消除位移和旋转对匹配的影响，再比较临界特征点之间的对应匹配关系与距离。

3.1 物体的位移及旋转

消除位移和旋转对物体匹配结果的影响有两种方法：(1)在匹配之前对物体进行定位找出物体的位移大小和旋转角度；(2)在匹配过程中搜索物体所有可能的位移和旋转角度并匹配，选择最小值作为合适的匹配。后者如果没有其他约束条件，当空间临界特征点的数目较少时想使匹配结果对位移、旋转具有不变性容易受个别点的影响，并且穷举搜索过程比较费时。因此这里采用了前一种方法，用图像中物体的主轴进行定位，然后将物体的主轴平移到图像的中心并旋转至与 y 轴方向重合。实际计算中只需对原图像的临界特征点进行位移和旋转处理。

这里采用 K-L 变换求物体主轴方向，算法流程如下：

(1) 求二值图像的平均值 (\bar{x}, \bar{y}) ，协方差矩阵为

$$\Sigma_x = E\left\{\begin{bmatrix} x - \bar{x} \\ y - \bar{y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x - \bar{x} & y - \bar{y} \end{bmatrix}\right\}$$

(2) 求协方差矩阵的特征值及特征向量 φ_1 和 φ_2 ，这两个向量的方向就是物体主轴方向和垂直主轴的方向。

(3) 对图像沿 φ_1 和 φ_2 方向进行包夹，求得包夹物体与两条轴线之间的距离，距离较小的就是物体主轴方向计算主轴的位移和旋转角度，并将所有临界特征点归一化处理。

3.2 距离度量

基于特征点的匹配方法中一个重要的问题是如何定义两个图像的特征点集之间的对应关系及距离。这里采用了一种改进的运输距离(proportional transportation distance, PTD)^[11]来实现带权重的点集之间的匹配，其优点是点集之间的距离表示符合三角不等式规则，这能加快在大量图像数据中的检

索速度。

假设空间中有两个带权重的点集 $A\{a_i, i=1, \dots, m\}$ 和 $B\{b_j, j=1, \dots, n\}$ ，其中 $a_i = (p_i, w_i)$ ， $b_j = (p_j, u_j)$ ， W 和 U 分别表示集合 A 和 B 中点的权重总和。则 A 、 B 之间的距离 $Dis(A, B)$ 表示为

$$Dis(A, B) = \frac{\min_{f_{ij} \in F} \{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij} d_{ij}\}}{W} \quad (1)$$

其中， d_{ij} 表示尺度空间 (x, y, δ) 下两点之间的距离。由于 δ 和 xy 平面坐标系的尺度量纲不一样，因此不能简单地当作常规三维坐标系用欧氏距离表示 (x, y, δ) 坐标系下的两点之间的距离。为了平衡 δ 和 xy 坐标对距离 d_{ij} 产生的影响，将 xy 平面上两点之间的距离 s 作为一个变量，对 s 和 δ 分别进行如下处理：

$$x'_i = (x_i - \bar{x}) / \sqrt{\text{var}(x)}$$

其中， \bar{x} 和 $\sqrt{\text{var}(x)}$ 分别为变量的均值和标准差，这里用观测值近似。则 (x, y, δ) 坐标下两点间的距离表示为

$$d_{ij} = \sqrt{\Delta s'^2 + \Delta \delta'^2}$$

式(1)中的 f_{ij} 表示从集合 A 到 B 的所有可能路径，应遵循以下条件：

$$f_{ij} \geq 0, \quad i=1, \dots, m, j=1, \dots, n$$

$$\sum_{j=1}^n f_{ij} = w_i, \quad i=1, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^m f_{ij} = \frac{u_j W}{U}, \quad j=1, \dots, n$$

$$\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f_{ij} = W$$

$Dis(A, B)$ 体现了集合 A 中的每个点根据权重的大小分配转移到 B 中各点的各种可能方案中做功最小的值，它和两点间移动的距离及对应的权重成正比。

4 实验及结果分析

实验的图像来源为红外摄像机拍摄的夜间路面视频图像。根据红外图像的成像原理，剪切出其中包含物体的部分，并将图像大小归一化。由于这类红外图像噪声大、边缘模糊、分辨率较低，导致轮廓边缘呈现阶梯状，常用的几种特征点不易提取且误差较大。测试集共有 638 幅图像，包含各种常见对象(如：行人，灯光，路标等)。算法中临界特征点权重的分配是一个可调参数，依据 Witkin 的心理实验结果，即在人的视觉系统中，那些在较大尺度范围内可观察的物体结构较之那些在较小尺度范围内可观察到的物体结构更容易被感知。因此选择每个临界特征点的权重与其出现的空间尺度成正比，得到了比较满意的结果(见图 2)。

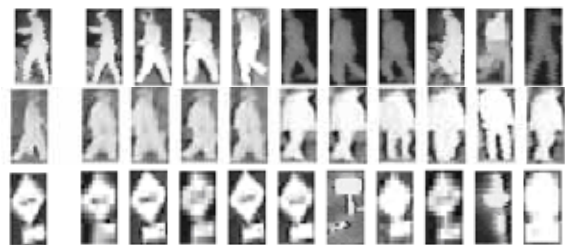


图 2 基于临界特征点的匹配结果

图 2 中左边一列为待测查询图像，右边依次按照式(1)中 Dis 由小到大的顺序排列。可以看出前几个图像与查询图像形状与结构均较为相似，随着图像间的差异变大，灰度的分布成为主要影响因素，而图像的整体亮度则对结果没有多大影响。

(下转第 182 页)