

融合粒子群与拓扑相似性的图像匹配算法研究

张晓闻, 靳雁霞, 银 莉, 张 鑫

(中北大学 计算机与控制工程学院, 山西 太原 030051)

摘 要: 针对目前图像匹配中存在的计算量大、效率低等问题, 提出了一种结合粒子群与拓扑相似性的图像匹配算法. 在该算法中检测特征点, 计算两幅图像的轮廓相似度, 找出图像特征分布较明显的区域. 在轮廓内进行拓扑结构相似度的计算, 将图像中的特征使用粒子群算法进行优化, 依次迭代, 产生一对多或多对多的关系. 利用拓扑约束将复杂关系简化为一对一的简单关系. 通过与 DPSO 的实验对比发现新提出的算法在匹配精度上有了很大的提高, 可以有效地解决效率低、误差大的问题, 较大减少了错误的匹配点数.

关键词: 粒子群算法; 轮廓相似度; 拓扑相似度; 拓扑约束; 图像匹配

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)03-0095-05

Matching Algorithm of the Image Based on Particle Swarm Optimization and Topological Similarity

ZHANG Xiao-wen, JIN Yan-xia, YIN Li, ZHANG Xin

(School of Computer & Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To solve the problem of great amount of calculation and poor efficiency in present image matching, we proposed a new algorithm combined particle swarm and Topological similarity. In this algorithm we test the characteristic points, compute the contour similarity, and then find out the areas where the image characteristic values distribute obviously. Computing the Topological similarity in the image edge, and optimizing the characteristic values with the particle swarm algorithm, until it iterates successively and produce many-one or many-many relationship. Then transform these complex relationships into one-to-one relationship utilizing the Topological constraint. Compared with the experiment of DPSO, the Matching precision greatly improves in this algorithm which resolves the poor efficiency and large error, and greatly reduces the error of the matching points.

Key words: particle swarm optimization; contour similarity; topological similarity; topological constraints; image matching

1 引言

目前, 常用的基于特征的图像匹配方法是应用最广的一种匹配方法. 但其匹配准确性和效率受到一些因素的制约, 一直没有得到很好的解决^[1]. 以 SIFT 为代表的多种改进算法相继出现, 其具有的算法性能使图像匹配在精度上有了很大的提升. 但是, 光照、成像角度、几何变形等因素会影响匹配的效果^[2].

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 在解决连续性优化问题上取得了巨大的成功^[3], 文献^[4]提出了一种基于 DPSO 的高阶图匹配算法 (DPSO-HM), 在匹配的过程中, 基于启发式信息和局部搜索的概念, 重新定义了 PSO 中的速度与位置.

本文使用局部邻域的粒子群算法进行图像匹配. 在匹配过程中, 首先进行特征检测, 利用轮廓相似度计算特征分布较明显的区域, 在该区域里使用拓扑相似度计算两幅图像特征之间的结构关系和分

布状况的相似程度. 在轮廓范围内将特征看成是粒子群中的每一个微粒, 用粒子群算法对特征进行优化. 优化过程中, 将两幅图像中的特征设为一个二进制的矩阵, 若两幅图像中有匹配的特征点对, 则匹配的结果为 1, 否则为 0. 也可能会出现这样一种情况, 原图像中的特征与待匹配图像中的特征进行匹配时不是一对一的关系, 而是一对多或多对多的关系, 若出现这种情况就利用拓扑约束将错误匹配剔除, 大大提高了图像匹配的精度.

2 粒子群算法

基本微粒群中的 LBEST 模型^[5], 是根据微粒的下标将微粒群体分割成若干个相邻的区域, 该算法的基本框架如下.

step1: 初始化各微粒的位置及速度.

step2: 计算各微粒适应值.

step3: 比较并替换个体最优位置 PBEST.

step4: 计算粒子的邻域并确定局部最优值 LBEST.

step5: 利用速度进化方程进行进化; 修改各微粒位置.

step6: 按式(1)修改参数.

$$\begin{aligned} w(t) &= w^\infty + (w^0 - w^\infty) \left[1 - \frac{t}{K} \right] \\ C_1(t) &= C_1^\infty + (C_1^0 - C_1^\infty) \left[1 - \frac{t}{K} \right] \\ C_2(t) &= C_2^\infty + (C_2^0 - C_2^\infty) \left[1 - \frac{t}{K} \right] \end{aligned} \quad (1)$$

step7: 重复 step2 ~ 6, 直至满足结束条件.

式(1)中, K 为最大的进化代数, t 为当前的进化代数, 0 为参数的起始值, ∞ 为参数的最终值. LBEST 模型的速度与位置更新公式如式(2)、(3)所示.

$$v(t+1) = wv(t) + c_1 r_1(t) [pbest - x(t)] + c_2 r_2(t) [lbest - x(t)] \quad (2)$$

$$x(t+1) = x(t) + v(t+1) \quad (3)$$

式中, $x(t)$ 为粒子的当前位置; $v(t)$ 为粒子的当前速度; $pbest$ 为个体的最优值; $lbest$ 为局部最优值, t 表示第 t 代; c_1 表示粒子向自身学习的加速系数; c_2 表示粒子向局部最优学习的加速系数, 取值通常在 0—2 之间; $r_1 \sim U(0, 1)$, $r_2 \sim U(0, 1)$ 为两个相互独立的随机函数.

3 基于粒子群与拓扑相似性的图像匹配算法

本文提出的基于粒子群与拓扑相似性的图像匹

配算法通过以下几个步骤进行.

3.1 特征检测

本文采用 Bay^[6] 提出的 SURF 算法, 能够较好地提取特征点, 与 Harris 算子相比其尺度不变性较好, 与 SIFT 相比时间复杂度较低. SURF 算法特征点检测与定位步骤如下^[7].

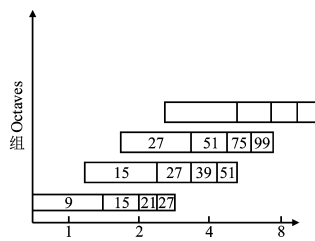
SURF 利用 Hessian 矩阵 $H(x, \sigma)$ 检测特征点, 其主要原理是使用积分完成像素求和运算, 如下:

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (4)$$

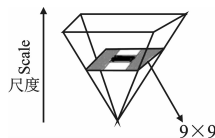
式中, x 表示特征点坐标; σ 表示尺度; $L_{xx}(x, \sigma)$ 是输入图像与高斯二阶微分 $\frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma)$ 的卷积 ($g(\sigma)$ 为高斯函数, $L_{xy}(x, \sigma)$, $L_{yy}(x, \sigma)$ 与 $L_{xx}(x, \sigma)$ 的意义类似). 为了降低算法的时间复杂度, 用 D_{xx} 、 D_{xy} 、 D_{yy} 表示盒子滤波与图像的卷积, 则 Hessian 的表示可近似为式(5)^[8]:

$$\Delta(H_{\text{approx}}) = D_{xx} D_{xy} - (0.9 D_{xy})^2 \quad (5)$$

SURF 算法寻找特征点是将尺度空间按组 (Octaves) 划分, 每组代表渐增的滤波模板与图像卷积的响应图. 第一组尺度空间依次为 9×9 、 15×15 、 21×21 、 27×27 ; 其他组按 6、12、24 依次增加. 如图 1(a) 所示. 图 1(b) 对应的是第 1 组中 9×9 的滤波器模板^[9].



(a) 尺度空间中各组划分



(b) 尺度空间中的滤波器

图 1 各组的尺度空间

为了定位特征点, 使用的是非极大值抑制法寻找极值点. 将 Hessian 矩阵中的特征点与以该点为中心的尺度范围内的值进行比较, 该点比其邻域值都大或都小时, 则为局部极值点; 在空间范围内插值, 得到最终的特征点位置和尺度值.

3.2 轮廓相似度计算

计算图像轮廓相似度^[10], 主要是得到待匹配的

两幅图像的多边形顶点坐标. 由于在匹配过程中, 两幅图像会有一些缩放旋转、光照等变化, 所以要对待匹配的两幅图像进行规范化: 将图像的特征点投影到直角坐标系中, 求出两幅图像轮廓的顶点集的最小覆盖圆, 再对两个顶点集进行平移操作, 使得最小覆盖圆的圆心应位于原点处, 然后对顶点集进行缩放, 最终得到的最小覆盖圆为单位圆(半径为 1).

实际计算中, 由于对两幅图像检测到的特征不是一一对应的, 因此需要进行归一化处理, 方法是: 将最小的单位外接圆平均分成若干个面积相同的扇形区域, 每隔 $2\pi/k$ (k 为整形常数) 就可以得到一条从圆心发出的射线, 如图 2 所示. 该射线与轮廓的相交情况是: 无交点、一个或多个交点. 若是无交点的情况, 在这条射线的反向延长线上, 离圆心最近的交点则记为标记交点. 如果只有一个交点, 则取该交点为标记交点; 若有多个交点, 选取离圆心最远的为标记交点. 通过这种方法, 分别求出两幅图像的 K 个标记交点 (X_{di}, Y_{di}) , (X_{si}, Y_{si}) , 并依次连接各自的标记交点, 分别获得两幅图像的近似轮廓 G_d, G_s . 考虑到图形的对称性, 将 G_d 按 x 轴旋转 180 度得到的图形记为 G'_d , 用欧式距离法求出两图形的相似度, 公式如下.

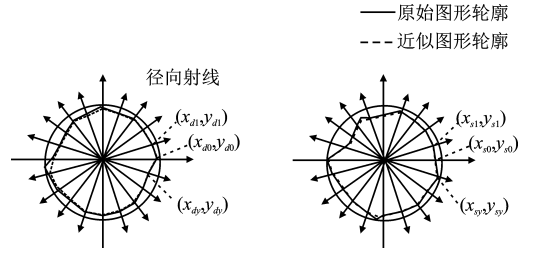
$$S_g(G_d, G_s) = 1 - \frac{\min \left\{ \sqrt{\sum_{i=0}^{K-1} [(X_{di} - X_{si})^2 + (Y_{di} - Y_{si})^2]}, \sqrt{\sum_{i=0}^{K-1} [(X'_{di} - X_{si})^2 + (Y'_{di} - Y_{si})^2]} \right\}}{\sqrt{K}} \quad (6)$$

式中, (X_{di}, Y_{di}) 表示图像 G_d 的第 i 个顶点坐标, (X_{si}, Y_{si}) 表示图像 G_s 的第 i 个顶点坐标, (X'_{di}, Y'_{di}) 表示图像 G'_d 的第 i 个顶点坐标. 上述公式的计算结果是两有向图按 x 轴方向对齐后得出的值, 为了可以计算两个普通无向图的相似度, 我们定义一个旋转变换 $G' = \text{rot}(G, \theta)$, 作用是将图像 G_d 绕原点逆时针旋转 θ 弧度, 这样可以通过式(7)计算普通图形 G_d 和 G_s 的距离:

$$S'_g(G_d, G_s) = \max \{ S_g(\text{rot}(G_d, 2\pi i/K), G_s) \} \quad (i = 0, \dots, K-1) \quad (7)$$

3.3 拓扑相似度计算

拓扑相似度^[10]是用来检测特征之间的结构关系和分布状况的相似程度. 将两幅图像进行匹配, 通过上面的轮廓相似度计算后, 对两幅图像进行删除



(a) 原图像

(b) 待匹配图像

图2 轮廓图

一些特征后所需要的总代价定义如式(8)所示.

$$D_t(T_d, T_s) = D_t(T[p(T_d)], T[p(T_s)]) + \max \{ |b(T_d)|, |b(T_s)| \} \sum_{i=1}^{\max \{ |b(T_d)|, |b(T_s)| \}} D_i(T[b(T_d, i)], T[b(T_s, i)]) \quad (8)$$

式中, $p(T)$ 表示两图像中的特征集合, $b(T)$ 表示各个局部区域的特征集合, $b(T, i)$ 表示该集合中的第 i 个特征. 依据上式, 通过线性变换将实值距离映射到区间 $[0, 1]$, 进而得到拓扑相似度的转换公式(9).

$$S_t(T_d, T_s) = 1 - \frac{D_t(T_d, T_s)}{|T_d| + |T_s|} \quad (9)$$

3.4 PSO 优化

通过上面的分析, 将图像匹配中提取的特征看为粒子群中的点, 利用局部邻域 PSO 进行优化, 引入二进制矩阵计算. 设两幅图像 G_d 和 G_s , 每一幅图像都由一个三元函数组成 $G_d = (V^d, E^d, W^d)$ 和 $G_s = (V^s, E^s, W^s)$, V 是特征点 V_i 的集合, E 代表边缘 e_i 的集合, W 代表成对出现的属性 w_i 的集合. 在 PSO 优化的过程中, 主要分为两个步骤: 位置初始化及更新、速度初始化及更新. PSO 初始化时, 对所有的粒子按位置进行编号, 设 Z 为 $N_p \times N_q$ 的一个二进制矩阵, N_p 是图像 G_d 中检测特征的总数, N_q 是图像 G_s 中检测特征的总数. 矩阵中的元素初始化都为 0. 粒子的位置更新, 粒子的位置定义为一个数据集 $x_i = \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{N_p}\}$. 例如, $x_i^3 = 4$ 的含义是 G_d 中的第 3 个点与 G_s 中的第 4 个点的位置相匹配. 在粒子速度更新过程中, 速度的取值为 $0 \sim 1$, 值越接近 1 时, 匹配的概率就越大. 速度的值作为粒子的适应值, 记录下个体最优值和轮廓内的局部最优值. 在匹配过程中, 初始值都为 0, 若两个特征完全匹配, 则值变为 1, 若 $V_i^{m,n} = 1$ ($V_i^{m,n}$ 表示第 i 个特征点在 G^p 中的第 m 个位置上与 G_s 中的第 n 个位置上的相匹配), 则将矩阵中 Z_{mi} 的值改为 1, 将所有的粒子利用速度与位置更新公式依次进行迭代, 若匹配, 则将矩阵中的元素记为 1, 否则, 值不变. 将特征点按 Z

中的行号或者列号进行搜索,若 $V_i^{m,n} = 1$,这说明两幅图像中的点完全匹配,更改矩阵中相应位置的值,若 $V_i^{m,n} \neq 1$ 则将此特征点先跳过,当第一次搜索完成后,对跳过的点进行第二次比较计算,照此方法依次迭代.在迭代的过程中,如果出现同一个特征有两个以上的值时就产生了一对多或多对多的关系,接下来就利用 5 条拓扑约束进行依次剔除.得到一对一的关系,则为最终的匹配结果.

3.5 拓扑相似性约束条件

通过改进的粒子群算法进行迭代,形成一对多的关系或者多对多的关系,由于两图中特征点的投影具有拓扑不变性,满足拓扑相似性约束条件^[11].

(1)角度顺序约束,在原始图像特征点的邻域各点与其形成的夹角,与待匹配图像中的顺序是相同的.

(2)位置顺序约束,原图像上特征点所在的同一条直线上的点与待匹配图像相比,点的顺序不变.

(3)邻域约束,若原始图像中的两点互为邻居,则在待匹配图像中邻居不变.

(4)三角形位置约束,图像中三角形位置与点的关系在待匹配图像中是不变的,要么都在线上,要么都在线内,要么都在线外.

(5)三角形剖分约束,若对原图像特征点进行三角形剖分,并映射到待匹配图像中,符合拓扑不变性,不应该存在交叉边.

结合拓扑相似性的 5 条约束条件可知,原图像中的特征在待匹配图像中无论经过怎么样变换,都会在其邻域范围内.通过约束条件可以将一对多或者多对多的两种复杂关系简化为一对一的简单关系.这样,在匹配的精度上就可以提升很多.基于 PSO 和拓扑相似性的图像匹配算法(LM)流程图如图 3 所示.算法步骤如下.

- step1:对两幅图像进行特征点检测.
- step2:计算两幅图像的轮廓相似度和拓扑相似度.
- step3:对粒子的初始位置进行编号,编码二进制矩阵.
- step4:利用式(2)、(3)对粒子进行位置与速度的初始化及更新,进行迭代匹配.
- step5:更新二进制矩阵.
- step6:用拓扑约束简化关系.

4 实验结果及分析

为了验证本文算法的有效性,分别对大量的模拟数据和真实图像数据进行了试验,将 LM 与 DP-SOHM 从算法性能上进行比较.实验中所用图像来

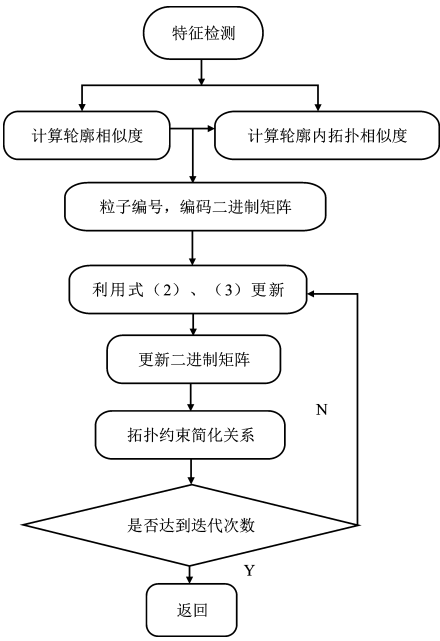


图 3 LM 算法的流程图

自于 INRIA 数据集(<http://lear.inrialpes.fr/people/mikolajczyk/Database/>).本文通过五种变化对图像进行了匹配实验,各类数据结果取平均,得到对比数据及匹配的效果图.

在实验中随机的选择 30 个特征点,并用 $\sigma=0$ 到 $\sigma=0.2$ 的高斯噪声进行干扰,得到结果如表 1 所示,表 1 中的数据表明,虽然,在噪声干扰很小的情况下,两种算法都表现的很稳定,但是随着噪声干扰强度的增加,LM 算法则表现的越稳定.

表 1 含有噪声的数据对比

噪声	DPSOHM	LM
0	30	30
0.5	28.67	29.03
1	25.69	27.43
1.5	25.73	27.00
2	17.27	20.83

表 2 中随机选择 5 组含有外点的数据对比,从表中可以看出,在含有一定数量的外点数据时,LM 算法比 DPSOHM 的稳定性略高.

表 2 含有外点的数据对比

外点个数	DPSOHM	LM
2	17.93	18.05
6	18.43	18.67
10	17.79	17.94
16	15.80	16.24
20	15.49	15.74

通过对两种算法在五种变换下的大量实验后,得到表 3 的数据,表 3 中的数据是经过实验后时间和准确率取平均的结果. 观察表中数据可以看到, LM 算法虽然在时间效率上没有明显的提升,但是在准确率上却提高了很多.

表 3 两种算法的对比数据

性能指标	算法	五种变换				
		旋转和尺度变化	视角变化	模糊变化	光照变化	JPEG 压缩
匹配准确率/%	DPSOHM	73.35	55.94	62.89	53.23	71.46
	LM	75.56	57.78	65.67	54.46	72.67
时间/s	DPSOHM/s	23.79	16.57	17.38	18.72	15.29
	LM	22.39	16.31	17.63	18.01	15.38

5 结束语

本文使用粒子群与拓扑相似性进行图像匹配的研究. 在匹配的过程中,首先用 SURF 进行特征检测,轮廓相似度计算特征分布较明显的区域,在该区域内使用拓扑相似度计算出两幅图像特征之间的结构关系和分布状况的相似程度. 局部邻域粒子群算法对轮廓范围内的特征进行优化,若两幅图像中有匹配的特征点对,则匹配的结果为 1,否则为 0. 当两幅图像中的特征在匹配时不是一对一的关系,而是一对多或多对多的关系,利用拓扑约束进行简化,通过实验发现大大提高了图像匹配的精度.

参考文献:

[1] Yang Jian, Huang Qingqing, Wu Bin, et al. A remote sensing imagery automatic feature registration method based on Mean-Shift[C]//Proc of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Munich: IEEE, 2012: 2364-2367.

[2] 赵烨,蒋建国,洪日昌. 基于 RANSAC 的 SIFT 匹配优化[J]. 光电工程, 2014, 41(8): 58-65.

[3] Lu Q, Han Q L, Liu S. A finite-time particle swarm optimization algorithm for odor source localization[J]. Information Science, 2014, 277: 111-140.

[4] Maoguo Gong, Yue Wu, Qing Cai, et al. Discrete particle swarm optimization for high-order graph matching[J]. Information Sciences, 2016, 328: 158-171.

[5] Kennedy J. Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance

文中的匹配效果图在尺度缩放和旋转、视角变化、JPEG 压缩中,是采用两张大小相同的图像进行比较的,而在光照变化和模糊变化中是采用大小不同的图像进行匹配,可以明显看到, LM 匹配方法在匹配的准确率上有很明显的优势.

[C]// Proc. Congress on Evolutionary Computation 1999, Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1999.

[6] Gui Yang, Su Ang, Du Jing. Point-pattern matching method using SURF and Shape Context [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(14): 1869-1873.

[7] 李珊珊. 计算机视觉中特征与相似性度量研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2010.

[8] 潘晶. 三维模型检索中若干特征提取方法的研究与应用[D]. 桂林: 广西师范大学, 2008.

[9] Benjamin Bustos, Daniel AKeim, Dietmar Saupe, et al. Feature-based similarity search in 3D object databases [J]. ACM Computing Surveys, 2005, 37(4): 345-387.

[10] 吴水生. 植物形态相似性比较方法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2013.

[11] 曾丹, 李连芳, 沈洁, 等. 基于拓扑及三角剖分的无约束场景特征匹配[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(5): 799-807.

作者简介:

张晓闻 女, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为智能优化算法. E-mail: 18247923693@163.com.

靳雁霞 女, (1973-), 博士, 副教授. 研究方向为智能优化算法、虚拟现实技术.

银莉 女, (1991-), 硕士研究生. 研究方向为智能优化算法.

张鑫 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为智能优化算法.