

图形匹配问题^{*}

Shape Matching Problem

马建 滕弘飞 孙治国 杨宏宇

(大连理工大学机械工程系 大连116024)

(中国科学院现代制造CAD/CAM技术开放实验室 沈阳110003)

Abstract Shape matching is an important issue of computer visual sense and pattern recognition. This paper summarizes the common algorithm, which has been adopted in the solution of the shape matching problems in last thirty years. Meanwhile, some appraisals are included and the matching judgment between shape groups is also involved.

Keywords Shape matching, Algorithm, Appraisal

1 引言

图形匹配问题要求判断两个图形是否相同或相似,并对两图形的相似程度进行度量,返回一个图形之间的相似度值。一般说来,图形匹配可以认为是基于模板的匹配,可定义如下:对于给定的图形,从模式(模板)集中找出一个最为相似的模板作为给定图形的参考模板。图形匹配方法要求对于平移、旋转、比例改变等几何变换具有不变性;两图形的相似程度应是可度量且易于计算的;根据匹配算法得出的判断应与人的直觉相吻合。

图形匹配在计算机视觉、字符识别、工业零件的识别、商标的识别和飞机的识别以及地图边界和海岸线识别、航空照片中景物轮廓的识别、雷达图像轮廓的分析等应用领域也都有广泛的应用。一个具体的例子是基于样图的板材排样问题,即在给定若干零件和板材的前提下,如何从过去的排样施工图的样图库中找出与它们相匹配的样图来,以便以此为参考,基于事例类比,进行优化排样。这一问题可以归结为进行两个零件图形或两个以上零件图形组之间的匹配性判断。样图图形相似性检索中图形匹配算法的实现不仅在机械厂、起重机厂及造船厂等的实际排样生产中具有广泛的应用,而且在厂房布局、服装剪裁、报刊版面编排等领域都具有重要的实用价值,所以图形匹配问题的研究具有重要的理论意义和应用价值。

2 几何图形的描述和特征提取

图形匹配算法首先要面临的问题是采用何种方法有效地描述图形并提取图形的特征。不同的匹配算法依赖于不同的图形描述方法和特征提取方法。这里所说的图形是指二维平面上的线画图形,对于灰度图像可以首先提取出物体的轮廓,这称为线段化处理,然后匹配轮廓图形。对于带有曲线边界的图形,匹配算法多采用多边形近似的方法,即在曲线上取一些离散点,用直线连接这些点成一多边形。用这一多边形近似表示原图形。多边形近似不但能有效地描述图形,而且还能很大程度地减少进一步处理的数据量。这样图形的匹配问题就可以统一为平面上多边形的匹配问题,提取图形特征也就是提取多边形的特征。

为解决图形的线段化问题,可首先对近似多边形进行几何归一化处理。Huang和Wang^[1]提出当一个图形用多边形近似描述时,多边形可以用图形的中心(centroid)和归一化系数进行归一化处理,并在此基础上提出了进行形状匹配所需的极距离、极角、顶点角、弦长这四个对于平移、旋转和尺度具有不变性的多边形属性。

直接用图形的坐标来表示图形存在储量大、表达不直观、不适于匹配运算等缺点。最早的图形匹配问题是由Freeman^[2]提出的,是一种基于边界曲线链码描述的方法,尽管从计算角度来讲链码方法的计算效率高(只需 $O(nm)$ 时间),但它不具有旋转不变性且对于

^{*}本文得到国家自然科学基金资助(No. 69573004, No. 69974002, No. 60073036)。马建 硕士,主要从事图形图像识别研究。滕弘飞 教授,博士生导师,主要从事智能CAD/CAM与优化、计算机算法研究。孙治国 硕士生,主要从事航天器布局优化研究。杨宏宇 硕士,主要从事优化CAD研究。

链元素数量的局部改变及较小的全局比例变化很敏感,对于图形匹配问题还不能认为是一种很有效的方法。

另一种图形的描述形式是转动函数(turning function)^[2]。转动函数表示的多边形的边与选定的起始轴之间逆时针转向的夹角,这一夹角是多边形上选定的初始点(一般为多边形的顶点)沿多边形路径逆时针方向到当前点间距离的函数。若使每个多边形的周长按比例定为1,起始点所在的起始边与选定的起始轴之间逆时针转向的夹角为 V ,则转动函数的定义域为 $[0,1]$,值域为 $[v, v+2\pi]$ 。对于凸多边形转动函数是单增函数。转动函数较好地定义了平面上的任意路径。当路径是多边形时,转动函数是阶梯状的,跳跃点对应于多边形的顶点。

用图表示多边形,即用图的节点表示多边形的顶点,用图的边表示多边形的边,这样多边形的匹配问题就可以用图与图的匹配来解决。在专家系统中经常用一系列的符号来描述多边形,边种方法还有待于进一步研究以找出一种较好的符号语言。

Blum^[4]提出的骨架是一个图形描述的有效工具。他把抽取骨架的方法称为“中轴变换”(Medial Axis Transform)或“骨架变换”(skeleton transformation),又称“点火法”。骨架变换能对给定的图形产生唯一的骨架,且具有平移、旋转及尺度不变性,能有效地表达给定图形的几何拓扑信息,对于图形检索与匹配问题有着其它方法无可比拟的优点。几何图形经过骨架变换后,转化成了由骨架组成的线条图,同时保留了图形中的几何拓扑信息,几何图形的匹配判断问题也就可以通过计算骨架线条图的相似程度来解决。为了消除噪声的影响,通常用多边形逼近算法或简单的迭代端点拟合先对图形区域边界作逼近,然后再用骨架变换提取骨架。图形的骨架变换的逆变换是存在的,也就是说利用图形的骨架可以无失真地恢复原始图形,由于图形的骨架体现的是图形内部结构上的一些关键信息,因而基于骨架的信息是图形描述的一种常用途径。

3 图形匹配

图形匹配算法可以归于两个框架:基于图形特征矢量的统计方法与基于图形结构特征的方法,同时还存在二者结合的方法。

3.1 统计的匹配方法

统计的方法是从图形中抽取出一组图形的全局特征,并用统计方法建立这些特征的度量矩阵。常用的特征有紧密度、伸长度、自回溯系数(autoregressive coefficient)及几何特征如面积、周长、力矩或傅立叶描述子等。抽取图形的全局特征不困难,但它不能精确描述

图形的局部结构特征。

Esther 和 Arkin^[5]改进了一种基于两个多边形的转动函数之间的 L_p 距离的多边形的匹配算法。该法适用于凸和非凸多边形,算法计算复杂度为 $O(mn \log mn)$ (m, n 分别为两多边形的顶点数),但是还存在对于图形的微小变化较敏感的不足。

Liu 和 Srinath^[6]提出一个可以识别和定位任何方向、位置和大小的一部分变形的二维图形的匹配算法。算法先把图形线段化,然后采用两步匹配从局部到全局,即从一对线段的匹配到匹配多组线段,寻求优化匹配解。第一步比较两图形的线段时,只有合适的线段才能用于第二步;第二步计算图形间的倒角 $3/4$ 距离和局部距离,距离值越小则图形越相似。这种方法的匹配结果在很大程度上依赖于第一步得到的线段,若第一步得到的线段不合适,则最终匹配结果也会有较大的偏差。

Atallah 和 Ribeiro^[6]提出了一种基于多边形间 Hausdorff 距离的计算两个凸或非凸多边形间距离函数的算法,以解决凸多边形的匹配问题。算法对于凸多边形的算法计算复杂度为 $O(\log n)$,对于非凸多边形为 $O(n^2)$ (n 为多边形的顶点数)。此算法对于凸多边形的处理较简捷,但对于非凸多边形则显得非常繁琐。

3.2 结构的匹配方法

近来图形匹配方面的研究大部分集中在结构方法上。结构的方法用图形的局部结构特征(如点、线段、弧)作为基元,通过一定的语法关系来描述图形,对图形模式进行编码,使用配对方法计算模式与可能的模式类间的距离。通常,结构方法的图形匹配包含以下三个过程:

①局部图形特征的抽取,这些特征包括边、角、分支和交点等。

②局部匹配(基于图形的内部特征,建立图形的局部特征中所有可能的匹配对应关系)。

③全局匹配(用图形局部特征的全局几何关系来建立图形间的匹配对应关系)。

文中提出的许多结构匹配方法用点作为图形特征(基于点的匹配)^[7,8]。Stockman^[7]指出图形的局部特征越丰富,局部匹配过程对于几何特征丰富的点(如分支点和角点)的限制就会越严格。在文[8]中以图形线段间的角作为匹配关键字。Perkins^[9]和 Price^[10]分别用图形边界曲线的曲率和形状区域信息来进行局部匹配。

(1)松弛匹配 有三种主要的结构方法用于全局匹配:“假设及检验范例”,松弛方法,Hough 变换。在第一种方法中,一旦建立(假设)了一些局部匹配对应关系,就进行数据之间的几何变换计算^[11]。由于这种方法

的变换矩阵是从图形的局部特征导出的,所以几何变换计算对于图形的噪声和畸变较敏感。

近来许多学者使用松弛技术^[5-11]和产生式 Hough 变换^[12]来进行全局匹配,这两种技术对噪声都具有不敏感性。使用松弛匹配时,处理的主要目的不是计算数据集之间的几何变换,而是建立图形之间的匹配对应关系。产生式 Hough 变换的目的则是确定几何变换的参数。松弛技术能应用于各种(非参数)变换,从匹配算法的灵活性来看它要优于 Hough 变换。

松弛匹配是一种重要的图形图像匹配方法。它是通过标识符值间的互相校正来减小混乱度与噪声的一种方法。即通过图像中特征间的相互关系,利用松弛过程不断更新标识符的原始值,并且引入简单方便的寻优技术,以减小混乱度及提高相容度,从而加速松弛过程。松弛匹配方法的算法如下:

- ① 读入模型数据;
- ② 比较各特征值的相似程度并计算相似值;
- ③ 置初始概率值;
- ④ 根据初始概率值中的最大分量对 $M+1$ 类置初始概率值,对整体归一化处理;
- ⑤ 计算坐标变换、误差值及相容函数;
- ⑥ 置松弛迭代次数,进行松弛递推过程;
- ⑦ 计算目标函数,进行寻优过程。

Kitchen 和 Rosenfield^[12]采用松弛技术提出了一种基于定量关系结构的图形匹配算法。

Matsuyama^[13]提出一种基于线段的线画图形的结构匹配方法。首先定义线段间的“邻接关系”,使用邻接线段的几何特征作为匹配关键字,这里所指的邻接关系不是拓扑关系,而是一对线段(空间上分离)间的几何关系,全局匹配通过在几何变换的参数空间中使用成组技术来完成,这也可以看成是产生式 Hough 变换方法的变形。

Ueola 和 Suznki^[14]通过分析图形的凸凹特征,提出一种图形的多比例凸凹结构匹配方法,算法中采用了动态规划技术,适用于高度变形的图形。Mokhtarian 和 Mackworth^[15]提出了一种构造间隙树(interval tree)的匹配算法,此算法可对平面曲线和二维图形进行匹配,由于图形很小的变化都会引起树结构很大的变化,因此算法仅局限于非常简单的图形。

(2) 图匹配法 在计算机视觉领域发展了许多算法用于图形特征(如从图形中提取出来的点、线段等)的匹配。在已经开发的许多图匹配的算法^[16]中,有两个主要的途径:一种途径是构造状态空间,然后用类似运筹学中的分支定界法的搜索技术对状态空间进行搜索。这些算法是指数时间复杂度。在启发式的帮助下每一级的最终状态空间搜索树将会减小到低阶多项式

(是图顶点数的函数),然而在这种假设下,算法也会有高阶多项式时间复杂度。

第二种途径是采用非线性优化方法(或启发式近似),这类方法中最成功的方法是松弛标号法(relaxation labeling),此方法不搜索状态空间,因而比树搜索算法有更低的计算复杂度;其它非线性优化方法是神经网络法^[17]、本征分解法(eigendecomposition)^[18]、遗传算法^[19]和拉格朗日松弛法等。这些算法在速度和正确性方面都有问题,只能用于匹配简单的具有相同节点数的图。

Gold 和 Anand^[20]提出一种逐步分派算法用于图的匹配。通过逐步非凸和两路(分派)约束这两个关键步骤使得匹配算法在准确性和速度上获得很大突破。逐步分派方法与松弛法一样不搜索状态空间,因而具有较低的算法复杂性,但它与松弛法有两个主要的不同:第一,采用柔性分派(softassign)以满足两步(分派)约束,分派约束要求两个图的节点具有相同的约束。一个图中的一个节点至多只能和另一个图中的一个节点匹配,反之亦然;第二,为避免产生局部最小值,算法采用逐步非凸的方法。为提高效率,算法还采用了一种在松弛法中早已采用的方法——稀疏化。算法计算复杂度是 $O(lm)$ (l 和 m 分别是两个图的连接数)。

在模式识别中,物体的结构数据可以表示成一个权重图(weighted graph),匹配两个表示成权重图的物体的问题能公式化成寻求最优置换阵,并使两图之间的距离度量最小。这种问题称为权重图匹配问题(WGMP),包括同构问题,被证明既不是 NP 完全问题,也不会有有效解法^[20]。

Umtyama^[11]提出了一种基于图的邻接矩阵的本征分解的算法,解决图匹配问题。此算法应用于一对足够相似的图时,可以得到图间 Euclidean 距离最小的真正优化解,但对于差别较大的图则不适用。

(3) 串匹配^[21] 物体可用其轮廓线表征,即边缘线表示,而轮廓线可用若干个不同类型的模式基元表示。若把每个基元赋予特定的字符,则物体的轮廓线可用字符串的形式表示,因而就可以通过比较物体轮廓线间的字符串对物体进行匹配。这就是串匹配方法的基本思路。具体判别准则如下:

假设两物体的轮廓 C_1 和 C_2 分别编码为符号串 $a_1a_2\cdots a_n$ 和 $b_1b_2\cdots b_m$ 。如果 $a_j=b_j$ 时,则说明在第 j 个位置处存在一个匹配,令 A 表示两个符号串间匹配的个数,则未匹配的符号个数可以表示为:

$$B = \max(|C_1|, |C_2|) - A \quad (1)$$

式中, $|C|$ 为符号串 C 的长度(符号个数)。可以证明,当且仅当 C_1 和 C_2 相同时, $B=0$; 符号串 C_1 和 C_2 间相似度的一种简单度量定义为比值:

$$R = \frac{A}{B} = \frac{A}{\max(|C_1|, |C_2|) - A} \quad (2)$$

由B的定义可知,当 C_1 和 C_2 完全匹配时,R为无穷大;而当 C_1 和 C_2 无匹配符号时,R的值为零(即在此情况下 $A=0$)。由于匹配是在符号与符号比较的基础上进行的,因此当建立符号串时,轮廓的起始点是极其重要的。也可采用另外一种方法,即可以以每条边界上的任意一点开始,移动一个字符串(闭合循环方式),每次移动均重新进行计算,完成全部必要的比较需要移动的次数是 $\max(|C_1|, |C_2|)$ 。

马建^[22]用简化骨架的模式编码串作为图形组的描述特征,提出了基于编码串间Findler距离的相似性度量方法,来解决图形组的匹配问题。他通过中轴变换法提取多边形的简化骨架集及完全骨架集作为描述零件形状的特征矢量,采用模式编码原理对提取出的简化骨架集及完全骨架集进行模式编码,生成零件的模式编码串,提出基于简化骨架集编码串间Findler距离的编码串相似性度量的计算方法,主要用于零件几何图形间的匹配性近似判断,并将其应用于基于样图的排样方法中,进行零件图形组之间的相似性度量,数值实验表明了此方法的可行性。

结束语 图形匹配问题是模式识别、计算机视觉等应用领域面临的关键问题,其研究具有重要的理论意义和实用价值。由于问题本身的复杂性,目前还很难找到一种通用的、高效的匹配算法,尤其在图形组之间的匹配上距离人们的期望还有一定的距离。相信随着研究的深入发展,图形匹配方法将会更加完善和成熟。

参考文献

- Huang L K, Wang M J. Efficient shape matching through model-based shape recognition. *Pattern Recognition*, 1996, 29(2): 207~215
- Freeman. Problem-solving models and search strategies for pattern recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1979, PAMI-1(2): 193~201
- Esther M, Arkin L. An efficiently computable metric for comparing polygonal shapes. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(3): 209~215
- Blum H. A transformation for extracting new descriptors of shape, in editor, *Models for the Perception of Speech and Visual Form*. Cambridge, MA. MIT Press, 1967. 362~380
- Liu H C, Srinath M D. Partial shape classification using contour matching in distance transformation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(11): 1072~1079
- Atallah M J, Ribeiro C C. Computing some distance function between polygons. *Pattern Recognition*, 1991, 24(8): 775~781
- Stockman G, Kopstein S. Matching images to models for registration and object detection via clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1982, PAMI-4(3): 229~241
- Davis L. Shape matching using relaxation techniques. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1979, PAMI-1(1): 66~72
- Perkins W A. A Model-based vision system for industrial parts. *IEEE Transactions on Computers*, 1978, c-27(2): 126~143
- Price K, et al. Matching segments of images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1979, PAMI-1(1): 110~116
- Ballard D H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern Recognition*, 1981, 13(2): 111~122
- Kitchen L, Rosenfield A. Discrete relaxation for matching relational structures. *IEEE Transactions System Man and Cybernet*, 1979, SMC-9(2): 869~874
- Matsuyama T. Structural matching of line drawings using the geometric relationship between line segments. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 1984, 27(2): 177~194
- Ueola N, Suznki S. Learning visual models from shape contours using multiscale convex/concave structure matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(4): 337~352
- Mokhtarian F, Mackworth A K. Scale-based description and recognition of planar curves and two dimensional shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(1): 34~43
- 谢政, 陈浩光. 赋权模糊二部图的最佳匹配. *模糊系统与数学*, 1994, 8(1): 74~78
- Suganthan P N, Teoh E K, Mital D P. Pattern recognition by graph matching using the potts MFT neural networks. *Pattern Recognition*, 1995, 28(7): 997~1009
- Umtyama S. An eigendecomposition approach to weighted graph matching problems. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, 10(5): 695~703
- Singh M, Chatterjee A, Chaudhury S. Matching structural shape descriptions using genetic algorithms. *Pattern Recognition*, 1997, 30(9): 1451~1462
- Gold S, Anand R. A graduated assignment algorithm for graph matching. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(4): 377~388
- Crtelazzo G. Trademark shapes description by string-matching techniques. *Pattern Recognition*, 1994, 27(8): 1005~1018
- 马建. 图形匹配的算法及其实现. [硕士学位论文]. 大连: 大连理工大学, 1999, 5