

基于形状模板匹配的多边形查询

帅 赞¹ 艾廷华^{1,2} 帅海燕^{3,4} 倪 琳⁵

(1 武汉大学资源与环境科学学院, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

(2 武汉大学地理信息系统教育部重点实验室, 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

(3 武汉大学电气工程学院, 武汉市东湖南路 8 号, 430072)

(4 武汉交通职业技术学院, 武汉市黄家湖西路 6 号, 430065)

(5 中国地质大学(武汉)经济学院, 武汉市鲁磨路 388 号, 430074)

摘 要: 对矢量目标如建筑物、注记等形状的识别通常是基于栅格数据的, 研究的基点是像素, 其不足之处是准确率不高, 运算量过大。对此, 提出了一种新的研究思路, 用矢量取代栅格(像素)作为研究的基点, 识别算法以矢量为基础进行设计, 采用的查询算子是傅立叶描述子。实验结果表明, 该傅立叶描述子计算的查询算子区分度高, 查询效果好, 是一种稳健高效的识别工具。

关键词: 像素; 矢量; 傅立叶描述子; 模板

中图法分类号: 283.1; P208

关于形状识别的研究在 GIS 领域有着重要的地位^[1-3], 很多人对此作了有益的探索, 如文献[4]中提出用傅立叶描述子进行数字地图符号的形状描述与识别, 取得了很好的效果。但大多数识别方法采用的都是基于图像像素的识别方法, 并不适用于矢量目标的识别。

本文认为, 对于矢量目标的识别, 应该引入图像识别技术, 但在引进过程中, 要运用数学方法对既有的识别技术进行改进, 使它们建立在矢量的基础上, 这种改造后的图像识别技术才可以进行矢量目标的识别。本文基于形状模板匹配的多边形查询就是这种技术改造的一个成功例子。基于模板匹配的识别方法、匹配的理论依据(傅立叶描述子不变性^[5])在图像识别中的使用较普遍, 经改造后, 也可以应用到矢量目标的识别中来。

1 模板匹配法多边形查询技术的基本原理

1.1 傅立叶系数的描述

如图 1 所示, 若 b_0 是闭合曲线 C 上某一固定的起始点, 则动点 b 的坐标变化是一个周期函数,

通过规范化之后, 这个周期函数可以展开成傅立叶级数, 傅立叶级数中的一系列系数可用来描述闭合曲线的形状特征。其具体方法如下。

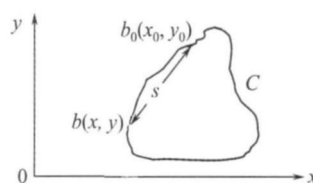


图 1 图形的轮廓曲线

Fig. 1 Profile Curve

设 b_0 和 b 之间的弧长为 s , 轮廓曲线的周长为 Z , 由于 $b=(x(s), y(s))$ 既是 x, y 的函数, 又是弧长 s 的函数, 因此, 轮廓曲线的形状描述参数方程可用复数形式表示为:

$$U(s) = x(s) + iy(s) \quad (1)$$

它是一个周期函数, 即 $U(s+Z)=U(s)$, $0 \leq s < Z$ 。令 $t=2\pi s/Z$, 则式(1)可改写成:

$$U(t) = x(t) + iy(t), 0 \leq t < 2\pi \quad (2)$$

显然, $U(t)$ 是一个以 2π 为周期的周期函数, 它的傅立叶展开式为:

$$U(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} p_n e^{-in t}, 0 \leq t < 2\pi \quad (3)$$

式中, p_n 为傅立叶系数:

$$p_n = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} U(t) e^{-in} dt, n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

(4)

当系数取到足够多的阶次时,几乎可以将形状信息完全提取出来,并且还可以通过这些系数重建原来的形状。

在图像处理中,图像的边界是用边界像素的方向链码 $c_1, c_2, \dots, c_i, \dots, c_M$ 来表示的^[4],由方向链码可计算出傅立叶系数。本文改用对矢量多边形的各条矢量边进行分段积分的方法来表达图形,并由此计算出傅立叶系数。具体算法如下:将区域 $(0, 2\pi)$ 按多边形的边数 M 划分为 M 个分区,则:

$$s_k = \begin{cases} 0, k = 0 \\ \sum_{\lambda=0}^{k-1} \sqrt{(x_{\lambda+1} - x_{\lambda})^2 + (y_{\lambda+1} - y_{\lambda})^2}, \\ k = 1, 2, \dots, M-1 \end{cases}$$

不失一般性,当弧长为 s 的坐标 $(x(s), y(s))$ 位于第 $k+1$ 条矢量边上,则此时 $s = s_k + \gamma$, 其中, $\gamma = \sqrt{(x(s) - x_k)^2 + (y(s) - y_k)^2}$, $k = 1, 2, \dots, M-1$ 。将 $t = 2\pi s/Z$ 代入式(4),令 $l_k = \sqrt{(x_{k+1} - x_k)^2 + (y_{k+1} - y_k)^2}$, $D_{kx} = (x_{k+1} - x_k)/l_k$, $D_{ky} = (y_{k+1} - y_k)/l_k$, 则:

$$p_n = \frac{1}{Z} \int_0^Z U(s) e^{-i \frac{2\pi s}{Z}} ds =$$
$$\frac{1}{Z} \sum_{k=0}^{M-1} \int_0^{l_k} U(s_k + \gamma) e^{-i \frac{2\pi (s_k + \gamma)}{Z}} d\gamma =$$
$$\frac{1}{Z} \sum_{k=0}^{M-1} \int_0^{l_k} [x_k + \gamma D_{kx} + i(y_k + \gamma D_{ky})] e^{-i \frac{2\pi (s_k + \gamma)}{Z}} d\gamma$$

(5)

最终化简得:

$$p_n = \begin{cases} \frac{1}{Z} \sum_{k=0}^{M-1} \frac{l_k}{2} [(x_{k+1} + x_k) + i(y_{k+1} + y_k)], \\ n = 0 \\ \sum_{k=0}^{M-1} \frac{1}{2\pi n} \{ x_k \sin \alpha - x_{k+1} \sin \beta + y_k \cos \alpha - \\ y_{k+1} \cos \beta + \frac{Z}{2\pi n l_k} [(y_{k+1} - y_k)(\sin \alpha - \sin \beta) - \\ (x_{k+1} - x_k)(\cos \alpha - \cos \beta)] - i \{ x_k \cos \alpha - \\ x_{k+1} \cos \beta - y_k \sin \alpha + y_{k+1} \sin \beta + \frac{Z}{2\pi n l_k} [(y_{k+1} - \\ y_k)(\cos \alpha - \cos \beta) + (x_{k+1} - x_k)(\sin \alpha - \sin \beta)] \} \}, \\ n \neq 0 \end{cases}$$

式中, $\alpha = -(2\pi n s_k)/Z$; $\beta = -(2\pi n s_{k+1})/Z$ 。

1.2 傅立叶描述子

用傅立叶系数描述形状时,具有某些不变性。

系数幅值 $|p_n|$ ($n=0, 1, \dots, M-1$) 具有旋转不变性和平移不变性(其中, $|p_0|$ 不具有平移不变性),并且与曲线起点的选择无关;相位信息 $\arg(|p_n|)$ ($n=0, 1, \dots, M-1$) 具有尺度不变性。根据这些性质,可以对傅立叶系数进行规格化。这里仅利用傅立叶系数的幅度信息。令系数 $p_0=0$,从而使 $|p_n|$ 与旋转、平移和曲线起点的选择无关,把每一个系数的幅值 $|p_n|$ 除以 $|p_1|$,则 $|p_n|/|p_1|$ 通过模的比值消除了模与相位的变化,所以 $|p_n|/|p_1|$ 同时具有旋转、平移、尺度不变性,并且与曲线起点位置的选择无关,就把它作为傅立叶描述子^[5]。传统的归一化傅立叶描述子 $d(n)$ 定义为:

$$d(n) = |p_n| / |p_1|, n = 1, 2, \dots, M-1$$

(6)

1.3 形状的相似性度量

本文采用归一化傅立叶描述子 $d(k)$ 计算任意两个形状 i 和 j 间的相似程度,当 $\text{dis} = 0$ 时,两个形状完全相似; dis 越大,物体的形状差异越大^[6,7]。

$$\text{dis} = \sqrt{\sum_{k=1}^M |d_i(k) - d_j(k)|^2}$$

(7)

2 模板匹配法多边形查询流程图

本文使用金字塔数据结构的分层搜索方法或者由粗到细的搜索方法,在不同的查询精度阶段,使用相应拟合精度的查询模板,以满足不同的匹配需求。模板匹配法多边形查询流程如图 2 所示,包括初次查询、粗选结果、二次查询。粗选和精选的标准分别是所选目标的准确率为 90% 以上和 100% 左右。

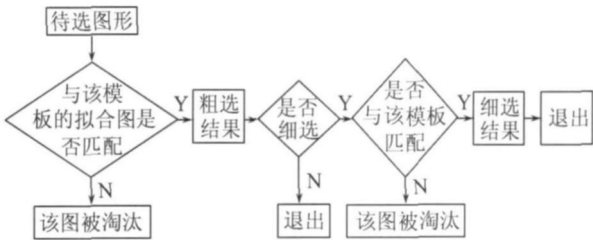


图 2 模板匹配法多边形查询流程

Fig. 2 Workflow of Polygonal Inquiry Based on Shape Template Matching

3 实验结果及分析

对表 1 所示的一个街区建筑物的平面投影图进行查询案例分析。用肉眼观察该街区图,可以





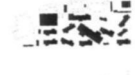
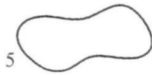
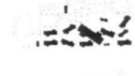

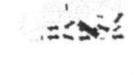
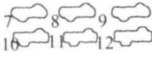

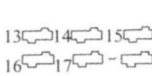
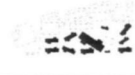
看到该街区呈三角形,由 35 座建筑物组成,这些建筑物被杂乱地排列在街区中;在这些建筑中,有四种形状分别有多个相似的图形出现,它们分别是。选择第一种形状作模板查询实验,实验中设置的相似距离阈值为 0.09。

表 1 列出了对第一种形状各个频率下的衍生模板,并给出了用该模板在街区中的查询结果。实验结果表明,随着拟合频率的增加,即拟合精度的提高,查询的准确率总体呈上升的趋势。用模板 1、2、3 进行建筑物查询时,与各建筑物的相似比较结果均为准确率 31.429%,建筑物选取数为 35 座。这个结果说明在这三个拟合频率下,傅立叶描述子不具有离散作用,对形状的识别作用实际上已经失效。拟合频率为 4 时,由表 1、表 2 可知,类内平均离散度($(\sum_{k=1}^m \text{dis}_k)/m$, dis_k 为相似距离, m 为选取的建筑数)为 0.029 192,类间平均离散度($(\sum_{k=1}^M \text{dis}_k)/M$, M 为整个街区的建筑数)为 0.151 445,准确率为 45.833%。

表 1 模板法建筑物平面投影图查询结果

Tab. 1 Polygonal Inquiry Result Using Shape Template Matching Method

查询模板	查询结果	选取数/座	准确率/%
		35	31.429
		24	45.833
		15	73.333
		14	78.571
		12	91.667
		11	100.00

需要说明的是,本文中的准确率是具有概率统计意义的,文中的实验是它的说明和验证。建筑物选取数为 24 座时,该拟合频率下的傅立叶描述子区分度(类间平均离散度/类内平均离散度)为 5.187 894。其他拟合频率下的分析见表 3。

由图 3(a)和 3(b)可知,选取的准确率随着拟合频率的提高而提高,而选取数则逐渐下降,在达到较高频率后都趋于稳定,其中在 1~3 拟合频率下的识别失效;3~7 拟合频率下的识别效果不稳

表 2 用模板 4 进行建筑物查询时与各建筑物的相似比较结果

Tab. 2 Shape Comparison Result of the Template Four with Other Buildings

参与比较的建筑物编号	相似距离	参与比较的建筑物编号	相似距离	参与比较的建筑物编号	相似距离
0	0.170 575	12	0.450 862	24	0.067 988
1	0.199 271	13	0.123 478	25	0.064 505
2	0.841 592	14	0.193 469	26	2.568 901
3	0.180 650	15	0.179 606	27	0.191 164
4	0.133 618	16	0.948 310	28	0.083 374
5	0.254 109	17	0.454 234	29	0.074 921
6	1.305 157	18	0.572 587	30	0.000 000
7	0.650 055	19	0.077 254	31	0.080 116
8	0.711 718	20	0.200 723	32	0.094 933
9	0.202 184	21	0.082 761	33	0.067 864
10	0.198 717	22	0.139 539	34	0.052 759
11	0.187 622	23	0.194 814	35	0.076 253

表 3 各拟合频率下相似距离值的离散度和傅立叶描述子区分度对照表

Tab. 3 Table of Disperse Degree of Similar Distance and Distinguish Degree of Fourier Descriptor at Each Fitting Frequency

拟合频率	类内平均离散度	类间平均离散度	傅立叶描述子区分度	建筑物选取数/座	准确率/%
1	0.000 000	0.000 000	失效	35	31.429
2	0.000 000	0.000 000	失效	35	31.429
3	0.000 000	0.000 000	失效	35	31.429
4	0.029 192	0.151 445	5.187 894	24	45.833
5	0.039 013	0.291 165	7.463 281	15	73.333
6	0.042 441	0.303 692	7.155 628	14	78.571
7	0.043 809	0.316 863	7.232 829	12	91.667
8	0.045 833	0.319 222	6.964 894	12	91.667
9	0.047 588	0.323 778	6.803 774	12	91.667
10	0.050 074	0.325 993	6.510 230	12	91.667
11	0.053 750	0.327 934	6.101 098	12	91.667
12	0.058 343	0.330 479	5.664 416	12	91.667
13	0.059 851	0.332 176	5.550 002	11	100.00
14	0.063 990	0.334 606	5.229 039	11	100.00
15	0.066 163	0.335 436	5.069 843	11	100.00
16	0.068 473	0.336 874	4.919 808	11	100.00
17	0.068 615	0.337 002	4.911 497	11	100.00
18	0.068 728	0.337 085	4.904 624	11	100.00
19	0.068 887	0.337 195	4.894 900	11	100.00
20	0.069 024	0.337 258	4.886 098	11	100.00
21	0.069 175	0.337 349	4.876 747	11	100.00

定;7~12 拟合频率下的识别效果基本稳定,准确率和选取数也都达到了实际应用的要求,可以用于模板匹配法多边形查询的初级查询阶段;13 以后的拟合频率的识别效果稳定,准确率和选取数与肉眼观察结果一致,达到精选的要求,可以用于模板匹配法多边形查询的二次查询阶段。

分析表 3 和图 3(c)可知,在拟合频率 5 时,傅立叶描述子区分度最高,达到了 7.463 281,然后整个区分度曲线呈逐渐下降的趋势,在拟合频率 15 以后趋于稳定,但区分度仍然在 4.800 000 以上,区分效果十分明显,这说明傅立叶描述子具有很强的识别物体的能力。另外,从表 1 还可以

看出,最后选出的相似物体彼此之间发生了相对位移、旋转和尺度变化,从而验证了傅立叶描述子的位移、旋转和尺度不变性,进一步说明了傅立叶

描述子是一种稳健高效的模式识别工具,可以广泛用于各个学科中有关模式识别和聚类分析的研究中。

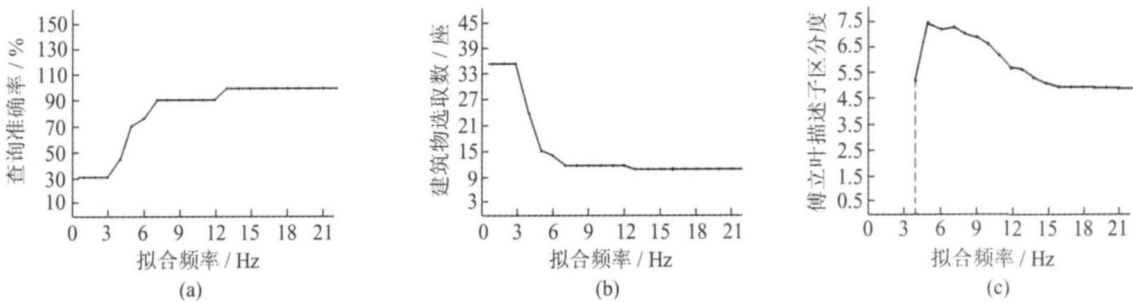


图 3 拟合频率与查询准确座、建筑物选取数以及傅立叶描述子区分度的关系曲线图
Fig.3 Relation Graph of Fitting Frequency and Inquiry Veracity, Selection Amount and Distinguish Degree of Fourier Descriptor

参 考 文 献

[1] 李德仁,王树良,李德毅,等.论空间数据挖掘和知识发现的理论与方法[J].武汉大学学报·信息科学版,2002,27(3):221-234

[2] 魏文展,钟业勋,黄仁涛,等.地图符号视觉变量数学定义的研究[J].武汉大学学报·信息科学版,2002,27(5):551-516

[3] Ai Tinghua Li Zhilin, Liu Yaolin. Progressive Transmission of Vector Data Based on Changes Accumulation Model[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 85-96

[4] 黄文骞.数字地图符号的形状描述与识别[J].测绘学报,1999,28(3):47-52

[5] 刘梅,刘伟东,许荣庆,等.基于小波变换及傅立叶

描述子的图像检索[J].系统工程与电子技术,2003,25(8):1 000-1 002

[6] Lee D J, Antani S, Long L R. Similarity Measurement Using Polygon Curve Representation and Fourier Descriptors for Shape-based Vertebral Image Retrieval[C]. SPIE Medical Imaging, Image Processing, San Diego, CA, USA, 2003

[7] Huberle E, Karnath H O. Global Shape Recognition is Modulated by the Spatial Distance of Local Elements—Evidence from Simultanagnosia [J]. Neuropsychologia, 2006, 44: 905-911

第一作者简介:帅赟,博士生.主要研究方向是空间数据挖掘。
E-mail: shuaiyunsh@126.com

Polygonal Inquiry Based on Shape Template Matching

SHUAI Yun¹ AI Tinghua^{1,2} SHUAI Haiyan^{3,4} NI Lin⁵

(1 School of Resources and Environment Science, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)
(2 Key Laboratory of Geographic Information System, Ministry of Education, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)
(3 School of Electrical Engineering, Wuhan University, 8 South Donghu Road, Wuhan 430072, China)
(4 Wuhan Technical College of Communications, 6 Huangjiahui West Road, Wuhan 430065, China)
(5 The Economic College of China University of Geoscience (Wuhan), 388 Lumo Road, Wuhan 430074, China)

Abstract: The recognition of the shapes of buildings, annotation and so on , is commonly based on grid data, whose research base point is pixel. The shortcomings of it lie in low precision and large calculations. A brand-new research thinking is put forward, which uses vector as research base point instead of grid(pixel) and designs recognition algorithm based upon vector. Polygonal inquiry based on shape template match is designed under such thinking. Inquiry operator in the method is Fourier descriptor. The experimental results show that inquiry operator using the new Fourier descriptor to calculate has high differentiation degrees and good query results, which is really a steady and highly effective recognition tool.

Key words: pixel; vector; Fourier descriptor; template

About the first author: SHUAI Yun, Ph.D candidate, majors in spatial data mining.
E-mail: shuaiyunsh@126.com