

基于傅立叶描述子的飞机模型识别

王达伟, 姜 斌, 王 彪

(南京航空航天大学, 江苏 南京 210016)

摘要: 在目标的识别中, 归一化的傅立叶描述子具有旋转, 平移和尺度变换的不变性。在传统傅立叶算子的基础上, 通过边界离散过程的采样点进行近似量级的归一化, 来达到简化计算和消除大尺度变换离散误差的目的, 并运用于军机模型的识别上, 取得比较好的效果。

关键词: 边缘检测; 边界跟踪; 近似归一化; 傅立叶算子

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1673-9833(2007)05-0095-04

Aircraft Model Recognition Based on Fourier Descriptor

Wang Dawei, Jiang Bin, Wang Biao

(Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The normalized fourier descriptors are invariant in rotation, shift and scale transform in target recognition. The sampling point is approximately normalized by boundary scatter process in order to simplify calculations and avoid discrete error of large scale transformation. The new method is used to recognize aircraft models and some good results are achieved.

Key words: edge detection; boundary tracking; approximately normalization; fourier descriptor

0 引言

随着模式识别技术的迅速发展, 其研究应用领域已经深入到文字、人脸、手势、声音等识别领域, 广泛地应用在工业、医学、军事上。

目标识别技术综合了图像处理分析与模式识别两方面的理论。运用傅立叶描述子对物体形状进行识别, 具有旋转、平移及尺度不变性。现在很多的做法是在取得边界曲线后对边界进行多边形近似, 但是多边形的近似带来很多问题, 比如局部形变会使曲率变化而带来多边形近似偏差, 以及多边形过低的采样点引起细节的丢失, 因此, 本文在边界离散化时对不同尺度边界进行采样率的近似归一化, 最大程度保证边界的完整性。以飞机矢量图模型作为主要识别目标, 采用了近似归一化的边界采样方法进行边界逼近。

1 预处理

由于先期提供的图像在各种转换过程当中都存在

不同程度的噪声, 噪声边缘检测及其后边缘跟踪都有较大的影响。本文对输入图像进行 3×3 模板的维纳滤波, 当噪声是常数幂附加高斯类的噪声时, 维纳滤波的效果更好, 但是它要比线性滤波器花费更多时间。

其次, 灰度图像的边缘在其邻域内灰度变化率大, 主要由高频分量组成, 为了使后期更好地检测边缘, 本文对滤波后的图像进行了拉普拉斯锐化处理, 以对图像边缘进行增强^[1]。

2 边缘检测

两个具有不同灰度值的相邻区域之间总存在边缘, 边缘是灰度值不连续的结果。这种不连续性通常可以利用求导数的方法来检测, 包括常用的一阶导数与二阶导数^[1, 2]。

由于先期输入的图像并不知道其轮廓取向, 因此进行微分算子增强时, 要确保无方向性与旋转不变性, 本文采用梯度法来解决这一问题。

由于实际处理的图像是离散的数字图像，所以微分运算可用差分运算来代替：

$$GM(x,y) \approx |f(x,y) - f(x+1,y)| + |f(x,y) - f(x,y+1)| \quad (1)$$

用式(1)进行计算，当计算到图像的边界行列时，由于缺少邻域，运算无法进行，这时可以用前一行列的梯度代替。本文采用了Ostu方法来计算阈值。Ostu方法选择最大化的类间方差 ∂_b^2 的阈值为 k ，且其类间方差定义如式(2)：

$$\partial_b^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 \quad (2)$$

式(2)中：

$$\omega_0 = \sum_{q=0}^{i-1} p_q(r_q), \quad \omega_1 = \sum_{q=k}^{i-1} p_q(r_q), \quad \mu_0 = \sum_{q=0}^{i-1} qp_q(r_q) / \omega_0,$$

$$\mu_1 = \sum_{q=k}^{i-1} qp_q(r_q) / \omega_1, \quad \mu_T = \sum_{q=0}^{i-1} qp_q(r_q) / \omega$$

通过直方图的计算，选取最大化的类间方差 ∂_b^2 作为分割的阈值。

根据公式(3)将梯度图转化为二值图像：

$$g(x,y) = \begin{cases} 1, & GM(x,y) \geq k; \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

二值化后的图像比较明显地显现出边缘，但是对于下一步的跟踪来说往往不是理想的图形，因此本文运用了形态学的相关处理方法对边缘进行了完善。

3 轮廓跟踪

图1为轮廓跟踪的生长准则图。

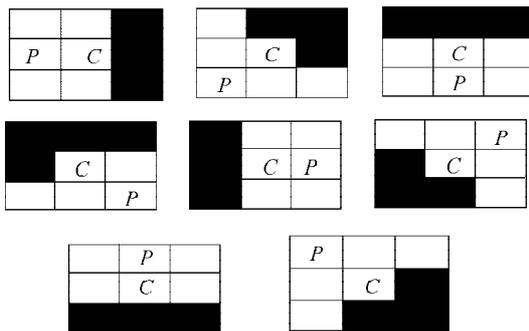


图1 生长准则图

Fig.1 Growing method

图1中， C 为当前边界点， P 为上一边界点。根据梯度最大化方法，下一边界点优先在模板黑色区域中选取。这样既可以保证边界沿着较平滑的方向进行，又可以有效地减少搜索次数，提高搜索效率。

基于以上的说明，具体的跟踪算法如下：

1) 对形态学处理后的图像进行搜索，找到任意灰度为1的点作为起始点。记录下该点的坐标，存入预定义好的边界表格。

2) 对起始点的8邻域进行搜索，找到下一边界点的坐标，并记录下边缘的梯度方向。将边界点坐标存入边界表格。

3) 根据梯度方向，以相应的模板对下一边界点的3个邻域进行搜索，记录坐标与梯度方向。判断该边界点是否是起始点，是就停止搜索，跳出循环，否则就继续第3步，直到搜索结束。

这样就可以得到图像边界的坐标点集，以 $f(x,y)$ 来表示。 $f(x,y)$ 是一坐标序列，反映了图像的边界信息。

4 识别及实验

4.1 归一化傅立叶描述子

傅立叶描述子，是物体形状边界曲线的傅立叶变换系数，是物体边界曲线信号的频域分析结果。它是一种描述不受起始点移动尺寸变化及旋转影响的曲线的方法。

傅立叶描述子的基本思想，是把坐标的序列点 $s(k)=[x(k), y(k)](k=1, 2, \dots, K)$ 看作复数： $s(k)=x(k)+jy(k)$ ，即 x 轴作为实轴， y 轴作为虚轴，边界的性质不变。这种表示方法的优点，是将一个二维问题简化成一个一维问题。

对 $s(k)$ 的傅立叶变换为：

$$a(u) = \sum_{k=1}^K s(k) e^{-j2\pi uk/K} \quad (4)$$

$a(u)$ 称为傅立叶描述子^[3]。

傅立叶描述子与图形边界的尺度方向和曲线的起始点位置有关。因此一般对傅立叶描述子归一化后再进行识别，这样就具有了旋转、平移和尺度不变性的特性。根据傅立叶变换性质，将物体形状边界起始点位置放大 a 尺度，物体放大 r 倍，旋转角度 θ 和平移位置 (x_0, y_0) 后，新的形状的傅立叶变换系数 $a'(u)$ 为：

$$\begin{aligned} a'(u) &= F \left[(x' + iy')r \cdot \exp(j\theta) + (x_0 + iy_0) \right] = \\ &= r \cdot \exp(j\theta) F(x' + y') + F(x_0 + iy_0) = \\ &= r \cdot \exp(j\theta) \cdot \exp \left(j \frac{2\pi}{k} ua \right) a(u) + F(x_0 + y_0) \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)中， $u=0, 1, 2, \dots, k-1$ 。

$$x'(l) + iy'(l) = x(l+a) + iy(l+a) \quad (6)$$

由式(5)与式(6)可以看出，用傅立叶系数描述形状时，系数幅值 $\|a(u)\|$ 具有旋转不变性和平移不变性，并且与曲线的起点选择无关。当物体平移时，只改变 $a(0)$ 分量 $F(x_0+iy_0)$ 的值，那么，把每个系数除以 $\|A(1)\|$ ，则 $\frac{\|A(u)\|}{\|A(1)\|}$ 是不随尺度而变化的，所以它同时具有旋转、平移和尺度不变性，并且与曲线的起始点选择无关。把它定义为傅立叶描述子，归一化的傅立叶描述子

$d(u)$ 定义为:

$$d(u) = \frac{\|A(u)\|}{\|A(1)\|} \quad (u=1, 2, \dots, k-1). \quad (7)$$

4.2 存在的问题及改进

现在比较多的做法是在傅立叶变换之前对原边界进行多边形近似, 这样做的好处是能够有效地减少傅立叶变换的运算量, 但是笔者在比对的编程试验时发现还是存在很多问题。

变换本身的目的是为了简化计算, 但是理论上的改进在实际实现中还会有很多不足之处, 往往使计算量不减反增, 这里以常用的Chen和Su的方法为例加以说明。

Chen和Su的方法原理, 是提取曲线上局部最大曲率点作为近似多边形的特征点。该方法的缺点有以下2点:

1) 搜索量大。当取定的边界区间没有满足阈值条件的特征点时, 要延长边界长度重新搜索, 同理, 如果还不能满足, 继续如上步骤, 这样就大大增加了冗余计算^[4, 5]。

2) 阈值难定。由于方法的限制, 寻找特征的过程始终在一个变边界长度的区间下进行, 当区间量级相差很大时, 采用同一阈值来寻找特征点就不会很准确。如果引入动态阈值或者局部特征算法会更大增加计算量。

笔者在原Chen和Su的方法基础进行实际编程方法改进, 如等边界长区间搜索特征点, 直线偏离等方法, 但是最后发现都有诸多不足, 有很大局限性。

针对以上情况, 笔者从离散采样的角度进行考虑。如傅立叶描述子定义, 闭合图像边界可以看作周期函数, 那么边界序列就是对原连续曲线边界的离散

化, 离散化只要满足香农采样定理 $T_s \leq \frac{1}{2f_m}$, 原曲线可较好地恢复。但是图像边界与普通信号不同, 在前期的处理中已经离散化了, 因此笔者以基准图像作为标准, 将基准图像边界按照经验的256量级进行离散化, 然后把所有需要对比区分的图像边界都按照此量级离散化, 这样, 既能最大程度地保存特征, 又能对需要区分的大尺寸图像有效地降低计算量。

具体方法如下:

1) 提取边界总数 k , 除以256取整数部分 z , 以 z 作为步长设定循环重新取边界序列, 同时计数, 当超过起始点时停止且舍弃该点, 得到新的边界序列 $ss(k)$ 。

2) 对 $ss(k)$ 计算新的归一化傅立叶描述子 $dd(k)$ 。

3) 重复步骤1), 2), 计算第二幅图像的归一化傅立叶描述子。

4) 采用欧氏距离计算归一化傅立叶描述子之间的

形状差异, 根据经验取 $M=12$, D_{distance} 越小, 两个物体形状差别越小。

$$D_{\text{distance}} = \sqrt{\sum_{k=2}^M \|dd_i(k) - dd_j(k)\|^2}. \quad (8)$$

基于前期的边缘检测与边界跟踪工作, 以下通过两个实验来进行比较研究。

4.2.1 实验1

傅立叶描述子进行的识别具有旋转、放缩和平移的不变性, 但是在对实际的飞机模型进行识别时, 可能存在空间角度的旋转, 因此笔者以飞机矢量图(见图2)作为目标图像, 对图像以常规放缩旋转以及特定角度放缩来进行傅立叶算子识别。本实验的离散度见表1。

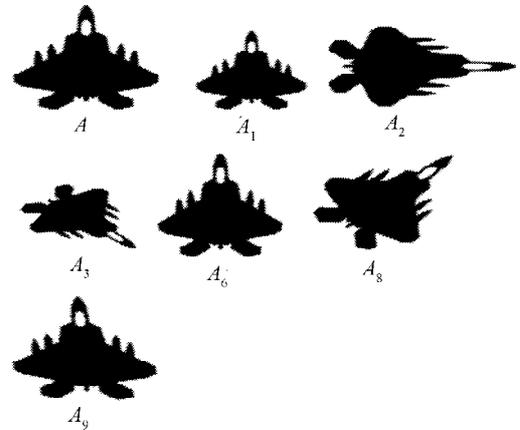


图2 实验1的特识别飞机矢量图

Fig. 2 Avion vector models recognized in experiment 1

表1 实验1的离散度表

Table 1 Discrete degree table in experiment 1

	A	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	A_7	A_8	A_9
A	0.000 0	0.005 3	0.025 9	0.018 1	0.023 0	0.023 7	0.048 2	0.005 3	0.025 6	0.025 6
A_1	0.005 3	0.000 0	0.025 6	0.025 6	0.024 6	0.025 6	0.049 3	0.005 3	0.000 0	0.040 7
A_2	0.025 9	0.025 6	0.000 0	0.040 7	0.022 3	0.045 0	0.074 0	0.025 9	0.025 6	0.000 0
A_3	0.018 1	0.025 6	0.040 7	0.000 0	0.030 8	0.010 0	0.037 2	0.018 1	0.025 6	0.040 7
A_4	0.023 0	0.024 6	0.022 3	0.030 8	0.000 0	0.030 4	0.063 3	0.023 0	0.024 6	0.022 3
A_5	0.023 7	0.025 6	0.045 0	0.010 0	0.030 4	0.000 0	0.035 9	0.023 7	0.025 6	0.045 0
A_6	0.048 2	0.049 3	0.074 0	0.037 2	0.063 3	0.035 9	0.000 0	0.048 2	0.049 3	0.074 0
A_7	0.005 3	0.000 0	0.040 7	0.000 0	0.030 8	0.010 0	0.037 2	0.005 3	0.000 0	0.040 7
A_8	0.025 9	0.025 6	0.000 0	0.040 7	0.022 3	0.045 0	0.074 0	0.025 9	0.025 6	0.000 0
A_9	0.018 1	0.025 6	0.040 7	0.000 0	0.030 8	0.010 0	0.037 2	0.018 1	0.025 6	0.040 7

A_1 为尺寸缩小图, A_2 为原尺寸进行顺时针 90° 旋转图, A_3 为尺寸缩小同时 135° 旋转图, A_4 为水平方向进行0.9倍缩小图, A_5 为 45° 旋转再进行水平0.9倍缩小图, A_6 为 45° 到 235° 方向的0.9倍缩小图。由1, 2, 3的变化可以实现二维的平移、放缩和旋转, 由6, 8, 9的变化实现非二维的小尺度规则形变, 通过计算, 一定方向的0.9倍缩小可以对应空间的20多度的旋转。实验数据显示: 后者变化造成的离散度除了个别数据偏大外, 整体与前者变化的离散度处于同一量级。因此对于非二维的小尺度规则形变也可以用傅立叶描述子

的方法进行识别。

4.2.2 实验2

以 A 类的3种典型矢量图与其他类矢量图进行对比识别。本实验的待识别飞机矢量图如图3所示,实验所得的离散度数据见表2。

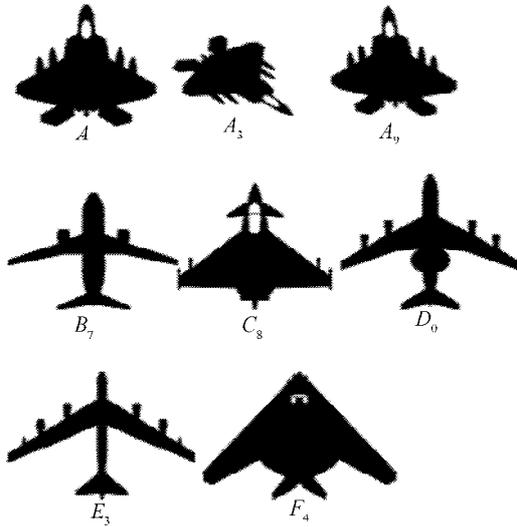


图3 实验2的待识别飞机矢量图

Fig. 3 Avion vector models recognized in experiment 2

表2 实验2的离散度表

Table 2 Discrete degree table in experiment 2

	A	A_3	A_8	B_7	C_8	D_0	E_3	F_4
A	0.000 0	0.018 1	0.048 2	0.107 1	0.082 4	0.126 8	0.120 8	0.328 6
A_3	0.018 1	0.000 0	0.037 2	0.011 7	0.086 2	0.126 8	0.125 3	0.335 9
A_8	0.048 2	0.037 2	0.000 0	0.126 8	0.113 0	0.127 3	0.144 8	0.362 1
B_7	0.107 2	0.111 7	0.126 8	0.000 0	0.137 5	0.087 3	0.070 4	0.360 0
C_8	0.082 4	0.086 2	0.113 0	0.137 5	0.000 0	0.166 8	0.139 5	0.258 8
D_0	0.126 8	0.126 8	0.127 3	0.087 3	0.166 8	0.000 0	0.082 2	0.392 3
E_3	0.120 8	0.125 3	0.144 8	0.070 4	0.139 5	0.082 2	0.000 0	0.343 6
F_4	0.328 6	0.335 9	0.362 1	0.258 8	0.258 8	0.392 3	0.343 6	0.000 0

由表2的数据可以看出, A 类图形的类间离散度为0.048 2,基本上可以将 A 类与其他类图形区分开。在数据量级上唯一可以比拟的是 C_8 与 A 类的离散度,分别为0.082 4、0.086 2、0.113 0,从比较图形看, A 类与 C_8 都为三角翼飞机,主特征类似,所以离散度差异小。同时, B_7 、 D_0 、 E_3 3种类型之间的离散度差异也比较小也是这个原因。因此,如果设定离散度量级

小于它们之间的最大离散值,那么这3种图形可以归为一类。而 F_4 是整体三角翼布局,与其他任何图形都差异大,反映在离散度数据上为都在0.25以上,因此可以很好地进行区分。

5 结语

本文在梯度算法的基础上,采用8邻域梯度搜索方法跟踪灰度图像边缘。对跟踪后的边界进行离散采样率的近似归一化,在较少损失精度的前提下,简化了傅立叶变换的运算量,针对飞机矢量图进行旋转,尺度变换以及非二维的小尺度规则形变情况进行傅立叶算子识别,取得了比较好的识别效果。但是在少量非规则图形的形变时,区分归类会出现一定问题^[6]。另一方面,不同类形状的离散度尺度也需要进一步归一化,这样才能为下一步更宽范围的识别提供条件,因此,接下来的主要工作是研究这两方面的问题。

参考文献:

- [1] 冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [2] 葛 澎. 一种快速边缘跟踪与提取的新算法[J]. 微电子学与计算机, 2005, 22(18): 14-17.
- [3] Kunttu I, Lepisto L, Rauhamaa J. Multiscale Fourier descriptor for shape classification[J]. Digital Object Identifier, 2003(9): 536-541.
- [4] 王 涛, 刘文印, 孙家广. 傅立叶描述子识别物体的形状[J]. 计算机研究与发展, 2002, 39(12): 1714-1719.
- [5] Chen Feng-Shen, Fu Chin-Ming, Huang Chung. Hand Gesture Recognition Using aReal-time Tracking Method and Hidden MarkovModels[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21: 745-758.
- [6] 刘 寅, 滕晓龙. 复杂背景下基于傅立叶描述子的手势识别[J]. 计算机仿真, 2005, 22(12): 158-161.
- [7] Dubois S R, Glanz F H. An autoregressive model approach to two-dimensional shape Classification[J]. IEEE Trans on PAMI, 1986, 8: 55-56.
- [8] 张广军. 计算机视觉[M]. 北京: 科学教育出版社, 2005.
- [9] Wolfson H J. On curve matching[J]. IEEE Trans on PAMI, 1990, 12: 483-489.