

文章编号:1004-4213(2010)08-1394-6

基于联合仿射不变弧长的目标轮廓起始点配准*

陈旭阳,石光明,史思琦

(西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室,西安 710071)

摘要:提出了一种仿射不变的快速目标轮廓起始点配准算法,为实现快速目标识别开辟了新的思路.该算法利用基于轮廓曲率和轮廓包围面积的两种仿射不变弧长引出特征描述函数,通过其极值点的幅值和相对位置关系引出幅值误差和相对位置误差并结合二者构造出评价函数.通过循环比对和位置临近对应原则找到使评价函数最小的目标轮廓位置点即为配准的起始点.大量实验结果表明该算法具有高起始点配准率、高抗噪能力和低时间复杂度.

关键词:起始点配准;仿射不变弧长;目标轮廓;快速目标识别;小波变换

中图分类号:O 235

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20103908.1394

0 引言

在光学目标识别问题中,仿射变换模型下的目标(简称仿射目标)轮廓识别对于三维空间中的近似平面目标(如飞机等)非常有效且具有很大实用价值,因而受到相关学者的广泛重视^[1-4].小波变换(Wavelet Transform, WT)具有优良的信号特征分析能力被广泛应用于目标识别领域^[2,5-9].然而,在仿射目标识别的应用中大部分算法^[2,5-6]只侧重于识别性能而忽略了识别效率,它们所利用的冗余小波变换(Stationary WT, SWT)和识别过程中所用的循环移位匹配的时间复杂度都很高.这使得这些算法很难应用于目标的实时识别以及大规模目标库的识别问题^[10-11].无冗余小波变换(Discrete WT, DWT)具有较低的时间复杂度,但不同于 SWT 的是,它不具有移位不变特性.在利用 DWT 构造仿射不变量的方向上有学者^[7]已做了开创性研究.但他们是默认了在目标轮廓起始点已配准的情况下做的研究,这在一定程度上限制了其实用性.为了使基于 DWT 的仿射不变量更好的应用于目标的实时识别,就需要对目标轮廓预先做起始点配准.寻找快速有效的仿射目标起始点配准算法已成为一个亟待解决的问题.

本文提出一种基于联合仿射不变弧长的目标轮廓起始点配准算法.该算法利用基于轮廓曲率和轮廓包围面积的两种仿射不变弧长引出特征描述函数,之后结合特征描述函数极值点的幅值信息和位

置关系信息构造出了评价函数.通过循环比对和位置临近对应原则找到使评价函数最小的目标轮廓位置点即为配准的起始点.本文主要贡献在于所提算法的低时间复杂度,这为实现快速目标识别奠定了基础,具有很强的工程应用价值.大量实验结果显示该算法具有高配准率和抗噪能力,且相比现有典型目标识别算法^[1,3-4]具有更低的时间复杂度.

1 仿射不变弧长

顾名思义,仿射不变弧长是一种在仿射变化条件下具有不变性的参量.本文介绍两种仿射不变弧长,一种基于轮廓曲率^[2],另一种基于轮廓包围面积^[1].设模板轮廓为 $C^M(x, y)$,目标轮廓为 $C^O(x, y)$.若二者之间存在仿射变换,则可表示为

$$\begin{bmatrix} x_o \\ y_o \end{bmatrix} = T \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \end{bmatrix} + b \quad (1)$$

式中,矩阵 T 包含了旋转、缩放和扭曲变换,向量 b 表示平移变换, $[x_m, y_m]^T$ 为曲线 $C^M(x, y)$ 中的元素, $[x_o, y_o]^T$ 为曲线 $C^O(x, y)$ 中的元素.

基于曲率的仿射不变弧长表达式如下

$$\tau_c = \int \sqrt{x''y' - x'y''} dt \quad (2)$$

式中,脚标 $'$ 与 $''$ 分别表示一、二阶导数,分别为横纵坐标.基于轮廓包围面积的仿射不变弧长为

$$\tau_a = \frac{1}{2} \int |xy' - yx'| dt \quad (3)$$

仿射不变弧长 τ_c 可以很好地描述目标轮廓的特征,但由于其表达式中包含二阶导项使得它很容易受噪声影响. τ_a 在描述目标轮廓特征方面不如 τ_c ,但它具有更好的抗噪性.在后面应用中需考虑到这两种仿射不变弧长的优缺点而合理利用.

* 国家自然科学基金(60672125,60736043)

Tel:029-88201402 Email:xychen@mail.xidian.edu.cn

收稿日期:2009-09-04

修回日期:2009-10-29

2 基于联合仿射不变弧长的目标轮廓起始点配准算法

本文算法的思路是首先找到一个仿射不变的目标轮廓参数方程,然后据此建立特征描述函数和与之相对应的评价函数,通过合理有效的评价过程即可实现目标轮廓的起始点配准。

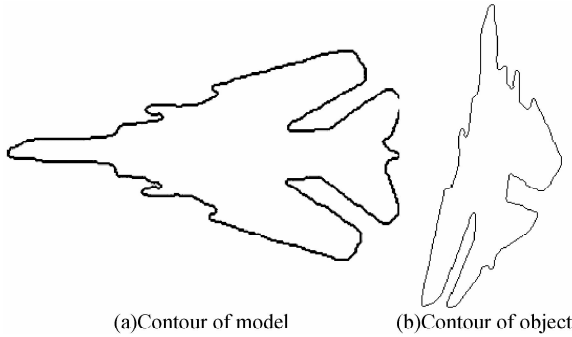


图1 模板和目标的轮廓曲线
Fig.1 Contours of model and object

2.1 建立特征描述函数

图1(a)(b)分别显示了一个利用canny算子提取的模板和目标图像轮廓。由图1可见,目标轮廓和模板轮廓之间存在明显的仿射变换,为了找到这二者之间的特征对应关系,首先需要建立仿射不变参数方程。

式(3)所述的基于轮廓包围面积的仿射不变弧长 τ_a 对积分上限值具有单调性,且具有良好的抗噪性,所以本文选取 τ_a 作为参数方程的自变量,由此得到模板轮廓和目标轮廓的仿射不变参数方程。同时对参数方程进行仿射弧长间隔的均匀化和归一化,这两步操作针对一般的目标轮廓匹配算法都是很有必要的。对于离散图像,其轮廓曲线还会受到不同程度噪声和量化误差的影响,所以还需要对轮廓进行预滤波处理,令其所对应的滤波器为 $f_{pri}(n)$ 。令经过上述操作后得到模板轮廓 $C^M(x, y)$ 的参数化表示式为 $[x_m(n), y_m(n)]^T$,目标轮廓 $C^O(x, y)$ 的参数化表示式为 $[x_o(n), y_o(n)]^T, n \in \{1, 2, \dots, N_a\}$,其中 N_a 为轮廓曲线均匀采样点数。

有了仿射不变弧长参数方程,就可以建立关于这个仿射不变弧长的特征描述函数了。式(2)所描述的基于曲率的仿射不变弧长可以有效地描述目标轮廓特征,所以本文利用基于曲率的参数 τ_c 来建立特征描述函数。令所建立的目标轮廓所对应的特征描述函数为 $f_o(n)$;相应的模板轮廓的特征描述函数为 $f_m(n)$,则其求解表达式如下

$$f_o(n) = \sum_{k=1}^n \sqrt[3]{\dot{x}_o(k)\ddot{y}_o(k) - \ddot{x}_o(k)\dot{y}_o(k)} \quad (4)$$

$$f_m(n) = \sum_{k=1}^n \sqrt[3]{\dot{x}_m(k)\ddot{y}_m(k) - \ddot{x}_m(k)\dot{y}_m(k)} \quad (5)$$

$$n \in \{1, 2, \dots, N_a\}$$

式中 \cdot 和 $\ddot{\cdot}$ 分别表示对曲线弧长的一阶和二阶差分。

2.2 建立评价函数实现起始点配准

本文将特征描述函数的幅值和位置关系同时考虑来建立评价函数。显然如果将特征描述函数的所有点都用来参与运算,则算法复杂度会很高。本文只将特征描述函数的极值点拿来评价函数的运算。

为方便说明,首先假定模板和目标所对应的特征描述函数具有相同的极值点个数 N_p 。令 $\mathbf{Amp}_m^{(o)}$ 和 $\mathbf{Amp}_o^{(o)}$ 分别表示模板和目标中所选极值点的幅值向量,其维数均为 $N_p \times 1$; $\mathbf{Pos}_m^{(o)}$ 和 $\mathbf{Pos}_o^{(o)}$ 分别表示模板和目标中所选极值点的位置序号向量,显然 $\mathbf{Pos}_m^{(o)}$ 和 $\mathbf{Pos}_o^{(o)}$ 中每个元素的大小均为1到 N_a 间的某个整数。令 $\mathbf{Amp}_m^{(i)}, \mathbf{Amp}_o^{(i)}, \mathbf{Pos}_m^{(i)}$ 和 $\mathbf{Pos}_o^{(i)}$ 分别表示上述对应四个参量的循环移位形式。设定一个权值用来评价特征描述函数的极值点幅值和相对位置之间的侧重程度,评价函数 $\text{Obj}(l)$ 建立为如下形式:

$$\text{Obj}(l) = \|\mathbf{Amp}_m^{(u)} - \mathbf{Amp}_m^{(l)}\|_2 + W \cdot \|\mathbf{Pos}_m^{(u)} - \mathbf{Pos}_m^{(l)}(1) - (\mathbf{Pos}_o^{(l)} - \mathbf{Pos}_o^{(l)}(1))\|_2 = E_{\text{Amp}} + W \cdot E_{\text{Pos}} \quad (6)$$

$$l \in \{0, 1, \dots, N_p\}$$

式(6)中, $\|\cdot\|_2$ 表示二范数, E_{Amp} 与 E_{Pos} 分别表示幅值误差和位置误差, $\mathbf{Pos}_m^{(u)}(1)$ 与 $\mathbf{Pos}_o^{(l)}(1)$ 分别表示向量 $\mathbf{Pos}_m^{(u)}$ 和 $\mathbf{Pos}_o^{(l)}$ 的首元素, u 表示预先选定的模板轮廓曲线起始点序号,其选择方式为:在 $f_m(n)$ 的极值中,寻找绝对值最大的两个点,在两者之中挑选当前值相对邻近值变化最快的点所对应的序号。这种选择方式可提高配准精度并降低配准时错位现象。

权值 W 体现了幅值误差 E_{Amp} 与位置误差 E_{Pos} 二者的侧重程度,它的选取与二者的均值及方差有很大关系。要体现 W 对 E_{Amp} 与 E_{Pos} 的侧重功能,首先应将两者放在同一尺度下来考虑,即:使二者有一致的均值。这种尺度归一化操作可体现在 W 中,即 W 中需含有尺度归一化因子 $\frac{\text{mean}(E_{\text{Amp}})}{\text{mean}(E_{\text{Pos}})}$,其中 $\text{mean}(\cdot)$ 表示均值。当 W 小于该值时表明评价函数更侧重于极值点的幅度,反之则更侧重于极值点的相对位置。通常,权值的选取应侧重于方差较小的量,这样可以保证一个评价函数具有更稳定的性能。在本文算法中,由于在预处理中采用了弧长间隔均匀化和归一化,以及幅值和位置误差都采用了二范数形式,则二者的方差在均值尺度归一化情况下是

很接近的. 通过大量实验验证, 二者方差的相对偏差低于 0.20. 所以, 本文中权值的选取不偏向于任何一方, 即 W 选取为

$$W = \frac{\text{mean}(E_{\text{Amp}})}{\text{mean}(E_{\text{Pos}})} \quad (7)$$

很明显没有必要对目标的所有极值点都进行起始点的尝试选择. 因为本文中选择的模板起始点为特征描述函数绝对值最大的两个点之一, 显然目标与之相匹配的点其特征描述函数幅值一般也会较大. 所以本文只对目标特征描述函数极值中前 3 个绝对值较大的点做起始点的尝试选择, 即式(6)中备选的 l 只对应于前 3 个绝对值较大的极值点. 这样就很大程度上降低了算法的复杂度, 同时又不会影响匹配性能, 这一点可以从本文实验中看出. 按照式(6)即可计算出针对每一备选 l 所对应的评价函数 $\text{Obj}(l)$. 选择对应 $\text{Obj}(l)$ 最小的极值点即为目标轮廓的起始点.

考虑到在实际问题中由于受到不同程度噪声的影响, 模板和目标的特征描述函数的极值点个数不一定相同的情况, 本文根据循环比对和位置临近对应原则提出如下四步处理过程:

步骤 1: 令 N_{ext} 为模板极值点的个数, 首先确定出 $\text{Amp}_m^{(w)}$ 和 $\text{Pos}_m^{(w)}$. 根据 $f_o(n)$ 极值点个数确定出初始目标幅值和位置序号向量 $\text{Amp_ori}_o^{(l)}$ 和 $\text{Pos_ori}_o^{(l)}$.

步骤 2: 针对每一备选参数 l 求得评价函数 $\text{Obj}(l)$. 选取 $\text{Pos}_o^{(l)}$ 中的每个元素 $\text{Pos}_o^{(l)}(n)$ 为与模板元素 $\text{Pos}_m^{(w)}(n)$ 在其特征描述函数对应位置上最接近的目标极值点, 即按如下方式选择:

$$n' = \underset{\eta}{\text{argmin}} | (\text{Pos}_m^{(w)}(n) - \text{Pos}_m^{(w)}(1)) - (\text{Pos_ori}_o^{(l)}(\eta) - \text{Pos_ori}_o^{(l)}(1)) | \quad (8)$$

$$\text{Pos}_o^{(l)}(n) = \text{Pos_ori}_o^{(l)}(n')$$

显然由此得到的 $\text{Pos}_o^{(l)}$ 与 $\text{Pos}_m^{(w)}$ 维数一致, 均为 $N_{\text{ext}} \times 1$, 同时确定出与之相对应的 $\text{Amp}_o^{(l)}$.

步骤 3: 预先设定一个容许位置间隔参量 $p_{\text{tol}} = \text{round}(N_a/128) + 1$, 设定最大删除点数 $N_{\text{del}} = \text{round}(N_{\text{pose}}/10)$, 其中 $\text{round}(\cdot)$ 表示按四舍五入取整. 计算 $\text{Pos}_o^{(l)}$ 与 $\text{Pos}_m^{(w)}$ 的对应元素的相对位置差 $|(\text{Pos}_m^{(w)}(n) - \text{Pos}_m^{(w)}(1)) - (\text{Pos}_o^{(l)}(n) - \text{Pos}_o^{(l)}(1))|$, 然后删除 $\text{Pos}_m^{(w)}, \text{Pos}_o^{(l)}, \text{Amp}_m^{(w)}, \text{Amp}_o^{(l)}$ 中相对应的至多前 N_{del} 个相对位置差大于 p_{tol} 的元素, 之后根据式(6)求得 E_{Amp} 与 E_{Pos} 值并保存. 然后选择下一个备选参数 l 并返回步骤 2, 直到每个 l 都遍历后进入步骤 4.

步骤 4: 根据(7)式计算出权值 W , 并由(6)式最终求得评价函数值 $\text{Obj}(l)$.

注意: 上述步骤 3 中的两个参数 $p_{\text{tol}}, N_{\text{del}}$ 的选取公式为经过大量实验得出的经验公式.

事实上, 上述处理过程所确定的参量 $\text{Amp}_m^{(l)}, \text{Amp}_o^{(l)}, \text{Pos}_m^{(l)}$ 和 $\text{Pos}_o^{(l)}$ 相当于是对循环移位形式的“微调”, 而通过这种“微调”可得到更好的起始点配准效果. 从大量实验中可以发现特征描述函数的极值点个数一般不足总采样点数 N_a 的 1/10, 同时备选的 l 又仅有 3 个, 所以这四步操作运算量并不大.

图 2 给出了针对图 1 轮廓的起始点配准正确时的特征描述函数极值点对应图. 图 2 中的实线为模板轮廓的特征描述函数, 离散点为目标轮廓的特征描述函数. ‘*’ 点表示相应的极值点. 从图 2 中可以看出, 有个别目标与模板特征描述函数的极值点并不是严格对应的, 尤其是在大约 90 点和 120 点左右位置. 针对这种情况如果采取极值点一一对应的方式必然会产生较大的错位, 从而使起始点判断失误. 然而通过上述四步处理方式却可以很好的解决这个问题.

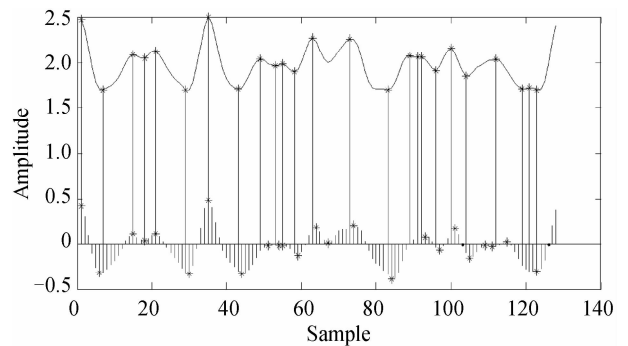


图 2 目标与模板起始点配准时的特征描述函数

Fig. 2 Feature description functions for object and model

3 实验结果

针对 20 幅典型的飞机模型如图 3 所示, 对每个

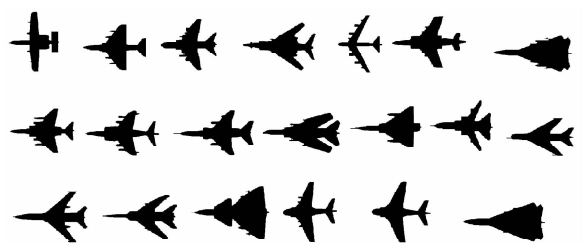


图 3 飞机模板图

Fig. 3 Airplane models

模型都生成了 5 个仿射模型, 由此总共得到 100 个实例. 5 个仿射模型所对应的仿射变换矩阵分别为

$$\mathbf{T}_1 = \begin{bmatrix} \cos(0.75\pi) & \sin(0.75\pi) \\ -\sin(0.75\pi) & \cos(0.75\pi) \end{bmatrix}, \mathbf{T}_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0.5 \\ -3 & 2 \end{bmatrix}, \mathbf{T}_3 = \begin{bmatrix} 0.6\cos(0.8\pi) & 0.6\sin(-0.8\pi) \\ 2\sin(0.8\pi) & 2\cos(0.8\pi) \end{bmatrix}, \mathbf{T}_4 = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \mathbf{T}_5 =$$

$\begin{bmatrix} 1.5 & 0 \\ 2 & -1 \end{bmatrix}$.这 5 个变换中只有 T_1 为相似变换(仿射变换的一种特例), $T_2 \sim T_5$ 为 4 个一般的仿射变换.图 4 显示了其中一个模板对应的 5 个仿射目标图.



图 4 一个模板对应的 5 个仿射目标图
Fig. 4 The affine objects of one model

针对这 100 个实例,本文做了它们与相对应模板之间的起始点配准运算.采用 canny 算子对该 100 个实例进行边缘提取,然后利用前述的起始点配准算法进行起始点配准运算.下面我们从目标的不同含噪情况以及其他方法在配准率和复杂度上的比较这三个方面进行实验.注意:文中以配准点间相差 $2/100$ 以内的弧长情况为配准情况,否则为未配准情况.

3.1 目标轮廓在不同噪声情况下的起始点配准

在实际目标识别过程中,待识别目标总是必不

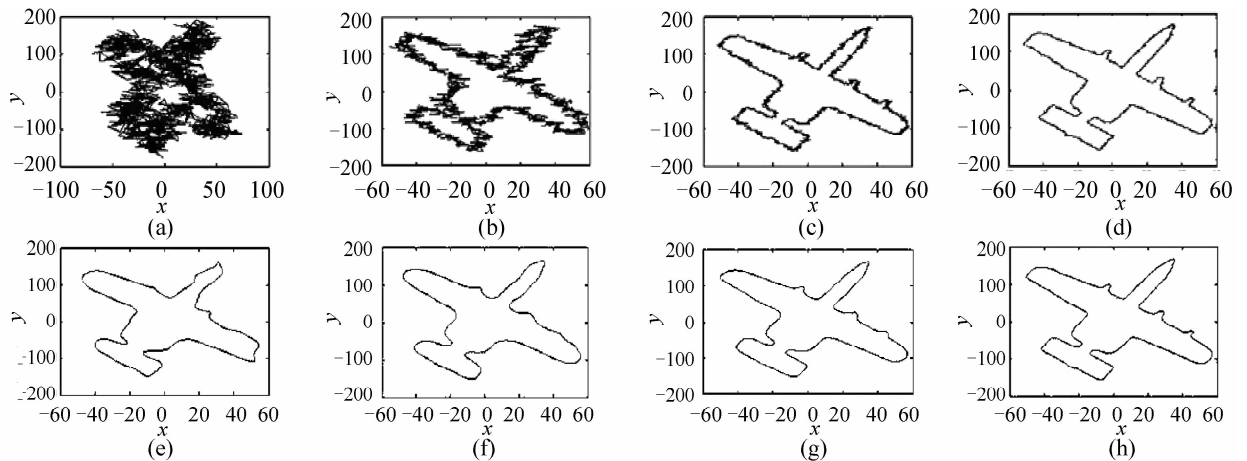


图 5 一个实例目标的加噪效果和去噪结果
Fig. 5 Noisy object and its denoised result

试如表 1 所示.表 1 结果显示了本算法很强的抗噪性能.在 SNR 达到 30 dB 时其配准率就可达 95% 以上.

表 1 不同噪声程度下针对 100 个目标的起始点配准结果
Table 1 Starting point Matching result of 100 objects in different noise levels

Noise level/dB	20	30	40	50
Average matching rate/(%)	82.3	96.5	99.8	99.85

3.2 与相关方法的配准率比较

将所提出的算法和 5 个典型起始点配准算法进行比较,包括:文献[12]提供最远距离、最大曲率、主成分坐标、自然坐标算法,以及文献[13]的基于轮廓中心半径联合小波变换算法.在总共 20 个模板中选择其所对应的第 1 类(T_1)和第 5 类(T_5)仿射目标进行 128 点测试,表 2 给出了测试结果.可见针对相似目标,文献[12]、[13]的 5 种方法基本是适用的,但

可免的受到噪声和量化误差污染,所以用于预滤波操作的滤波器 $f_{pri}(n)$ 是必不可少的.滤波器平滑性越强则去噪效果越好,但目标细节信息损失越大;同样平滑性越差去噪效果也越差,不过目标细节损失小.实际的匹配过程中需预先估计目标的含噪程度,然后决定合适的滤波器进行去噪处理.本文选择目标轮廓信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)分别为 20 dB, 30 dB, 40 dB, 50 dB 的四种情况进行测试(曲线轮廓的信噪比定义为轮廓相对其质心的距离函数能量与噪声能量之比,参照文献[2]).针对这四种情况选择 $f_{pri}(n)$ 为高斯窗函数滤波器,其长度分别分别为:51, 43, 31 和 17.图 5 给出了一个实例目标的加噪效果和去噪结果.对应 SNR 为 20 dB~50 dB 这四种情况,去噪后的 SNR 分别为:33 dB, 36 dB, 42 dB 和 54 dB.

由于噪声具有随机性,本文选取每个测试项为 100 次统计平均的结果.本文以 128 点为例给出测

需注意的是单独使用自然坐标方法的效果并不好,需与其他方法结合.而针对仿射目标,这 5 种方法都不适用.本文方法对于一般仿射变换都显现出很好的匹配结果.

表 2 针对不同算法的起始点配准率比较
Table 2 Matching rate of starting point for different algorithms

Algorithm for starting point matching	Average matching rate/(%)	
	Similar object (transform T_3)	Affine object (transform T_5)
Farthest distance	100	30
Maximal curvature	70	20
Principle axis	100	0
Natural axis	20	0
Center-radius of contour associated with WT	100	30
Proposed algorithm	100	100

表 3 不同目标识别方法的计算复杂度比较
Table 3 Comparison of computational complexity for different object recognition method

Object recognition method	Computational complexity
Based on SWT	$O(N_a N_{obj} \log(N_a))$
Based on Fourier descriptor	$O(N_a N_{obj} \log(N_a))$
Based on PCA	$O(N_a^2 N_{obj})$
Based on ICA	$O(N_a^2 N_{obj})$
Proposed method associated with DWT	$O(N_a N_{obj})$

3.3 与相关方法在运算时间复杂度上的比较

本文算法主要应用于基于 DWT 的目标识别. 将本文算法与基于 DWT 的识别算法相结合的时间复杂度分别与下面几种典型的目标识别算法进行比较: 基于冗余小波^[6]、基于傅里叶描述子^[1]、基于主成分分析(Principle Component Analysis, PCA)^[3]和基于独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)^[4]的目标识别算法. 表 3 显示了比较结果(其中 N_a 表示待测试的目标个数). 从表 3 中可见, 本文算法与 DWT 的联合目标识别算法的时间复杂度是最低的. 这显示了本算法在实际应用中具有很大优势.

4 结论

本文提出了一种联合仿射不变弧长的目标轮廓起始点配准算法. 通过利用轮廓曲率和轮廓包围面积的两种仿射不变弧长构造出特征描述函数, 进而构造出评价函数实现对轮廓起始点的配准. 实验结果表明该算法具有高起始点配准率、高抗噪能力和低时间复杂度. 将本文算法与 DWT 联合将会在目标的实时识别和大规模目标的识别问题中具有很大应用前景.

参考文献

- [1] ARBTER K, SNYDER W E, BURKHARDT H, *et al.* Application of affine-invariant Fourier descriptors to recognition of 3-D objects [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(7): 640-647.
- [2] TIENG Q M, BOLES W W. Wavelet-based affine invariant representation: a tool for recognizing planar objects in 3D space [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(8): 846-857.
- [3] TZIMIROPOULOS G, MITIANOUDIS N, STATHAKI T. Robust recognition of planar shapes under affine transforms using principal component analysis [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2007, **14**(10): 723-726.
- [4] ALI A, GILANI A M, MEMON N A. Affine normalized invariant functionals using independent component analysis [C]. Proceedings of IEEE International Multitopic Conference, Pakistan: Islamabad, 2006: 94-99.
- [5] KHALIL M I, BAYOUMI M M. A dyadic wavelet affine invariant function for 2D shape recognition [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, **23**(10): 1152-1163.
- [6] RUBE I E, AHMED M, KAMEL M. Wavelet approximation-based affine invariant shape representation functions [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, **28**(2): 323-327.
- [7] BALA E, CETIN A E. Computationally efficient wavelet affine invariant functions for shape recognition [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(8): 1095-1099.
- [8] CHEN Xiao-hua, LI Chun-zhi, JIANG Yun-liang. A novel palmprint recognition algorithm based on the noise characteristic of the paimprint [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(6): 1566-1571.
陈晓华, 李春芝, 蒋云良. 小波重构与局部 DCT 的二维主元分析掌纹识别 [J]. 光子学报, 2009, **38**(6): 1566-1571.
- [9] WANG Wen-long, HAN Bao-jun, ZHANG Hong-ping. A new algorithm of small target detection for ifrared image in background of sea and sky [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(3): 725-728.
王文龙, 韩保君, 张红萍. 一种海空背景下红外小目标检测新算法 [J]. 光子学报, 2009, **38**(3): 725-728.
- [10] SUN Xiao-ming, HUO Fu-rong, TIAN Fan, *et al.* Research on auto recognition technology with low contrast target [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(11): 2153-2156.
孙晓明, 霍富荣, 田凡, 等. 低对比度目标自动识别技术研究 [J]. 光子学报, 2007, **36**(11): 2153-2156.
- [11] WU Di, LÜ Nai-guang, DENG Wen-yi. A method for the automatic location of whole target images in large-scale vision measurement [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(7): 1826-1829.
吴迪, 吕乃光, 邓文怡. 大尺寸全视场目标点的自动定位方法 [J]. 光子学报, 2009, **38**(7): 1826-1829.
- [12] KITH K, ZAHZAH E. 2D shape recognition using discrete wavelet descriptor under similitude transform [C]. Proceedings of International Workshop Combinatorial Imagine, New Zealand: Auckland, 2004: 679-689.
- [13] KONG Xiao-dong, LUO Qing-shan, ZENG Gui-hua, *et al.* A new shape descriptor based on centroid-radii model and wavelet transform [J]. *Opt Commun*, 2007, **273**(2): 362-366.

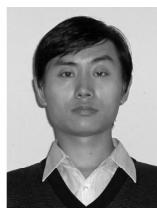
Starting-point Match Algorithm of Object Contour Based on Association of Affine-invariant Arc-lengths

CHEN Xu-yang, SHI Guang-ming, SHI Si-qi

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: This paper proposes an algorithm of affine-invariant starting-point matching of object contours, which leads to a new idea for fast object recognition. In the method, two affine-invariant arc-lengths based on curvature and enclosed area are employed to construct a characteristic function. Then, by utilizing extrema information of the characteristic function on amplitudes and positions, the amplitude error and relative-position error are derived based on which an estimation function is generated. According to cyclic-comparison and the rule of neighbouring position correspondence, the position variable which minimizes the estimation function is found, corresponding to the final resolved starting point of object. The experimental results show that the proposed method possesses high matching rate, high ability of anti-noise and low time-complexity.

Key words: Starting-point match; Affine invariant arc-length; object contour; Fast object recognition; Wavelet transform



CHEN Xu-yang was born in 1980. Now he is pursuing the Ph. D. degree in circuit and systems at Xidian University. His current research interests focus on optimization calculation and object recognition.



SHI Guang-ming was born in 1965, professor and Doctoral Supervisor. His research interests focus on compressed sensing theory, signal sampling and processing theory, image and video compression, inverse problems in imaging, and optimization.