

文章编号:1004-4213(2010)05-0929-6

基于分段轮廓平滑的目标识别*

史思琦,石光明,陈旭阳,李甫

(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:提出了一种基于分段轮廓平滑的目标识别算法.首先通过曲率将轮廓划分为特征区域和非特征区域;然后在不同区域内分别采用不同方差的高斯函数进行轮廓平滑;最后采用基于仿射不变矩的目标识别算法对平滑后的目标轮廓进行识别.结果表明,该算法不仅取得了更好的轮廓平滑效果,而且在强噪音条件下能够显著提高识别准确率.

关键词:目标识别;分段轮廓平滑;特征区域;仿射不变矩

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20103905.0929

0 引言

目标的轮廓作为一个主要的视觉特征在目标识别领域中发挥着重要作用.然而在实际应用中,目标轮廓不可避免的会受到噪音和量化误差的影响;特别当噪音强度较大时,一些基于轮廓的目标识别算法的性能会受到严重影响^[1-3].作为提高目标检测和识别准确率的一种途径,学者们提出了很多轮廓平滑算法.然而这些算法中,基于链码的平滑算法容易受到噪音影响^[4];基于 B-样条函数和最优局部平均的方法存在计算复杂度高的缺点^[5-6];多尺度空间等方法却没有给出选取最佳分解级数的准则^[7-9].由于高斯核函数能够在不同尺度下很好保留目标特征而且容易实现,因此许多学者将目标的轮廓坐标和高斯函数相卷积实现轮廓平滑的目的^[10-11],然而这些高斯平滑算法都是采用一个高斯函数对目标轮廓进行整体平滑操作,很难同时在抑制噪音和保留轮廓细节之间取得满意的结果.

针对现有高斯平滑算法的不足,本文提出了一种基于分段轮廓平滑的目标识别算法.该算法首先对轮廓上每一点的曲率进行邻域平均,将这组平均值进行阈值操作和合并操作,将轮廓划分为特征区域和非特征区域,然后在两种区域内分别采用不同的高斯函数进行平滑,最后对平滑后的目标轮廓采用仿射不变矩和最小距离分类器进行目标识别.实验结果表明,本文提出的算法不仅改善了轮廓平滑效果,而且明显提高了目标识别的准确率.

1 基于轮廓分段的高斯平滑算法

对于一个给定目标的轮廓 C ,其弧长参量化方程可以表示为 $C(x(t), y(t))$,其中 t 表示轮廓的弧长.当受到噪音和量化误差影响时,含噪轮廓 C_N 的弧长参量化方程 $C_N(x_N(t), y_N(t))$ 可以表示为

$$\begin{aligned}x_N(t) &= x(t) + g_1(t, \sigma_N^2) \\y_N(t) &= y(t) + g_2(t, \sigma_N^2)\end{aligned}\quad (1)$$

式中, $g_1(t, \sigma_N^2)$ 和 $g_2(t, \sigma_N^2)$ 是均值为 0、方差为 σ_N^2 的高斯白噪音. 现有的高斯平滑算法将轮廓 C_N 的坐标 $x_N(t)$ 和 $y_N(t)$ 与高斯函数 $f(t, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp(-\frac{t^2}{2\sigma^2})$

相卷积从而实现轮廓平滑,即

$$\begin{aligned}\hat{x}(t, \sigma) &= x_N(t) \otimes f(t, \sigma^2) \\ \hat{y}(t, \sigma) &= y_N(t) \otimes f(t, \sigma^2)\end{aligned}\quad (2)$$

式中,符号“ \otimes ”表示卷积操作.经过平滑处理后得到的轮廓曲线记为 $C_s(\hat{x}(t, \sigma), \hat{y}(t, \sigma))$.

虽然式(2)实现了对含噪轮廓的平滑,但是无法根据噪音强度的不同选取最合适的高斯函数.近来, Lim 等人提出了一种自适应高斯平滑算法,在高斯函数的长度 β 和含噪轮廓的长度 L_C 之间建立起一种线性关系 $\beta = L_C / \lambda$,这里 λ 是一个预先选定的比例因子^[11].虽然该算法在一定程度上可以根据噪音强度自适应的选取高斯函数,但是它也是对含噪轮廓进行整体平滑操作,仍然无法在抑制噪音的同时很好保留轮廓细节信息.因此,本文提出了一种基于轮廓分段的高斯平滑算法,该算法主要包括轮廓点分类、分段合并和分段高斯平滑三个环节.

1.1 轮廓点分类

图 1(a)给出了一个飞机的轮廓曲线,在轮廓曲线上选定一些曲率绝对值较大的点作为特征参考点

*教育部创新团队支持计划(IRT0645)、国家自然科学基金(60776795, 60805012)和国家 863 项目(2007AA01Z307)资助

Tel:029-88201402

Email:shisqi@live.com

收稿日期:2009-03-02

修回日期:2009-05-11

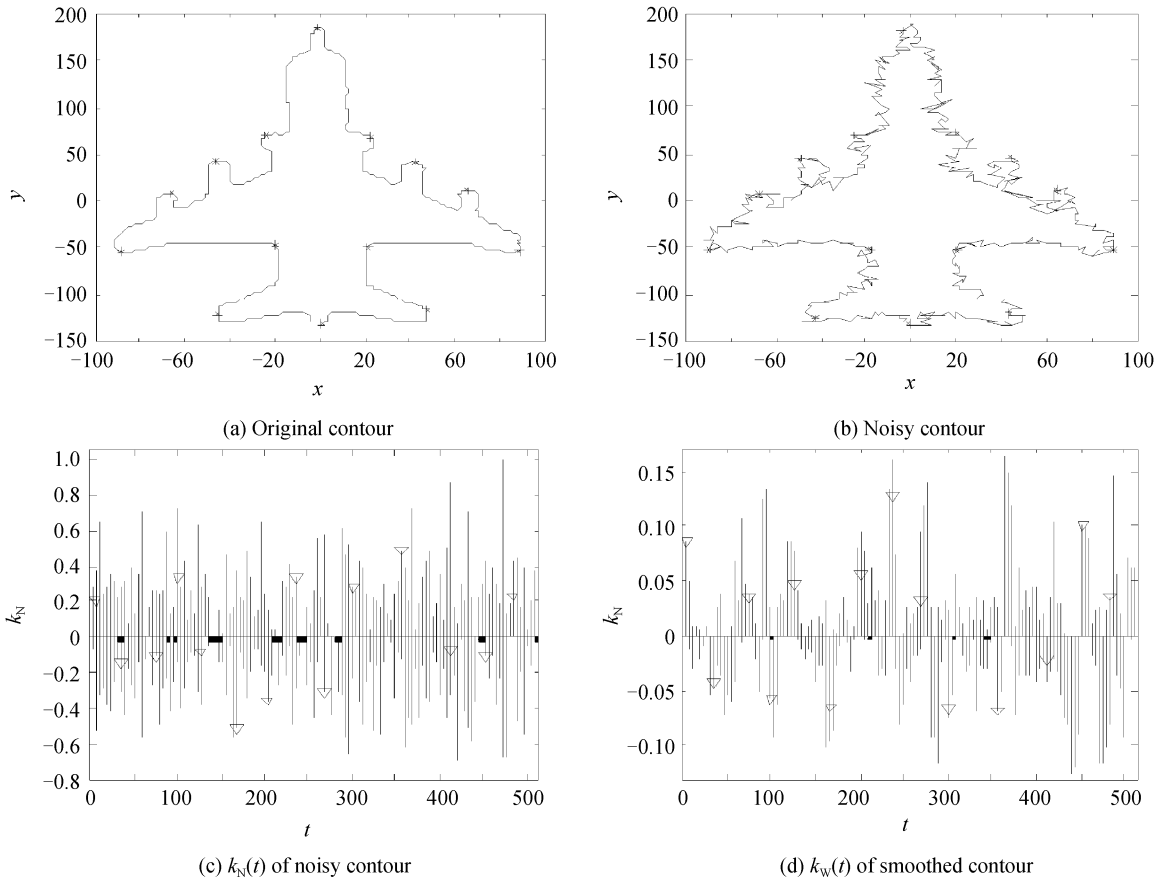


图1 飞机的轮廓曲线及其曲率

Fig. 1 Contours and Curvatures of the plane

(用星号标示),将特征参考点附近的区域称为特征区域,而其它区域称为非特征区域.由于曲率能够描述目标轮廓的重要特征,这里选取曲率作为轮廓分段的依据.图1(b)是按照式(1)得到均方差 $\sigma=2.6$ 的含噪轮廓曲线 $C_N(x_N(t), y_N(t))$,其曲率 $k_N(t)$ 可以通过式(3)求得,其结果如图1(c)

$$k_N(t) = \frac{\dot{x}_N(t)y_{N_N}(t) - \dot{y}_N(t)x_{N_N}(t)}{(\dot{x}_N(t)^2 + \dot{y}_N(t)^2)^{3/2}} \quad (3)$$

式中 $\dot{x}_N(t)$, $\dot{y}_N(t)$ 和 $x_{N_N}(t)$, $y_{N_N}(t)$ 分别表示 $x_N(t)$, $y_N(t)$ 的一阶导数和二阶导数.

由图1(c)可以看出,含噪轮廓 $C_N(x_N(t), y_N(t))$ 中大部分参考特征点所对应的曲率值淹没于曲率 $k_N(t)$ 中.为了能够从曲率 $k_N(t)$ 中准确找出特征参考点的位置从而进行轮廓分段,引入窗函数 $W(n)$ 对曲率 $k_N(t)$ 进行邻域平均,得到了一组曲率的平均值 $k_w(t)$,即

$$k_w(t) = \frac{1}{W_N} \sum_{n=0}^{W_N-1} W(n)k_N(t - \frac{W_N-1}{2} + n) \quad (4)$$

式中 W_N 是窗函数 $W(n)$ 的宽度,这里选取计算简单的矩形窗.由图1(d)可以看出,对曲率进行邻域平均后,特征区域内的点所对应曲率的绝对值相对较大.因此,利用式(5)可以将轮廓 $C_N(x_N(t), y_N(t))$ 的每一点划分为特征点或非特征点,如图2(a).

$$\text{flag}(t) = \begin{cases} 0, & |k_w(t)| < T_{\text{seg}} * \max(|k_w(t)|) \\ 1, & |k_w(t)| \geq T_{\text{seg}} * \max(|k_w(t)|) \end{cases} \quad (5)$$

$T_{\text{seg}} \in [0, 1]$

$\text{flag}(t) = 0$ 表示所对应的轮廓点是非特征点, $\text{flag}(t) = 1$ 表示所对应的轮廓点是特征点.为了得到最好的轮廓分段结果,经过多次仿真实验,本文给出选取分段阈值的最佳范围 $T_{\text{seg}} \in [0.20, 0.30]$.

1.2 轮廓分段合并

合并处理的目的是去除由于强噪音干扰产生的伪特征点,进而得到有效的特征区域与非特征区域,它可以理解为一个区域生长的过程.以某一轮廓分段的起始点开始定义一个区域,以该起始点类型作为该区域的预设类型(即:特征点对应特征区域、非特征点对应非特征区域),通过不断合并下一个点来增加该区域的长度;当遇到与该区域类型相异的点的总数超过设定的最大相异点个数时该区域停止生长,同时计算该区域的长度.若区域的长度大于该类型区域的最小长度,则该区域类型与预设类型相同;否则该区域类型与预设类型相反.然后从该区域的下一个点开始重复上述过程来生成新的区域,直到该过程遍历了轮廓上所有点时分段合并处理结束.经过合并处理后的轮廓分段如图2(b),值为“1”的区域表示特征区域,值为“0”的区域表示非特征区域.

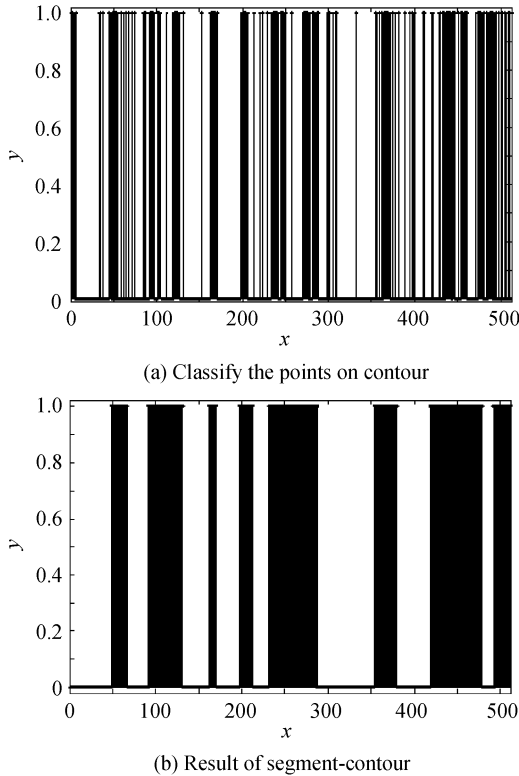


图2 轮廓曲线分段示意图

Fig. 2 Segment-contour sketch map

合并处理的效果与两组参量的选取密切相关:特征区域最小长度 L_F 和非特征区域最小长度 L_{NF} , 特征区域中最大相异点数 N_F 和非特征区域中最大相异点数 N_{NF} . 如果 N_F 或 L_F 较大, 则平滑后容易丢失轮廓细节信息. 如果 N_{NF} 或 L_{NF} 较大, 则抑制噪音效果较差. 为了在不同轮廓采样点和噪音强度的情况下取得满意的分段合并效果, 按式(6)的规则选取两组参量

$$\begin{aligned} L_F &= W_N, L_{NF} = 1.5 * W_N, N_F = W_N, \\ N_{NF} &= 1.2 * W_N \end{aligned} \quad (6)$$

选取的理由是: 当采样点数较多时, 描述同一特征的特征区域长度增大; 反之则减小. 当采样点数较少时, 两类区域的最小长度相差较小; 反之则增大.

1.3 分段高斯平滑

经过处理, 含噪轮廓 $C_N(x_N(t), y_N(t))$ 可以表示成许多分段曲线的组合, 即 $C_N = \sum_i C_i^1 + \sum_j C_j^0$, 其中 C_i^1 表示包含特征区域的分段, C_j^0 表示包含非特征区域的分段, 这里省略了 $(x_N(t), y_N(t))$. 在特征区域 C_i^1 和非特征区域 C_j^0 分别采用高斯函数 $f_F(t, \sigma_F^2)$ 和 $f_{NF}(t, \sigma_{NF}^2)$ 进行轮廓平滑, 就可以得到平滑后的轮廓曲线 $C_S(X(t), Y(t))$.

为了获得最好的平滑效果, 可根据不同类型区域的最小长度自适应地选取高斯平滑函数. 按照式(7)准则选取高斯函数 $f_F(t, \sigma_F^2)$ 的长度 L_F^k 和 $f_{NF}(t,$

$\sigma_{NF}^2)$ 的 L_{NF}^k 长度

$$L_F^k = L_F/2, L_{NF}^k = L_{NF}/2 \quad (7)$$

2 基于分段轮廓平滑的目标识别算法

矩作为描述目标特征的一种方法在目标识别领域中得到了广泛的应用. 由于高阶矩对于噪音十分敏感, 一些基于矩的目标识别算法的性能在强噪音条件下会明显下降^[12]. 因此, 本文提出一种基于分段轮廓平滑的目标识别算法, 其算法框图如图3. 由图3可以看出, 对于一组受到噪音污染的目标(这里可以通过式(1)模拟产生其含噪轮廓曲线), 首先对目标的含噪轮廓进行分段平滑处理, 然后使用仿射不变矩描述目标的特征, 最后利用最小距离分类器对目标特征进行分类和识别. 具体步骤为:

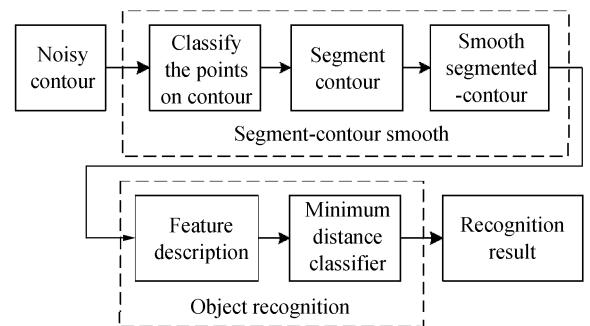


图3 目标识别算法框图

Fig. 3 Diagram of recognition algorithm

1) 给定一个目标, 利用 canny 算子提取出它的轮廓后, 用式(4)对含噪轮廓上各点的曲率进行邻域平均, 通过式(5)可以将轮廓上每一点划分为特征点和非特征点; 相邻的特征点和非特征点分别形成特征区域和非特征区域, 从而轮廓曲线可以看成由特征区域和非特征区域组成.

2) 为了去除噪音干扰产生的伪特征点, 对无法形成连续区域的特征点和非特征点进行分段合并操作, 从而得到最佳的轮廓分段结果. 其具体合并过程在 2.2 小节中有详细描述.

3) 根据轮廓分段结果, 按照 2.3 小节给出的准则分别选取两个不同高斯函数; 在特征区域内使用高斯函数 $f_F(t, \sigma_F^2)$ 平滑含噪轮廓, 在非特征区域内使用高斯函数 $f_{NF}(t, \sigma_{NF}^2)$ 平滑含噪轮廓.

4) 对经过分段平滑处理过的目标轮廓, 利用仿射不变矩(AMI)来描述目标特征, 从而得到特征向量 T . Flusser 等人提出的四个 AMI 函数可以表示为

$$I_1 = \frac{1}{u_{00}^4} (u_{20} u_{02} - u_{11}^2)$$

$$I_2 = \frac{1}{u_{00}^{10}} (u_{30}^2 u_{03}^2 - 6u_{30} u_{21} u_{12} u_{03} + 4u_{30} u_{12}^3 +$$

$$4u_{03} u_{21}^3 - 3u_{21}^2 u_{12}^2)$$

$$I_3 = \frac{1}{u_{00}^7} (u_{20} (u_{21} u_{03} - u_{12}^2) - u_{11} (u_{30} u_{03} - u_{12} u_{21}) + u_{02} (u_{30} u_{12} - u_{21}^2))$$

$$I_4 = \frac{1}{u_{00}^{11}} (u_{20}^3 u_{03}^2 - 6u_{20}^2 u_{11} u_{12} u_{03} - 6u_{20}^2 u_{02} u_{21} u_{03} + 9u_{20}^2 u_{02} u_{12}^2 + 12u_{20} u_{11}^2 u_{21} u_{03} + 6u_{20} u_{11} u_{02} u_{30} u_{03} - 18u_{20} u_{11} u_{02} u_{21} u_{12} - 8u_{11}^3 u_{30} u_{03} - 6u_{20} u_{02}^2 u_{30} u_{12} + 9u_{20}^2 u_{02} u_{21}^2 + 12u_{11}^2 u_{02} u_{30} u_{12} - 6u_{11} u_{02}^2 u_{30} u_{12} + u_{02}^3 u_{30}^2)$$

式中, $u_{pq} = E \{ (x - E(x))^p (y - E(y))^q \}$; 其中, x, y 为目标轮廓 $C(x(t), y(t))$ 的坐标, $E(x)$ 和 $E(y)$ 为 x, y 的期望^[13].

5) 在得到目标的特征向量 $T = [I_1 \ I_2 \ I_3 \ I_4]$ 后, 利用最小距离分类器可以对目标进行分类和识别. 最小距离分类器的定义为: 给定一个包含 M 类目标的测试集, 计算 $m_j = \sum_{x \in \omega_j} x / N_j$, for $j = 1, 2, \dots, M$. 这里, m_j 是测试集中第 ω_j 类目标的均值, N_j 为测试集中第 ω_j 类目标的总数. 对于一个目标 c , 计算它与每一类目标的均值 m_j 之间的欧式距离, 则目标 c 属于与它距离最短的那一类目标, 即

$$\{c \in \omega_j \mid \arg_j (\min (|c - m_j|_2), \text{for } j = 1, 2, \dots, M)\} \quad (9)$$

通过以上步骤的处理, 消除了噪音对于目标轮廓的影响, 增强了目标识别算法的抗噪性, 提高了强噪音条件下目标识别的准确率.

3 仿真结果

为了检验算法性能, 选取图 4 中 12 个飞机的二

值图像作为目标集合, 利用 canny 算子提取其轮廓后对每个目标的轮廓曲线进行 512 点的采样, 通过式(1)模拟不同强度的噪音对于目标轮廓的影响. 这里定义噪音强度 D 为: 高斯白噪音 $g(t, \sigma_n^2)$ 的均方差与目标轮廓坐标的均方差之比, 比值越大表明噪音强度越高.

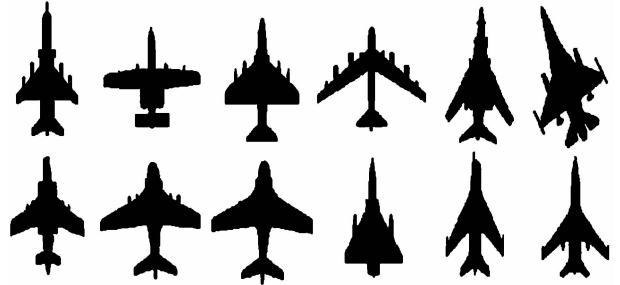


图 4 用于仿真的目标集合
Fig. 4 Object set for simulation

3.1 轮廓平滑

选取在三种噪音强度 $D \in \{0.01, 0.03, 0.06\}$ 下图 4 所示目标的含噪轮廓作为测试对象, 应用本文提出的分段高斯平滑算法进行轮廓平滑处理. 为了获得最佳的轮廓平滑效果, 我们选取分段阈值 $T_{seg} = 0.26$ 和窗函数的宽度 $W_N = 8i + 1$, 其中 $i = 1, 1.5, 2$ 分别对应于从小到大的 3 种噪音强度. 为了比较轮廓平滑算法的性能, 本文还采用自适应高斯平滑算法^[11]和小波平滑算法^[9]对含噪轮廓进行平滑. 这里, 选取自适应高斯平滑算法中比例因子 $\lambda = 80$, 选取小波平滑算法中的小波分解层数为 3. 这里以目标 1 为例给出了仿真结果, 如图 5(图中目标质

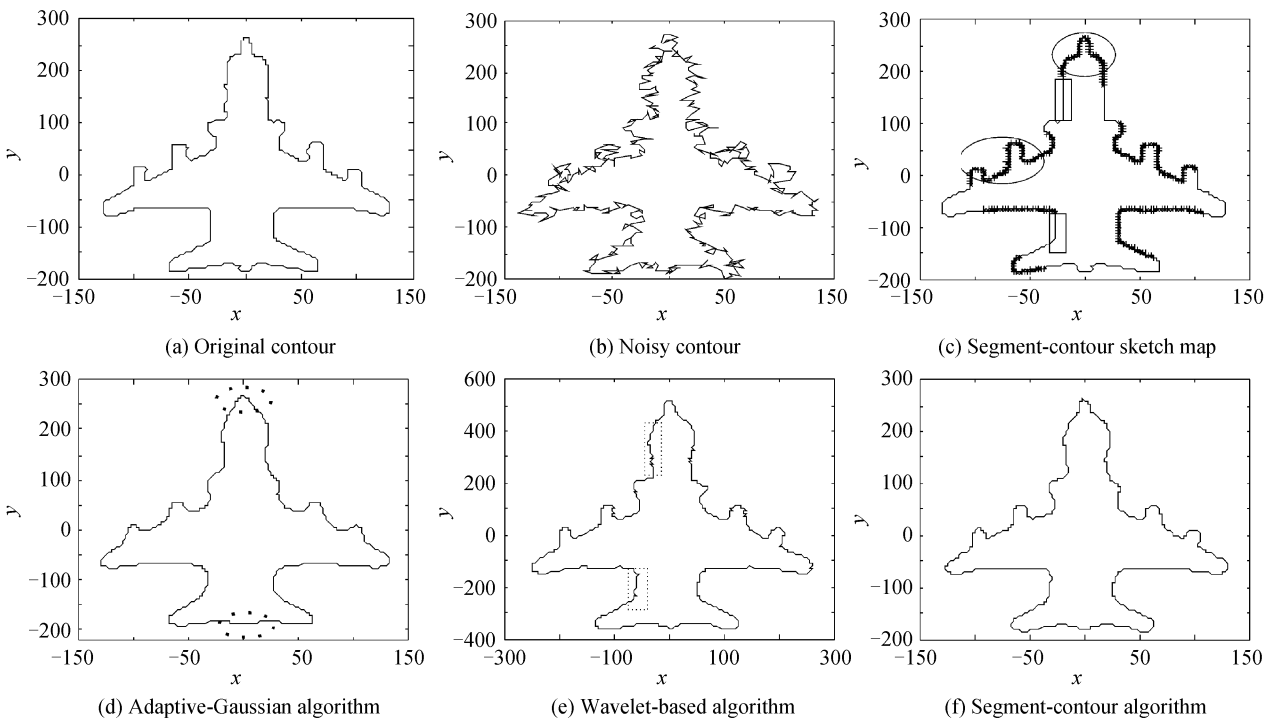


图 5 不同情况下目标 1 的轮廓曲线
Fig. 5 Contour of object 1 in different case

心位于坐标原点,横坐标 x ,纵坐标 y 分别代表目标轮廓在水平和垂直方向的位置)。

由图 5 可以看出,自适应高斯平滑算法在抑制噪音时取得了很好的结果,但丢失了目标的细节信息(椭圆区域内);小波平滑算法虽然保留了细节信息,但是在一些区域(矩形区域内)却没有较好地抑制噪音的干扰。在图 5(c)星号的区域内,分段高斯平滑算法采用高斯平滑函数 $f_F(t, \sigma_F^2)$ 有效保留了细节信息,而在其它区域采用高斯平滑函数 $f_{NF}(t, \sigma_{NF}^2)$ 更好的消除了噪音的干扰。

为了更准确的评价算法性能,这里采用原始轮廓曲线 $C(x(t), y(t))$ 的坐标和平滑后轮廓曲线 $C_S(X(t), Y(t))$ 的坐标之间的欧氏距离作为客观评价准则

$$\text{Dist}(C, C_S) = \int [(X(t) - x(t))^2 + (Y(t) - y(t))^2]^{1/2} dt$$

实验中对不同轮廓分段区域分别计算其欧氏距离。在特征区域内,Dist 值越小表明保留细节信息越好;在非特征区域内,Dist 值越小表明抑制噪音的效果越好。表 1 给出了当噪音强度 $D \in \{0.01, 0.03, 0.06\}$ 时,采用三种平滑算法得到的轮廓曲线 $C_S(X(t), Y(t))$ 与原始轮廓 $C(x(t), y(t))$ 之间的欧氏距离。

由表 1 可以看出:在特征区域内分段平滑算法得到的 Dist 值最小,很好的保留了目标的特征;在非特征区域内分段平滑算法的 Dist 值最小或接近最小值,较好地抑制了噪音。这与主观评价的结论相同,进一步验证了分段高斯平滑算法的有效性。

表 1 图 5(c)所标记区域的 Dist
Table 1 Dist of labeled zones in Fig. 5(c)

D	平滑算法	特征区域		非特征区域	
		区域 1	区域 2	区域 3	区域 4
0.01	小波平滑	2.344 0	17.695 4	2.040 0	1.188 3
	自适应平滑	2.363 8	17.814 4	2.032 0	1.169 5
	分段平滑	2.267 8	17.658 8	1.908 0	1.130 2
0.03	小波平滑	2.245 9	17.988 9	2.017 5	1.160 2
	自适应平滑	2.259 2	17.949 5	2.009 0	1.157 1
	分段平滑	2.205 5	17.797 0	1.897 4	1.152 9
0.06	小波平滑	2.436 9	18.050 0	2.004 6	1.224 5
	自适应平滑	2.302 8	18.184 9	1.994 6	1.189 5
	分段平滑	2.289 5	17.915 5	1.857 1	1.190 9

3.2 目标识别

选取图 4 所示目标集的目标轮廓及其在 3 种仿射变换条件下(如图 6 所示目标 1 的三种仿射变换形式)的目标轮廓作为测试对象。为了检验各种平滑算法对目标识别率的影响,在 6 种不同噪音(噪音强度 $D \in \{0.01, 0.03, 0.06, 0.09, 0.12, 0.18\}$)下对测

试对象的含噪轮廓分别采用自适应高斯平滑算法、小波平滑算法和本文提出的分段高斯平滑算法进行平滑,对平滑后的目标轮廓采用第 3 节提出的仿射不变矩和最小距离分类器进行识别。图 7 给出了测试对象中所有目标经过不同轮廓平滑算法处理后的平均识别结果。从图中可以看出,和未经平滑的含噪轮廓相比,平滑后的目标轮廓明显提高了识别准确率;由于分段平滑算法能够更好的抑制噪音和保留目标特征,因此在强噪音条件下的识别结果优于其它轮廓平滑算法。

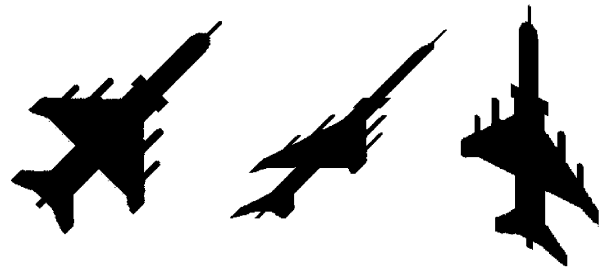


图 6 目标 1 的三种仿射变换
Fig. 6 Three affine-transforms of object 1

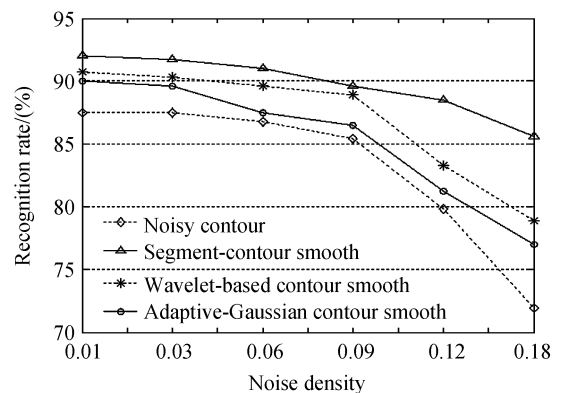


图 7 各种算法的目标识别率
Fig. 7 Recognition rates of different algorithms

4 结论

针对现有轮廓平滑算法在抑制噪音和保留细节信息等方面的不足,本文提出了一种基于分段轮廓平滑的目标识别算法。该算法首先对目标的含噪轮廓进行分段处理,然后在不同类型的轮廓分段选取不同的高斯平滑函数,从而得到了最优的轮廓平滑结果,最后采用仿射不变矩和最小距离分类器对平滑后的目标轮廓进行识别。仿真结果表明,本文提出的算法不仅在抑制噪音的同时更好的保留了目标的细节信息,并且明显提高了目标识别率。在以后的工作中,我们会进一步完善分段轮廓平滑算法的性能,并将其应用于目标检测和跟踪^[14-15]中取得更好的效果。

参考文献

- [1] WANG A-ni, MA Cai-wen, MA Dong-mei. Moving object auto-extraction in image sequences[J]. Acta Photonica Sinica,

- 2010, **39**(3): 565-570.
王阿妮, 马彩文, 马冬梅. 序列图像中运动目标的自动提取方法[J]. 光子学报, 2010, **39**(3): 565-570.
- [2] YANG Jing, QIU Jiang, WANG Yan-fei, *et al.* Research of line moments and its application in image boundaries recognition [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2003, **32**(3): 81-84.
杨静, 丘江, 王岩飞, 等. 线性不变矩及其在图象识别中的应用算法研究[J]. 光子学报, 2003, **32**(3): 81-84.
- [3] RAHTU E, SALO M, HEIKKILA J, *et al.* Generalized affine moment invariants for object recognition[C]. *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*, 2006.
- [4] YU D G, YAN H. An efficient Algorithm for smoothing binary image contours[C]. *Proceedings of International Conference on Pattern Recognition*, 1996, 403-407.
- [5] LEGAULT R, SUEN C Y. Optimal local weighted averaging methods in contour smoothing [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1997, **19**(8): 801-817.
- [6] LEE Bin, ZHUANG Tian-ge. Adopt adaptive B-spline to embellish contours in image segmentation[C]. *Proceedings of IEEE International Workshop on Medical Imaging and Augmented Reality*, 2001, 216-221.
- [7] KPALMA K, RONSIN J. Multiscale contour description for pattern recognition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**: 1545-1559.
- [8] LATECKI L J, LAKAMPER R. Shape similarity measure based on correspondence of visual parts[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2000, **22**(10): 1185-1190.
- [9] LI Xi, HU Wei-ming, ZHANG Zhong-fei. Corner detection of contour images using spectral clustering[C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*, 2007, (3): 37-40.
- [10] MOKHTARIAN F, MACKWORTH A K. A theory of multiscale, curvature-based shape representation for planar curves [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1992, **14**(8): 789-805.
- [11] LIM Kah-bin, YU Wei-miao, DU Tie-hua. Bayesian kernel inference for 2D objects recognition [C]. *Proceedings of IEEE 12th International Conference on Multi-Media Modeling*, Beijing, 2006, 272-279.
- [12] HEIKKILA J. Pattern matching with affine moment descriptors[J]. *Pattern Recognition*, 2004, **37**: 1825-1834.
- [13] FLUSSERA J, SUK T. Affine moment invariants; a new tool for character recognition [J]. *Pattern Recognition Letter*, 1994, **15**: 433-436.
- [14] MENG Bo, HAN Guang-liang, PEI Bing-nan, *et al.* Object tracking based on adaptive particle filter[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(Supp. 1): 252-255.
孟勃, 韩广良, 裴炳南, 等. 基于自适应粒子滤波的目标跟踪算法[J]. 光子学报, 2008, **37**(增 1): 252-255.
- [15] ZHU Yu, JIANG Lin-jia. Synthesis tracking algorithm for region localization of SEM image[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(2): 391-394.
朱煜, 江林佳. 基于图像跟踪的孔洞目标提取与区域定位研究[J]. 光子学报, 2008, **37**(2): 391-394.

Object Recognition Based on Smoothing Segmented-contour

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

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

Abstract: An object recognition algorithm based on segmented-smoothing contour is proposed. The contour is divided into two kinds of zones by curvature: feature zones and non-feature zones. Then, the different kinds of zones are smoothed with Gaussian functions with different variance. Finally, the object recognition algorithm based on affine moment-invariant is applied to recognize the smoothed contours. The simulation result shows the better contour-smoothing results and the significant improvement to recognition rate.

Key words: Object recognition; Segmented-contour smoothing; Feature-zone; Affine moment invariant

SHI Si-qi was born in 1979. Now he is pursuing the Ph. D. degree in circuit and systems at Xidian University, and his current research interests focus on image denoising and object recognition.

