

基于变形模板的多目标识别与定位

牛轶峰 沈林成

(国防科技大学 机电工程与自动化学院 长沙 410073)

摘要 典型目标的识别与定位是无人机应用系统的关键技术之一,但实现完全地自动目标识别和定位存在一定的困难。该文提出一种采用变形模板进行多个目标的识别和定位方法,以机载传感器的融合图像为基础,并引入人在回路的思想,设计了基于变形模板的多目标识别和定位算法,重点研究了多目标变形模板库的构造和相应能量函数的定义,而变形模板的优化采用具有保优策略的遗传算法实现。仿真实验表明该方法具有较高的目标识别与定位能力,可以有效解决无人机图像中多个典型目标的识别与定位问题。

关键词 目标识别, 目标定位, 变形模板, 遗传算法, 人在回路, 无人机

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)06-1026-05

Multiple Target Recognition and Location Using Deformable Templates in Downward Looking Image

Niu Yi-feng Shen Lin-cheng

(School of Mechatronics and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract The typical target recognition and location is a key technique of the application system for Unmanned Aerial Vehicle (UAV), but there exists a certain difficulty in entirely automatic target recognition and location. A new method to recognize and locate multiple targets is presented in this paper. Through introducing the deformable template technique and the man-in-the-loop thought, this paper designs the multiple target recognition and location algorithm for the fused downward-looking image from UAV. The emphases of the method are laid on the construction of different deformable templates, the definition of corresponding energy functions, and the optimal search strategy. Results show that the technique of multiple target recognition and location using deformable templates is more effective and can accurately recognize and locate multiple typical targets.

Key words Target recognition, Target location, Deformable template, Genetic algorithm, Man-in-the-loop, UAV

1 引言

随着无人机(UAV)的性能不断提高,无人机的用途越来越广。一方面无人机具有体积小、机动灵活、不易被发现的优点,可以在战区上空进行长时间低空飞行;另一方面无人机可以携带多种传感器,能提供多种形式高分辨率的目标信息,所以无人机可替代有人驾驶飞机执行战场侦察监视、毁伤效果评估和作战攻击等任务。在无人机飞临目标区域,收集到遥感图像数据后,当即由通信卫星或下行链路将数据传送到地面系统。地面系统对图像进行处理,完成目标的检测、识别与定位,可为下一步作战计划提供足够的目标信息,例如,为远程导弹进行超视距攻击提供目标指示,实现军事目标的精确打击。

目前,无人机系统对图像目标的检测、识别和定位主要是通过人工手段来实现。用人工监视来搜索目标,用人工判读来识别目标,用人工标定来定位目标^[1]。由于无人机进行侦察时拍摄的图像数量太多,致使少数熟练的图像分析专家应接不暇。和有人驾驶飞机对目标区域的搜索相比,无人机系统采用了地面人工搜索的方法,需要的时间要长得多,无

人机优势得不到充分发挥。所以,在无人机系统里,如果实现自动目标识别(ATR),确定可能目标的类型和位置,就可以减少每一场景的驻留时间,较快地完成目标区域的搜索任务。ATR对一个或多个传感器所获得的信息进行处理,通过提取轮廓,把目标从周围区域中分离出来,然后根据所描述的特征识别其形状,从而检测并识别出目标类型^[2-4]。ATR算法可分为两种:由下而上的数据驱动型^[5]和由上而下的知识驱动型^[6],即基于模型的ATR和基于知识的ATR。它们利用包含有不同方位角和俯仰角下各种目标外形信息的大型数据库来识别目标,但当战场上需要识别的目标数量增加时,由于这种数据库的规模很大,难以实现实时地模型检索和精确匹配。其中,基于形状模型的ATR也会受到诱饵、伪装、阴影和黑暗的欺骗,而基于光谱信息的ATR虽然可以克服这些缺点,但也会遇到如由混合像素造成的错误识别问题。一言以蔽之,绝大多数ATR算法都限定于特定的场景下,当场景变化时,其性能将下降,其主要原因是实际环境中,目标及背景有很大的动态变化范围,并且当前已开发的ATR系统缺乏对目标和背景先验信息的有效利用,还有就是目标相互遮挡导致了其特征的不重复性。

本文提出采用变形模板^[7-8]来实现目标的自动识别和定

位, 充分利用目标的先验信息和人在回路的优势, 可对多个目标实施实时或近实时定位, 不但减轻了图像分析专家的工作压力, 缩短了目标检测和识别时间, 也提高了目标识别能力和目标定位精度。变形模板根据先验知识, 对于不同类型的目标建立起不同的参数化变形模板, 并定义相应的能量函数, 通过全局搜索的方法进行变形模板与目标的精确匹配, 当变形模板能量达到最小时就表明目标已被找到, 从而对目标进行定位。基于变形模板的目标识别和定位算法的关键问题是要设计出适合不同目标的变形模板, 定义准确反映目标特征的能量函数, 并采用高效的优化搜索算法。论文首先分析了基于变形模板进行多目标识别和定位的工作流程, 然后构造出不同目标的变形模板库和能量函数, 接着采用全局优化算法——具有保优策略的遗传算法进行优化搜索, 最后进行仿真实验以验证方法的有效性。

2 基于变形模板的多目标识别与定位工作流程

UAV 系统在进行目标识别和定位时, 由于光电干扰技术的发展和作战任务的特定要求, 使得输入图像相当复杂, 并且在内容和质量上各异, 完全自动的目标识别可能导致虚假目标或目标的混杂现象, 所以需要人的参与, 从而提高目标识别的可靠性。理想的 ATR 算法应该是既能最大程度地减轻操作人员的工作负荷, 同时又能高效地实现对目标的及时探测和快速、准确的识别。ATR 进行由操作人员所做的重复性工作, 如扫描可能有目标的场景或图像, 进行目标识别与定位, 并将产生的结果提供给操作人员, 操作人员对这些识别结果认可或否定。因此, 本文引入人在回路(Man-in-the-loop)的思想, 并利用目标和背景的先验知识, 提出了基于变形模板技术的多自动目标识别与定位方法, 其工作流程如图 1 所示。

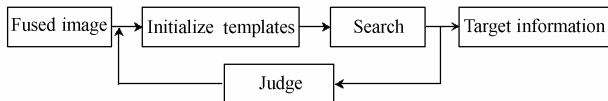


图 1 基于变形模板的多目标识别与定位流程

Fig.1 The flow of multiple target recognition and location using deformable templates

输入的图像为经过预处理和信息融合的图像。这是由于 UAV 机载图像传感器有多种, 包括 CCD 照相机、电视摄像机、红外传感器、合成孔径雷达等。对于不同传感器得到的不同分辨率、不同地域、不同时相的图像, 需要先进行图像融合, 然后进行目标检测、识别与定位, 可以提高系统的生存能力, 改善系统的探测性能, 增加目标识别的可信度。目标识别时, 首先由人指定待识别目标的类型和一些先验信息, 进行变形模板初始化, 模板类型包括矩形、三角形和圆形模板等; 然后采用遗传算法进行快速优化搜索, 实现变形模板与目标的精确匹配, 从而得到目标的详细信息, 包括目标类型和位置, 经人工判定确定目标是否为所关心的目标, 并将判断结果重新输入。如果系统目标识别有误, 没有检测到应有的目标或检测到错误的目标, 则要求重新进行目

标检测和识别。最后输出目标的类型和位置信息, 目标的空间位置可通过数学计算得到, 只需要确定 UAV 至目标的短矢量的角度及距离。目标定位角度必须用地球坐标系而不是 UAV 坐标系来定义。首先进行目标识别得到目标的图像方位, 通过确定传感器视线相对于 UAV 机体的角度以及其导航信息, 得到短矢量的角度; 然后通过机载激光测距仪^[9]等传感器或无源测量技术, 即可确定目标到 UAV 的距离, 从而实现目标的精确定位。

3 目标变形模板库

在无人机进行战场侦察监视时, 得到的主要是下视图像, 其中常见的目标有矩形建筑物、飞机、坦克等。根据这些物体抽象出一些具有代表性的规则形状, 主要包括平行四边形、等腰三角形和椭圆形, 并对它们进行参数化的描述, 其它较为复杂的形状都可由这些形状组合而成。与文献[10]相比较, 本文提出的变形模板需要参数较少。文献[10]对于多边形, 每一条边都采用极坐标参数 (ρ, θ) 进行描述, 如对于矩形模板, 需要 7 个参数进行描述, 根据矩形目标的对称信息, 采用 5 个参数即可实现^[11]。模板优化搜索属于 NP(Nondeterministic Polynomial)问题, 对于优化搜索算法来说, 减少输入实例的长度 n , 就减少了幂函数级 (a^n) 的计算量; 并且优化搜索在直角坐标系中进行, 不需要作极坐标系到直角坐标系的转换。

3.1 平行四边形模板

以平行四边形中心为坐标原点 O' , 长边向右为 X' 轴正向, 短边向上为 Y' 轴正向, 从而建立模板坐标系 $X'O'Y'$ 。假设平行四边形的长边为 $2a$, 短边为 $2b$, 斜边与 X' 轴正向夹角为 α 。则此平行四边形在其模板坐标系中的顶点坐标和其各条边的直线方程可以完全确定, 如图 2 所示。平行四边形的顶点 A, B, C, D 的坐标分别为 $(a + b\cos\alpha, b\sin\alpha)$, $(a - b\cos\alpha, -b\sin\alpha)$, $(-a - b\cos\alpha, -b\sin\alpha)$, $(-a + b\cos\alpha, b\sin\alpha)$, 边 AB, BC, CD, DA 的直线方程由 4 个顶点决定。

3.2 等腰三角形模板

以等腰三角形底边中点为坐标原点 O' , 底边向右为 X' 轴正向, 高为 Y' 轴正向, 从而建立模板坐标系 $X'O'Y'$ 。假设等腰三角形的底边为 $2a$, 底角为 α ($0 < \alpha < 90^\circ$)。则此等腰三角形在其模板坐标系中的顶点坐标及其各条边的直线方程可以完全确定, 如图 3 所示。顶点 A, B, C 的坐标分别为 $(0, a \cdot \tan\alpha)$, $(a, 0)$, $(-a, 0)$, 而 3 条边的直线方程由顶点决定。

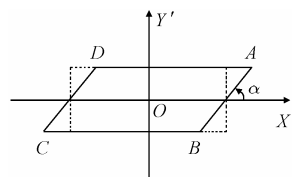


图 2 平行四边形模板示意图
Fig.2 The illustration of a parallelogram template

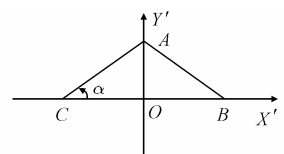


图 3 等腰三角形模板示意图
Fig.3 The illustration of an isosceles triangle template

3.3 椭圆形模板

以椭圆中心为坐标原点 O' ，长轴向右为 X' 轴正向，短轴向上为 Y' 轴正向，从而建立模板坐标系 $X'O'Y'$ 。假设椭圆的长轴边为 $2a$ ，短轴为 $2b$ ，则偏心率 $e=c/a$ ($c=\sqrt{a^2-b^2}$)。此椭圆上的点在其模板坐标系中可以完全确定，如图4所示。椭圆与坐标轴的4个交点 A 、 B 、 C 、 D 的坐标分别为 $(0, b)$ ， $(a, 0)$ ， $(0, -b)$ ， $(-a, 0)$ 。

3.4 模板坐标变换

在原始图像上面建立图像坐标系 XOY ，以图像的 $(0, 0)$ 点作为坐标原点，横向往右为 X 轴正向，纵向往上为 Y 轴正向。设模板坐标系 $X'O'Y'$ 的坐标原点 O' 在图像坐标系的坐标为 (x_c, y_c) ，其 X' 轴正向和 X 轴正向的夹角为 θ ，以逆时针方向为正，如图5所示。设某点在模板坐标系中的坐标为 (x', y') ，在图像坐标系中的坐标为 (x, y) ，则由坐标变换得其转换关系为

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \end{pmatrix} \quad (1)$$

由式(1)，平行四边形、等腰三角形和椭圆模板上的任意一点通过坐标变换，均可得到在图像坐标系中对应的坐标。

这样，平行四边形模板可用6个彼此独立的参数 $(x_c, y_c, \theta, a, b, \alpha)$ 实现完全的描述；等腰三角形模板可用5个彼此独立的参数 $(x_c, y_c, \theta, a, \alpha)$ 实现完全的描述；椭圆形模板可用5个彼此独立的参数 (x_c, y_c, θ, a, b) 实现完全的描述；将变形模板参数向量统一记为 $\mathbf{r} = (r_1, r_2, r_3, \dots, r_n)$ 。

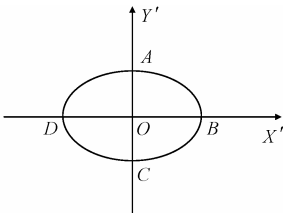


图4 椭圆形模板示意图 Fig.4 The illustration of an ellipse template

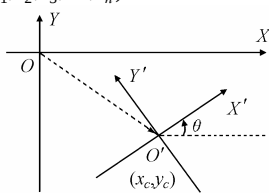


图5 模板坐标系与图像坐标系的关系 Fig.5 The relation between the two coordinate systems

4 模板能量函数

根据描述变形模板的参数向量，需要设计出一个综合的模板能量函数。这个能量函数的定义不但要考虑图像的物理特征，而且要考虑目标几何形状的先验知识。如果模板能量函数不能有效反映目标的特征，那么任何优化算法都不能够保证得到好的结果，因此，模板能量函数的设计是变形模板的一项关键技术。

考虑到应用的目标，变形模板的总能量可以用图像梯度、图像灰度和形状的几何约束3项能量综合加权平均得出^[11]。

$$E_{\text{total}}(\mathbf{r}) = w_{\text{gradient}} \cdot E_{\text{gradient}}(\mathbf{r}) + w_{\text{grey}} \cdot E_{\text{grey}}(\mathbf{r}) + w_{\text{geometry}} \cdot E_{\text{geometry}}(\mathbf{r}) \quad (2)$$

式中 $E_{\text{total}}(\mathbf{r})$ 表示变形模板的总能量， $E_{\text{gradient}}(\mathbf{r})$ 表示图像梯

度的约束能量， $E_{\text{grey}}(\mathbf{r})$ 表示图像灰度的约束能量， $E_{\text{geometry}}(\mathbf{r})$ 表示目标形状的几何约束能量， w_{gradient} ， w_{grey} ， w_{geometry} 分别表示3个能量项的权重，根据其重要程度分配合适的权值，它们的和为1。

变形模板的梯度能量 $E_{\text{gradient}}(\mathbf{r})$ 是指模板边缘轮廓上的图像梯度的约束能量。这一能量是以一个常数和图像梯度的平均值的差的形式表示的，其作用就是使模板轮廓线接近目标的边缘。当模板的图像梯度均值最大，也即模板轮廓线接近目标的边缘时，此项约束能量达到最小。变形模板的灰度能量 $E_{\text{grey}}(\mathbf{r})$ 是指模板内部的图像灰度的约束能量。这一能量也是以一个常数和图像灰度的平均值差表示的。它的作用是使模板尽可能包容目标，由于目标的灰度均匀，与背景差别较大，所以当该模板内部的平均灰度最大时(设目标亮度较高)，就是模板和目标匹配时，该约束能量达到最小。变形模板的形状约束能量 $E_{\text{geometry}}(\mathbf{r})$ 是指对模板的形状及大小的约束综合加权。引入这一约束使模板在提取目标的过程中，不会因为其它因素的干扰使形状和初始人工给定的形状偏离过大。

5 模板优化算法

本文采用具有保优策略的遗传算法(GA)实现变形模板能量函数的优化搜索。这是因为遗传算法具有隐并行性和良好的全局寻优能力，优于模拟退火(SA)等单点串行搜索算法，但简单遗传算法(SGA)仍然存在算法不稳定的缺点，本文采用了精英保存措施，称为保优策略。GA算法流程如下：(1)初始化具有 N 个个体的种群 $P_0 = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ ，计算出每个个体的能量函数值和适应度；(2)通过选择、交叉、变异操作产生新的种群，并计算每个个体的能量函数值和适应度；(3)新的种群以一定比例插入到原种群，生成新一代的种群(保优策略)；(4)重复步骤(2)~(3)，直到产生满意解或最大进化代数已到，输出适应度最高的染色体作为最优解。

用遗传算法求变形模板能量函数最小值的问题，需要确定遗传算法染色体编码方式、适应度评估公式，以及收敛条件。采用二进制编码的形式，每一个参数要求的精度是小数点后4位，染色体的二进制字符串长度为各参数所占位数之和。遗传算法中的适应度是非负的，以适应度最高的作为最优解。在此需要将能量函数的极小值问题转化为求解极大值的问题。为了避免出现负能量函数值以及早期收敛等问题，Baker^[12]设计如下的适应度计算公式：个体被根据它们在种群中的排序，而不是其原始性能来确定适应度。先依个体的能量函数值，将个体按照降序排列(能量函数值小，即适应度高的个体的序号就大)，然后用变量MAX用来决定选择的压力，通常选择区间在[1.1, 2.0]，则适应度计算如下：

$$F(x_i) = 2 - \text{MAX} + 2(\text{MAX} - 1) \frac{x_i - 1}{N - 1} \quad (3)$$

式中 x_i 表示个体 i 在已排好序的种群中的位置，由此得到的

适应度具有良好的抗干扰性。

使用代间适应度的差异 ε 作为收敛条件, 同时为了保证同一代种群内个体的收敛, 加入了代内个体参数标准差 σ_0 的约束, 当满足以下条件时, 即认为进化已经停止 (F_n 表示第 n 代种群中个体的适应度的最大值), 停止迭代。

$$\frac{|F_{n-1} - F_n|}{F_n} \leq \varepsilon \& |\sigma| \leq |\sigma_0| \quad (4)$$

6 实验结果与分析

为便于比较, 本文合成了一幅包含有矩形建筑物、飞机和隐形机的人工图像 ($801 \times 504 \times 256$)。图像的背景是一幅包含飞机目标的机场遥感图像, 地面上有很多矩形建筑物的目标, 这里以矩形的黑色导弹发射架代替, 是前视图像叠加上去的, 隐形机是俯视图图像叠加上去的。在此以比较典型的地面目标说明该算法的可行性和有效性, 重点在于算法本身, 而应用中, 输入的图像可以是多样的。

6.1 模板构造

根据飞机的形状, 采用等腰三角形模板和矩形模板构造了飞机的变形模板, 如图 6 所示, 采用 7 个参数实现完全的描述, 包括等腰三角形的底边和底角, 矩形的两个边长, 坐标中心和旋转角。矩形建筑物采用 5 个参数的矩形模板。隐形机采用 5 个参数的三角形模板。在实验中将模板参数 (a, b) 变为 ($a, k_{b/a}$), 这是因为在提取目标时, 由于飞机以及矩形建筑物的长宽比例和底角都是基本固定的, 在俯视成像时不产生变化。在考虑模板形状约束能量时, 对长宽比例和底角的约束要大一些, 而对于目标的长度、位置和坐标轴倾角则不加限制。这样, 进行变形模板优化搜索时具有较大的灵活性。

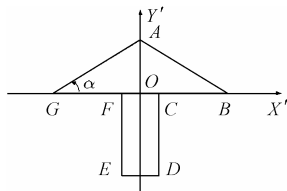


图 6 飞机模板

Fig. 6 The plane template

6.2 结果与分析

本文采用 MATLAB 的图形用户界面 (GUI) 设计实验仿真程序, 界面如图 7 所示。在进行仿真时, 可以根据不同的情况, 使图像进行旋转, 模拟从不同的航向拍摄成像。根据任务要求选择识别的目标是飞机、矩形建筑物或隐形机。需要用户给定视场中心和监视范围, 并要用到一些先验的模板知识, 需给定模板参数的取值范围。由于待识别目标的特点不同, 飞机的亮度高, 矩形建筑物和隐形机的亮度低, 所以在程序实现时, 模板的灰度能量需修改正负号, 以保证在能量函数值最小时, 达到最佳的目标匹配。遗传算法的参数如下: 种群的个体数 $N=50$, 变异概率 $P_m=0.1$, 交叉概率 $P_c=0.9$, 最大进化代数 $\text{Maxgen}=200$, 保优策略中新种群以比例



图 7 程序界面

Fig.7 The program interface

$P_r=80\%$ 替换原种群, 收敛参数 ε 为 0.03, σ_0 为 1。各个能量项的权值系数为 $w_{\text{gradient}}=0.4$, $w_{\text{grey}}=0.3$, $w_{\text{geometry}}=0.3$ 。飞机模板的长为短边 a 的 3.3 倍, 三角形底边为短边 a 的 5 倍, 底角为 25° , 矩形建筑物短边为长边 a 的 0.36 倍, 隐形机模板的底角为 51° 。在图 7 中标注了 9 个目标, 分别进行 500 次的仿真实验。目标匹配结果如表 1 所示 (I, II 分别表示矩形模板和三角形模板), 可看出变形模板实现了指定目标的快速精确匹配。

遗传算法的搜索效率与初始种群有很大关系, 所以初始种群要尽可能取得有代表性, 可以利用先验信息初始化种群, 使初始变形模板尽可能多的集中在目标附近。模板优化搜索算法的收敛性与能量函数有很大关系, 本文把能量函数的各项都取了平均值, 导致模板能量差异变小, 所以在计算个体的能量时, 采用比例法 ($\times 10$) 将个体的能量函数值拉开差

表 1 模板匹配结果

Tab.1 Results of template matching

目标	模板类型	中心坐标	倾角 (rad)	矩形边 $2a$	平均进化代数
1	II	(69.9135, -158.7177)	-2.7965	38.2780	40.16
2	I+II	(92.3101, -299.7265)	0.9638	3.9873	52.48
3	I+II	(271.2044, -352.3904)	-1.3543	3.8945	29.94
4	I+II	(360.7217, -301.6084)	-1.5377	3.9955	37.16
5	I+II	(445.2265, -218.4141)	-2.1396	3.8939	35.73
6	I+II	(537.7015, -362.6224)	0.1197	3.9979	32.78
7	I+II	(628.6319, -33.7161)	0.4424	3.8996	45.23
8	I+II	(709.8217, -213.8660)	-1.5292	3.9954	40.49
9	I	(681.6450, -280.0828)	0.7777	23.7369	43.03

距。对越出图像边界的个体采取惩罚策略,使其适应度变小,减少遗传到下一代种群中的概率。种群规模越大,所需进化代数相应越小。另外目标特征越明显,能量函数越小,模板优化搜索所需的进化代数就越少。遗传算法采用了保优策略,以目标6为例,进化代数与整个种群的最优能量值的变化关系如图8所示。可看出,由于变形模板利用了目标的先验信息,并采用人在回路技术,使得种群进化明显加快,在60代以后算法已经完全收敛。

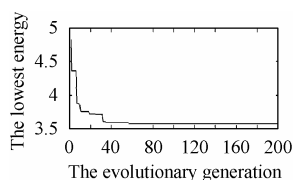


图8 进化代数与种群最佳个体能量值的变化关系

Fig.8 The relation between the generation and the lowest energy of individuals

为验证文中算法的性能,本文方法与模拟退火算法(SA)^[10],简单遗传算法(SGA)进行比较,并区分是否采用人在回路技术,随机仿真次数为500次(同样以目标6为例),算法性能比较结果如表2所示(时间为MATLAB计算时间)。可以看出,由于采用人在回路技术,即使采用模拟退火算法SA,变形模板的优化搜索也明显加快。而采用保优策略和人在回路的遗传算法(GA+Man)优于SGA和SA算法,其最优解首次达到的时间较短,搜索效率高,得到的解最好,并且平均方差也最小。所以与文献[10]相比,本文算法中,不仅变形模板的参数较少,减少了计算资源,而且采用了具有保优策略的GA和人在回路技术,算法性能有大幅度提高。

表2 GA与SA,SGA的性能比较

Tab.2 Performance evaluation of GA, SA, SGA

	GA+Man	SA+Man	GA	SGA	SA
最优解首次达时间(s)	23.31	32.13	25.01	25.36	37.14
平均优化时间(s)	24.36	35.47	27.48	34.25	41.64
模板总能量均值	3.6068	3.6075	3.6071	3.6079	3.6093
模板总能量方差	0.0093	0.0121	0.0115	0.0128	0.0164

7 结束语

本文提出的基于变形模板的多目标识别和定位技术,较好地完成了融合图像中多个典型目标的识别和定位,可以有效地应用到无人机的目标识别和定位系统。由于采用了人在回路的技术,弥补了全自动目标识别算法的不足,提高了目标识别的可靠性。根据实际应用中目标的具体形状构造了

基本模板库,定义了合适的能量函数,并利用全局优化算法即具有保优策略的遗传算法进行变形模板的优化搜索,实现目标的准确识别和定位。

基于变形模板的多目标识别和定位技术的关键在于变形模板的构造和能量函数的定义。随着应用的拓展,变形模板库可以包括各种形状的模板,到一般的四边形,甚至多边形;关于能量函数的收敛问题,不同的模板具有不同的收敛最小能量,能否建立一个统一的能量收敛框架,使模板在不同的情况下都能准确地找到目标,是下一步研究的内容;另外,采用新的多目标优化的手段克服单目标优化的缺点,如权重的未知性,是今后努力的方向。

参考文献

- [1] Fahlstrom P G, Gleason T J. Introduction to UAV Systems, second edition[M]. Columbia, Midland, USA: UAV Systems Inc., 1998.
- [2] 郁文贤, 郭桂蓉. ATR 的研究现状和发展趋势[J]. 系统工程与电子技术, 1994, (6): 25-32.
- [3] Novak L M. State-of-the-art of SAR automatic target recognition [A]. IEEE Proc. Int. Radar Conf.[C], San Antonio, TX, April 2000: 836-843.
- [4] 钟雪莲, 王长林, 周平, 张新征. SAR 图像中目标的自动检测与辨别[J]. 中国图像图形学报, 2005, 10(6): 688-697.
- [5] Bhanu B, Dudgeon D, Zelnio E, et al.. Introduction to the special issue on automatic target detection and recognition[J]. IEEE Trans. on IP, 1997, 6(1): 1-6.
- [6] Privitera C M, Stark L W. Algorithms for defining visual regions of interest: comparison with eye fixations[J]. IEEE Trans. PAMI, 2000, 22(9): 970-982.
- [7] Jain A K, Zhong Y, Lakshmanan S. Object matching using deformable templates[J]. IEEE Trans. PAMI, 1996, 18(3): 267-278.
- [8] Zhong Y, Jain A K, Dubuisson-Jolly M. Object tracking using deformable templates[J]. IEEE Trans. PAMI, 2000, 22(5): 544-549.
- [9] 毛昭军, 汪德虎. 姿态测量/激光测距的无人机目标定位模型[J]. 火力与指挥控制, 2003, 28(5): 14-17.
- [10] 刘少创, 林宗坚. 基于可变模板的航空影像中建筑物提取[J]. 武汉测绘科技大学学报, 1997, 22(1): 21-28.
- [11] 牛铁峰, 伯晓晨, 沈林成. 基于可变模板的前视目标跟踪算法[J]. 国防科技大学学报, 2003, 25(5): 80-84.
- [12] Baker J E. Adaptive selection methods for genetic algorithms[A]. Proc. ICGA [C], Hillsdale, NJ, USA, July 01, 1985: 101-111.

牛铁峰: 男, 1979年生, 博士生, 研究方向为图像处理、信息融合、自主控制。

沈林成: 男, 1965年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像处理与信息融合、任务规划与控制、机器人控制等。