

文章编号: 1001 - 2486(2003)05 - 0080 - 05

## 基于可变模板的前视目标跟踪算法\*

牛轶峰, 伯晓晨, 沈林成

(国防科学技术大学机电工程与自动化学院, 湖南长沙 410073)

**摘要:** 基于图像序列分析的图像制导极大地提高了成像武器的跟踪精度。给出了一种基于可变模板技术和遗传退火算法的图像序列目标跟踪算法。根据目标的物理特征构造出可变模板, 定义合适的能量函数, 采用遗传退火算法进行优化搜索。实验结果表明, 该算法能够精确检测并跟踪目标, 具有很快的收敛性和较高的抗噪声性。

**关键词:** 目标跟踪; 图像序列; 可变模板; 能量函数; 遗传退火算法

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A

## A Forward Looking Object Tracking Algorithm Based on Deformable Template

NIU Yi-feng, BO Xiao-chen, SHEN Lin-cheng

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** The image guidance using image sequences analysis improves the shoot accuracy of missiles greatly. In this paper, we present a new method of automatic object recognition and tracking based on deformable template and genetic annealing algorithm. After the constructing object template and defining energy function according to their features, we use genetic annealing algorithm to search for the optimal solution. Experiment results show the method can be applied to detect and track the object efficiently and accurately.

**Key words:** object tracking; image sequences; deformable template; energy function; genetic annealing algorithm

图像制导通常用于导弹等成像武器的末制导阶段, 它极大地提高了导弹的命中精度, 是精确打击系统的重要组成部分。在末制导阶段所得到的图像是前视景象, 前视景象目标识别技术与传统的下视景象匹配、识别具有完全不同的技术概念, 传统的视点和视距不变的景象匹配算法需要提取大量的图像特征, 很难在实时制导中使用。

本文基于可变模板和遗传退火算法技术给出了一种新的前视景象中建筑物的目标识别与跟踪算法。可变模板<sup>[1,2]</sup>是一种基于目标轮廓的先验知识, 综合考虑多种几何变形、光照条件等成像因素的主动目标优化搜索技术。由于大多数跟踪目标存在非刚性的特点, 而可变模板有着良好的性能和极好的弹性, 所以被广泛应用于跟踪领域。它通过对目标轮廓建立参数化描述, 将各种成像形变和制导约束定义为能量函数, 通过对能量函数的优化达到轮廓匹配的目的。使用可变模板匹配可以充分利用基准图提供的先验知识, 避免前视成像中多种畸变的影响, 最后利用改进的优化搜索算法——遗传退火算法, 实现快速的目标搜索、识别、定位和跟踪。由于它易于并行计算和硬件化实现, 在军事领域取得了广泛的应用。国外一些导弹靶场采用主动轮廓模型方法进行运动目标的快速跟踪, 取得了非常好的效果。

### 1 基于可变模板的图像制导

所谓图像制导, 就是在成像武器(如导弹)上安装光电传感器, 把飞行过程中所捕获到的图像转化成电信号输入信息处理机, 经过对图像序列的实时分析, 使用模板匹配从复杂背景中捕获出目标, 从而确定拟攻击的目标在图像中的位置, 再根据自己的定位系统计算出目标的地理方位, 由控制系统调整弹

\* 收稿日期: 2003 - 03 - 03

作者简介: 牛轶峰(1979—), 男, 博士生。

体的飞行姿态和运动方向,保证目标处于导弹的瞄准点。通过不断地调整姿态,实现了对目标的跟踪,保持对目标的瞄准状态,控制导弹向目标飞去,最终命中目标。

目标跟踪的流程见图 1。首先进行预处理,包括确定要攻击目标,分析目标的几何和成像特征,构造合适的可变模板,定义正确的能量函数。然后输入图像序列,在第一帧的图像上用遗传退火算法搜索目标,然后根据实际情况定位目标,弹体进行姿态调整,这样循环直至命中目标。



图 1 基于可变模板的目标跟踪的算法流程

Fig.1 The flowchart of the tracking algorithm

## 2 可变模板的构造

在前视景象传感器摄取的实时图中,对于不同的任务和目标来说,其对应的模板具有不同的形状。规则的目标有规则的形状模板,而不规则的目标可以用多边形等不规则的形状甚至是蛇模型来构造模板。常见的规则形状有三角形、圆形、四边形等,这些形状都可以根据其特点建立描述。本文选择对前视图像中的建筑物进行识别与跟踪。建筑物不但有房顶,也有侧面,但从远处看来,其外形还是可近似用一个平行四边形包络。为方便起见,建立平行四边形模板。

以平行四边形的中心为坐标原点,长边向右为  $X'$  轴正向,从而建立模板坐标系  $X'O'Y'$ 。假设矩形的一个边长是  $2a$ ,另一个边长是  $2b$ ,且与  $X'$  轴正向的夹角为  $\alpha$ ,则这个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就可以完全确定,如图 2 所示。

其顶点  $A, B, C, D$  的坐标分别为  $(a + b\cos\alpha, b\sin\alpha)$ 、 $(a - b\cos\alpha, -b\sin\alpha)$ 、 $(-a - b\cos\alpha, -b\sin\alpha)$ 、 $(-a + b\cos\alpha, b\sin\alpha)$ 。

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,横向向右为  $X$  轴正向,纵向向上为  $Y$  轴正向。下面讨论模板坐标系和图像坐标系的关系。假设模板坐标系坐标原点在图像坐标系的坐标为  $(x_c, y_c)$ ,其  $X'$  轴和  $X$  轴的夹角为  $\theta$ ,以逆时针为正。如图 3 所示。

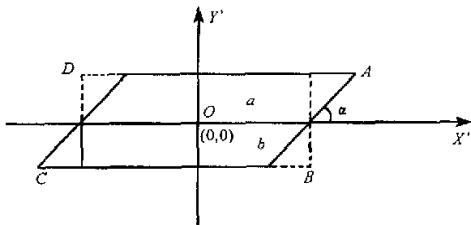


图 2 平行四边形的建筑物模型

Fig.2 The model of buildings

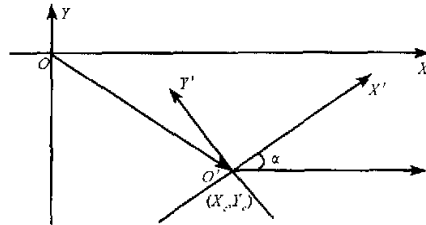


图 3 模板坐标系和图像坐标系的关系

Fig.3 The relationship of the two coordinates

假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  $(x, y)$ 。由坐标转换得

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

于是由(1)式即可得到四个顶点在图像坐标系中的坐标和四条边的相应的方程。

这样,对于平行四边形建筑物的可变模板实现可以用六个彼此独立的参数实现完全的描述。即参数向量  $\mathbf{r} = (x_c, y_c, \theta, a, b, \alpha)^T$  完全刻画了所要描述的矩形。

## 3 能量函数的定义

根据描述模板形状的参数向量,设计出一个综合的能量函数。这个能量函数的构造不但要考虑图像

的形变、光照等物理特征,而且要考虑目标几何形状的先验知识。如果能量函数不能反映实际问题的实质,那么任何优化算法都不能够保证得到好的结果。所以能量函数的设计是一个关键的技术。

考虑到应用的目标,可变模板的总能量可以用图像梯度、图像灰度和目标形状的几何约束三项能量综合加权平均得出。假设此矩形模板的参数向量表示为  $\mathbf{r}$ ,则总能量为:

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

其中,  $E_{\text{total}}(\mathbf{r})$  表示可变模板的总能量,  $E_{\text{gradient}}(\mathbf{r})$  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,  $w_{\text{gradient}}$ 、 $w_{\text{grey}}$ 、 $w_{\text{geometry}}$  分别表示三项能量的权值,要根据各自的重要程度分配合适的权值,它们的和为 1。

图像梯度能量是指模板轮廓线上的图像梯度的约束能量。这一能量是以常数和图像梯度的平均值的差的形式表示的,它的作用就是使模板轮廓线接近目标的边缘。当模板的图像梯度的均值最大,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。

$$E_{\text{gradient}}(\mathbf{r}) = \sqrt{2} - \frac{k_{\text{gradient}}}{l_N} \oint_L \text{Gradient}(x, y) ds \quad (3)$$

这里  $\text{Gradient}(x, y)$  表示由参数向量  $\mathbf{r}$  表示的模板的外部轮廓线上点  $(x, y)$  的梯度。本文采用的是 Roberts 梯度。  $ds$  表示弧长的微分,  $L$  表示模板的外部轮廓线,  $l_N$  表示模板的外部轮廓线的长度,即模板的外部轮廓线的离散点的个数。  $k_{\text{gradient}}$  是一个对图像梯度进行归一化的常数,常取为  $1/255$ 。

图像灰度能量是指模板内部的图像灰度的约束能量。这一能量也是以常数和图像灰度的平均值的差的形式表示的。它的目的是使模板尽可能包容目标,由于目标的灰度值比较大,所以当该模板内部平均灰度最大时,就是模板和目标匹配时该约束能量达到最小。

$$E_{\text{grey}}(\mathbf{r}) = 1 - \frac{k_{\text{grey}}}{S_N} \iint_S \text{Grey}(x, y) ds \quad (4)$$

这里  $\text{Grey}(x, y)$  表示由参数向量  $\mathbf{r}$  表示的模板内部的点  $(x, y)$  的灰度。  $ds$  表示小面积微分,  $S$  表示模板的内部封闭区域,  $S_N$  表示模板的内部封闭区域的面积。  $k_{\text{grey}}$  是一个对图像灰度进行归一化的常数,通常也取为  $1/255$ 。

目标形状的几何约束能量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。

$$E_{\text{geometry}}(\mathbf{r}) = v_1 \left| \frac{a - a_0}{a_0} \right| + v_2 \left| \frac{b - b_0}{b_0} \right| + v_3 \left| \frac{\alpha - \alpha_0}{\alpha_0} \right| \quad (5)$$

$(a, b, \alpha)$  为表示模板的参数,  $(a_0, b_0, \alpha_0)$  为表示初始模板的参数。对于确定的目标来说,它在图像上对应的参数  $a_0, b_0, \alpha_0$  都是相对稳定的,可以由先验信息知道,对于图像序列而言,它们帧间的变化不会太大。在此使各项都归一化,采用相对的偏差值。  $v_1, v_2, v_3$  表示各项的权值,其和为 1。

#### 4 基于遗传退火算法的优化搜索

近年来,遗传算法(GA)和模拟退火(SA)等概率性全局优化算法得到了广泛关注与应用,但实际应用时常出现 GA 早熟收敛和 SA 搜索冗长的现象。而将两者结合,SA 的可控制收敛性避免出现早熟现象,GA 并行化的抽样过程可提高算法的优化时间性能。因此本文采用遗传退火算法进行可变模板优化问题的求解。

遗传退火的算法流程如下:

- (1) 随机产生初始群体,计算初始温度。
- (2) 评价种群中每个个体的适应度。
- (3) 重复以下步骤,直至满足收敛准则:

1) 从种群中随机选取两个个体  $x_j, x_k$ ,以交叉概率  $P_c$  进行交叉操作,产生新的个体  $x'_j, x'_k$ ,并计算其适应度  $f(x'_j), f(x'_k)$ 。如果  $\min\{1, \exp(-(f(x'_j) - f(x_j))/T)\} > \text{random}[0, 1]$ ,则接收  $x'_j$  为新个体;

如果  $\min\{1, \exp(-(f(x'_k) - f(x_k))/T)\} > \text{random}[0,1]$ , 则接收  $x'_k$  为新个体(此即 Metropolis 规则),  $\text{random}$  为  $[0,1]$  区间上的随机数;

2) 对种群中的每个个体  $x_j$  按变异概率  $P_m$  进行变异操作, 产生新的个体  $x'_j$ , 同样以 Metropolis 规则决定是否接受  $x'_j$ ;

3) 按降温表更新温度参数  $T = \alpha T$ , 这里  $0 < \alpha < 1$ 。

(4) 输出结果。

针对可变模板的能量最小化问题, 本文对模板的参数采用二进制编码, 适应度采用 Baker<sup>[3]</sup> 设计的适应度。个体根据它们在种群中的排列而不是原始的性能指派适应度。先把个体  $i$  按目标函数值  $f(x_i)$  用降序排列,  $x_i$  表示个体  $i$  在已排好序的种群中的位置。然后用变量  $MAX$  来决定选择的压力, 通常选择区间在  $[1.1, 2.0]$ 。计算公式如下:

$$F(x_i) = 2 - MAX + 2(MAX - 1) \frac{x_i - 1}{n - 1} \quad (6)$$

当连续几代种群的平均适应度差异小于某一极小的阈值, 就说明算法已经收敛。

## 5 目标跟踪的仿真实验

本文采用由相机运动所拍摄的可见光图像 ( $256 \times 256$ ), 验证可变模板的目标识别与跟踪能力。目标为近似的矩形, 模板相对简单, 只使用了 5 个可变参数。使用遗传退火算法时, 由于没有目标的位置信息, 无法知道目标在图像中的初始位置。可变模板的搜索范围很大, 包括整个图像平面, 优化搜索的时间可能长一点。在第一帧图像上面找到目标以后, 后续的搜索就以此为基础, 可变模板的参数以前一帧图像得到的参数为范围, 可很快找到目标。

每代种群的规模为 50, 交叉率为 0.9, 变异率为 0.1, 代沟为 1, 初始温度为  $50^\circ\text{C}$ ,  $\alpha = 0.9$ , 最大的繁衍代数为 100 代, 最终新产生的一代个体按适应度以 0.8 的比例插入到种群中。其权值的确定如下:  $w_{\text{gradient}} = 0.5$ ,  $w_{\text{grey}} = 0.35$ ,  $w_{\text{geometry}} = 0.15$ ,  $v_1 = 0.5$ ,  $v_2 = 0.5$ 。下一帧模板的中心在前一个中心周围的 10 个像素, 角度为左右  $5^\circ$  范围, 边长为上下 3 个像素的范围。

表 1 模板匹配的参数列表

Tab. 1 The list of template parameters

	迭代次数	收敛能量	$x_c$	$y_c$	$\theta$	$a$	$b$
6.3.01.tiff	63	6.2282	146.4331	-169.4417	-0.0221	8.9840	3.9847
6.3.02.tiff	19	5.7557	145.8206	-172.8155	0.0069	8.3644	3.5411
6.3.03.tiff	39	5.4115	141.4390	-175.8003	-0.0107	8.1741	3.4132
6.3.04.tiff	13	5.7637	136.8361	-181.5943	-0.0125	8.4804	3.5922
6.3.05.tiff	48	5.4197	132.1731	-186.7629	-0.0149	8.7364	3.4430
6.3.06.tiff	40	5.7032	130.6950	-192.9382	-0.0006	9.3950	3.4793
6.3.07.tiff	16	5.9934	131.0992	-200.6352	0.0213	8.9787	3.4120
6.3.08.tiff	17	6.0368	125.1538	-206.3381	-0.0197	9.1399	3.9362
6.3.09.tiff	17	6.2112	121.5801	-207.9896	-0.0555	9.3258	3.7640

由表 1 可以看出对第一帧图像搜索的迭代次数比较多, 为 63 次, 后面迭代次数就很小了, 平均次数为 25.8。中心坐标偏移不超过 6 个像素, 前后的倾斜角度差异不超过  $2.5^\circ$ , 边长差异不超过 2 个像素。原来设定的范围满足要求。由图 4 可以看出模板匹配的结果具有很高的精确度, 并且试验对图像的要求不高, 这是由于模板的能量函数平滑了噪声。

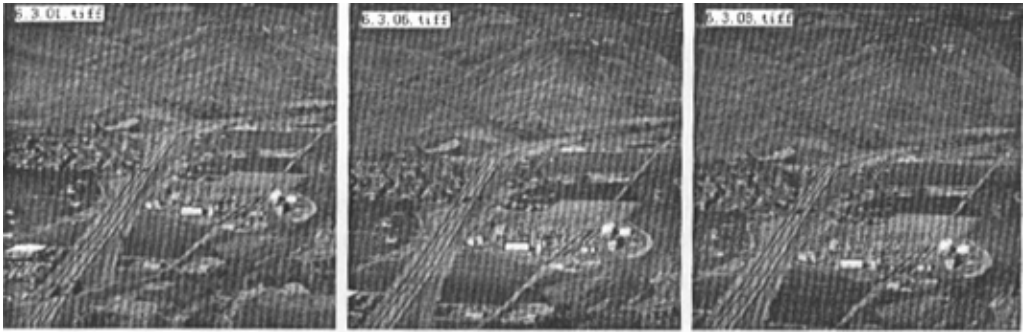


图4 模板匹配的结果  
Fig.4 Results of template matching

## 6 结束语

基于可变模板和遗传退火算法的目标跟踪算法实现了目标的检测、识别、定位和跟踪等问题。仿真结果表明,竞争生存和多操作变异对于提高 GA 的收敛速度有明显效果,改进 GA 能够在较小的迭代次数内获得更优越的计算结果,同时对初值的鲁棒性也有所提高,可以满足实时跟踪和精确打击的要求。如果结合其它传感器的距离信息,可以对运动的目标进行精确的定位,采用一定的滤波算法,就可以进行轨迹的预测,从而成功地对运动目标进行跟踪。

基于可变模板和遗传退火算法的目标跟踪算法的关键就是构造准确的可变模板,定义合适的能量函数,同时对遗传退火算法的参数做适当选择。

在实际中,面对各种各样的形状,需要建立相应的模板。图像中如果出现多个目标时,可以考虑使用竞争性的协进化方法,用多个种群来搜索目标。

## 参考文献:

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988: 321 ~ 331.
- [2] Zhong Y, Jain A K, Dubuisson-Jolly M. Object Tracking Using Deformable Templates[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(5): 544 ~ 549.
- [3] Baker J E. Adaptive Selection Methods for Genetic Algorithms[C]. Proc. ICGA 1, 1985: 101 ~ 111.
- [4] 王凌,郑大钟. 一种 GASA 混合优化策略[J]. 控制理论与应用, 2001, 8(4): 552 ~ 554.
- [5] 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.



