

基于图像中心矩和特征向量的目标识别方法

王 琪^{1,2}, 万中南¹, 韩俊伟²

(1. 中国兵器工业集团中兵光电科技股份有限公司, 北京 100176;

2. 哈尔滨工业大学机电学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:单独使用中心矩进行目标识别, 不仅算法耗时, 而且效果也不理想。针对这个问题, 提出了一种基于图像中心矩和特征向量相结合的目标识别方法, 该方法具备了中心矩和可见光图像特征量各自的优点, 降低了特征空间维数。通过引入匹配模板特征向量之间的欧式距离, 进一步降低了算法的复杂度, 提高了系统识别的速度, 算例仿真验证了本方法的有效性和实时性。

关键词:特征提取; 特征向量; 欧式距离; 模板匹配

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Novel method of target recognition based on changeless rules and image feature vector

WANG Qi^{1,2}, WAN Zhong-nan¹, HAN Jun-wei²

(1. CNGC China North Optical-electrical Technology Co., LTD, Beijing 100176, China;

2. School of Mecha-tronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: An algorithm of target recognition using central changeless rules is not only time-consuming but also ineffective sometime. According to this problem, firstly a method of target recognition based on changeless rules and feature vectors is presented, this method has the advantages of both of them, so the characteristic special dimensions are reduced. Secondly the Euclidean distance among the feature vectors of matching templates is introduced, hence the algorithm complexity is decreased further, meanwhile the recognition velocity is increased. Finally the simulation proves that this method is effectual and efficient.

Key words: feature extraction; feature vector; euclidean distance; template matching

1 引言

在精确制导武器的导引系统中, 目标特征提取是为了获取一组少而精的分类特征。在特征提取时, 如果把所有特征都提取出来不加筛选, 全部用于目标识别, 不仅会增加计算时间, 而且识别效果也未必理想。特征筛选的目的就是在尽量保留识别信息的前提下, 减少用于识别的特征数目, 从而降低特征空间维数, 以提高识别效率, 达到更好的识别效果。如果单独采用目标图像的七阶中心矩作为特征进行识别, 需要对整幅图像进行匹配^[1], 尤其高阶矩计算量很大, 不适于实时目标识别。根据可见光图像

的特点, 提出一种新的目标识别方法, 采用目标的前3阶中心矩和4个成像特征量相结合作为特征向量进行匹配识别。

2 目标特征向量的选取

设数字图像为 $f(x, y)$, 其中心矩的阶数越高, 所反映的边缘越细致, 同时对噪声越敏感, 并且计算量越大, 故选用计算量较小的一阶、二阶和三阶中心

基金项目: 装备预先研究项目(No. 102080301)资助。

作者简介: 王 琪(1975-)男, 博士后, 研究方向为导航及制导与控制。E-mail: wangqi_huaguang@126.com

收稿日期: 2009-01-20

矩 Φ_1, Φ_2 和 Φ_3 , 计算公式如下所示^[2]:

$$\Phi_1 = \frac{m_{02} - \bar{y}m_{01}}{m_{00}^2} + \frac{m_{20} - \bar{x}m_{10}}{m_{00}^2} \quad (1)$$

$$\Phi_2 = \left(\frac{m_{02} + \bar{x}m_{10} - m_{20} - \bar{y}m_{01}}{m_{00}^2} \right)^2 + \frac{4m_{11} - 4\bar{x}m_{01}}{m_{00}^2} \quad (2)$$

$$\Phi_3 = \left(\frac{m_{30} + 3\bar{y}m_{01} - 3m_{12} - \bar{x}m_{10}}{m_{00}^2} \right)^2 + \left(\frac{3m_{21} + \bar{y}m_{01} - m_{03} - 3\bar{x}m_{10}}{m_{00}^2} \right)^2 \quad (3)$$

其中, $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$.

目标长宽比表示目标最小外接矩形的长宽之比, 该特征量反映了目标的几何形状。如果目标最小外接矩形的长度为 a , 宽度为 b , 其计算公式为:

$$\Phi_4 = a/b \quad (4)$$

目标紧凑度表示目标区域包含的像素个数与包围目标最小外接矩形内的像素个数的比值^[3]。可以认为目标包含的像素个数等于目标的区域面积 S_{area} , 目标最小外接矩形内的像素个数等于目标最小外接矩形的面积 R_{area} , 其计算公式为:

$$\Phi_5 = S_{\text{area}}/R_{\text{area}} \quad (5)$$

目标饱满度表示目标边缘的像素个数与目标最小外接矩形周长的比值。可以认为目标边缘的像素个数等于目标边缘曲线的周长 L , 目标最小外接矩形周长为 $2(a+b)$, 其计算公式为:

$$\Phi_6 = L/2(a+b) \quad (6)$$

目标复杂度表示目标边缘的像素个数与整个目标区域所含的像素个数的比值^[4]。目标边缘像素个数为 L , 可以认为整个目标包含的像素个数等于目标区域的面积 S_{area} , 其计算公式为:

$$\Phi_7 = L/S_{\text{area}} \quad (7)$$

综上所述, 这五个可见光成像特征量可以对目标图像有一个比较全面的描述。特征量 $\Phi_4, \Phi_5, \Phi_6, \Phi_7$ 结合中心矩 Φ_1, Φ_2 和 Φ_3 , 目标的特征向量为:

$$V = (\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \Phi_4, \Phi_5, \Phi_6, \Phi_7)^T \quad (8)$$

此特征向量 V 具备了中心矩和可见光特征量各自的优点, 可以作为图像匹配识别的依据。

3 算法描述

3.1 目标识别算法

在进行目标识别前需要先建立目标的模板图像的特征数据库, 选取所要识别目标的各个方位的可见光图像, 对其进行预处理和二值化, 将目标从背景

中分割出来, 根据式(8)获得各个模板图像的特征向量, 建立特征向量的数据库^[5]。

在识别时, 对待识别的目标图像经过预处理后, 首先计算待识别目标的特征向量, 然后逐一计算待识别目标的特征向量与各个模板图像的特征向量之间的欧氏距离^[6]:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^7 (\Phi_{i1} - \Phi_i)^2} \quad (9)$$

通过大量的实验数据, 确定目标判定阈值 T , 如果 $d \geq T$, 则两者不属于同一类型的图像区域, 继续进行匹配, 如果 $d < T$, 则属于同一类型的图像区域。如果匹配完所有的模板图像, 均不满足阈值条件, 则待识别目标不是所要寻找的目标, 导引系统将处于搜索状态。

3.2 算法的加速

从以上步骤可以看出, 当目标的模板图像较多时, 需要作多次的减法、平方、累加、开方运算, 计算量较大, 对目标识别速度有一定的影响。所以需要进行算法加速处理。

以 8 幅图像为模板, 加速算法步骤如下:

第一步, 分别计算各模板图像对应的特征向量 $V_1, V_2, V_3, V_4, V_5, V_6, V_7, V_8$;

第二步, 计算上述 8 个特征向量相互之间的欧氏距离 $d_{i,j}, i, j = 1, 2, \dots, 8$, 以常数形式存储下来;

第三步, 计算待识别目标图像的特征向量 V_0 , 然后计算 V_0 与 V_1 的欧氏距离, 记为 $d_{\eta-1}$, 判断其是否满足阈值条件, 如果满足, 则该目标为所要寻找的目标, 如果不满足, 进行第四步;

第四步, 计算下列差值:

$$\begin{cases} \Delta_1 = d_{\eta-1} - d_{11} & \Delta_2 = d_{\eta-1} - d_{12} \\ \Delta_3 = d_{\eta-1} - d_{13} & \Delta_4 = d_{\eta-1} - d_{14} \\ \Delta_5 = d_{\eta-1} - d_{15} & \Delta_6 = d_{\eta-1} - d_{16} \\ \Delta_7 = d_{\eta-1} - d_{17} & \Delta_8 = d_{\eta-1} - d_{18} \end{cases} \quad (10)$$

从中选出绝对值最小的一个, 记为 Δ_i , 同时记录其对应的位置 i ;

第五步, 计算 V_0 与 i 第幅模板图像的特征向量 V_i 之间的欧式距离 $d_{0,i}$, 若 $d_{0,i}$ 大于阈值 T (取 $T=0.05$), 则认为是所要寻找的目标, 算法结束; 否则, 将 V_i 加以标记, 在下次计算时, 排除该模板, 不再与其进行匹配, 然后重复第四步。当被检测图像与 8 个模板图像循环匹配完毕以后, 仍然无法满足阈值的 T 要求, 则认为该被检测图像不是所要寻找的目标图像, 算法结束。

4 算例分析

4.1 算例仿真

用 Sobel 边缘检测算子得到目标边缘,由于边缘存在一些离散点,需要对其进行边缘闭合处理;得到闭合的边界之后,再对边界内部进行填充,可以得到目标的二值图像^[7]。以某型号坦克为识别目标进行仿真,首先提取其 8 个不同姿态的模板,分别包括模板分割结果、边缘检测结果和模板的二值化图像,如图 1 所示。

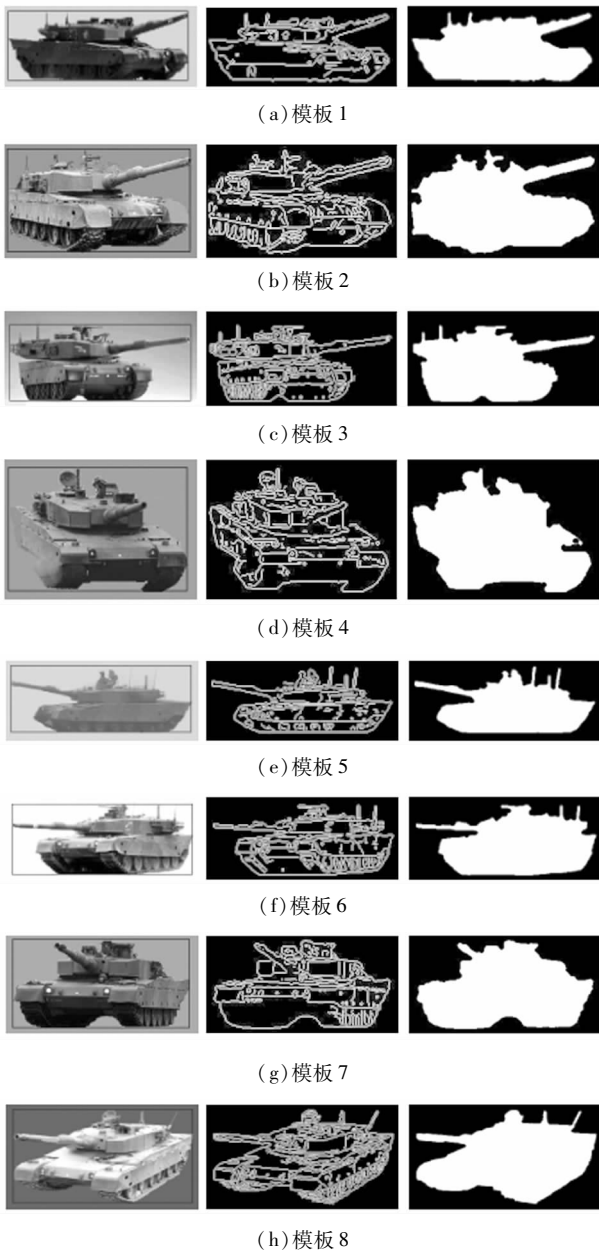


图 1 某型号坦克 8 个不同姿态的模板

以上 8 个模板的七维特征向量 $V = (\Phi_1, \Phi_2, \Phi_3, \Phi_4, \Phi_5, \Phi_6, \Phi_7)^T$ 如表 1 所示。各个模板之间的欧氏距离如表 2 所示。

表 1 各个模板所对应的特征向量

特征向量	Φ_1	Φ_2	Φ_3	Φ_4	Φ_5	Φ_6	Φ_7
V_1	0.2656	0.0391	0.0266	2.6701	0.6846	1.2245	0.0507
V_2	0.2197	0.0162	0.0128	1.8067	0.6490	1.3155	0.0530
V_3	0.2316	0.0210	0.0539	2.5504	0.5906	1.2574	0.0460
V_4	0.1903	0.0075	0.0467	1.4601	0.6140	1.1264	0.0380
V_5	0.2673	0.0383	0.0355	2.7411	0.5393	1.2957	0.0586
V_6	0.2329	0.0251	0.0341	2.4917	0.6260	1.2585	0.0470
V_7	0.2052	0.0121	0.0616	1.8385	0.6708	1.0237	0.0362
V_8	0.2081	0.0130	0.0424	1.6231	0.5987	1.1757	0.0319

表 2 各个模板之间的欧氏距离

欧氏距离	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_7	V_8
V_1	0	0.8705	0.1628	1.2190	0.1771	0.1943	0.8590	1.0538
V_2	0.8705	0	0.7495	0.3993	0.9428	0.6883	0.2992	0.2393
V_3	0.1628	0.7495	0	1.0993	0.2062	0.0715	0.7542	0.9314
V_4	1.2190	0.3993	1.0993	0	1.2972	1.0412	0.3968	0.1722
V_5	0.1771	0.9428	0.2062	1.2972	0	0.2649	0.9548	1.1282
V_6	0.1943	0.6883	0.0715	1.0412	0.2694	0	0.6969	0.8736
V_7	0.8590	0.2992	0.7542	0.3968	0.9548	0.6969	0	0.2740
V_8	1.0538	0.2393	0.9314	0.1722	1.1282	0.8736	0.2740	0

两种待识别坦克的图像如图 2 所示。经过匹配计算,目标 A 和目标 B 与模板 6 的欧氏距离分别为 0.2041 和 0.6089,则计算它与表 2 中 V_6 对应各个值之间差的绝对值,如表 3 所示。

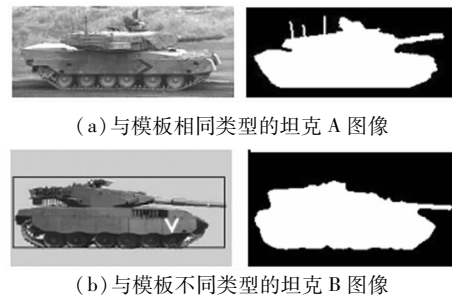


图 2 两种待识别坦克的图像

表 3 对应差的绝对值

	模板 1	模板 2	模板 3	模板 4	模板 5	模板 6	模板 7	模板 8
目标 A	0.0098	0.4842	0.1326	0.8371	0.0653	0.2041	0.4928	0.6695
目标 B	0.4146	0.0794	0.5374	0.4323	0.33953	0.6089	0.0880	0.2647

从表 3 可知,只有目标 A 与模板一之间差的绝对值 0.0098 为表中的最小值,且小于设定的阈值 0.05,由此可以判定待识别的目标 A 为所要检测的目标,且其姿态与模板 1 相似。

使用 P4 2.8 GHz CPU,512 M 内存的 PC 机,

Matlab 编程,在目标识别算法消耗时间方面,七阶中心矩算法需要运行 283.32 s,普通算法需要运行 19.07 s,而加速算法仅需要运行 5.59 s。

4.2 结果分析

从上述实验结果可知,如果使用普通算法,需要计算 9 次欧氏距离才能找到与之相似的模板,并且计算欧氏距离需要进行多次减法、平方、累加和开方运算,而采用加速算法,各个模板之间的欧氏距离可以预先算出,在识别过程中不占用处理时间,识别过程只需要计算 2 次欧氏距离和 9 次减法即可完成,这样使得计算量大大降低,计算时间降低了一个数量级。对于最差的情况,假设模板个数为 n ,加速算法需要循环计算 n 次,在这种情况下加速算法失去优势,但是这种情况并非经常出现,所以加速算法在模板较多的情况下,可以有效降低算法的复杂度,提高系统的实时识别能力。

5 结论

本文提出的基于中心矩和图像特征向量相结合的目标识别方法,具备了中心矩和可见光图像特征量各自的优点,减少了用于识别的特征数目,降低了特征空间维数,通过引入匹配模板特征向量之间的欧式距离,进一步降低了算法的复杂度,提高了系统识别的速度,这种目标识别方法在景象匹配末制导

中具有很好的应用前景。

参考文献:

- [1] 张伟,吴刚,侯晴宇,等.基于不变矩特征匹配的目标定位方法的实现[J].光学技术,2001,31(3):441-444.
- [2] 潘泉,程咏梅,杜亚娟.离散不变矩算法及其在目标识别中的应用[J].电子与信息学报,2001,23(1):30-36.
- [3] 沈洁,杜宇人,高浩军.图像边缘检测技术研究[J].信息技术,2005,12(2):92-95.
- [4] 江和平,陈洪光,李飏.基于对应像素距离度量的图像匹配跟踪算法[J].弹道学报,2005,9(17):40-47.
- [5] 牛刚,梁伟.基于特征像素统计的图像相关匹配算法[J].微计算机信息,2005,21(11):103-104.
- [6] Kim, Daehee, Maik, et al. Active shape model-based object tracking in panoramic video[J]. Computational Science-ICCS 2006: 6th International Conference, 2006: 922-929.
- [7] Copsey K D. Automatic target recognition using both measurements from identity sensors and motion information from tracking sensors[C]//The International Society for Optical Engineering, Automatic Target Recognition XV, SPIE, 2005, 5807: 273-283.