

基于改进 Adaboost 集成学习的空间目标识别^①

李 垒¹, 任越美^{1,2}

¹(河南工业职业技术学院 计算机工程系, 南阳 473000)

²(西北工业大学 计算机学院, 西安 710129)

摘 要: 针对空间目标的不合作性特点以及 Adaboost 集成学习算法的过拟合问题, 提出了一种基于组合特征和改进 Adaboost 的空间目标图像识别算法. 将空间目标图像的几何特征和变换特征进行融合, 从不同的方面更精确地描述目标信息, 并对 Adaboost 算法进行改进, 根据样本在权重上的分布情况, 在训练时进行分段更新权重, 从而缓解分类器的过拟合现象, 提高目标识别的稳定性. 通过仿真实验证明, 与传统的 Adaboost 算法相比, 本文算法在空间目标图像识别中取得了更好的效果.

关键词: 空间目标识别; Adaboost 算法; 集成学习; 小波变换

Space Target Recognition Method Based on Improved Adaboost Algorithm

LI Lei¹, REN Yue-Mei^{1,2}

¹(Department of Computer Engineering, Henan Polytechnic Institute, Nanyang 473000, China)

²(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: Due to the non-cooperative character of space target and the overfitting of adaboost algorithm under high noises, an space target recognition method based on combined features and improved adaboost is proposed. The combined features which consist of the geometric features and transform features are extracted to describe target information precisely from different aspects. Furthermore, an improved adaboost algorithm is presented, which adopts a new weights updating method piecewisely in the light of the weights distribution of samples. Thus the proposed method can avoid the overfitting problem and improve the robustness of classification. Experiments on space target images showed that the proposed method has better classification capability and obtains higher classification accuracy.

Key words: space target recognition; Adaboost algorithm; ensemble learning; wavelet transform

随着各国航天能力的发展, 世界各国对空间资源的关注和依赖程度日益提高, 对空间目标监视与识别的研究也日趋重视^[1]. 空间对抗的实质是探测与反探测、识别与反识别的技术较量^[2]. 空间目标识别是空间目标监视与识别的基础和关键部分, 对维护国家及人民安全和促进航天事业的发展都具有重要的意义.

近年来, 也有不少学者开展了对空间目标识别的研究. 马君国等^[3]提出基于二维小波变换的空间目标识别算法, 首先对空间目标图像进行二维小波变换, 然后从近似分量和细节分量中提取奇异值特征, 最后应用径向基函数(RBF)神经网络进行分类识别. Zhang^[4]

提取了空间目标图像的几何不变矩、仿射不变矩以及灰度变换矩作为图像特征, 并利用模糊神经网络进行识别. Cao 等^[5]计算了图像的超复数不变特征, 并利用仿生模式识别方法进行空间目标识别, 达到了比较好的识别效果. Ren 等^[6]提出了一种基于压缩感知的空间目标识别方法, 该方法不需要复杂的图像预处理以及特征提取过程, 根据训练样本构造稀疏表示字典, 通过求解最优化问题进行分类与识别, 但识别效果易受稀疏表示字典的制约.

尽管空间目标识别技术已取得了一些成果, 但识别过程中还存在很多困难. 由于同一个目标的可见光

① 基金项目:国家自然科学基金(61231016, No.61301192);河南省科技攻关计划项目(142102210557)

收稿时间:2014-12-19;收到修改稿时间:2015-02-09

图像会因目标探测器方位的不同而产生平移、旋转或尺度的外形变化,而且,空间目标图像具有对比度低、噪声干扰大、边缘模糊等特点,给空间目标特征提取带来困难.由于探测器探测方法的不确定性,以及目标自身的姿态变化特性,使空间目标图像识别更加复杂,只用一个简单的分类器对给定的目标进行分类识别,往往很难达到预期效果.

考虑到空间目标的易受姿态、位置以及外界光照条件的影响,提出了小波矩与几何特征结合的特征提取方法,从不同角度对目标进行更精确的描述,去除目标图像数据中与分类无关的冗余信息,并尽可能多的保留目标的可辨识信息以利于识别.针对目标识别,提出了一种改进的 Adaboost 集成学习算法,根据样本在权重上的分布情况,在训练过程中对其进行分段更新权重,进而缓解在 Adaboost 算法的过拟合现象,提高目标识别的稳定性.

1 组合特征提取

1.1 几何特征提取

由于受传感器、天气等状况的影响,获得的空间目标图像几何轮廓比较模糊,且空间目标通常处理运动状态,所获得的目标区域大小也在不断变化着,因此,需要选择对目标方向和大小变化较鲁棒的几何特征.文中选择复杂度^[7]、长宽比^[8]以及图像信息熵作为几何特征来描述空间目标信息.

复杂度为目标边界上的像素个数与构成目标的所有像素个数之比,即 $F_1 = P/A$.其中, A 为目标区域内的像素个数,对图像进行分割可获得; P 为目标边缘的像素个数,对原图像进行边缘检测可得到.

长宽比是目标最小外接矩形的长度和宽度比值,反映了目标的几何形状.设目标区域最小外接矩形的左上和右下顶点坐标分别为 $(Top, Left)$ 和 $(Bottom, Right)$, 则长宽比可表示为:

$$F_2 = (Right - left) / (Top - Bottom) \quad (1)$$

图像的信息熵是由于图像中的灰度分布不同,而呈现的局部特征的量化表示,其计算公式如下:

$$F_3 = \{p_1, p_2, \dots, p_L\} = -\sum_{i=1}^L p_i \log_2 p_i \quad (2)$$

其中, p_i 为图像灰度值.

1.2 小波矩特征提取

矩特征实际上反映了物体灰度相对于质心的统计

分布情况,在表征不变量方面,不变矩理论从一维到多维都比较成熟^[9,10].小波矩特征提取是基于小波变换的不变矩特征提取方法,该方法融合了图像在小波域的能量特征和反映图像在整个空间统计特性的矩特征,利用该特征可以稳定可靠地识别形状有差异或纹理有差异的空间目标.提取过程如下:

- 1) 对要识别的目标图像进行归一化处理.
- 2) 对图像进行多尺度小波分解.
- 3) 对各低频子图像计算不变矩,七个不变矩中的前两个不变矩公式为:

$$\varphi_4 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (3)$$

$$\varphi_5 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11} \quad (4)$$

- 4) 由各低频子图像的不变矩构成特征矢量.该特征量可以较好地描述图像的特征信息,具有平移不变性、旋转不变性及缩放不变性.

几何特征和小波矩特征从不同的方面描述了目标信息,将两种特征融合在一起构成一个特征向量.该特征向量能更好更全面地表征目标,更加有利于后面的目标识别.

$$F = (F_1, F_2, F_3, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_7) \quad (5)$$

2 基于改进Adaboost的空间目标识别

AdaBoost 集成学习技术^[11,12]是通过改变训练样本集上的权重分布来生成新分类器的,新的训练样本集上的权重分布是由前一个分类器在学习过程中对训练集中样本的识别情况而定的.通过增加被错分数据样本的权重,同时相对减小正确分类样本的权重,使下一轮分类器训练时使错分的样本得到正确划分.经过若干次迭代训练后生成不同的分类器,再用加权组合方式得到最终假设.

2.1 改进的 Adaboost 算法

在低噪声影响下, Adaboost 算法能达到比较好的识别效果,但当识别特征所受到的噪声比较明显时, AdaBoost 算法会过度重视某些目标类而轻视其他若干目标类,从而导致最终预测规则在测试集上的错分率急剧增加,出现过拟合现象.

由于空间目标图像成像的特性,虽然采用了鲁棒的特征提取方法,也难免在最终的特征描述中包含较多的噪声,因此,提出一种改进的 AdaBoost 算法,该算法根据样本在权重上的分布情况来调整权重分布,

从而缓解过拟合现象. 具体步骤如下:

a) 第 r 轮训练后, 得到一组权重记为 $w_r(x_i, y_i)$, 其满足的条件为:

$$\sum_{i=1}^M w_r(x_i, y_i) = 1 \quad (6)$$

b) 设 $w_r(x_i, y_i)$ 的最大值和最小值分别为 Max , Min , 则有:

$$Max = \max(w_r(x_i, y_i)) \quad (7)$$

$$Min = \min(w_r(x_i, y_i)) \quad (8)$$

c) 将 Min 和 Max 之间的权值平均分成 K 段, 每一段记为 $U_j, j=1, \dots, K$.

d) 记录落在每段内的样本数目 u_j , 并计算 u_j 占整个样本空间中样本总数的比例记为 p_j , 接下来调整该段内的权重分布为 $p_j w_r(x_i, y_i)$, 其中 $j=1, \dots, K$

2.1 基于改进 Adaboost 的空间目标识别

根据 Adaboost 算法的改进规则, 提出了基于改进 Adaboost 的空间目标识别框架. 当弱学习器的加权错误率大于 0.5 时, 结束迭代. 采用简单有效的 KNN 分类器作为弱学习器. 最终的分类识别过程描述如下:

输入: 带类别号的训练样本特征集, 即 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中, 类别标志 $y_i \in \{-1, 1\}$, 最大迭代次数 $Iter$

初始化: 对所有样本的权重初始化为 $w_i(i) = 1/n, i=1, 2, \dots, n, t=1$

执行迭代:

归一化权重, $norm_w_i(i) = w_i(i) / \sum_{i=1}^n w_i(i)$, 根据权重分布学习弱学习器, 得到初始分类假设 $h_t(y_i)$;

计算 h_t 的误差值 $\epsilon_t = P_{r-norm_w_t}[h_t(x_i) \neq y_i]$;

令 $\alpha_t = \epsilon_t / (1 - \epsilon_t)$, 根据改进规则调整新的权重分布;

$t = t + 1$;

判断是否满足终止条件: $t > Iter$ 或 $\epsilon_t > 0.5$, 若满足, 则停止迭代, 输出结果, 否则, 转到迭代开始处执行;

输出: 最终的集成分类器

$$H(x) = \arg \max_{y \in Y} \sum_{t: h_t = y} \log \frac{1}{\alpha_t}$$

3 实验结果分析

实验数据为三类空间目标图像(如图 5 所示), 对每个目标 5 组图片, 代表了不同的光照和模糊条件, 每

组图片包含了每隔 5° 拍摄的从角度 0° 到 65° 的 14 幅图片, 这样, 每类目标各有 70 幅图像, 再从每类样本中随机选取 50 幅作为训练样本, 其余 20 幅的作为测试样本, 这样共得到 150 幅训练样本图像, 60 幅测试样本图像. 参数设置为: $K=4, Iter=30$, 采用 10 次交叉验证进行实验来测试本文算法的有效性.

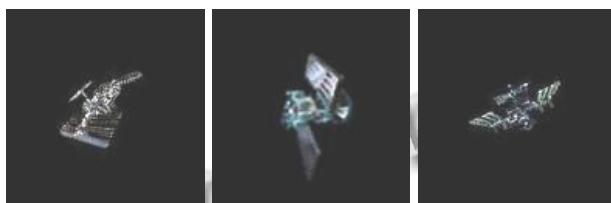


图 5 三类空间目标图像

实验一. 不同特征识别结果

在采用不同特征进行识别时, 我们是分别基于传统 Adaboost 和改进的 Adaboost 算法进行分类的.

表 1 不同特征的分类结果

不同特征	识别率	
	传统 Adaboost(%)	改进的 Adaboost(%)
不变矩	80.12	83.26
几何特征	84.78	86.94
小波矩	87.13	91.43
组合特征	90.64	96.32

从表 1 结果可以看出, 采用小波矩特征的识别效果要优于不变矩, 因其于姿态变化具有较强的鲁棒性, 且采用组合特征要比单个特征用于识别的性能要好一些. 这是因为所选组合特征从不同角度更精确的描述目标特性, 增加了用其训练的分类器的可靠性, 识别性能自然要好于单个特征训练的分类器. 因此, 一个识别系统的性能优劣不仅取决于分类器本身, 还依赖于所提取特征量对目标信息的描述能力.

实验二. 不同分类器识别结果

分别采用 KNN, 神经网络, 决策树以及本文算法进行分类与识别实验, 表 2 给出了不同方法基于组合特征的分类结果及运行时间比较.

表 2 不同分类方法的分类结果

方法	识别率(%)	时间(s)
KNN 分类算法	85.73	2.614
BP 神经网络算法	91.02	1.892
决策树分类算法	60.26	2.016
传统 Adaboost 算法	90.64	1.963
本文提出方法	96.32	1.792

从表 2 可以看出,改进的 Adaboost 算法比其他几个常用分类器分类效果好很多,同等条件下的识别率比它们高出几个甚至十几个百分点,而且,运行效率也比较高.实验结果之所以优于传统 Adaboost 方法,主要原因是改进后的方法使得分类器对噪声的鲁棒性增强,分类性能得到提高.

从上述结果分析,空间目标图像识别效果受特征提取和识别算法两方面的影响,一个好的识别算法配上较差的特征向量(冗余特征多,表征目标的能力差),最终可能会导致识别率较低.反之,好的特征向量加上一个较差的识别算法,也不会取得高的识别率.因此,要综合这两方面的因素,选择能从各个角度全面描述目标的表征信息,并结合高性能的分类器进行识别,才是达到理想效果的保证.

4 结语

本文针对空间目标图像自身的特性导致的目标识别率低的问题,提出一种基于组合特征和改进 Adaboost 算法的空间目标图像识别算法.通过将空间目标图像的几何特征和变换特征进行特征融合,从不同角度对目标进行更精确的描述,去除目标图像数据中与分类无关的冗余信息,并尽可能多的保留目标的可辨识信息以利于识别.并提出一种改进 Adaboost 的算法,根据样本在权重上的分布情况,对权重进行分段更新,从而缓解在空间目标图像在高噪声下分类器的过拟合现象,提高目标识别的稳定性.通过仿真实验证明,与传统的 Adaboost 算法相比,本文算法在空间目标图像识别中取得了更好的效果.空间目标图像识别系统是一项十分复杂的系统工程,在实际应用过程中,诸如气候的变化、目标运动轨迹的改变等都给识别带来了困难,因此,使算法具有更强的鲁棒性以应对气候及周围环境的变化带来的困难是下一步的将

要深入研究的工作.

参考文献

- 1 李振伟.空间目标光电观测技术研究[学位论文].长春:中国科学院大学,2014.
- 2 袁艳,孙成明,张修宝,赵慧洁,王潜.姿态变化对空间目标可见光特性的影响分析.光学学报,2010,30(9):2748-2752.
- 3 马君国,赵宏钟,李保国,王远模.基于二维小波变换的空间目标识别算法.国防科技大学学报,2006,28(1):57-61.
- 4 Zhang J, Zhou XD. Research on feature recognition algorithm for space target. Proc. of SPIE-The International Society for Optical Engineering. 6786, (16). 1-9.
- 5 Cao WM, Feng H, et al. Space target recognition based on biomimetic pattern recognition. International Workshop on Database Technology and Applications. 2009. 64-67.
- 6 Ren YM, Zhang YM, Li Y, Huang JY, Hui JJ. A space target recognition method based on compressive sensing. The Sixth International Conference on Image and Graphics. IEEE. 2011, 12. 582-586.
- 7 林玉池,崔彦平,黄银国.复杂背景下边缘提取与目标识别方法研究.光学精密工程,2006,14(3):509-514.
- 8 王琪,万中南,韩俊伟.基于图像中心矩和特征向量的目标识别方法.激光与红外,2009,39(8):895-898.
- 9 王晓雪,杨永胜,敬忠良.基于改进核聚类算法的空间目标识别方法.中国空间科学技术,2012,32(2):35-42.
- 10 徐贵力,钟志伟,王彪等.具有几何和光照不变性的不变矩构建研究.航空学报,2013,34(7):1698-1705.
- 11 廖红文,周德龙.AdaBoost 及其改进算法综述.计算机系统应用,2012,21(5):240-244.
- 12 曹莹,苗启广,高家辰,高琳.AdaBoost 算法研究进展与展望.自动化学报,2013,39(6):745-759.