

基于支持向量机的图像飞机目标自动识别算法研究

马琦¹, 马蔚鹏¹, 刘彦², 章思严¹

(1. 北京宇航系统工程研究所, 北京 100076; 2. 北京航天自动控制研究所, 北京 100854)

摘要: 为了能够快速、准确地识别飞机目标, 文章给出了一种基于支持向量机的飞机目标自动识别方法; 采用 Touzi 边缘提取, 得到目标形状参数的几何特征, Hu 不变矩等 16 个特征矢量作为 SVM 的训练样本, 通过 SVM 训练得到飞机目标识别模型, 从而完成飞机目标的自动识别; 试验结果显示, 该算法对不同尺度和模糊程度的飞机目标的识别度可达 99%; 该算法减少了样本训练时间, 在提高识别准确率的同时降低了算法的复杂度, 具有识别度高、识别速度快的特点, 可用于飞机目标的快速识别。

关键词: 支持向量机; 自动识别; 飞机目标

Research on Automatic Identification of Aircraft Target in Images Based on Support Vector Machines

Ma Qi¹, Ma Weipeng¹, Liu Yan², Zhang Siyan¹

(1. Beijing Institute of Aerospace System Engineering, Beijing 100076, China;

2. Beijing Aerospace Automatic Control Institute, Beijing 100854, China)

Abstract: In order to identify the aircraft target in images quickly and accurately, this paper proposes a method of automatic identification of the plane target based on support vector machines (SVM). Using Touzi edge detection, geometric characteristics of the target shape parameters is generated. Applying Hu invariant moments and other feature vectors as the SVM training samples, through SVM training, we get the plane target recognition model and complete the automatic identification of the plane target. The results on images with different scale and clarity targets show that 99% targets are identified using this algorithm. ALL in all, the algorithm reduces the time of the sample training and the algorithm complexity, and at the same time it improves the recognition accuracy.

Keywords: support vector machine; automatic identification; plane target

0 引言

飞机作为一种重要的军事目标, 它的检测和识别一直都在研究和探索中^[1]。目前飞机目标检测算法通常采用模板匹配的方法, 虽然可以在模板匹配前加入多种预处理方法, 如梯度特征提取, 区域块目标提取等来提高识别概率, 但这些方法实现起来复杂而且抗背景干扰的能力很弱, 再者飞机的类型很多, 每种类型的飞机都要建立相应的模板。

为了解决上述问题, 本文提出了一种基于支持向量机 (SVM) 的飞机目标自动识别方法, 该方法采用 Touzi 边缘提取, 得到目标形状参数的几何特征, Hu 不变矩等 16 个特征矢量作为 SVM 的训练样本, 通过 SVM 训练得到飞机目标识别模型, 从而完成飞机目标的自动识别。该算法减少了样本训练时间, 在提高识别准确率的同时降低了算法的复杂度。

1 算法描述

1.1 算法流程

如图 1 所示, 对飞机目标的识别算法共分为 3 个步骤, 首先, 通过图像处理方法, 对图像的边缘进行提取, 进而计算出

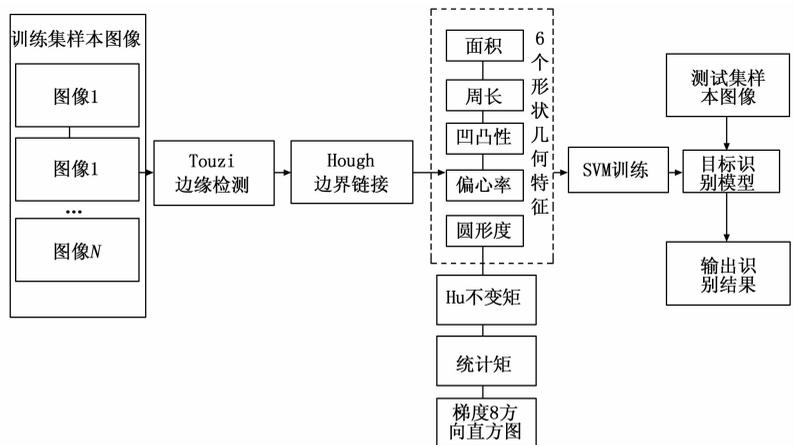


图 1 基于支持向量机的自动识别算法流程

特征向量, 并对其归一化处理作为 SVM 的特征向量。其次是使用训练样本集的 SVM 特征向量, 对 SVM 进行训练, 形成 SVM 识别模型。最后, 利用 SVM 模型, 对测试样本集的图像中飞机目标进行自动识别。

1.2 Ratio 边缘提取

Ratio 是一种均值比梯度提取算法, 它基于 Frost 等提出的将一个窗口放在图像的某个位置, 为了确定窗口中是否存在边缘及边缘的位置, Frost 做了两种假设一是窗口内是均匀区域, 二是窗口内存在边缘。Touzi 等人提出分别将 3×3 、 $5 \times$

收稿日期:2014-07-14; 修回日期:2014-08-01。

作者简介:马琦(1982-),男,山西太原人,硕士,主要从事图像处理与模式识别方向的研究。

5、7×7、9×9 的窗口对图像进行扫描，分别在水平、垂直、对角线方向，由方形窗口的平均值之比，得到图像水平、垂直或对角线方向梯度^[2]。

1.2.1 梯度强度计算

计算图像 F 的 Ratio 梯度强度，经过反复验证，本文使用 5×5 的窗口对图像进行扫描，使用如图 2 所示的水平方向和垂直方向的窗口得到图像的水平梯度 TD_x ，垂直梯度 TD_y 。

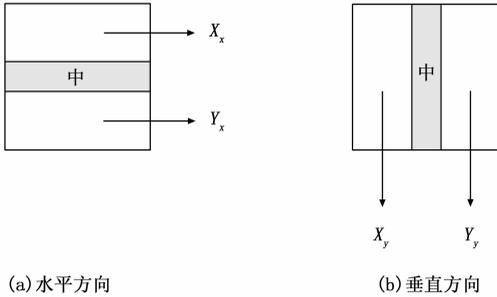


图 2 窗口方向

设图 2 中 $X_x = \{x_{x1}, x_{x2} \dots x_{xm}\}$, $Y_x = \{y_{x1}, y_{x2} \dots y_{xm}\}$, $X_y = \{x_{y1}, x_{y2} \dots x_{ym}\}$, $Y_y = \{y_{y1}, y_{y2} \dots y_{ym}\}$, 则得到:

$$\begin{cases} TD_x = 1 - \min\left\{\frac{\bar{I}_{X_x}}{\bar{I}_{Y_x}}, \frac{\bar{I}_{Y_x}}{\bar{I}_{X_x}}\right\} \\ TD_y = 1 - \min\left\{\frac{\bar{I}_{X_y}}{\bar{I}_{Y_y}}, \frac{\bar{I}_{Y_y}}{\bar{I}_{X_y}}\right\} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\bar{I}_{X_x}, \bar{I}_{Y_x}, \bar{I}_{X_y}, \bar{I}_{Y_y}$ 分别表示 X_x, Y_x, X_y, Y_y 的均值。

从而得到图像的边缘强度为图像 F_grad :

$$F_grad = \max(TD_x, TD_y) \quad (2)$$

1.2.2 边缘提取

通过公式 (2) 可以使图像 F 出现脊, 采用非最大值抑制处理的方法追踪 F_grad 图像的顶部, 脊的顶部设为 1, 其他设为 0, 输出一条细线 F_edge 。

$$F_edge = \begin{cases} 1 & F_gard > T_1 \quad (\text{强边缘}) \\ 1 & T_2 < F_gard < T_1 \quad (\text{弱边缘}) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中: T_1, T_2 是为得到边缘图像而设定的阈值, 且 $T_1 > T_2$ 。

最后, 通过 8 链接的弱边缘集成到强边缘, 执行边缘链接, 得到完整的边缘图像 F_edge 。

1.3 SVM 模型建立

SVM 是在统计学习理论的基础上发展出了一种新型的学习机器, 成功地解决了小样本、高维和局部极值问题^[3-4]。本文将 SVM 分类方法应用于遥感图像飞机目标的自动识别中, 对支持向量机中核函数、图像特征及训练样本等几个关键问题进行了分析与研究。结合飞机目标的特点, 将目标形状参数的几何特征, Hu 不变矩等 9 个特征矢量作为 SVM 的训练样本。

1.3.1 SVM 理论

SVM 是根据结构风险最小化原则来提高学习机泛化能力的方法, 即由有限个训练样本取得的决策规则, 对独立的测试集仍能够取得最小误差的一种方法。设训练样本输入是 n 维向量 $x_i, i = 1, 2, 3, \dots, N$, 对应的期望输出 $\{+1, -1\}$, 其中 +1, -1 分别代表两类的类别标记。支持向量机对线性不可分数

据的目标函数为:

$$\min \Phi(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^N \xi_i \right) \quad (4)$$

其中: $C > 0$ 是指定的常数, 它控制对错分样本的惩罚程度, C 越大表示对错误惩罚的越重; $\xi_i \geq 0$ 是一个松弛变量, $\sum_{i=1}^N \xi_i$ 是训练集中错分样本的上界; 约束条件为:

$$y_i [(\omega \cdot x_i) + b] \geq 1 - \xi_i \quad (5)$$

为了解决这个约束最优化问题, 式 (5) 的对偶形式为:

$$\min \sum_{i=1}^N y_i y_j a_i a_j (x_i \cdot x_j) \quad (6)$$

其中: a_i 为 Lagrange 系数。式 (6) 约束条件为:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N y_i a_i \\ a_i \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

求解上述问题得到的分类的决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N y_i a_{i0} k(x_i \cdot x) - b_0 \right) \quad (8)$$

其中: a_{i0}, b_0 分别为求解式 (6) 的最优解; $k(x_i \cdot x)$ 为核函数。

1.3.2 特征向量提取以及归一化

根据 1.2 节中得到的闭合边界计算出飞机目标的周长, 面积, 凹凸性, 偏心率, 矩形度, 统计矩, 圆形性, 不变矩, 以及梯度 8 方向直方图 (8 个向量) 共 9 个特征, 16 个矢量作为 SVM 的特征向量。以上特征的具体计算方法, 参见文献 [5]。

在使用 SVM 分类方法之前, 对提取的特征进行归一化非常重要。主要的优点是在建立分类超平面时, 避免动态范围大的特征淹没了动态范围小的特征, 使它们具有同等的作用。另外一个优点是, 在特征向量的内积计算时避免大数计算的困难, 大的特征值可能引起计算的溢出。因此, 常常需要对特征进行归一化处理。采用下面的公式进行归一化处理:

$$y = \frac{2x - x_{\max} - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (9)$$

其中: y 表示归一化后的特征向量, x 表示特征向量, x_{\max} 表示特征向量最大值, x_{\min} 表示特征向量最小值。

经过公式 (9) 归一化处理后, 特征的范围限制在 $[1, -1]$ 之间。在进行特征归一化时, 需要对训练集与测试集样本的特征采用同样的方式进行归一化。

1.3.3 核函数选择

使用支持向量机对飞机目标进行自动识别, 核函数的选择非常重要, 因为特征空间的结构由核函数决定, 它设计的好坏直接影响到分类效果。目前, 较常用的核函数主要有 3 类:

- (1) 线性核函数: $k(x_i \cdot x) = x_i^T \cdot x$
- (2) 多项式核函数: $k(x_i \cdot x) = (x_i^T \cdot x + 1)^d$
- (3) 高斯核函数: $k(x_i \cdot x) = \exp\left\{-\frac{|x_i^T - x|^2}{\sigma}\right\}$

其中: x_i 为支持向量, x 为训练样本, d 为多项式的阶数, σ 为高斯分布的宽度。

选择高斯径向基函数作为支持向量机的核函数, 进而采用一种支持向量之间的欧式距离来确定一组高斯核函数宽度 σ 的

解为输入值的变频风力机组系统进行综合分析, 保持系统的负载均衡并且处于最佳状态。实验结果说明该种控制模型能够有效改善变频风力机组的暂态稳定性, 传统模型下风力机组的功率波动高于本文模型, 频率发生突变时, 传统模型的功率偏差相对值高于本文控制模型, 表明本文模型更优并且更具有鲁棒性。

参考文献:

[1] 迟永宁, 王伟胜, 戴慧珠. 改善基于双馈感应发电机的并网风电场暂态电压稳定性研究 [J]. 中国电机工程学报, 2007, 27 (25): 25-31.

[2] 吴学光, 张学成, 印永华, 等. 异步风力发电系统动态稳定性分析的数学模型及其应用 [J]. 电网技术, 1998, 22 (6): 68-72.
 [3] 李东东, 陈 陈. 风力发电机组动态模型研究 [J]. 中国电机工程学报, 20 (5), 25 (3): 115-119.
 [4] 杜伟娟. 条件约束下的概率分布预测理论研究 [J]. 科技通报, 2013, (8): 4-6.
 [5] 吉同军, 丁晓群, 刘皓明. 双馈式风力发电系统的运行控制与建模仿真 [J]. 计算机测量与控制, 2008, 41 (3): 81-86.
 [6] 王利兵, 毛承雄, 陆继明, 等. 基于反馈线性化原理的直驱风力发电机组控制系统设计 [J]. 电工技术学报, 2011, 26 (7): 1-6.



(上接第 2852 页)

方法。由于通过支持向量机方法训练, 得到最优分类面的判别函数仅仅由支持向量构成, 与其它的训练样本无关。由式 (8) 所示的判别函数可以看出, 当采用高斯径向基函数作为核函数时, 支持向量为高斯核的中心。因此, 可以借助支持向量之间的距离, 来确定高斯核函数宽度的选择范围。

高斯核函数宽度确定算法描述:

- 1) 根据两类样本近似的确定, 高斯核宽度 σ_0 。

$$\sigma_0 = \frac{1}{m+n} \sum_{i,j=1}^{m,n} \sqrt{\|x_i - x_j\|^2} \quad (10)$$

其中: x_i 目标区域样本, x_j 背景区域样本

- 2) 使用两类样本对高斯核宽度为 σ_0 的 SVM 训练, 得到支持向量与 x_j , 从而得到支持向量机之间距离,

$$l_i = \sqrt{\|x_i - x_j\|^2} \quad (11)$$

- 3) 依据 $\min(l_i) < \sigma \leq \max(l_i)$ 判断, 构成一组高斯核 σ_i 的判断范围。

最后, 采用交叉验证法确定最终的高斯核函数宽度参数 σ 。

2 试验分析

结合图像飞机目标自动识别系统, 对本文的识别算法进行了评估, 首先, 对特征提取效果进行了分析。如图 3 (b), (c) 所示, 分别为图像梯度特征提取以及目标边缘特征提取。根据得到的目标边缘, 可以计算出飞机目标的周长, 面积, 凹凸性, 偏心率, 矩形度, 统计矩, 圆形性, 不变矩, 以及梯度 8 方向直方图, 得出结果和人工分割统计结果基本一致。

如图 3 (d) 所示, 飞机目标被很好的识别出来, 且经过试验验证, 使用训练好的 SVM 模型, 无需任何先验知识就可以将飞机目标快速准确的识别出来。经过 100 幅含有飞机图像的飞机目标自动识别验证, 识别概率可以达到 99%。

3 结论

本文着重研究了图像中飞机识别的问题, 针对飞机目标的特点, 提一种基于支持向量机的飞机目标自动识别方法, 该方法具有以下特点: 可适应不同尺度和模糊程度的飞机目标; 经试验验证识别速度较快, 且达到自动识别的标准。但是飞机目标种类较多, 各类目标的形状差异复杂, 对飞机类型进行分类

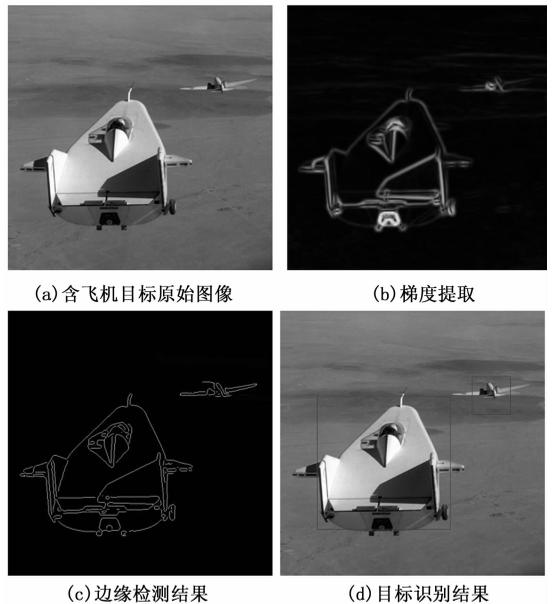


图 3 飞机目标识别示意图

以及形状描述的这方面问题还有待进一步研究。

参考文献:

[1] 王卫星, 刘 娟. 基于 Hausdorff 距离的飞机定位方法 [J]. 计算机应用, 2009, (29), 210-214.
 [2] Bai Z Y, He P K. An impmved Ratio Edge Dgteclor for Target Detection in SAR Images [J]. IEEE Confemnce on Neuml Networks & Signal Processing, 2003, (12): 1523-1531.
 [3] 许文海, 续元君, 董丽丽, 等. 基于水平集和支持向量机的图像声呐目标识别 [J]. 仪器仪表学报, 2012, (1): 2163-2167.
 [4] 高恒振, 万建伟, 粘永健, 等. 一种基于谱域-空域组合特征支持向量机的高光谱图像分类算法 [J]. 宇航, 2011, 32 (4): 917-921.
 [5] Rafael C. Gonzalez Richard, E. Woods. Digital Image Processing Second Edition [M]. (Second Edition). BingJing: Publishing House of Electrons Industry. 2003. 613-615.
 [6] 杨 耿, 和卫星. 运动目标图像识别与跟踪系统的研究 [J]. 计算机测量与控制, 2005, (3): 267-269.