

基于超分辨 ISAR 成像的飞机目标 SVM 分类算法

王凤朝, 韩朝超, 黄树采

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘 要:利用最大熵谱估计方法对 4 种飞机目标数据进行外推处理,并在此基础上进行拟合孔径(ISAR)成像。采用了 ISAR 图像的几何矩、基于几何矩的不变量、形状和量化能量带 4 个特征,研究了支持向量机的线性和非线性算法原理,提出了基于 SVM 的飞机目标识别和分类算法,采用了针对多目标分类的 M-ary 法对飞机进行分类,选取了每个目标的 40 个不同数据段进行成像,通过与几种常见的 BP 神经网络算法和 RBF 神经网络算法比较分析,验证结果表明此方法达到了较好的识别效果,识别率达到 97%。

关键词:超分辨; ISAR 成像; 支持向量机; 目标识别; 分类

DOI:10.3969/j.issn.1009-3516.2009.03.005

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2009)03-0021-06

随着雷达技术和信号处理技术的发展以及现代战争需求的不断提高,要求雷达系统不仅能发现和跟踪目标,同时也应对感兴趣的目标进行识别分类。目前雷达目标识别主要分为 2 类:基于特征量提取的目标识别和基于成像的目标识别。由于分辨率的限制和光学图像存在很大差异,一般来说雷达图像只具有表征意义,基于成像的目标识别过程也就是对图像进行理解的过程。因此,要提高识别率,提高雷达成像的分辨率无疑是一条主要途径。本文采用基于最大熵谱估计的 AR 模型法外推数据,并在此基础上利用 FFT 进行成像,较好地解决了分辨率问题。

支持向量机(SVM)算法可归结为一个凸 2 次规划问题,能够保证找到的极值就是全局最优解,此外, SVM 根据结构风险最小化原则,提高了学习机的泛化能力,即由有限的训练集样本得到的决策规划,对独立的测试集能够得到较小的误差。基于此,本文采用 SVM 算法训练和识别 ISAR 图像的 4 种特征,达到了较高的识别率。

1 基于最大熵谱估计的超分辨 ISAR 成像结果

假设 $S_{N \times M}$ 为观测数据, M 为采样大小, N 为回波个数,根据 AR 模型,观测数据外推公式如下:

$$E_k = - \sum_{p=1}^P E_{k-p} a_p, \quad k > M \quad (1)$$

式中: P 是根据前向预测误差准则确定的阶数; a_p ($1 \leq p \leq P$) 是 AR 系数。观测数据也可以根据后向预测准则外推,公式如下:

$$E_k = - \sum_{p=1}^P E_{k+p} a_p^*, \quad k < 1 \quad (2)$$

采用文献[1]的方法对数据进行外推处理,并在此基础上进行 ISAR 成像。采用的数据为 C 波段精密跟踪雷达采集到的数据,雷达带宽为 400 MHz,脉宽为 25.6 μ s,雷达去斜率解调后直接采样,采样频率为 10

* 收稿日期:2008-03-12

基金项目:国家“863”计划资助项目(2006AAXX1307)

作者简介:王凤朝(1980-),男,河北邢台人,博士生,主要从事智能信息处理和目标识别研究。

E-mail: unit666@163.com

MHz, 采样分辨率为 8 bit。所选择的目标为雅克 - 42 飞机、桨状飞机、安 - 26 飞机和雅克 - 44 飞机。图 1 - 图 4 分别是对 4 个目标某段数据的成像结果。



图 1 雅克 - 42 飞机成像结果

Fig. 1 Yak - 42 plane imaging result



图 2 桨状飞机成像结果

Fig. 2 Slurry plane imaging result



图 3 安 - 26 飞机成像结果

Fig. 3 An - 26 plane imaging result



图 4 雅克 - 44 飞机成像结果

Fig. 4 Yak - 44 plane imaging result

2 ISAR 图像特征分析

根据 ISAR 图像的特性, 本文研究了 4 个特征: 几何矩、基于几何矩的不变量、形状特征和量化能量带^[2]。

2.1 几何矩

给定一副 2 维 $M \times N$ 的灰度图像 $f(x, y)$, $x = 0, 1, \dots, M - 1$; $y = 0, 1, \dots, N - 1$, 第 $p + q$ 阶几何原点矩定位为:

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y), \quad p, q = 0, 1, \dots \quad (3)$$

2.2 基于几何矩的不变量

由于 2 个相邻角度的图像中强散射中心分布有一定的稳定性, 从数字图像的矩阵形式入手, 将这个图像看作若干个图像的加权和, 图像的像素即为加权系数。当对图像作正交变换时, 原图像可以表示为基图像的加权和, 基图像的系数反映了其与原图像的相关性。这种以图像分布的各阶几何矩来描述灰度的分布特性的描述方法具有平移、旋转、缩放不变性。根据式(3), 可定义一组非线性函数 ϕ_1 、 ϕ_2 、 ϕ_3 、 ϕ_4 、 ϕ_5 、 ϕ_6 来表征几何矩的不变量。

2.3 形状特征

本文研究 4 个常用且有效的形状特征: ① 面积特征 A 定义为 ISAR 灰度图像的非 0 像素个数; ② 周长特征 C 定义为 ISAR 灰度图像的边界非 0 像素个数; ③ 紧密度 S 定义为 A/C ; ④ 离心度 E 定义为 $[(m_{20} - m_{02}) + 4m_{11}] / A + 1$ 。

2.4 量化能量带

实验中, 选择比例系数为常数 $10e^{-5}$, 这样 6 个条带就可以覆盖目标的大部分。在每个条带中, 特征 F_j 定

义为:

$$F_j = \left(\sum_{i=1}^{M_j} R_i^2 S_i \right) / \sum_{i=1}^{M_j} S_i \quad (4)$$

式中: M_j 是条带 j 的像素个数; R_i 是像素 i 到主轴的距离; S_i 是像素 i 的能量。在这里,把像素的灰度值直接用作能量。

3 SVM 原理

3.1 线性可分情况

设样本输入为 $\mathbf{x}_i, i = 1, 2, \dots, l$, 对应的期望输出为 $y_i \in \{+1, -1\}$, 其中 $+1$ 和 -1 分别代表 2 类的类别标识, 假定分类面方程 $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0$ 。为使分类面对所有样本正确分类并且具备分类间隔, 就要求它满足如下约束^[3-5]:

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b &\geq +1 & \text{for } y_i = +1 \\ \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b &\leq -1 & \text{for } y_i = -1 \end{aligned} \right\} \Leftrightarrow y_i (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) \geq 0 \quad (5)$$

分类间隔为 $2 / \|\mathbf{w}\|$, 则要在条件式(5)的约束下, 最小化函数:

$$\Phi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 = \frac{1}{2} (\mathbf{w} \cdot \mathbf{w}) \quad (6)$$

采用拉格朗日 (Lagrange) 乘子法求解这个具有线性约束的 2 次规划问题, 引入 Lagrange 乘子 $\alpha_i > 0$, 现在就是在条件:

$$\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad \alpha_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (7)$$

下对 α_i 求解下列函数的最大值:

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \quad (8)$$

如果 α_i^* 为最优解, 那么:

$$\mathbf{w}^* = \sum_{i=1}^l \alpha_i^* y_i \mathbf{x}_i \quad (9)$$

即最优分类面的权系数向量是训练样本向量的线性组合。

根据最优性条件——Karush - Kiihn - Tucker 条件(简称 KKT 条件)^[6], 这个优化问题的解必须满足:

$$\alpha_i \{ [(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w}) + b] y_i - 1 \} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (10)$$

因此, 对多数样本 α_i 将为零, 取值不为零的 α_i 对应于使式(5)中等号成立的样本即支持向量(Support Vector)。求解上述问题后得到的最优分类函数是:

$$f(x) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^* \right] \quad (11)$$

3.2 线性不可分情况

引入一个松弛变量 $\xi \geq 0$, 表示样本距支持平面的偏差。则广义最优分类面可表示成如下优化问题:

$$\min \varphi(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + c \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad (12)$$

$$\text{s. t. } y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] \geq 1 - \xi, \quad i = 1, 2, \dots, l$$

式中 c 为惩罚函数, 控制对错分样本的惩罚程度, 与线性可分情况相似的分析方法, 可求出有关 α 的最优化问题为:

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \quad (13)$$

$$\text{s. t. } c \geq \alpha_i \geq 0 \text{ 及 } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, l$$

最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sign}\{(\mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x}) + b^*\} = \text{sign}\left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b^*\right] \quad (14)$$

3.3 非线性支持向量机

对于非线性分离超平面, SVM 的核心思想是^[7-10]: 通过非线性变换 Φ 将输入空间中的样本 X 变换到一个高维特征空间中, 然后在这个新空间中求取最优线性分类面, 进行分类。而这种非线性变换是通过定义适当的内积空间——核函数来实现的。

假设有非线性映射 $\Phi: R^n \rightarrow H$ 将输入空间的样本映射到高维特征空间 H 中, 当在特征空间中构造最优分类超平面时, 训练算法使用特征空间中的点积, 即 $\Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)$ 。所以, 若能找到一个函数 $K(\cdot)$ 使得 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)$, 这样, 在高维空间中实际上只需进行内积运算, 甚至不必知道变换 Φ 的形式。

根据 Mercer 理论, 令 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)$ 为内积核函数, 则相应的关于 α 的 2 次规划问题变为:

$$\max W(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j [\Phi(\mathbf{x}_i) \cdot \Phi(\mathbf{x}_j)] = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (15)$$

$$\text{s. t.} \quad c \geq \alpha_i \geq 0 \text{ 及 } \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, l$$

最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sign}\{(\mathbf{w}^* \cdot \mathbf{x}) + b^*\} = \text{sign}\left[\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* k(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) + b^*\right] \quad (16)$$

选择不同形式的核函数, 可以生成不同的支持向量机, 从而在特征空间中对应对不同的最优分类超平面, 常用的核函数有:

1) 多项式核函数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = [(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) + 1]^q \quad (17)$$

此时得到的支持向量是一个 q 阶多项式分类器, 其中 q 是由用户决定的参数。

2) Gauss 函数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left[-\frac{|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (18)$$

得到的支持向量机是一种径向基函数分类器。

3) Sigmoid 函数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(v(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) + c) \quad (19)$$

则支持向量实现的就是一个 2 层感知器神经网络。

4 分类识别

4.1 M-ary 分类方法

支持向量机方法是针对 2 类别的分类而提出的, 如何将 2 类别分类方法扩展到多类别分类是支持向量机研究的重要内容之一, 假定多类别分类问题有 k 个类别 $S = \{1, 2, \dots, k\}$, 训练样本为 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, 其中 $y_i \in S$, 实现 SVM 的多类别分类方法有逐一鉴别法、一一区分法、M-ary 分类法和一次性求解法等多种方法, 其中 M-ary 分类法充分运用了 SVM 的 2 类别分类特点, 将多类别分类的各个类别重新组合, 构成 $\log_2 k$ 个 SVM 分类器, 所使用的分类器最少, 基于此, 本文采用 M-ary 分类法对飞机进行分类。支持向量机的核函数采用径向基函数, 取 $\sigma^2 = 0.4$ 。

将雅克-42 飞机分为第 1 类, 桨状飞机分为第 2 类, 安-26 飞机分为第 3 类, 雅克-44 飞机分为第 4 类。 $\log_2 k = 4$, 取 $k = 2$, 即 2 个 SVM 分类器。对于第 1 个分类器, 类别 2、4 所对应的样本数据全标记为 +1, 类别 1、3 所对应的样本数据全标记为 -1; 对于第 2 个 SVM 分类器, 类别 2、3 所对应的样本数据标记为 +1, 类别 1、4 所对应的样本数据标记为 -1。

4.2 试验验证

选取每个目标的 40 个不同数据段进行成像, 将成像后的灰度图像按第 2 节的描述进行特征提取并组成 16 维的特征向量 \mathbf{G} , 定义如下:

$$G = [\phi_1, \phi_2, \phi_3, \phi_4, \phi_5, \phi_6, A, C, S, E, F_1, F_2, F_3, F_4, F_5, F_6]^T$$

将这 160 个特征向量对 SVM 进行训练,2 类 SVM 分类器输出形式分别是 $[+1 \ -1]$ 、 $[+1 \ -1]$ 。

SVM 分类结果见图 5、图 6,图中横坐标和纵坐标标注了经过 SVM 分类后各目标在分类空间中所处的位置。将 2 个分类器的分类结果综合起来,就可以确定目标的最终分类。训练样本数据所用时间为 1.125 s。

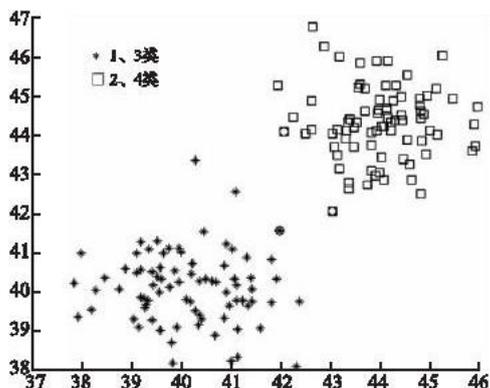


图 5 第 1 个 SVM 分类器分类图

Fig. 5 The first figure of SVM classifier

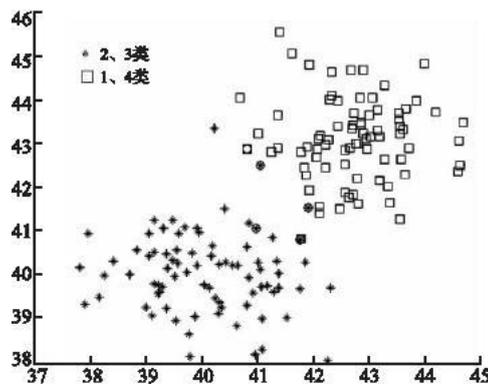


图 6 第 2 个 SVM 分类器分类图

Fig. 6 The second figure of SVM classifier

选取另外 40 段不同的数据成像作为测试样本,将成像后提取的特征向量组输入训练好的 SVM 中进行识别,识别结果见表 1。

表 1 识别结果

Tab. 1 Rrecognition result

测试	模板				正确识别率
	桨状	雅-42	雅-44	安-26	
桨状	39	0	0	1	97.5%
雅-42	0	39	1	0	97.5%
雅-44	0	1	39	0	97.5%
安-26	1	1	0	38	95%
平均识别率					96.9%

4.3 与其它算法比较

针对几种常见的 BP 神经网络算法和 RBF 神经网络进行比较,BP 网络采用的算法为附加动量因子算法、自适应学习速率法、Levenberg - Marquardt 方法,采用 3 层网络,结构为 16 - 10 - 4,隐层激励函数为 $\tanh(x) = (e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$,输出层激励函数为线性阈值函数,初始权值、阈值随机设定,目标均方差 $MSC < 0.001$,动量常数 $mc = 0.7$,学习速率 $= 0.04$ 。RBF 神经网络采用的训练算法为正交最小二乘法(OLS)。不同算法的训练时间和训练次数见如表 2。

表 2 SVM 与神经网络算法的比较

Tab. 2 Comparison of SVM and neural network

识别算法	训练时间/s	训练次数
附加动量因子算法	32.348	654
自适应学习速率法	6.853	324
Levenberg - Marquardt 方法	1.542	26
RBF 方法	12.371	468
SVM 识别算法	1.125	4

经过多次仿真和分析表明,对于飞机的识别问题,BP 算法的识别率在 85% - 90% 之间。在所用到的 BP 算法中,LM 算法是最快的,而且训练次数是最少的,其主要缺点是所需的存储量大,需要存储近似 Hessian 矩阵 JTJ,该矩阵是 $n \times n$ 维的,其中 n 是网络中权值和偏置值的总数。当 n 过大时,LM 算法可能不是很实用了。RBF 神经网络的识别率在 95% 左右,但是它的训练时间和训练次数都较大。试验结果表明,SVM 识别系统对训练样本的训练时间最短,训练次数最少,而且识别正确率最大,能达到 97% 左右。

5 结束语

本文从超分辨 ISAR 成像到特征提取,再到目标类属的自动判别,采用了针对多目标分类的 M-ary 法,实现了一个基于 SVM 算法的飞机目标自动分类系统,与常见的几种神经网络算法比较分析可知,基于 SVM 的算法在训练时间、训练次数和识别率上都处于领先水平,达到了令人满意的效果。

参考文献:

- [1] 许人灿,姜卫东,陈曾平. 基于最大熵谱估计的距离-多普勒成像[J]. 现代雷达,2005,32(1):42-45.
XU Rencan, JIANG Weidong, CHEN Zengping. Range-Doppler Imaging Based on Maximum-entropy Based Spectrum Estimation[J]. Modern Radar, 2005,32(1):42-45. (in Chinese)
- [2] Botha E C. Classification of Aerospace Targets Using Superresolution ISAR Images[J]. IEEE Trans on Acoustics Speech and Signal Processing, 1994,42(2):1034-1037.
- [3] Chapelle O, Vapnik V, Bacsquest O, et al. Choosing Multiple Parameters for Support Vector Machines[J]. Machine Learning, 2002,46(1):131-159.
- [4] Sebald D J, Buchlew J A. Support Vector Machines and the Multiple Hypothesis Test Problem[J]. IEEE Trans On Signal Processing, 2001,11(49):2865-2872.
- [5] Casaent D, Wang Y C. Automatic Target Recognition Using New Support Vector Machine[C]//Proceeding of International Joint Conference on Neural Network Montreal, Canada:[s. n.], 2005:1472-1475.
- [6] 边肇祺. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社,2004.
BIAN Zhaoqi. Pattern Recognition[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [7] 郭雷,肖怀铁,付强. 一种基于 SVM 的多目标模糊识别方法[J]. 雷达科学与技术, 2004, 2(3): 17-21.
GUO Lei, XIAO Huaitie, FU Qiang. A Multi-Target Fuzzy Recognition Method Based on Support Vector Machine[J]. Radar Science and Technology, 2004,2(3):17-21. (in Chinese)
- [8] Xian Da Zhang, Yu Shi, Zheng Bao. A New Feature Vector Using Selected Bispectra for Signal Classification with Application in Radar Target Recognition[J]. IEEE Trans on SP, 2001, 49(9):1875-1885.
- [9] Mike Bryant, Fred Garber. SVM Classifier Applied to the MSTAR Public Data Set[C]//Florida:SPIE, 2005:355-360.
- [10] Qun Zhao, Jose Principe C. Support Vector Machines for SAR Automatic Target Recognition[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2001,37(2):643-654.

(编辑:田新华)

The SVM Classification Method for Airplane Target based on Super-resolution ISAR Imaging

WANG Feng-chao, HAN Zhao-chao, HUANG Shu-cai

(Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China)

Abstract: The method of Maximum Entropy Spectrum Estimation is used to extrapolate four airplane data, and ISAR imaging is done on the basis of it. The four characters of ISAR images, i. e. geometric moment, invariants based on geometric moment, shape and quantized energy belt are adopted in the study of the arithmetic theory of linearity and non-linearity about SVM, and a method of target recognition and classification based on SVM is proposed. The M-ary method for multi-target classification is used to classify the airplanes, and 40 different data fields of each target are chosen for imaging. Compared with the usual BP and RBF neural network algorithms, this method is good in recognition, and its discrimination can reach 97%.

Key words: super-resolution; ISAR imaging; SVM; target recognition; classification