

基于中心矩特征的雷达 HRRP 自动目标识别

袁 莉, 刘宏伟, 保 铮

(西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室, 陕西西安 710071)

摘 要: 针对雷达高分辨距离像(HRRP)的方位敏感性和平移敏感性,对一定角域内的 HRRP 非相干平均,提取具有平移不变性的中心矩作为特征向量,采用 Karhunen-Loeve 变换进一步进行特征压缩,建立相应的支撑矢量机(SVM)分类算法.与基于原始距离像特征的最大似然(ML)方法和基于中心矩特征的 ML 方法识别结果比较,该方法在减少计算量的同时具有较高的识别率,具有良好的推广能力.

关键词: 中心矩特征; 高分辨距离像; 自动目标识别; 支撑矢量机

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 12-2078-04

Automatic Target Recognition of Radar HRRP Based on Central Moments Features

YUAN Li, LIU Hong-wei, BAO Zheng

(Key Lab for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: A computationally efficient method is proposed for radar high resolution range profile (HRRP) recognition. The average HRRPs are used as target aspect independent features in a small target aspect sector. And their central moments features, with translation-invariant property, are calculated for further recognition. A multi-class support vector machine (SVM) classifier is designed to classify airplane objects. The experimental comparisons based on measured data show that the proposed method achieves good classification performance despite its low computational complexity.

Key words: central moments features; high range resolution profiles; automatic target recognition; support vector machine

1 引言

雷达高分辨距离像(HRRP)含有目标沿距离维的几何结构信息,对目标识别与分类十分有价值^[1~3].但 HRRP 对目标的姿态变化和距离向的平移变化都很敏感,这使目标识别中测试距离像应与模板库进行类别、方位、平移三维的匹配搜索,实时处理困难.距离像的方位敏感性直接影响模板的存储量,松弛方位敏感性对减少模板数目,降低识别运算量具有重要意义.研究表明,一定角域内的平均距离像对目标姿态变化具有良好的稳健性^[4],可作为特征建立模板库.距离像的平移主要是由目标相对雷达的径向位移引起的,平移敏感性使识别过程中必须进行平移配准,代表方法是滑动相关法^[2],通过求相关峰进行平移补偿.平移配准缺点是运算量大,提取距离像的平移不变特征在特征域对目标进行识别^[5~7],则可以避免平移配准问题,从而减少运算量.

中心矩是一种简单的平移不变特征,它反映目标的形状信息,常用于提取图像的平移不变特征.文献[7]采用 MUSIC 方法来获得超分辨距离像,提取其中心矩特征,采用最大似然(ML)算法进行识别.该方法存在以下两个问题:首先,散射点

个数不易确定,如果散射点个数存在失配,则会出现失真或伪峰,降低识别性能;其次,采用 MUSIC 方法得到的 HRRP 是 MUSIC 谱域的 HRRP,其幅度和散射点强度没有直接的关系,而是和散射点的分布情况有关,采用该方法得到的 HRRP 对目标姿态变化更为敏感,会对识别带来进一步的问题.此外,ML 算法通常要求有足够多的训练样本才能获得好的识别性能,在小样本条件下会出现过匹配问题.本文采用目标一定角域内的平均距离像提高方位稳健性,在此基础上提取中心矩平移不变特征,采用支撑矢量机(SVM)进行识别.基于实测数据的仿真实验结果表明,该方法具有较好的识别性能.

2 特征提取

2.1 非相干平均松弛方位敏感性

松弛距离像的方位敏感性可以减少模板的数目,降低识别运算量,是距离像识别中的一个重要问题.雷达 HRRP 的特性表明,在不发生散射点越距离单元徙动的角域内,目标的散射点模型不变,距离像峰值的位置比较稳定,其方位敏感性主要表现为峰值幅度的随机起伏^[4].将此角域内的一帧距离像通过非相干平均得到的平均距离像对目标姿态变化具有良好

的稳健性,可以表征该方位区域的目标特性.因此,根据散射点模型的稳定条件,确定在全视角范围建立模板库的方位间隔,各方位区域分别对应于一平均距离像特征向量.这样,通过采用平均距离像特征松弛距离像的方位敏感性.

如直接用平均距离像作为特征向量对目标进行分类,特征维数很高,使模板库存储量庞大,且不利于识别器的设计.而且由于距离像的平移敏感性,使得识别过程中必须进行平移配准,运算量很大.本文中,我们在平均距离像基础上进一步提取平移不变特征,在特征域对目标进行识别.新特征维数较低,且避免了平移配准问题,因此可以减少存储量和运算量.

2.2 基于中心矩的平移不变特征提取

由于目标散射点模型变化相对缓慢,HRRP 峰值位置的变化也是一个缓变的过程,HRRP 的方位敏感性主要表现为峰值幅度的变化.对距离像的幅度归一化后,则峰值位置相近的距离像具有相近的形状信息.中心矩可以反映目标的形状信息,且具有平移不变性,因而可以作为 HRRP 识别的模式特征.下面将在平均距离像的基础上提取中心矩特征.

令 $\{x(n), n=1, 2, \dots, N\}$ 为一距离像, N 为距离单元数.对其作如下归一化

$$\bar{x}(n) = x(n) / \sum_{n=1}^N x(n) \quad (1)$$

则 $\bar{x}(n) \in [0, 1]$, 且 $\sum_{n=1}^N \bar{x}(n) = 1$, 因此 $\bar{x}(n)$ 可看作一离散概率分布函数.距离像的 p 阶中心矩 μ_p 定义为

$$\mu_p = \sum_{n=1}^N (n - n_0)^p \bar{x}(n) \quad (2)$$

其中 $n_0 = \sum_{n=1}^N n \bar{x}(n)$ 为一阶原点矩,即距离像的散射重心.

由 $\mu_1 = 0$, 取 $2 \sim p_{\max}$ 阶中心矩生成特征向量

$$\mathbf{f} = [f_2, f_3, \dots, f_{p_{\max}}]^T = [\mu_2, \mu_3, \dots, \mu_{p_{\max}}]^T \quad (3)$$

其中 p_{\max} 为用于生成特征向量的中心矩的最高阶数. p_{\max} 一般根据经验选取,大小与具体问题有关^[7].

为设计分类器,需构造包含各类目标各个方位的特征向量的训练数据库.假设用于训练的目标有 N_c 类, N_a 个方位,对应 $Q = N_c \times N_a$ 个平均距离像,特征向量为

$$\mathbf{f}_j = [f_{2j}, f_{3j}, \dots, f_{p_{\max},j}]^T, j=1, 2, \dots, Q \quad (4)$$

则可得训练数据库

$$\mathbf{F} = [\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_Q] \quad (5)$$

因为中心矩的幅度随阶数增加急剧递增,各阶中心矩在欧氏特征空间中的权重不同,从而影响分类的准确性.为消除量纲影响,对 \mathbf{F} 作如下的极差变换,变换后特征空间中的各维都具有相同的权重.

$$\bar{f}_{ij} = \frac{f_{ij} - f_{i,\min}}{f_{i,\max} - f_{i,\min}}, i=2, 3, \dots, p_{\max} \quad (6)$$

其中

$$f_{i,\min} = \min_{1 \leq j \leq Q} \{f_{ij}\}; f_{i,\max} = \max_{1 \leq j \leq Q} \{f_{ij}\}, i=2, 3, \dots, p_{\max} \quad (7)$$

因此得归一化训练数据库

$$\bar{\mathbf{F}} = [\bar{\mathbf{f}}_1, \bar{\mathbf{f}}_2, \dots, \bar{\mathbf{f}}_Q] \quad (8)$$

2.3 基于 Karhunen-Loeve 变换(KLT)的特征空间变换

中心矩可看作在一组多项式上的投影,而多项式不是正交基,所以随着阶数 p 的增加,中心矩特征中有很多的信息冗余^[7].包含在特征向量中的冗余信息往往增加分类器的运算量,而不会提高识别率.KLT 是一种较常用的特征压缩方法,在消除模式特征之间的相关性、突出差异性方面具有较好的结果.对 $\bar{\mathbf{F}}$ 作 KLT,可有效的去除冗余特征,压缩特征维数.

令 $\bar{\mathbf{f}}_j$ 为归一化训练数据矩阵 $\bar{\mathbf{F}}$ 的第 j 列

$$\bar{\mathbf{F}} = [\bar{\mathbf{f}}_1, \bar{\mathbf{f}}_2, \dots, \bar{\mathbf{f}}_Q] \quad (9)$$

可得样本均值向量 $\mathbf{m}_{\bar{\mathbf{F}}}$ 和样本协方差矩阵 $\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{F}}}$

$$\mathbf{m}_{\bar{\mathbf{F}}} = \frac{1}{Q} \sum_{j=1}^Q \bar{\mathbf{f}}_j \quad (10)$$

$$\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{F}}} = \frac{1}{Q-1} \sum_{j=1}^Q (\bar{\mathbf{f}}_j - \mathbf{m}_{\bar{\mathbf{F}}}) (\bar{\mathbf{f}}_j - \mathbf{m}_{\bar{\mathbf{F}}})^T \quad (11)$$

选择 $\mathbf{R}_{\bar{\mathbf{F}}}$ 的前 l ($l \leq p_{\max} - 1$) 个最大特征值的对应的特征向量 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_l$ 构成变换矩阵

$$\mathbf{P} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_l] \quad (12)$$

则训练数据库中的特征向量由 $p_{\max} - 1$ 维降为 l 维新特征向量

$$\mathbf{y}_j = \mathbf{P}^T \bar{\mathbf{f}}_j, j=1, 2, \dots, Q \quad (13)$$

2.4 基于 HRRP 序列的测试特征向量生成

由于距离像具有姿态敏感性,如用单次距离像样本进行识别,则会影响测试距离像和模板的匹配程度.对大多数雷达,容易获得目标的多个 HRRP,用小角域内的平均距离像代替单次距离像作为测试样本,则可以提高识别器的性能.本文基于雷达目标的 HRRP 序列进行识别,测试特征向量生成的过程如下:

(1) 由测试 HRRP 序列求平均距离像 \mathbf{x}_t ;

(2) 求中心矩特征, $\mathbf{f}_t = [f_{2t}, f_{3t}, \dots, f_{p_{\max},t}]^T = [\mu_{2t}, \mu_{3t}, \dots, \mu_{p_{\max},t}]^T$;

(3) 用式(6)归一化 \mathbf{f}_t , 得 $\bar{\mathbf{f}}_t = [\bar{f}_{2t}, \bar{f}_{3t}, \dots, \bar{f}_{p_{\max},t}]^T$

$$\bar{f}_{it} = \frac{f_{it} - f_{i,\min}}{f_{i,\max} - f_{i,\min}}, i=2, 3, \dots, p_{\max} \quad (14)$$

(4) 用式(13)进行特征空间变换,得识别特征向量 \mathbf{y}_t

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{P}^T \bar{\mathbf{f}}_t \quad (15)$$

3 支撑向量机分类器

在得到构成模板库的训练特征向量 $\mathbf{y}_j, j=1, 2, \dots, Q$ 后,如何提高对测试特征向量 \mathbf{y}_t 的识别率是识别器设计所要解决的问题.HRRP 具有目标姿态敏感性,而我们在训练识别器时往往不可能得到目标所有姿态下的回波信号,因而所用训练数据库不完备.另外,雷达 HRRP 特征维数一般较高,识别问题复杂,因此设计识别器时要综合考虑算法的识别性能、推广能力和识别运算复杂度.本文利用一种机器学习算法支撑向量机(SVM)进行分类.SVM 是 90 年代初发展起来的一种新的模式识别技术^[8],它基于结构风险最小化原则,具有良好的推广能力,适用于训练样本数较少的情况,且具有较强的高维

样本处理能力, 计算复杂度低.

SVM 本质上是一种核函数分类器, 通过核函数将输入矢量由低维特征空间映射到高维特征空间, 从而将原始输入空间的非线性可分问题转化为高维空间的线性可分问题. 判决函数的一般形式可表示如下:

$$f(y_i) = \text{sgn} \left(\sum_{j=1}^q w_j K(y_i, y_j) + w_0 \right) \quad (16)$$

其中 q 为支撑向量的个数, w_0, w_1, \dots, w_q 为权系数, $K(y_i, y_j)$ 为核函数, 是描述 y_i 和 y_j 相似性程度的非线性函数, 可以有多种定义形式. 本文中采用高斯核函数

$$K(y_i, y_j) = \exp(-|y_i - y_j|^2 / 2) \quad (17)$$

通常式(16)在学习过程中要用到所有的训练样本, 训练的过程即是选择支撑向量和权系数的过程, 在训练完成后支撑向量的个数相对于训练样本数目 Q 会大大减少. 由式(16)可以看出, SVM 决策边界仅包含在其中的支撑向量中, 可直接由训练数据在学习过程中得到, 识别运算复杂度低.

SVM 是针对两类识别问题提出的, 对多类识别问题, 通常的做法分两种, 一种是一对一识别方法, 其中任意两类之间都建立一个分类器把这两类区分开来, 但对其他类不提供任何信息, 对 N_c 类目标, 则需要训练 $N_c(N_c - 1)/2$ 个 SVM 分类器; 另一种是一对多识别方法, 通过唯一的一个分类器把某一类从其他所有类中区分出来, 对于 N_c 类目标, 则建立 N_c 个 SVM 分类器. 本文采用一对多识别方法, 各 SVM 分类器的支撑向量通常会有所重复, 考虑到重复的支撑向量在计算核函数时其结果可以复用, 因此, 分类器总的识别运算量只与各分类器中其中不重复的支撑向量数目有关.

4 实验结果

实验所用的是航天部二院的 ISAR 雷达实测飞机数据. 图 1 是三类飞机(雅克-42、安-26 和奖状)飞行轨迹在地平面上的

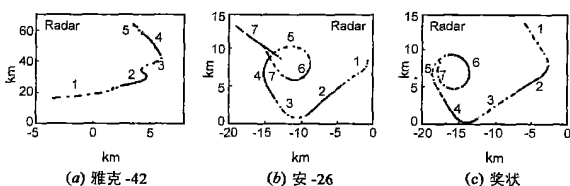


图 1 三类飞机的平面航迹

投影. 由于目标离雷达较远, 可以认为飞机只有方位角变化而无俯仰角变化. 图中绘出了雷达的位置, 因此可以估计飞机的方位角. 用雅克-42 的第 2、5 段, 安-26 第 5、6 段, 奖状的第 6、7 段数据作为训练数据, 这几段数据基本上包含了几类飞机其他飞行段的方位角变化信息. 将训练数据按约 5° 方位间隔分组, 适当抽取后共生成 150 个模板特征向量. 为验证识别算法的有效性和推广能力, 用其它各段数据作为测试数据段, 以和

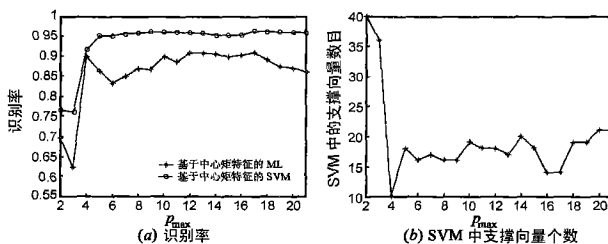


图 2 $L=256$ 时, 基于中心矩特征的两分类方法的识别结果

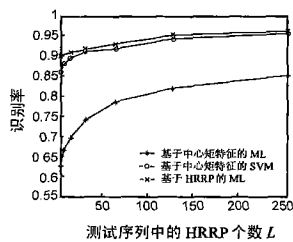


图 3 $p_{\max}=6$ 时, 三类分类方法的识别结果

训练据区别开来. 本文基于 HRRP 序列进行识别, 在测试数据段间隔抽取一组 HRRP 作为测试序列, 由其平均像生成中心矩特征进行识别.

选择抽取因子为常数, 因此测试序列中的 HRRP 个数与其方位间隔成正比. 实验中分别取测试序列的 HRRP 个数为 L 为 4, 8, 16, 32, 64, 128, 256, 说明测试序列的方位间隔对识别性能的影响. 另外, 由于用于生成特征向量的中心矩的最高阶数 p_{\max} 一般根据经验选取, 分别取 p_{\max} 等于 2 到 21 阶说明识别性能随 p_{\max} 的变化情况. 实验分别比较了基于中心矩特征的 SVM 方法、基于中心矩特征的 ML 方法^[7]和基于 HRRP 的 ML 方法^[3]. 需要说明的是, 文[3]中是用单次 HRRP 作为测试样本, 判决函数为其对数似然函数. 本文实验用 HRRP 序列进行识别, 认为各 HRRP 的目标姿态有微小变化, 即各样本相互独立, 因此判决函数即为各 HRRP 对数似然函数之和.

图 2(a) 为测试序列的 HRRP 个数取 256 时, 基于中心矩特征的两分类方法的识别性能随的变化情况. 对于本文所用数据, SVM 方法在 $p_{\max}=4$ 时识别率 91.64%, p_{\max} 超过 4 时识别率比较稳定, 保持在 95% 左右. 而 ML 方法不仅识别率较低, 而且不稳定, 随 p_{\max} 有较大的起伏. 实验为三类飞机目标识别问题, 因此 SVM 方法中有三个 SVM 分类器, 其中各分类器中不重复的支撑向量数目如图 2(b) 所示, 一般不超过 20, 因此识别运算简单.

图 3 为 $p_{\max}=6$ 时, 各方法识别率随 L 的变化曲线. 虽然由于基于 HRRP 的 ML 方法利用 HRRP 作为特征, 不存在信息损失, 因而其识别性能由于基于中心矩作为特征的识别结果, 但基于中心矩特征的 SVM 方法识别性能接近于基于 HRRP 的 ML 方法, 而基于中心矩特征的 ML 方法识别率远不如前两者. 基于 HRRP 的 ML 方法性能虽然稍优于基于中心矩特征的 SVM 方法, 但因为距离像的平移敏感性, 识别运算中需要与模板进行平移匹配, 运算量很大, 与之相比, 本文方法减少计算量的同时具有较高的识别率, 易于实时处理.

5 结论

本文介绍了一种基于平移不变特征的雷达 HRRP 目标识别方法. 该方法首先由平均距离像松弛 HRRP 方位敏感性, 然后提取平均像的中心矩特征, 采用具有良好推广能力和运算简单的支撑矢量机进行分类. 仿真实验比较了本文方法、基于中心矩特征的 ML 方法和基于原始距离像的 ML 方法, 结果表

明本文方法减少计算量的同时具有较高的识别率.

参考文献:

- [1] Hudson S, Psaltis D. Correlation filters for aircraft identification from radar range profile[J]. IEEE Trans AES, 1993, 29(3): 741 - 746.
- [2] Li HJ, Yang S-H. Using range profiles as feature vectors to identify aerospace objects[J]. IEEE Trans AP, 1993, 41(3): 261 - 268.
- [3] Jacobs S P, O'sullivan J A. Automatic target recognition using sequences of high resolution radar profiles[J]. IEEE Trans AES, 2000, 36(2): 364 - 380.
- [4] Xing M D, Bao Z, Pei B N. The properties of high-resolution range profiles[J]. Optical Engineering, 2002, 41(2): 493 - 504.
- [5] Liao X, Bao Z. Circularly integrated bispectra: novel shift invariant feature for high-resolution radar target recognition[J]. IEEE Electronics Letters, 1999, 34: 1879 - 1880.
- [6] Zhang X, Shi Y, Bao Z. A new feature feature vector using selected bispectra for signal classification with application in radar target recognition[J]. IEEE Trans SP, 2001, 49(9): 1875 - 1885.
- [7] Kim K T, Seo D K, Kim H T. Efficient radar target recognition using the MUSIC algorithm and invariant features[J]. IEEE Trans A P,

2002, 50(3): 325 - 337.

- [8] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.

作者简介:



袁 莉 女, 1977 年出生于山东聊城, 西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室博士生, 主要研究方向为雷达目标识别和雷达信号处理.



刘宏伟 男, 1971 年生于河南孟津, 副教授, 1992 年 7 月获大连理工大学工学学士学位, 分别于 1995 年和 1999 年获西安电子科技大学硕士和博士学位, 2001 年 1 月至 2002 年 11 月在美国杜克大学作博士后研究, 主要研究方向为目标识别和雷达信号处理.