

一种新的基于 HRRP 的雷达目标识别算法

刘传武, 张智军, 毕笃彦, 刘万俊
(空军工程大学 工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要:雷达目标高分辨距离像(HRRP)包含目标结构信息,是目标重要的分类特征。提出基于独立分量分析(ICA)的雷达目标特征提取方法,将雷达目标高分辨距离像(HRRP)在“基信号”域中分解,提取相应的基系数组成向量,作为目标特征向量。采用反向传播(BP)神经网络作为识别系统的分类器,对神经网络的输出进行编码,为了克服分类器对非库属目标的误判问题,引入拒识门限设计一种新的分类器。采用电磁场时域有限差分(FDTD)算法仿真了飞机的宽带回波,并用所提的方法进行实验。结果表明,基于以上算法的雷达目标识别系统在最大拒识率前提下具有较高的正确识别概率。

关键词:雷达自动目标识别;高分辨一维距离像;独立分量分析;BP神经网络;拒识门限

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2009)02-0038-04

雷达自动目标识别(RATR)是根据目标和环境的雷达回波信号,揭示目标电磁散射机理,提取目标特征,实现目标类型和属性的自动判定。根据雷达回波处理方式不同,雷达自动目标识别包括基于合成孔径雷达(SAR)、逆合成孔径雷达(ISAR)和高分辨一维距离像(HRRP)的目标识别方法。其中,基于HRRP的目标识别因其处理方式简单、系统复杂度低等优点已成为研究热点和难点^[1]。

雷达目标高分辨距离像具有维数高、非线性特征,同时,距离像敏感于目标姿态,完整描述目标所需的雷达回波数量巨大,使得直接利用雷达目标高分辨距离像进行识别的系统复杂度增加,难以保证性能。随着信号处理和模式识别技术的发展,采用新技术提取目标特征进而设计分类规则进行目标识别,能降低系统复杂度,同时提高识别效能^[2-4],这也是目前雷达目标自动识别系统的基本思路。

1 基于独立分量分析的特征提取

1.1 独立分量分析(ICA)方法

独立分量分析方法(Independent Component Analysis, ICA)的研究源于盲源分离(Blind Source Separation, BSS)^[5]问题,最早是由法国学者 Junen 和 Herault 在 1983 年提出,是近年来发展起来的一种新的多维数字信号处理技术,已在多个领域显现其优越性^[6-8]。

设 x_1, x_2, \dots, x_n 为 n 个随机观测信号,由 m 个未知源(独立源) s_1, s_2, \dots, s_m 线性混合而成,且混合是瞬时的。将观测信号和独立源信号分别用矩阵形式表示, $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_m]^T$ 。不失一般性,设随机观测信号和未知源信号都具有零均值,则:

$$x_i = \sum_{j=1}^m a_{ij}s_j, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

写成矩阵形式,则 ICA 的线性模型可以表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{AS} \quad (2)$$

* 收稿日期:2008-03-12

基金项目:国家“863”高技术研究发展计划项目(2007AAXX1206)

作者简介:刘传武(1982-),男,安徽凤台人,博士生,主要从事雷达信号处理研究;E-mail: chuanwuliu@126.com
张智军(1960-),男,河北磁县人,教授,主要从事电磁场与电磁波、雷达信号处理研究。

式中: $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_m]$, 是一满秩 $n \times m$ 矩阵, 称为混合矩阵, $\mathbf{a}_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 是混合矩阵基向量。

在 ICA 中, 实现独立分量提取的限制条件包括未知源信号的独立性和非高斯性。雷达目标高分辨距离像本身是非高斯性的, 而独立性要求可以通过对信号的白化处理(比如幂变换)来实现。因此, 从原理上说, 可以利用 ICA 进行高分辨雷达信号的独立分量分析。

为了简化模型, 通常假设未知混合矩阵 \mathbf{A} 是方阵, 即 $m = n$, 那么 ICA 的目的就是找到一个变换矩阵 \mathbf{W} , 也称分离矩阵, 对 \mathbf{X} 进行线性变换, 得到 n 维输出信号矢量的各分量尽可能相互独立。这里的 \mathbf{W} 是混合矩阵的逆矩阵, 即有 $\mathbf{W} = \mathbf{A}^{-1}$ 。当 \mathbf{W} 通过某种优化算法得到后, 便有:

$$\mathbf{U} = \mathbf{W}\mathbf{X} = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{S} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{U} = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$, u_i 称为独立分量 s_i 的一个估计, 即有 $u_i = \hat{s}_i$ 。

1.2 Fast ICA 算法

进行独立分量分析(ICA)的关键是建立一个能够度量分离得到信号独立性的目标函数及其相应的算法。到目前为止, 已经发展了多种 ICA 算法, 它们的主要区别在于度量信号非高斯性的目标函数不同。一般来说, 对于同样的数据, 这些算法所估计的独立分量也不尽相同, 而且这些算法各具特点, 具有不同的适用范围。针对高分辨雷达信号特点, 本文采用基于近似负熵作为目标函数、利用快速梯度搜索算法进行求解的 Fast ICA 算法^[9]。Fast ICA 算法, 又称固定点(Fixed-point)算法, 是一种快速的寻优迭代算法, 具有非常快的收敛速度, 而且不需要确定学习步长。

设 \mathbf{X} 是经过白化处理后的信号(均值为 0, 方差为 1), \mathbf{w}_i^T 为 ICA 模型中待估计的分离矩阵 \mathbf{W} 与独立分量 s_i 相对应的行向量, 满足式:

$$\mathbf{s}_i = \mathbf{w}_i^T \mathbf{X} \quad (4)$$

Fast ICA 算法的基本思想就是: 寻找投影向量 \mathbf{w}_i , 使得 \mathbf{X} 在 \mathbf{w}_i 上面的投影 $\mathbf{w}_i^T \mathbf{X}$ 非高斯最大。实际中, 由于概率密度分布函数未知, 因此采用基于概率密度函数的负熵计算很不方便, 常采用更有效的负熵近似计算公式:

$$J(\mathbf{w}_i) \approx [E\{G(\mathbf{w}_i^T \mathbf{X})\} - E\{G(v)\}] \quad (5)$$

式中: $G(\cdot)$ 为非二次函数; v 是一个标准正态分布的随机变量。Fast ICA 算法通过寻找使得 $J(\mathbf{w}_i)$ 取极大值的投影方向 \mathbf{w}_i , 相应的得到一个独立分量 s_i 。使 $J(\mathbf{w}_i)$ 取极大值, 则要求:

$$E\{\mathbf{X}g(\mathbf{w}_i^T \mathbf{X})\} = 0 \quad (6)$$

式中 $g(\cdot)$ 是 $G(\cdot)$ 的导数, 由牛顿迭代定理, 得:

$$\mathbf{w}_i^+ = \mathbf{w}_i - \frac{E\{\mathbf{X}g(\mathbf{w}_i^T \mathbf{X})\}}{E\{\mathbf{X}^T \mathbf{X}g'(\mathbf{w}_i^T \mathbf{X})\}} = \mathbf{w}_i - \frac{E\{\mathbf{X}g(\mathbf{w}_i^T \mathbf{X})\}}{E\{g'(\mathbf{w}_i^T \mathbf{X})\}} \quad (7)$$

式中 $E\{\mathbf{X}^T \mathbf{X}g'(\mathbf{w}_i^T \mathbf{X})\} \approx E\{\mathbf{X}^T \mathbf{X}\} E\{g'(\mathbf{w}_i^T \mathbf{X})\} = E\{g'(\mathbf{w}_i^T \mathbf{X})\}$ 。

归一化处理, 得到:

$$\mathbf{w}_i = \mathbf{w}_i^+ / \|\mathbf{w}_i^+\| \quad (8)$$

按照式(7)进行迭代, 收敛得到的 \mathbf{w}_i^T 对应着分离矩阵 \mathbf{W} 的行向量, 可提出一个独立分量 s_i 。对于多个独立分量, 可反复重复上述过程进行分离, 得到分离矩阵 \mathbf{W} , 从而能得到系数矩阵 \mathbf{A} 。

类似于信号的 Fourier 变换是在正交基上的分解, 得到的独立分量 s_i 被称为雷达高分辨距离像在 ICA 域的“基信号”, 雷达高分辨距离像的独立分量分析即是在这些独立的“基信号”上的分解。此时混合矩阵 \mathbf{A} 的行向量的值对应着各个训练样本在“基信号”上的分解系数。本文中提取分解系数矩阵 \mathbf{A} , 将 \mathbf{A} 的行向量作为样本的特征向量。当新的样本到来时, 由式(1)可得到新样本在“基信号”的分解系数 a_{ij} 。

2 反向传播(BP)神经网络分类器

2.1 基本结构

反向传播神经网络(Back-Propagation Network)是一种多层前馈网络^[10], 由 Pumelhart 在 1986 年提出。网络包括输入层、中间层(隐层)、输出层, 采用误差反向传播算法进行权值的调整实现对网络的训练, 是一种有监督学习方式。

2.2 引入拒识门限设计 BP 网络分类器

如果没有拒识门限,那么任何基于有监督学习的分类器,在其进行识别时,将会对非库属目标类样本错误划分,但是,现实中,目标库却是有限的,非库属目标被错误分类将不可避免。因此,本文根据雷达目标自动识别系统特点,引入拒识门限设计基于BP网络的分类器。

本文通过对BP网络输出层进行巧妙编码便实现了拒识门限设计。设训练样本目标类别为 $c_i (i=1, 2, \dots, g)$, g 为目标类别数。在设计BP网络分类器时,将输出层神经元数设为 g ,当输入样本属于第 i 类时,输出层相应的第 i 个神经元输出为1,其余为0,即第1类对应输出向量 $(1, 0, \dots, 0)$,第2类对应输出向量 $(0, 1, 0, \dots, 0)$,依次类推,第 g 类对应输出向量 $(0, 0, \dots, 1)$ 。识别时,对网络输出向量 $\mathbf{y} (y_i \in (0, 1))$ 做判别,即如果 $\max(\mathbf{y})/\text{sum}(\mathbf{y}) \geq T$,则识别;否则拒识。 T 为拒识门限,其值可由经验确定, $\max(\mathbf{y})$ 表示向量 \mathbf{y} 的最大元素值, $\text{sum}(\mathbf{y})$ 表示向量 \mathbf{y} 各元素值之和。

设目标特征向量维数为 N ,相应的BP网络输入层神经元个数也为 N 。已有证明,单隐层的BP网络可以实现任意精度的非线性映射,为减少网络的复杂度,设计网络为单隐层,隐层单元数 $N_c = 2N + 1$ 。

3 目标识别实验及结果分析

3.1 实验数据

理论和实践表明,如果待识别目标本身结构差别很大,那么即使使用一般的特征提取和分类算法,识别结果也将会很好。为了验证本文方法的有效性,采用电磁场时域有限差分算法(FDTD)仿真了3种不同军用飞机(F_1 、 F_2 和 F_3)、4种状态(S_1 、 S_2 、 S_3 和 S_4)的缩比模型(3:1)回波信号,其中 F_1 飞机分别设计为不挂载导弹和挂载导弹2种状态 S_1 和 S_2 。 F_1 和 F_2 外形相似,尺寸相当,其3种状态 S_1 、 S_2 和 S_3 用于建目标库, F_3 设计为非库属目标。实验中信号带宽设计为100 MHz,飞机的仰角 $\theta = 4^\circ$,横滚角 $\gamma = 0^\circ$,方位角 $\varphi = 0^\circ - 180^\circ$,方位间隔是 1° ,每次回波的采样点数为1 024。这样每种状态有181组回波数据。实验中将 S_1 、 S_2 、 S_3 3种状态下的飞机回波按方位向进行角度划分,每 4° 为一区域,将此区域内的回波进行非相干平均,作为该区域的回波信号。为了减少边界影响,采用区域部分重叠技术,相邻两个区域重叠为 2° ,这样每种状态有89组数据用于建库。将 S_1 、 S_2 、 S_3 和 S_4 4种状态的回波按方位间隔 2° 抽取用于测试,共计360个样本。实验中噪声采用白高斯噪声,信噪比 $S/N = 10$ dB。

3.2 结果及分析

实验时,基于ICA的特征向量形成算法里,提取的特征系数维数为10。BP网络输入层神经元为10个,单隐层神经元数目为21,隐含层神经元传递函数采用S型正切函数,输出层神经元为3个,其传递函数采用对数函数,拒识门限 $T = 0.8$ 。实验结果见表1。

从表1可以看出,通过对分类器引入拒识门限,系统能够将非库属目标拒识,正确拒识率达到90.00%;同时,采用ICA特征提取算法和BP神经网络分类算法相结合,能够对外形非常相近的目标进行正确识别,在保证较高正确识别率的基础上提高正确拒识率。

表1 识别结果

Tab. 1 The test results

测试样本	测试结果			
	S_1	S_2	S_3	S_4
S_1	86	0	0	3
S_2	0	83	0	5
S_3	0	0	85	1
S_4 (非库属类)	4	7	5	81
识别率 P_a	94.07%			
正确率 P_c	93.06%			
正确拒识率 P_r	90.00%			

4 结束语

基于雷达目标高分辨距离像(HRRP)的识别技术是军事领域的热点和难点。本文提出了基于独立分量分析(ICA)的雷达目标特征提取方法,将BP网络输出编码,引入拒识门限,使得系统能够合理的对非库属目标进行处理。同时引入拒识门限后,系统将被拒识目标样本统统判决为“非库属类”这个特殊的单个类,实际中,这个特殊的单个类里面可能包含多个目标类,因此,如何有效地将这些新类增加到目标库中是值得进一步研究的课题。

参考文献:

- [1] Du L, Liu H, Bao Z. Radar HRRP Statistical Recognition Based on Hyper Sphere Model [J]. Signal Processing , 2008 , 88 (5) : 1176 - 1190.
- [2] Glendinning R H, Fleet S L. Classifying Functional Time Series [J]. Signal Processing , 2007 , 87 (1) : 79 - 100.
- [3] Kyung Tae Kim, JiHoon Bae, Hyo Tae Kim. Effect of AR Model - Based Data Extrapolation on Target Recognition Performance [J]. IEEE Transactions on Antenna Propagation , 2003 , 51 (4) : 912 - 914.
- [4] XianDa Zhang, Yu Shi, Zheng Bao. A New Feature Vector Using Selected Bispectra for Signal Classification With Application in Radar Target Recognition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing , 2001 , 49 (9) : 1875 - 1885.
- [5] Hyvarinen A, Oja E. Independent Component Analysis: A Tutorial [J]. Neural Networks , 2000 , 13 (4) : 411 - 430.
- [6] Hyvarinen A, Hoyer P O. Emergence of Phase and Shift Invariant Features by Decomposition of Natural Images into Independent Feature Subspaces [J]. Neural Computation , 2000 , 12 (7) : 1705 - 1720.
- [7] Jeff Fortuna , Eng B, Eng M. ICA Feature Extraction and Support Vector Machine Image Classification [D]. Hamilton: Mc-Master University , 2005.
- [8] 王海江, 皮亦鸣, 陈红艳. 结合 ICA 相干斑抑制的全极化 SAR 图像分类 [J]. 电子学报, 2006, 34 (12) : 2185 - 2189.
WANG Haijiang, PI Yiming, CHEN Hongyan. Classification of Full - Polarization SAR Images Combined with ICA - based Speckle Reduction [J]. Acta Electronica Sinica , 2006 , 34 (12) : 2185 - 2189. (in Chinese)
- [9] Blanco D, Mulgrew B, Ruiz D P. Independent Component Analysis in Signals with Multiplicative Noise Using Fourth - order Statistics [J]. Signal Processing , 2007 , 87 (8) : 1917 - 1932.
- [10] 蒋宗礼. 神经网络导论 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
JIANG Zongli. The Tutorial of Neural Networks [M]. Beijing: High Education Press , 2001. (in Chinese)

(编辑: 田新华)

A New Refuse - Recognition Algorithm of Radar Automatic Target Recognition System

LIU Chuan - wu, ZHANG Zhi - jun, BI Du - yan, LIU Wan - jun

(Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Radar high range resolution profile (HRRP) contains target structure information, and RATR based on HRRP has become a hotly researched topic. As high dimension of HRRP, the method of independent component analysis (ICA) is proposed to extract some features of HRRP, which is decomposed in the field of "base signals", and the coefficients are extracted to form vectors as the target's feature vectors. The Back - Propagation Network (BP) is employed as the classifier. As the classifier may classify the non - depository target sample, the output of BP network is encoded and the refuse - recognition threshold is proposed in this paper, a new classifier is born when the refuse - recognition threshold is adopted. The classifier can refuse the non - depository target samples and put the depository target samples into its class correctly. The simulation of some targets echoes is done by finite difference time domain (FDTD). The experiment results show that the method proposed performs well.

Key Words: radar automatic target recognition (RATR); high range resolution profile (HRRP); independent component analysis (ICA); back - propagation network (BP); refuse - recognition threshold