基于积谱的雷达目标高分辨率距离像识别

郭尊华 李少洪

(北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100083)

摘 要: 针对飞机目标的识别问题,将一种用于语音识别中的积谱特征引入雷达目标一维距离像识别领域. 积谱定义为功率谱与群延迟的乘积,该特征能够充分利用目标一维距离像的幅度谱与相位谱信息. 在目标分类阶段,选择基于弹性传播(RPROP)算法的多层前馈神经网络作为分类器. 利用 4 种飞机模型的重点散射源二维分布测试数据和频率步进法得到目标的一维纵向距离像,对距离像积谱的分类性能进行了测试,结果表明基于积谱的特征对于一维距离像具有较高的识别率,并具有较好的抗噪性能.

关 键 词: 积谱; 目标识别; 神经网络

中图分类号: TN 957

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2006)04-0404-03

Product spectrum based target recognition using high resolution radar range profiles

Guo Zunhua Li Shaohong

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: To solve the problem of classifying the aircrafts using high resolution radar range profiles, the product spectrum which was used in the speech signal processing community was introduced to the radar target recognition community. The product spectrum was defined as the product of the power spectrum and the group delay, this feature combined the information contained in the magnitude spectrum and the phase spectrum of the range profiles and carried more information about the shape of the aircrafts. A multi-layered feed-forward neural network with resilient propagation (RPROP) algorithm was selected as classifier. The range profiles were obtained by step-frequency technique using the two-dimension backscatters distribution data of four different aircraft models. Simulations were presented to evaluate the classification performance with the product spectrum features. The results show that the product spectrum based features can yield good performance even in noisy conditions for the application of radar target recognition.

Key words: product spectrum; target recognition; neural networks

在高分辨率雷达下,目标由常规的"点"目标变成距离扩展目标,目标的回波信号沿距离方向上占据多个距离单元,所获得的散射特征分布图相当于对目标进行一维成像,通常称之为目标的高分辨距离像. 高分辨距离像反映了目标中包含的强散射中心的数目、散射中心的相对位置和散射强度的相对大小等目标形状及结构特征,而且获取可信的一维高分辨距离像要比得到聚焦后的微波二维像容易得多,所以国内外都在高分辨距离像识别领域投入了大量的研究,成为现代战争环境中雷达目标识别研究的主要方法之一[1,2].

雷达目标识别的研究内容主要包括:①目标特征的提取与选择;②基于目标特征的分类方法. 常用的基于目标高分辨距离像的特征提取方法有:Fourier 幅度方法,高阶谱方法[3],各种时频分析方法如小波变换、Gabor 变换等[4];在距离像的

收稿日期: 2005-02-25

作者简介: 郭尊华(1975-),女,黑龙江绥滨人,博士生, grit2006@hotmail.com.

分类中成功应用的模式识别方法主要有:相关滤波方法,神经网络模式识别,模糊模式识别和基于数据融合的目标识别等[2,5].

本文研究将积谱特征用于雷达目标高分辨距离像识别的方法. 积谱包含了距离像的幅度谱与相位谱信息,并选择基于弹性传播(RPROP)算法的多层前馈神经网络作为分类器,对 4 种缩比模型飞机的距离像进行了分类,取得了较好的识别效果.

1　距离像的积谱

设目标的一维距离像序列为 $x(n)$,$n=0,1,\cdots,N-1$,其 Fourier 变换可表示为

$$X(\omega)=\sum_{n=0}^{N-1}x(n)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega n} \tag{1}$$

用其实部和虚部表示为

$$X(\omega)=X_{\mathrm{R}}(\omega)+\mathrm{j}X_{\mathrm{I}}(\omega) \tag{2}$$

用其幅度和相位表示为

$$X(\omega)=|X(\omega)|\mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta(\omega)} \tag{3}$$

有时用群延迟比用相位更加方便[6],群延迟的定义是相位对于 ω 之一阶导数的负值:

$$\tau_{\mathrm{p}}(\omega)=-\frac{\mathrm{d}\theta(\omega)}{\mathrm{d}\omega} \tag{4}$$

(4)式可另表示为

$$\tau_{\mathrm{p}}(\omega)=-\operatorname{Im}\frac{\mathrm{d}\log X(\omega)}{\mathrm{d}\omega}=-\frac{X_{\mathrm{R}}(\omega)X'_{\mathrm{I}}(\omega)-X_{\mathrm{I}}(\omega)X'_{\mathrm{R}}(\omega)}{|X(\omega)|^2} \tag{5}$$

式中上标“′”表示对 ω 求导数.

令 $Y(\omega)$ 为序列 $nx(n)$ 的 Fourier 变换,则有:

$$Y(\omega)=\sum_{n=0}^{N-1}nx(n)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\omega n}=\mathrm{j}X'(\omega) \tag{6}$$

综上所述,得

$$\tau_{\mathrm{p}}(\omega)=\frac{X_{\mathrm{R}}(\omega)Y_{\mathrm{R}}(\omega)+X_{\mathrm{I}}(\omega)Y_{\mathrm{I}}(\omega)}{|X(\omega)|^2} \tag{7}$$

将积谱 $Q(\omega)$ 定义为功率谱与群延迟的乘积[7]:

$$Q(\omega)=|X(\omega)|^2\tau_{\mathrm{p}}(\omega)=X_{\mathrm{R}}(\omega)Y_{\mathrm{R}}(\omega)+X_{\mathrm{I}}(\omega)Y_{\mathrm{I}}(\omega) \tag{8}$$

由于某些目标形状信息很可能包含在相位谱而不是幅度谱之中,而由积谱的定义可知,积谱结合了距离像的幅度谱与相位谱信息,因而会更有利于目标识别.

2 基于 RPROP 算法的多层前馈网络

本文选择多层前馈神经网络作为分类器,神经元的激励函数为 Sigmoid 函数:

$$f(x)=\frac{1}{1+\exp(-x)} \tag{9}$$

学习规则为 RPROP 算法[8],该算法基于局部自适应调整策略来处理权值更新问题,根据误差函数梯度符号的变化直接更新网络各层的权值,有利于避免网络陷入局部极小点,而且该算法收敛速度快,鲁棒性强,在模式分类问题中具有很好的性能.

RPROP 算法的流程如下:

1) 初始化网络参数:给各层权值 w_{ij} 赋初值,设置权值初始更新值 Δ_0,权值更新上限 $\Delta_{\max}$,更新下限 $\Delta_{\min}$,增量因子 η^+,减量因子 η^-;

2) 将训练样本集中所有输入输出矢量对逐个送入网络,并计算各层中节点的输入、输出值以及实际输出与期望输出的误差函数 E;

3) 按如下规则修正权值:

① 若 $[\partial E/\partial w_{ij}(t-1)][\partial E/\partial w_{ij}(t)]>0$,则

$$\left.\begin{aligned}\Delta_{ij}(t)&=\min(\Delta_{ij}(t-1)\eta^+,\Delta_{\max})\\ \Delta w_{ij}(t)&=-\operatorname{sign}(\partial E/\partial w_{ij}(t))\Delta_{ij}(t)\\ w_{ij}(t+1)&=w_{ij}(t)+\Delta w_{ij}(t)\end{aligned}\right\} \tag{10}$$

② 若 $[\partial E/\partial w_{ij}(t-1)][\partial E/\partial w_{ij}(t)]<0$,则

$$\left.\begin{aligned}\Delta_{ij}(t)&=\max(\Delta_{ij}(t-1)\eta^-,\Delta_{\min})\\ w_{ij}(t+1)&=w_{ij}(t)-\Delta w_{ij}(t-1)\\ \partial E/\partial w_{ij}(t)&=0\end{aligned}\right\} \tag{11}$$

③ 若 $[\partial E/\partial w_{ij}(t-1)][\partial E/\partial w_{ij}(t)]=0$,则

$$\left.\begin{aligned}\Delta w_{ij}(t)&=-\operatorname{sign}(\partial E/\partial w_{ij}(t))\Delta_{ij}(t)\\ w_{ij}(t+1)&=w_{ij}(t)+\Delta w_{ij}(t)\end{aligned}\right\} \tag{12}$$

式中 $\operatorname{sign}(\cdot)$ 表示符号函数;$\min(\cdot)$、$\max(\cdot)$ 分别表示求最小、最大值;

4) 转入第 2) 步,继续循环学习,如果循环次数大于预定值或网络总误差指标满足要求,则结束;

5) 将测试样本送入训练好的网络进行测试.

3　飞机目标的实验结果

本文的实验采用由北京航空航天大学隐身及反隐身研究中心和电磁工程实验室提供的 4 种飞机模型的重点散射源二维分布测试数据,用频率步进法(具体参数选择:载波频率 $f_0=10$ GHz,脉冲重复频率 $f_{\mathrm{r}}=100$ kHz,脉冲宽度 $\tau=1$ μs,脉冲数 $N=256$,步进频率增量 $\Delta f=\frac{1}{\tau}=1$ MHz,距离分辨力 $\Delta R=\frac{c}{2N\Delta f}=0.586$ m)得到目标的一维纵向距离像,是 256 维的特征向量. 4 种待分类的飞机是 B2 隐身战略轰炸机(缩比为 1∶35),F117 隐身战斗机(缩比为 1∶13),歼六(J6)超音速战斗机(缩比为 1∶8)和 YF22 战斗机(缩比为 1∶

12). 雷达对飞机照射的方位角范围为 0° ~ 180°, 选择方位角间隔为 0.6°, 则 4 种飞机共得到 1 200 个样本. 按照 6 : 1 的比例间隔从样本集合中抽取 6 组数据, 即第 1,7,13,… 个距离像样本构成第 1 组数据, 第 2,8,14,… 个距离像样本构成第 2 组数据, 其余依此类推. 将第 1 组数据用于训练网络, 另外 5 组数据用于测试.

本文选择 256×22×2 的 3 层前馈网络, 用[0, 1]区间的随机数给各层权值 w_{ij} 赋初值. 网络的其它重要参数设置如下: $\Delta_0 = 0.07$, $\Delta_{\max} = 50$, $\Delta_{\min} = 10^{-6}$, $\eta^+ = 1.2$, $\eta^- = 0.5$.

实验中采用无噪声样本对该网络进行反复训练并确定一组权值, 然后将不同噪声条件下的测试样本送入训练后的网络, 得到的识别结果如表 1 所示.

表 1 积谱及其它两种方法的识别率 %

特征集	信噪比/dB	B2	F117	J6	YF22
距离像	无噪声	87.6	84.0	97.3	90.8
	20	81.2	71.7	95.0	88.0
	15	76.0	63.3	65.7	86.8
	10	66.0	36.3	53.3	89.4
	5	31.7	16.3	33.2	72.8
Fourier 幅度	无噪声	89.6	87.2	96.0	94.0
	20	89.2	83.2	95.6	90.4
	15	88.4	82.4	96.0	87.4
	10	87.6	79.6	89.2	31.2
	5	86.4	74.4	60.4	22.8
积谱	无噪声	92.8	93.6	96.8	97.2
	20	92.4	93.2	96.8	97.2
	15	92.3	93.2	96.4	96.8
	10	92.0	91.4	85.2	86.3
	5	93.4	72.6	80.6	53.2

作为比较, 表 1 中还给出了用原始距离像和 Fourier 幅度为特征时在不同噪声情况下的识别率. 从表 1 中可以看出, 在 3 种特征中, 积谱的识别率更高, 而且具有更好的抗噪性能.

4 结束语

本文将用于语音识别中的积谱引入高分辨率雷达目标距离像的识别问题, 由于积谱结合了距离像的幅度谱与相位谱信息, 能够更充分地表示目标的形状信息, 所以有利于目标识别. 分类任务则由基于 RPROP 算法的多层前馈神经网络完成, 实验结果表明积谱与另外两种特征相比, 不仅提高了识别率, 而且具有较好的抗噪性能.

参考文献 (**References**)

[1] Nebabin V G. Methods and techniques of radar recognition [M]. Boston: Artech House, 1995

[2] Li Hsuehjyh, Yang Shenghui. Using range profiles as feature vectors to identify aerospace objects [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1993, 41(3): 261 ~ 268

[3] Heikkil!? Janne. A new class of shift-invariant operators [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2004, 11(6): 545 ~ 548

[4] 张贤达. 现代信号处理[M]. 第二版. 北京: 清华大学出版社, 2002
Zhang Xianda. Modern signal processing [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2002(in Chinese)

[5] 边肇祺, 张学工. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000
Bian Zhaoqi, Zhang Xuegong. Pattern recognition [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000(in Chinese)

[6] Oppenheim Alan V, Schafer Ronald W. Digital signal processing [M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1975

[7] Zhu Donglai, Paliwal K K. Product of power spectrum and group delay function for speech recognition [A]. ICASSP[C]. Montreal Quebec Canada: IEEE, 2004. I-125 ~ I-128

[8] Riedmiller M, Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks [C]. San Francisco: IEEE, 1993. 586 ~ 591