

# 一种基于子波特征的模糊神经网络目标识别方法

沈明华, 冯新喜, 黄智颖, 曲毅

(军工程大学 电讯工程学院, 陕西 西安 710077)

**摘要:**针对雷达目标识别中相对不变特征量提取这一问题,提出了一种基于子波变换的特征提取方法,通过对三类飞机一维距离像的分类和识别,验证了这种方法的有效性,同时在将模糊神经网络作为模式分类器方面做出初步尝试。

**关键词:**目标识别;模糊神经网络;子波变换

**中图分类号:**TN957      **文献标识码:**A      **文章编号:**1009-3516(2002)04-0026-04

目标识别是模式识别的一个重要分支,它主要应用于军事领域。随着现代战争的日益复杂和新型武器的更新发展,快速准确的实现对空中目标的分类和识别,对于协助指挥员做出有利于作战的正确决定乃至决定战场的胜负起着不可低估的作用。

雷达目标识别就是指利用雷达接收设备从目标的后向电磁散射信号中,提取目标的特征信息,并运用已有的目标先验信息,实现对目标的分类和识别。

目标识别一般分为三个步骤:回波信号的获取、目标特征的选取和最后的分类及识别。

## 1 一维距离像与雷达目标识别

雷达目标识别本质是一个电磁逆散射问题。根据电磁场散射理论,目标的电磁散射特性在频域内可分为三个区:瑞利区(目标的尺寸远小于雷达的工作波长);谐振区(目标尺寸与雷达的工作波长在同一数量级);光学区或称为高频区(目标尺寸远大于雷达的工作波长)。随着现代雷达技术的不断发展,雷达的工作频率越来越高,其带宽越来越大,导致大部分雷达工作在“光学区”,因此对光学区雷达目标识别进行研究就显得尤为重要。

光学区常用的目标识别方法按维数可分为基于目标一维距离像(横向像和纵向像)的目标识别方法、基于合成孔径雷达和逆合成孔径雷达二维成像技术的二维像目标识别方法以及基于目标三维像的目标识别方法。在实际应用中,一方面可通过窄脉冲信号直接照射目标或先通过超宽带信号(线性调频信号、脉码调制信号等)照射目标后在接收端匹配滤波等方法直接获取一维距离像,另一方面一维成像不存在二维成像过程中因散射中心搬移而造成的运动补偿问题,因此相对来讲,基于一维距离像目标识别更为简单实用,研究基于一维距离像的目标识别方法具有十分重要的现实意义。但理论和实验研究表明,运用一维距离像进行目标识别时存在一维距离像对目标姿态角变化敏感的问题。在实际的作战环境中,目标总是处于不断的运动和变化之中,目标相对雷达的方位角和仰俯角也是随着目标的运动发生着相应的变化,这将引起光学区目标的散射中心产生距离分辨单元搬移和斑纹现象两种形式变化<sup>[1]</sup>,对目标的一维距离像产生较大影响,导致同一目标不同姿态角下的一维距离像起伏很大,这对目标识别来说十分不利。如何消除这种负面影响,最大限度的利用目标回波数据以提高目标识别的正确识别率一直是国内外该领域学者们关心的问题。提取一种既反映目标固有特性同时又对姿态角变化不敏感的相对稳定特征成为解决这一问题的一种有效方法。本文运用子波变换对目标一维距离像进行多分辨分析,提取了目标多尺度空间能量特征和多尺度空间极大值特征,最后运用模糊BP神经网络对三类飞机目标进行分类和识别,实验结果表明该方法提取的两类特征用

于目标识别是有效的。

## 2 基于子波变换的飞机目标特征提取

### 2.1 多尺度分析和正交子波变换

子波变换属于时频分析的一种。传统的信号分析是建立在傅里叶变换的基础之上的,由于傅里叶分析使用的是一种全局的变换,要么完全在频域,要么完全在时域,因此无法表述信号的时频两域性质,而这种性质恰恰是非平稳信号很重要的性质。子波变换是一种信号的时间-尺度分析方法,它具有多分辨分析的特点,而且在时频两域都具有表征信号特征的能力,是一种窗口大小固定但其形状可改变,且时间窗和频率窗形状都可以改变的时频局部化分析方法。在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率,在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率,很适合分析雷达回波这一类非平稳信号<sup>[2]</sup>。

设  $\psi(t) \in L^2(R)$  ( $L^2(R)$  表示平方可积的实数空间,即能量有限的信号空间),其傅里叶变换为  $\hat{\psi}(\omega)$ 。

当  $\hat{\psi}(\omega)$  满足允许条件:  $C_\psi = \int_R \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty$  时,我们称为  $\psi(t)$  为一个基本子波或母子波。将母函数  $\psi(t)$  经伸缩和平移后,就可以得到个子波序列。对于离散的情况子波序列为:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad j, k \in Z$$

对于任意函数  $f(t) \in L^2(R)$  的子波变换为:

$$W_f(a, b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$

多尺度分析就是确定一个子波函数  $\psi(t)$  使得  $\{2^{j/2} \psi(2^j x - n)\}_{k,j \in Z}$  成为  $L^2(R)$  中的标准正交基的方法。从图 1 可以看出,多分辨分析只对信号的低频部分进行进一步分解,而高频部分则不予考虑。设  $V_j$  表示图 1 中尺度  $j$  下信号频谱的低频部分  $A_j$ ,  $W_j$  表示分解中尺度  $j$  下信号频谱的高频部分  $D_j$ , 则  $W_j$  是  $V_j$  在  $V_{j+1}$  中的正交补,即:  $V_j \oplus W_j = V_{j-1}$  ( $j \in Z$ ), 表示尺度  $j$  的低频部分和高频部分合成后为  $j-1$  尺度下的低频部分。显然,  $V_j \oplus W_j \oplus W_{j-1} \oplus \dots \oplus W_{j-m+1} = V_{j-m}$ , 式中  $V_j$  称为逼近信号,  $W_j$  称为细节信号, 则多分辨分析子空间  $V_0$  可以用有限个子空间来逼近, 即有:

$$V_0 = V_1 \oplus W_1 = V_2 \oplus W_1 \oplus W_2 = \dots = V_N \oplus W_N \oplus W_{N-1} \oplus \dots \oplus W_1$$

这表明任何函数  $f(t) \in L^2(R)$  都有可以根据分辨率为  $2^{-N}$  时  $f(t)$  的逼近信号和分辨率为  $2^{-j}$  ( $1 \leq j \leq N$ ) 下  $f(t)$  的细节信号完全重构, 这恰好是著名的 Mallat 塔式重构算法的思想, Mallat 算法在子波分析中的地位相当于快速傅里叶变换在经典傅里叶分析中的地位。

### 2.2 运用子波变换提取目标两类特征

#### 2.2.1 多尺度能量特征

子波变换实质是对原始信号的滤波过程,各尺度空间内的逼近信号和细节信号能够提供原始信号的时频局部信息。不同飞机目标在不同尺度上的能量分布不同,将这些能量按尺度顺序排列形成特征向量可以用于实现对目标的分类和识别,这是提取目标多尺度空间能量特征的基本思想。

本文采用双正交样条函数 BiorSpline1.1 作为基本子波,对飞机目标的一维距离像进行 7 级子波分解,计算分解后各尺度下的细节信号对应的能量  $E_1 \sim E_7$  和最后一级逼近信号的能量  $E_0$  组成特征向量  $E = [E_0, E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, E_7]$ , 其中  $E_i = \sum_{j=1}^N x_j^2$ ,  $x_j$  代表第  $i$  级分解后该尺度下的  $N$  个数据中的第  $j$  个数据。提取的特征如图 2 所示<sup>[3]</sup>。

#### 2.2.2 多尺度极值特征

采用双正交样条函数 BiorSpline1.1 作为基本子波,同上面方法对飞机目标的一维距离像进行 7 级子波分解,提取每一级下信号的极大值  $M(i)$  及极值出现位置  $P(i)$  信息,其中  $i$  代表分解的级数,本文  $i=7$ 。将每一级下的极值和位置组成特征向量  $M = [M(0), P(0), M(1), P(1), \dots, M(15), P(15)]$  用于目标分类和识别。图 3 是提取的一组飞机目标极大值特征。

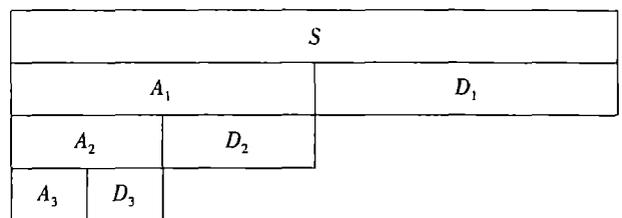


图 1 多分辨分析分解示意图

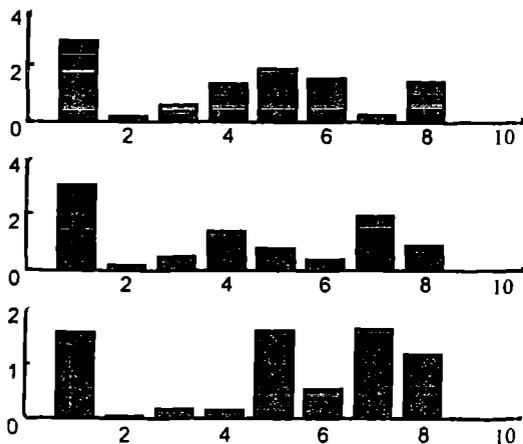


图2 三类飞机的多尺度空间能量特征示意图

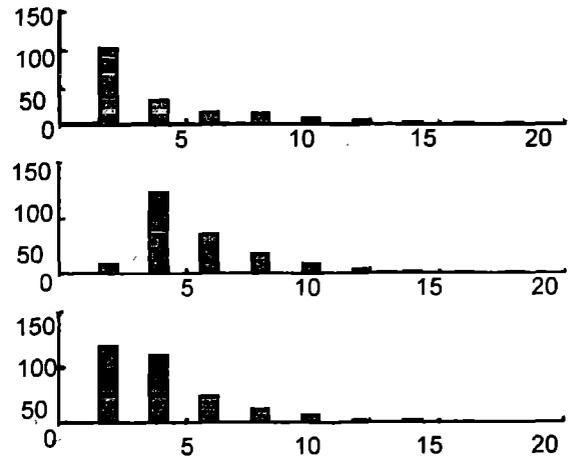


图3 三类飞机的多尺度空间极值特征示意图

### 3 模糊神经网络分类器

传统的模式分类方法严格把一个样本归属到某一类别中去,即一个样本要么属于这个类别,要么属于那个类别。而实际问题中,数据空间往往是具有模糊边界的,一个样本可能会处于多个类别的交叠区域,如果采用传统的模式分类方法进行分类,必然会影响识别率。近年来,将模糊集理论和神经网络相结合用于目标识别已成为一种必然趋势,利用模糊技术在处理不确定或不精确信息的优势,通过模糊隶属度函数可以表示这种不确定性。本文基于这种思想,设计了一种模糊BP神经网络作为雷达目标识别最终分类器。BP网络采用输入层、隐含层和输出层三层结构。输入层节点个数由子波变换获得的特征向量的维数决定,输出层为三个节点,对应于三类飞机目标,隐含层的激励函数采用sigmoid函数形式,输出层采用线性输出函数。将整个样本空间分为训练样本集和测试样本集。首先计算训练样本集样本的隶属函数,作为神经网络训练的教师信号。网络训练好后,用测试样本集测试识别率。

模糊隶属度  $\mu(\cdot)$  由 Gaussian 型隶属度函数计算得到:

$$\mu_i(M_j) = \exp\left(-\left[\frac{\sum_{k=1}^m \left(\frac{M_{jk} - m}{h\sigma}\right)^2}{m}\right]\right), \text{其中 } m, \sigma \text{ 表示 } M_j \text{ 所属训练样本集的均值和方差。} h \text{ 参数用来控制}$$

模糊隶属程度,  $\mu_i(M_j) \in [0, 1]$ 。

针对雷达目标识别这一具体问题,当输入数值型变量时,输入端不必模糊化处理<sup>[4]</sup>。

### 4 结果分析及结论

本文首先对三类飞机目标的一维距离像进行分析处理,提取子波多尺度空间能量特征和极大值特征,送入模糊神经网络进行分类和识别。将三种飞机目标的一维距离像共600个分为两组,其中的一组对应于每类目标100个一维距离像作为神经网络的训练样本集,用来对神经网络进行训练和记忆,另外一组共300个作为测试样本集用来对神经网络进行测试。对应于三类飞机目标,神经网络的输出为  $[\mu_1(M_{ij}) \mu_2(M_{ij}) \mu_3(M_{ij})]$ ,  $i=1, 2, 3$  对应于三类飞机,  $j$  代表某类模式样本空间的第  $j$  个样本。表1、表2给出了三类飞机目标基于能量特征和极大值特征两种情况下的识别情况。

表1 用能量特征识别时三类飞机的识别率

飞机类别	飞机一	飞机二	飞机三
识别率	96%	99%	98%

表2 用极大值特征识别时三类飞机的识别率

飞机类别	飞机一	飞机二	飞机三
识别率	91%	98%	97%

从表1和表2可以看出两类特征用于对三类飞机目标的分类和识别是有效的,实现了对三类飞机较好

的识别。相比之下,能量特征用于分类和识别的效果更好一些。在仿真的过程中发现采用能量特征进行识别时,速度更快。这主要是由于运用极大值特征将导致识别网络输入节点个数是采用能量特征时的2倍,网络的规模较大,训练和收敛的时间较长。同时,通过实验将模糊BP神经网络分类器与传统的BP网络分类器对比发现,模糊神经网络的训练和收敛速度更快,更适用于目标的分类和识别。

实验结果表明基于子波变换的能量特征和极大值特征对姿态角变化不敏感,这两类特征用于目标的分类和识别是有效的;模糊神经网络用于目标识别将在提高分类精度和识别速度等方面有十分重大的意义。

#### 参考文献:

- [1] 周业娟.多分辨分析与神经网络在雷达目标识别中的应用[D].北京:中国科学技术情报研究所,1997.
- [2] 陈逢时.子波变换理论及其在信号处理中的应用[M].北京:国防工业出版社,1999.
- [3] 张静远,张冰,蒋兴舟.基于小波变换的特征提取方法分析[J].信号处理,2000,16(2):156-162.
- [4] 王蕴红.神经网络在雷达目标识别中的应用[D].北京:中国科学技术情报研究所,1998.
- [5] 刑春晓,谷晓巍,潘泉等.基于小波变换的多分类器融合分类系统[J].模式识别与人工智能,2000,13(1):22-27.
- [6] 黄德双.神经网络模式识别系统理论[M].北京:电子工业出版社,1996.

(编辑:门向生)

## A Fuzzy Neural Network Target Identification Method Based on Wavelet Feature

SHEN Ming-hua, FENG Xin-xi, HUANG Zhi-ying, QU Yi

(The Telecommunication Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an, Shaanxi 710077, China)

**Abstract:** Aiming at the relative invariability feature extraction problem in the field of radar target identification, a method based on the wavelet transform is proposed. Through classification and identification of the one-directional range profiles of three types of aircrafts, the validity of this method is testified. Meanwhile some attempts are made in the area of applying the fuzzy neural network classifier to radar target identification.

**Key words:** target identification; fuzzy neural network; wavelet transform

### 《中国优秀博硕士学位论文全文数据库》(CDMD)介绍

CDMD由中国学术期刊(光盘版)电子杂志社与清华同方光盘股份有限公司共同研制,得到了国务院学位办与全国近300家博士培养单位的大力支持与协助。CDMD具有覆盖学科广、文献量大、收录质量高、全文收录、每日更新、使用方式灵活等特点,是我国最具权威的优秀博硕士学位论文全文数据库。

CDMD覆盖理工、农林、医卫、社会科学各学科,精选收录全国近300家博士学位授予单位,2000-2001年的论文全文近30000册,其中“211工程”高校的收录率达80%。CDMD按学科划分为9大专辑出版,今后,每年增加博硕士论文20000册。