

## 基于微多普勒效应和多级小波分解的轮式履带式车辆分类研究

李彦兵\* 杜兰 刘宏伟 王宝帅

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

**摘要:** 短驻留时间条件下的轮式和履带式车辆目标分类对于战场侦察雷达系统目标识别功能的引入具有应用价值。该文基于微多普勒效应对轮式和履带式车辆的雷达回波进行了分析,针对这两种车辆的雷达回波中包含的微多普勒信号的差异,提出一种基于多级小波分解的分类方法。该方法首先使用多抽样率信号处理减轻了目标平动速度变化对分类结果的影响,其次通过对目标的平动和微动分量进行分离,提取了较好描述类间目标差异性的特征。基于实测数据的实验结果表明该方法具有较好的分类性能,同时对目标速度的变化具有稳健性。

**关键词:** 雷达目标分类; 微多普勒; 小波分解

中图分类号: TN959.1+7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2013)04-0894-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01026

## Study on Classification of Wheeled and Tracked Vehicles Based on Micro-Doppler Effect and Multilevel Wavelet Decomposition

Li Yan-bing Du Lan Liu Hong-wei Wang Bao-shuai

(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract:** Classification of moving vehicles within short dwell time is a promising way to the introduction of the target identification function to battlefield surveillance radar system. In this paper, radar returned echoes of moving wheeled and tracked vehicle are analyzed using micro-Doppler effect. According to the distinction between the micro-Doppler signals of these two kinds of vehicles, a wavelet transform based classification method is proposed. In this method, the influence induced by the change of main bulk velocity is alleviated by using multirate signal processing and the distinctions between wheeled and tracked vehicles are well depicted due to the separation of the bulk motion and micro motion components. Experiment results based on the measured data show the proposed method simultaneously achieves good classification performance and robustness to the change of the bulk velocity.

**Key words:** Radar automatic target recognition; Micro-Doppler; Wavelet decomposition

### 1 引言

在现代战场环境下,轮式车辆重量轻,机动性能好,适合平坦路面的运输或作战任务,具有较小的威胁;相比较而言,履带式车辆载重大,防护性好,在野外地形中行驶能力强,具有较大的威胁。因此,在现代战争中对于轮式和履带式车辆的分类具有重要意义。

实现对地监测的战场侦察雷达能够获取地面运动目标的距离、速度和方位等信息,为战争提供情报支持。如美国在伊拉克战争中使用的MSTAR战场侦察雷达,为美军成功作战提供了支持。随着雷达技术的进步,对战场侦察雷达目标识别功能的要

求也逐渐被重视,各国均有相关的雷达目标识别技术研究工作。其中,比较著名的德国BOR-A 550侦察雷达能够对人、车辆、直升机和舰船进行分类。某些情况下,目标识别功能的引入会与雷达的搜索功能在时间资源分配上形成矛盾。雷达的搜索功能希望在有限的时间内照射尽可能多的空间方向,这导致每一个方向上目标的驻留时间不会很长;而目标识别功能希望获取尽可能多的目标信息,因此要求较长的驻留时间。在这种情况下,研究短驻留时间下的目标分类方法则有可能为搜索和识别功能在时间资源分配上的冲突寻求一个折中的解决办法。

本文基于上述背景,研究短驻留时间条件下的轮式车辆和履带式车辆分类问题。近年来,自美国海军实验室的Chen V C等人<sup>[1]</sup>将微多普勒现象引入雷达领域,并对不同微动形式产生的微多普勒效应进行了分析之后,针对雷达目标上微动部件产生的微多普勒现象的研究逐渐成为热点<sup>[2-6]</sup>。包括微多普勒信号分析和分解,微多普勒信号参数估计以及

2012-08-10收到,2012-12-28改回

国家自然科学基金(60901067,61001212),新世纪优秀人才支持计划(NCET-09-0630),长江学者和创新团队发展计划(IRT0954)和中央高校基本科研业务费专项资金联合资助课题

\*通信作者:李彦兵 xidianlyb@163.com

利用微多普勒信息进行分类识别等的研究结果表明，物体的微多普勒信号是物体结构部件微多普勒调制的反映，利用微动特征对目标进行识别和分类是可行和有效的。对于车辆目标而言，其行驶部件即车轮和履带是典型的微动结构，由此产生的微多普勒调制包含了轮式履带式车辆自身的特征信息。通过对车辆目标的雷达回波信号进行分析和处理，可以将微多普勒调制信息进行提取，并利用其对车辆目标进行分类。

对于短驻留时间下，雷达目标的分类识别问题，文献[7]给出了基于谐波提取的分类方法，指出车辆目标回波中谐波之间的能量比能够反映轮式履带式车辆之间的差异性。文献[8]提出了基于信号特征谱的雷达目标分类方法，指出信号的特征谱在短驻留时间条件下能够反映不同类型目标之间的差异性。这两种方法均利用了短驻留时间条件下雷达目标回波中谐波的能量信息。对于车辆目标而言，由于其结构的特殊性，多普勒信号中除了各谐波的能量信息外，多普勒谱的结构信息也能体现不同微动部件的差异性，若能将结构信息利用起来，则有可能对分类性能进行进一步提升。

## 2 轮式履带式车辆回波分析

当雷达照射目标时，如果目标在雷达视线方向相对雷达有运动，则目标回波会产生多普勒调制，其多普勒频率  $f_d = 2v/\lambda$ ，其中  $v$  为目标速度在雷达视线上的投影， $\lambda$  为雷达发射波波长。可见， $\lambda$  越短，相应的多普勒频率对目标的速度越敏感。在利用多普勒信息对目标进行分类的应用中，若希望获取更多的多普勒信息， $\lambda$  应该越短。在这种情况下， $\lambda$  远小于目标尺寸，因此车辆目标的回波可以由散射点中心模型近似<sup>[9]</sup>。

在以下对车辆微动结构的回波分析中，我们以车身为参照物，即  $yo_z$  坐标系的原点  $o$  与车身具有相同的速度。在这种情况下，相当于车身速度  $v$  在分析中已经被补偿。假设某一转动散射点的角速度为  $\omega$ ，转动半径为  $r_0$ ，初始转角为  $\theta_0$ ，则单散射点  $P$  转动的微运动回波信号可以表示为<sup>[4]</sup>

$$s(t) = \xi \exp[-j\beta \sin(\omega t + \theta_0)] = \xi \sum_{n=-\infty}^{\infty} J_n(\beta) e^{jn(\omega t + \theta_0)} \quad (1)$$

其中  $\xi$  为散射点散射系数， $\beta = 4\pi r_0/\lambda$ ， $J_n$  为第 1 类  $n$  阶贝塞尔函数。

如图 1(a)所示，对于车轮，假设其散射点均匀分布在圆周上，则  $K$  个散射点将有  $K$  个不同的初始转角。第  $k$  个散射点的初始转角可以表示为

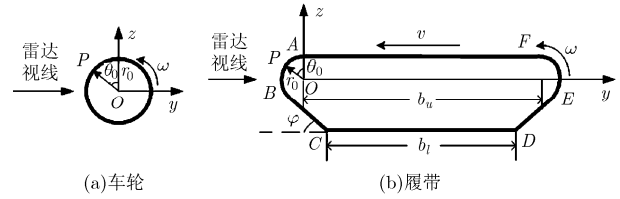


图1 车辆的微动结构示意图

$$\theta_k = \theta_0 + 2\pi(k-1)/K \quad (2)$$

其中  $k = 1, 2, \dots, K$ 。此时车轮的微动回波信号可以表示为

$$s(t) = \sum_{k=1}^K \xi_k \sum_{n=-\infty}^{\infty} J_n(\beta) e^{jn(\omega t + \theta_k)} \quad (3)$$

同理，对于履带，如图 1(b)所示，其微运动部分的回波信号应为当散射点  $P$  分别位于  $AB, BC, CD, DE, EF, FA$  段所产生的微动回波之和。当  $P$  位于  $AB$  和  $EF$  段时，微运动为转动， $EF$  段的回波信号相对于  $AB$  段回波信号还需要附加一个由履带长度  $b$  带来的相位项。当  $P$  位于其他段时，微运动为直线运动。由以上分析可知履带总的微动回波信号为

$$s(t) = s_{AB}(t) + s_{BC}(t) + s_{CD}(t) + s_{DE}(t) + s_{EF}(t) + s_{FA}(t) = \sum_{k=1}^{K_i} \xi_k \sum_{n=-\infty}^{\infty} J_n(\beta) e^{jn(\omega t + \theta_k^i)} + \sum_{k=1}^{K_{ii}} \xi_k \exp\left[-j\frac{4\pi}{\lambda}(y_k^{ii} + vt \cos \varphi)\right] + \sum_{k=1}^{K_{iii}} \xi_k \exp\left[-j\frac{4\pi}{\lambda}(y_k^{iii} + vt)\right] + \sum_{k=1}^{K_{iv}} \xi_k \exp\left[-j\frac{4\pi}{\lambda}(y_k^{iv} + vt \cos \varphi)\right] + e^{j\frac{4\pi b_u}{\lambda}} \sum_{k=1}^{K_v} \xi_k \sum_{n=-\infty}^{\infty} J_n(\beta) e^{jn(\omega t + \theta_k^v)} + \sum_{k=1}^{K_{vi}} \xi_k \exp\left[-j\frac{4\pi}{\lambda}(y_k^{vi} - vt)\right] \quad (4)$$

式(4)中， $K_i, K_{ii}, K_{iii}, K_{iv}, K_v, K_{vi}$  分别为  $AB$  至  $FA$  段的散射点数， $\theta_k$  为  $AB$  和  $EF$  段上不同散射点的初始转角， $y_k$  为  $BC, CD, DE, FA$  段上不同散射点的初始位置， $v$  和  $\omega$  具有关系  $v = \omega r_0$ 。

式(3)和式(4)给出了车轮和履带的回波。可以看出，当车身速度为  $v$  时，车辆的微动结构相对于车身的速度分布在  $[-v, v]$  之间，相应地，相对于车身的微多普勒频率分布在  $[-f_d, f_d]$  之间。这是由车轮和履带的物理结构决定的。在实际中，通常以地面为参照物，此时车辆的回波还存在一个较大的车身分量。在短驻留时间条件下，一个相关处理间隔(CPI)内车身速度变化较小，车身分量可以由一个频率为

$f_d = 2v/\lambda$  的单频信号引入上述模型中。因此,在实际中车辆的多普勒谱分布在  $[0, 2f_d]$  对应的频率范围内。图 2 给出了实测场景中轮式车辆和履带式车辆的多普勒谱。图中,车辆远离雷达运动,  $f_d$  为负值。由图 2(a)可以看出,在实际中,由于轮胎的材质为橡胶,车轮对雷达发射波的后向散射作用较小,这使得实际中车轮的微多普勒调制较难被观测到。因此轮式车辆的多普勒谱主要由位于 0 频率处的杂波成分和位于  $f_d$  处的车身成分构成。而履带式车辆的履带是具有较强散射能力的微动部件,因此,由图 2(b)可以看出履带式车辆的微多普勒调制较为明显。结合图 1(b)和式(4)分析可知,在履带的 AB, BC, DE, EF 段上,具有正的  $z$  坐标的散射点产生的微多普勒频率分布在  $[f_d, 2f_d]$  之间,而具有负的  $z$  坐标的散射点产生的微多普勒频率分布在  $[0, f_d]$  之间。由于 AB, BC, DE, EF 段上具有正的  $z$  坐标的散射点数量要少于具有负的  $z$  坐标的散射点,对于履带式车辆而言,  $[0, f_d]$  之间的微多普勒成分要比  $[f_d, 2f_d]$  之间的微多普勒成分丰富。从图 2(b)可以看出,实测履带式车辆的多普勒谱分布与上述分析一致。此外,在  $2f_d$  处还有一明显的微多普勒分量,这是由上履带 FA 引起的,而下履带 CD 相对地面静止,因此其微多普勒成分与杂波混叠于 0 频率处,不可分辨。

综上所述,轮式车辆与履带式车辆回波的多普勒谱能量分布有所差别,且履带式车辆的微多普勒谱分布在不同的多普勒频率范围上具有一定规律,这构成短驻留时间条件下区分轮式和履带式车辆的基础。

### 3 基于多级小波变换的车辆目标分类

#### 3.1 数据预处理

**3.1.1 杂波抑制** 在实际中,车辆目标的回波中通常包含地杂波成分,对于车辆目标的分类来说杂波是无用信息,需要对其进行抑制。传统的杂波抑制技术为动目标显示(MTI),尽管 MTI 能够对位于 0 频

率处的杂波成分进行较好的抑制,但由于 MTI 滤波器的幅度响应是非线性的,对于接近 0 频率处的成分也会被严重衰减。对于短驻留时间下车辆目标的分类问题,利用 MTI 进行杂波抑制时,会对  $[0, f_d]$  范围内的微多普勒产生较大影响,尤其当车辆速度不高时,影响更为严重。如图 3(b)所示,使用 MTI 对车辆目标的多普勒谱进行杂波抑制后,目标的多普勒谱相对于未进行杂波抑制时产生了严重的变形,不仅  $[0, f_d]$  的微多普勒成分被抑制,且车身成分也被衰减,从而导致了上履带成分幅度高于车身成分。由于这种特性,MTI 并不适用于短驻留时间条件下车辆目标分类问题。为了在抑制杂波的同时,较好地保留目标的多普勒信息,本文使用 CLEAN 方法<sup>[10]</sup>进行杂波抑制。CLEAN 方法能够在信号中去除指定的单频成分。如图 3(c)所示,当我们将 CLEAN 的搜索范围限制在 0 频率附近时,即可以实现抑制杂波的同时对信号进行较好的保留。

**3.1.2 车身速度归一化** 在实际中,行进车辆的速度不会保持匀速直线运动,在不同的观测时间内,其速度会发生变化。由第 2 节的分析可知,车辆的多普勒谱分布在以车身分量为对称中心的一定范围内,即  $[0, 2f_d]$  的频率范围。当车辆的行驶速度  $v$  发生变化时,相应的多普勒频率  $f_d$  也会发生变化。反映在多普勒域中,如图 4 所示,表现为车身分量出现在不同的位置。此外,由于车辆的微多普勒分量分布在  $[0, 2f_d]$  范围内,当车辆的行驶速度发生变化时,车辆的微多普勒谱宽的范围也会发生相应的变化。具体表现为,当车辆速度降低时,谱宽变窄;当车辆速度升高时,谱宽变宽。综上所述,车辆行驶速度的变化对于车辆的多普勒谱带来两点影响:车身分量位置的平移和车辆多普勒谱宽的变化。由于这种影响,如图 4 所示,在不同的行驶速度下,即使同类车辆的多普勒谱也有可能产生较大的差异。因此,对于车辆目标的分类问题,需要进行相应的处理以减轻这种由行驶速度变化带来的影响。

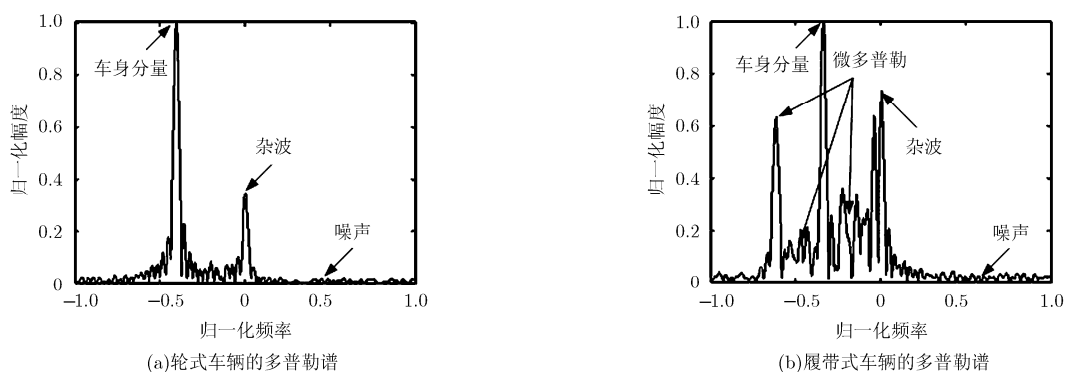


图 2 运动车辆的实测多普勒谱

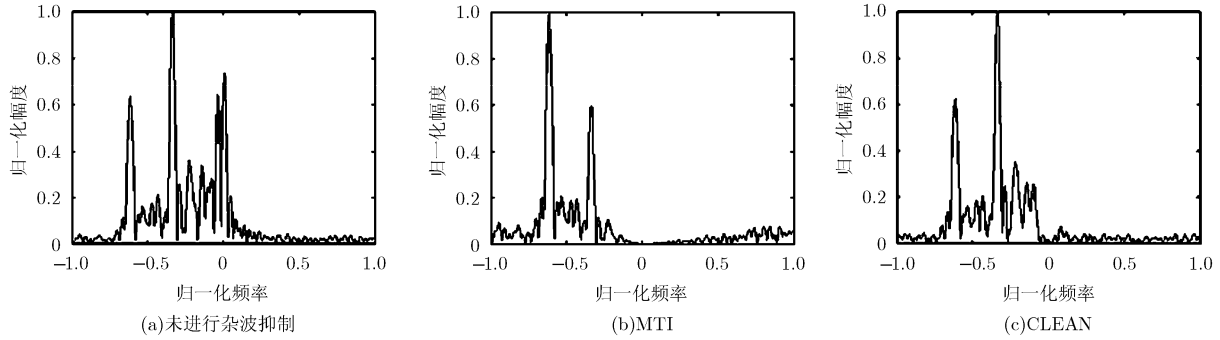


图 3 两种杂波抑制方法的对比

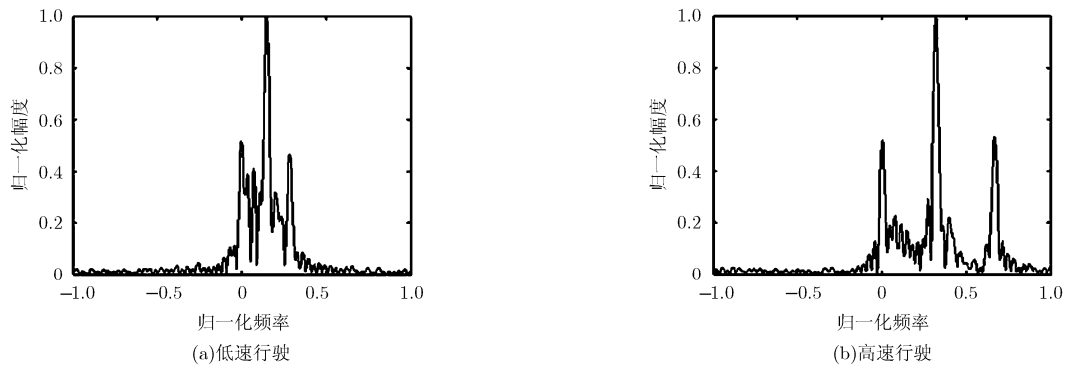


图 4 不同行驶速度下履带式车辆的多普勒谱

对于具有不同行驶速度的车辆目标回波，车身速度归一化预处理算法应达到以下效果：即进行速度归一化后，包含不同行驶速度的车辆目标回波的多普勒谱中的车身分量应平移至预设的基准频率  $f_b$  处，且多普勒谱宽变为  $[0, 2f_b]$ 。其中， $f_b = 2v_b/\lambda$ ， $v_b$  为进行归一化处理时预设的基准速度。速度归一化预处理算法的具体步骤如下：

- (1)对车辆的回波信号  $s$  进行傅里叶变换，得到车辆目标的多普勒谱  $S$ ；
- (2)在  $S$  中搜索峰值位置，计算车身分量的多普勒频率  $f_d$ ；
- (3)根据多普勒频率  $f_d$  和基准频率  $f_b$  计算重采样因子  $p = f_d/f_b$ ；
- (4)根据重采样因子  $p$  对回波信号  $s$  进行重采样，得到速度归一化后的信号。

### 3.2 基于小波分解的车辆目标分类

由第 2 节的分析可知，车辆目标的多普勒谱分布范围为  $[0, 2f_d]$ ，车身分量位于  $f_d$  处。实际中，由于车轮材料为橡胶，对于雷达发射信号的后向散射作用很小，导致轮式车辆的微多普勒成分不明显。与轮式车辆不同，履带式车辆有明显的微多普勒成分，并且履带的结构决定了其微多普勒成分的分布具有一定规律，即微多普勒成分在  $[0, f_d]$  范围分布较  $[f_d, 2f_d]$  范围分布丰富。针对车辆目标多普勒谱的这

种特点，我们利用小波变换将车辆的车身分量和微多普勒分量进行分离。小波变换可对给定信号进行高通和低通滤波而实现信号不同频率成分的分离。通过多分辨分析，多级小波分解<sup>[11]</sup>还可以将低通信号进一步分解，对于给定信号，其对信号的分解过程如图 5 所示。由此看出，多级小波变换可以对信号实现频域滤波，从而将信号分解为不同频带的分量。根据这样的特性，在 3.1.2 节中的速度归一化预处理中，若选择合适的基准速度  $v_b$ ，使其对应的基准频率  $f_b$  落入小波分解的第 2 层细节项的频带中，则可以将车辆目标的多普勒谱分解为 3 部分。其中，第 1 层的细节项  $D_1$  包含  $[f_d, 2f_d]$  上部分内的微多普勒分量，第 2 层的近似项  $A_2$  包含了  $[0, f_d]$  下部分内的微多普勒分量，第 2 层的细节项  $D_2$  包含了  $[f_d, 2f_d]$  下部分和  $[0, f_d]$  上部分的微多普勒分量以及车身分量。

通过 2 级小波分解将车辆目标的信号分解为第 2 层近似项  $A_2$ ，第 2 层细节项  $D_2$  以及第 1 层细节项  $D_1$  后，根据轮式车辆和履带式车辆多普勒谱组成的

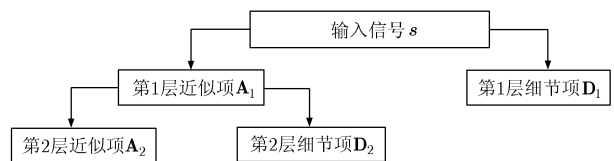


图 5 信号的 2 级小波分解

不同,我们对分解出的分量提取以下2大类特征:

第1类是描述分量自身特点的特征,包括

(1)能量:

$$E = \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (5)$$

(2)差分模值求和:

$$DS = \sum_{i=2}^N |x_i - x_{i-1}| \quad (6)$$

第2类是描述各分量之间关系的特征,包括

(1)能量比:

$$RE = E_{A_2}/E_{D_i}, \quad i = 1, 2 \quad (7)$$

其中  $E_{A_2}$  代表第2层近似项的能量,  $E_{D_i}$  代表第  $i$  层细节项的能量。

(2)峰值幅度比:

$$RP = \max(\mathbf{A}_2)/\max(\mathbf{D}_i), \quad i = 1, 2 \quad (8)$$

由于小波分解的各分量即代表位于不同频段的微多普勒信息,由第2节的分析可知,这些在多普勒轴上位于不同频率处的微多普勒信息反映了目标上微运动部件的结构信息。通过对各分量之间关系特征的提取,可以在描述不同目标微多普勒分量的能量和幅度差异的同时,将各微多普勒分量的位置信息也体现出来,从而能够利用目标微运动部件的结构信息对目标进行分类。综上所述,基于多级小波分解的车辆分类方法流程如图6所示。

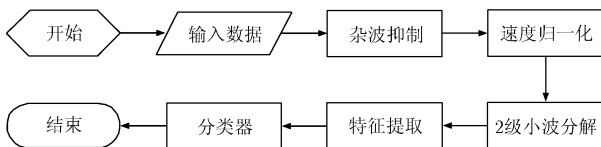


图6 基于多级小波分解的车辆分类算法流程图

## 4 实验结果

### 4.1 数据集介绍

我们使用雷达收集了车辆目标的实测数据来测试所提算法的分类性能。数据集中共包含3种车辆目标,其中,卡车是轮式车辆,其余两种为履带式车辆,分别为坦克和装甲车。为了使得实验结果更具意义,我们在数据录取过程中尽可能避免录取时间上过于集中,从而保证了选取的训练样本集和测试样本集来自不同时间段录取的数据。此外,为了测试所提方法对车辆速度的稳健性,录取数据的过程中车速尽可能覆盖一定的速度范围,如表1所示。对于3种车辆,我们分别录取了目标逼近雷达运动和目标远离雷达运动两种姿态下的回波数据。

表1 实测数据集中3种车辆目标的大致速度范围

		卡车	坦克	装甲车
训练样本集	逼近速度(m/s)	3.6-6.2	7.5-8.8	6.2-8.8
	远离速度(m/s)	2.9-5.6	2.9-4.3	5.6-6.9
测试样本集	逼近速度(m/s)	4.4-7.0	7.0-8.8	4.4-8.8
	远离速度(m/s)	4.3-5.6	4.3-5.6	6.4-7.4

图7给出了实测数据集中轮式车辆和履带式车辆在不同姿态下的多次多普勒谱。图中横坐标代表归一化的多普勒频率轴,纵坐标代表各次多普勒谱的标号,图上颜色深浅代表多普勒谱的幅度值。轮式车辆朝向雷达行驶,多普勒频率为正值;履带式车辆远离雷达行驶,多普勒频率为负值。由车辆的多次多普勒谱可以看出,在车辆的整个行驶过程中,轮式车辆的多普勒谱除了位于0频率处的杂波成分外,主要由车身运动引起的多普勒分量构成,微多普勒分量不明显。这是由车轮的材质所带来的。履带式车辆的多普勒谱除了杂波和车身分量以外,在  $[0, 2f_d]$  范围内可以观测到由履带引起的微多普勒分量,且  $[0, f_d]$  的微多普勒分量较为明显,与第2节中的分析结果一致。

### 4.2 实验结果

由于车辆在行驶过程中,车身速度是不断变化的。由3.1.2节的分析知,车身速度的改变会对车辆目标的多普勒谱产生两点影响:即车身分量位置的平移和车辆多普勒谱宽的变化。这种由车辆行驶速度带来的车辆多普勒谱的变化会对分类性能产生影响,需要通过速度归一化处理进行消除。对于不同行驶速度下的履带式车辆的回波信号,图8给出了速度归一化后的结果。可以看出,经过速度归一化处理,履带式车辆的车身分量均被归一化至相同的位置,同时,履带式车辆的多普勒谱也被归一化至相同的宽度,从而消除了由车辆速度的改变带来的对多普勒谱的影响,使得我们能够对不同速度下车辆的多普勒谱在相同的尺度上进行特征提取。

图9给出了对轮式车辆和履带式车辆速度归一化后的多普勒谱进行多级小波分解的结果。可以看出,经过多级小波分解,车辆的多普勒谱被分解为3部分,即第1层细节项,第2层细节项以及第2层近似项。其中第1层细节项和第2层近似项分别包含不同频段上的微多普勒分量,第2层细节项包含微多普勒分量和车身分量。由于轮式车辆的微多普勒分量不明显,因此除了第2层细节项中包含的车身分量外,轮式车辆的第1层细节项和第2层近似项包含的能量均较小。与轮式车辆不同。履带式车辆除了在第2层细节项中包含车身分量和微多普

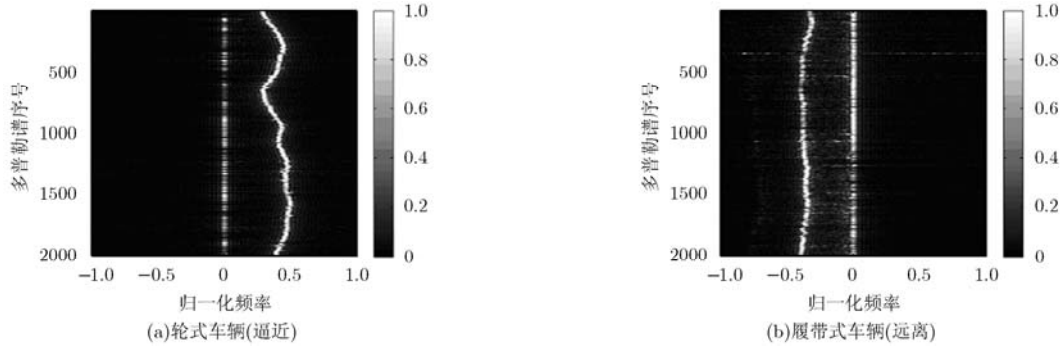


图 7 不同行驶速度下车辆的多普勒谱

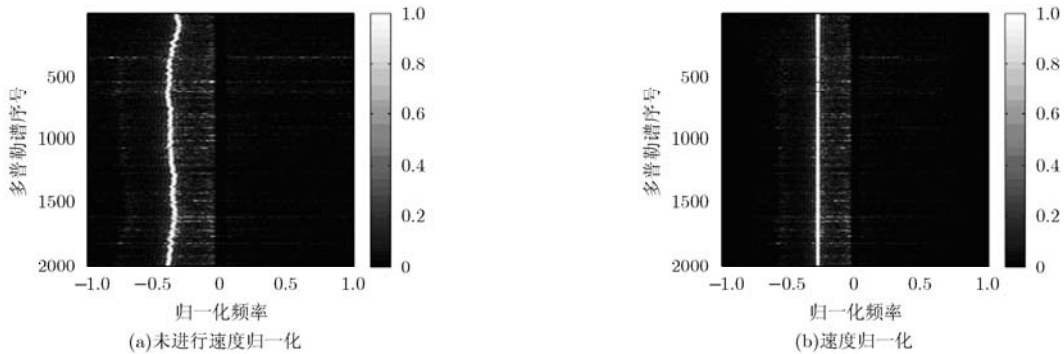


图 8 履带式车辆多普勒谱速度归一化前后对比

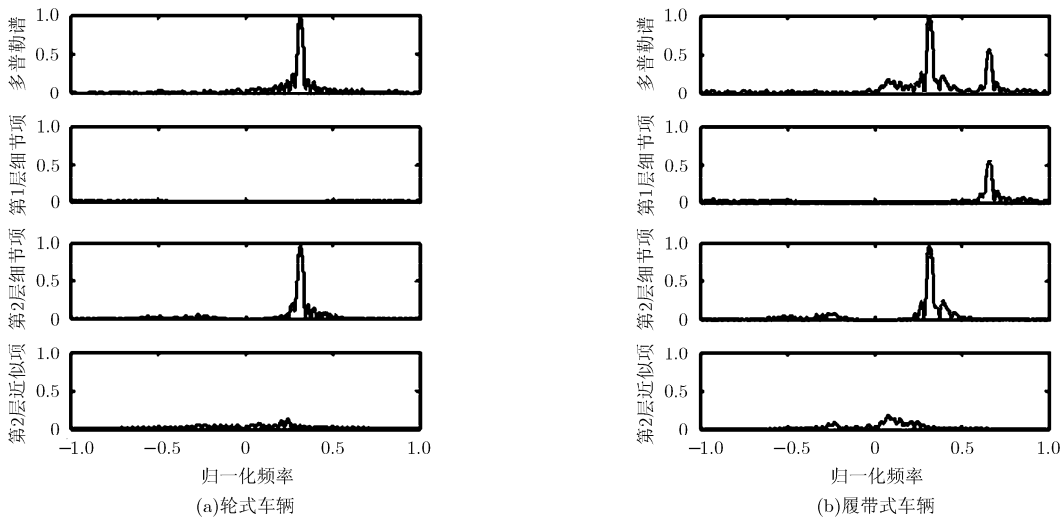


图 9 车辆多普勒谱的 2 级小波分解示意图

勒分量外，在第 1 层细节项和第 2 层近似项中也包含明显的微多普勒分量。

我们对训练数据和测试数据按文中方法进行处理后，选用支持向量机(SVM)<sup>[12]</sup>对提取的特征进行分类。同时，我们还给出了文献[7]和文献[8]中所提方法在本数据集上的分类结果作为对比。分类结果由表 2 给出。可以看出，本文方法在识别率上优于文献[7]和文献[8]中的方法。进一步分析，文献[7]中对车辆目标的多普勒谱提取各次谐波成分，并且将

表2 实测数据分类结果(%)

方法	轮式识别率	履带式识别率	平均识别率
本文方法	91.78	96.52	94.15
文献[7]方法	94.60	87.28	90.94
文献[8]方法	95.95	86.84	91.40

各次谐波的能量比作为分类特征。文献[8]中对目标回波的慢时间信号进行滑窗处理，并对其结果进行特征值分解从而得到目标的特征谱，使用特征谱作

为分类特征。由于特征谱大致反映了目标回波信号中的各次谐波成分。因此,本质上讲,文献[7]和文献[8]中的方法均是利用了目标回波信号中各次谐波成分的能量信息作为分类特征。与文献[7]和文献[8]中的方法不同的是,本文所提方法使用的特征中,描述分解分量自身特点的特征如能量特征,是反映目标回波中谐波的能量信息或者幅度信息。而描述分解分量之间关系的特征如不同分量的能量比和幅度比特征,则在反映目标回波中谐波的能量和幅度信息外,还包含了各谐波之间的相对位置信息。由于多普勒谱分量的位置与目标微动部件的属性和结构有关,因此,对信号各谐波间位置信息的利用实际上是利用了目标微动部件的结构信息。具体来说,由于车辆目标的多普勒谱宽为 $[0, 2f_d]$ ,实际中轮式车辆由于材质原因其多普勒谱仅车身分量较为明显。而履带式车辆在 $[0, 2f_d]$ 均有微多普勒成分分布,且由于履带结构,其在 $[0, f_d]$ 和 $[f_d, 2f_d]$ 范围的微多普勒分量分布有一定规律。利用本文提出的方法,使得这样的结构信息也可以利用于分类。因此,基于以上的分析,本文方法的分类性能要好于文献[7]和文献[8]中仅利用了目标回波信号的谐波能量比特征的分类方法。

## 5 结论

短驻留时间条件下车辆目标的分类面临信息量少的困难。对于轮式和履带式车辆,由于其微动部件具有属性和结构差异。当其运动时,这种差异性会在多普勒域中以微多普勒分量的形式体现出来,使得短驻留时间条件下轮式履带式车辆分类成为可能。本文利用微多普勒原理分析了轮式和履带式车辆的雷达回波,指出了轮式和履带式车辆回波信号的差异。在此基础上,提出了基于多级小波分解的车辆目标分类方法。该方法以多级小波分解结构为依据,首先对车辆目标的回波信号进行速度归一化,然后对信号进行分解,最后利用分解结果进行特征提取。据此,该方法不仅利用了车辆目标微多普勒分量的能量和幅度信息,同时还利用了目标微动部件的结构信息。基于实测数据的分类结果表明对于目标微动部件结构信息的利用能够提升分类性能,使得本文方法具有较好的识别率,同时,由于速度归一化处理引入,使得本文方法对目标速度的变化具有稳健性。

## 参考文献

[1] Chen V C, Li F, Ho S S, *et al.* Micro-Doppler effect in radar: phenomenon, model, and simulation study[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2006, 42(1): 2-21.

- [2] 李金梁, 王雪松, 刘阳, 等. 雷达目标旋转部件的微 Doppler 效应[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(3): 583-587.  
Li Jin-liang, Wang Xue-song, Liu Yang, *et al.* Micro-Doppler effect of rotation structure on radar targets[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(3): 583-587.
- [3] Luo Y, Zhang Q, Qiu C, *et al.* Micro-Doppler effect analysis and feature extraction in ISAR imaging with stepped-frequency chirp signals[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(4): 2087-2098.
- [4] Thayaparan T, Abrol S, Riseborough E, *et al.* Analysis of radar micro-Doppler signatures from experimental helicopter and human data[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2007, 1(4): 289-299.
- [5] Ram S S, Christianson C, Kim Y, *et al.* Simulation and analysis of human micro-Dopplers in through-wall environments[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(4): 2015-2023.
- [6] Kim Y and Ling H. Human activity classification based on micro-Doppler signatures using a support vector machine[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(5): 1328-1337.
- [7] 李彦兵, 杜兰, 刘宏伟, 等. 基于微多普勒特征的地面目标分类[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(12): 2848-2853.  
Li Yan-bing, Du Lan, Liu Hong-wei, *et al.* Ground targets classification based on micro-Doppler effect[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(12): 2848-2853.
- [8] 陈凤, 刘宏伟, 杜兰, 等. 基于特征谱散布特征的低分辨雷达目标分类方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2010, 40(4): 624-636.  
Chen Feng, Liu Hong-wei, Du Lan, *et al.* Target classification with low-resolution radar based on dispersion situations of eigenvalue spectra[J]. *SCIENCE CHINA Information Sciences*, 2010, 40(4): 624-636.
- [9] 保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 19-45.
- [10] Tsao J and Steinberg B D. Reduction of sidelobe and speckle artifacts in microwave imaging: the CLEAN technique[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1988, 36(4): 543-556.
- [11] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674-693.
- [12] Burges C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 121-167.

李彦兵: 男, 1982年生, 博士生, 研究方向为雷达自动目标识别和雷达信号处理理论。

杜兰: 女, 1980年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为统计信号处理、雷达信号处理、机器学习及其在雷达目标检测与识别方面的应用。

刘宏伟: 男, 1971年生, 教授, 博士生导师, 雷达信号处理国家重点实验室主任, 研究方向为宽带雷达信号处理、MIMO 雷达、雷达目标识别、自适应信号处理、认知雷达等。