

基于微多普勒特征的地面目标分类

李彦兵 杜 兰 刘宏伟 丁苏颖 关永胜

(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: 轮式履带式车辆目标分类是低分辨雷达地面目标识别研究领域的一个难点。该文基于微多普勒效应原理建立了轮式履带式车辆的雷达回波模型, 针对轮式履带式车辆微多普勒调制的不同, 提出了一种基于 CLEAN 算法的特征提取方法, 提取了一种描述目标多普勒谱能量分布的能量比特征。基于实测数据使用相关向量机(RVM)和支持向量机(SVM)的识别结果表明该特征具有较好的识别性能, 同时对目标速度具有稳健性。

关键词: 雷达目标识别; 微多普勒; CLEAN 算法; 相关向量机; 支持向量机

中图分类号: TN959.1+7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)12-2848-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.00128

Ground Targets Classification Based on Micro-Doppler Effect

Li Yan-bing Du Lan Liu Hong-wei Ding Su-ying Guan Yong-sheng

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

Abstract: Classification of track vehicle and wheel vehicle by using low-resolution radar echo is a challenging problem in radar ground target automatic classification community. This paper establishes an echo signal model for track vehicle and wheel vehicle based on micro-doppler effect. According to the echo signal model, a new feature extraction method is proposed by using the CLEAN algorithm. The feature reveals the energy distribution of the target doppler spectrum. The measured data results based on Relevance Vector Machine (RVM) and Support Vector Machine (SVM) show the proposed feature can not only achieve good classification performance, but also be robust to the target velocity.

Key words: Radar automatic target recognition; Micro-Doppler effect; CLEAN algorithm; Relevance Vector Machine (RVM); Support Vector Machine (SVM)

1 引言

轮式履带式车辆基于其各自特点, 在战场通常承担不同任务, 决定了其威胁程度不同。因此, 对轮式履带式车辆进行分类识别对现代战争具有重要意义。对于低分辨雷达, 目标的距离像仅占一个或几个距离单元, 且由于杂波影响, 从中难以得到识别信息。在多普勒谱中, 不但实现了动目标和杂波分离, 而且包含目标自身运动信息, 可供实现目标的分类和识别。

物体运动时, 除了自身平动, 某些部件还会有相对物体的运动。这种现象普遍存在于自然界, 如人行走时四肢的摆动, 直升机飞行时螺旋桨的转动等。文献[1,2]分析了这种运动, 将其命名为微运动, 并将其产生的雷达回波中的多普勒调制现象命名为微多普勒效应。文献[1,2]对不同形式微多普勒效应

的分析, 使得从目标多普勒谱中提取有利于分类和识别的特征有了新的途径。文献[3]使用连续波雷达数据中的微动信息对人与车辆目标分类进行了研究, 文献[4]利用具有空域时变特性的点散射模型分析了旋转部件的微多普勒效应, 文献[5]对弹头目标的微动特性进行了研究, 文献[6]对人的不同步态进行了微动特征提取并用支持向量机进行识别。这些研究结果表明, 利用微动特征对目标进行分类和识别是可行和有效的。

在车辆目标识别领域, 文献[7]利用 PCA 和 LDA 技术对车辆目标进行了识别。文献[8]在分析了轮式履带式车辆多普勒谱的基础上提出一种基于门限的分类方法, 由于车辆目标多普勒谱受速度影响, 展宽程度各不相同, 因此在门限及参数设置方面需要经验信息。本文基于微多普勒效应, 建立轮式履带式车辆微运动模型, 推导车轮和履带的微运动产生的微多普勒频率的数学表达式。在此基础上使用 CLEAN 方法对车辆目标回波进行谐波分析, 提取一种能量比特征, 利用支持向量机(SVM)与相关向量机(RVM)进行识别。基于实测数据的实验结果表

2010-02-02 收到, 2010-07-16 改回

国家自然科学基金(60772140, 60901067)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: 杜兰 dulan@mail.xidian.edu.cn

明, 该方法具有较好的识别性能, 同时对于目标速度具有稳健性。

2 轮式履带式车辆建模

目标与雷达之间有相对运动时, 回波信号相对发射信号会产生频率差, 这就是多普勒频率, 它正比于相对运动速度, 反比于雷达工作波长。使用微动信息对地面动目标进行识别的场景中, 为了更好的获得目标微多普勒信息, 雷达通常以较短波长发射信号, 也即雷达工作频率处于较高波段, 如 X, Ku, K, Ka 波段。这种条件下, 目标尺寸远大于雷达波长, 目标散射特性满足光学区假设。并且在仅考虑目标直接散射的场景下, 目标的雷达截面积可由多散射中心模型近似, 即总的雷达截面积是各部分截面积的矢量和。

车辆运动状态可分解为两部分, 一部分是平动, 另一部分是相对运动, 即车轮或者履带的转动。前者产生多普勒频率, 后者产生微多普勒频率。假设目标位于雷达远场区域, 如图 1 和图 2 建立相对运动部件运动示意图。雷达位于坐标系 (X, Y, Z) 的原点, 相对运动部件位于参考坐标系 (x, y, z) 中的 yoz 平面内, 以原点 o 为参考中心。参考坐标系与雷达坐标系平行, 使用参考坐标的平移变换描述平动, 参考坐标系描述转动。下面针对相对运动部件平动速度为 $\mathbf{v} = [0, v, 0]^T$, 转动速度为 $\boldsymbol{\omega} = [-\omega, 0, 0]^T$ 的情况推导回波信号模型。

设参考中心 o 与雷达 O 间距为 R_0 , 方位角为 α , 俯仰角为 β , 则 o 在 (X, Y, Z) 中的坐标: $\mathbf{R}_0 = [R_0 \cos(\beta) \cos(\alpha), R_0 \cos(\beta) \sin(\alpha), R_0 \sin(\beta)]^T$, 雷达视线的单位方向矢量: $\mathbf{n} = \mathbf{R}_0 / \|\mathbf{R}_0\| = [\cos(\beta) \cos(\alpha), \cos(\beta) \sin(\alpha), \sin(\beta)]^T$ 。

对于车轮的运动, 如图 1 所示, 散射点 P 位于半径为 r_0 的圆周上, 初始转角为 θ' 。在 (x, y, z) 中, t 时刻 P 的坐标为: $\mathbf{r}_t = [0, r_0 \cos(\theta' - \omega t), r_0 \sin(\theta' - \omega t)]^T$, 在 (X, Y, Z) 中, t 时刻 P 的坐标为 $\mathbf{R}_p = \mathbf{R}_0 + \mathbf{v}t + \mathbf{r}_t$, 则点 P 在雷达视线方向上的投影距离为

$$R_p = \mathbf{R}_p^T \mathbf{n} \approx R_0 + vt \cos(\beta) \sin(\alpha) + r_0 \sin(\alpha) \cos(\theta' - \omega t - \beta) \quad (1)$$

t 时刻车轮回波的基带信号为

$$\begin{aligned} S_r(t) &= \int_0^{2\pi} \xi(\theta') \exp\{-j2\pi f_0 \tau_p\} d\theta' \\ &= A \int_0^{2\pi} \xi(\theta') \exp\left\{-j \frac{4\pi r_0 \sin(\alpha)}{\lambda}\right. \\ &\quad \left. \cdot \cos(\theta' - \omega t - \beta)\right\} d\theta' \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $A = \exp\{-j2\pi f_d t\} \exp\{-j(4\pi R_0/\lambda)\}$, A 中第 1 项为平动速度带来的多普勒相位, 第 2 项为由距离

带来的相位, f_0 为载频, $\tau_p = (2R_p)/c$ 为时延, $f_d = [2v \cos(\beta) \sin(\alpha)]/\lambda$ 为平动产生的多普勒频率, λ 为雷达发射波长, $\xi(\theta')$ 为散射系数。

对于履带的运动, 如图 2 所示, 履带长度 BC 为 b , 前端半径 r_0 。设散射点 P 位于 AB 和 CD 段时, 初始转角为 θ' , 位于 BC 和 DA 段时, 初始位置为 y' 。当 P 分别位于履带的 AB , BC , CD , DA 段时, 点 P 在雷达视线方向上的投影距离分别为

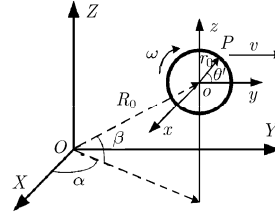


图 1 车轮运动示意图

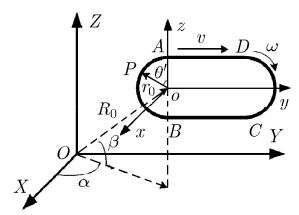


图 2 履带运动示意图

$$\begin{aligned} R_p^{AB} &\approx R_0 + vt \cos(\beta) \sin(\alpha) \\ &\quad + r_0 \sin(\alpha) \cos(\theta' - \omega t - \beta) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} R_p^{BC} &\approx R_0 + vt \cos(\beta) \sin(\alpha) \\ &\quad + (y' - vt) \cos(\beta) \sin(\alpha) - r_0 \sin \beta \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} R_p^{CD} &\approx R_0 + vt \cos(\beta) \sin(\alpha) + b \cos(\beta) \sin(\alpha) \\ &\quad + r_0 \sin \alpha \cos(\theta' - \omega t - \beta) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} R_p^{DA} &\approx R_0 + vt \cos(\beta) \sin(\alpha) \\ &\quad + (y' + vt) \cos(\beta) \sin(\alpha) + r_0 \sin \beta \end{aligned} \quad (6)$$

则履带回波为 4 部分回波之和。与车轮回波的推导过程类似, 对回波中散射点的初始转角和初始距离变量进行积分, 得到 t 时刻履带回波的基带信号:

$$\begin{aligned} S_r(t) &= S_{AB}(t) + S_{BC}(t) + S_{CD}(t) + S_{DA}(t) \\ &= A \left\{ \int_{\pi/2}^{3\pi/2} \xi(\theta') \exp\left[-j \frac{4\pi r_0 \sin(\alpha)}{\lambda}\right. \right. \\ &\quad \left. \cdot \cos(\theta' - \omega t - \beta)\right] d\theta' + \exp\{j2\pi f_d t\} \\ &\quad \cdot \exp\left[j \frac{4\pi r_0 \sin \beta}{\lambda}\right] \\ &\quad \cdot \int_0^b \xi(y') \exp\left[-j \frac{4\pi y' \cos(\beta) \sin(\alpha)}{\lambda}\right] dy' \\ &\quad + \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \xi(\theta') \exp\{-j\{[4\pi(b \cos(\beta) \sin(\alpha) \\ &\quad + r_0 \sin \alpha \cos(\theta' - \omega t - \beta))]/\lambda\}\} d\theta' \\ &\quad + \exp(-j2\pi f_d t) \exp\left[-j \frac{4\pi r_0 \sin \beta}{\lambda}\right] \\ &\quad \cdot \int_0^b \xi(y') \exp\left[-j \frac{4\pi y' \cos(\beta) \sin(\alpha)}{\lambda}\right] dy' \right\} \end{aligned} \quad (7)$$

式中第1项和第3项表示履带AB段和CD段回波,第2项和第4项表示履带BC段和DA段回波。当平动速度为 v 时,履带BC段和DA段在0和 $2f_d$ 处产生微多普勒调制,AB段和CD段在0至 $2f_d$ 范围内产生微多普勒调制。

实际中,轮胎的材质为橡胶,车轮对雷达能量的后向散射作用较小,车轮的微多普勒调制很难被观测到,而履带的微多普勒调制较为明显。图3和图4分别给出卡车和坦克未进行杂波抑制的实测多普勒谱。从图中可以看出,轮式车辆多普勒谱成分简单,主要为平动多普勒成分,微多普勒成分不明显。履带式车辆多普勒谱成分较复杂,除平动多普勒成分外,在 $2f_d$ 处以及0和 $2f_d$ 之间均有微多普勒成分,同理论分析结果一致。对于轮式履带式车辆实测数据的多普勒谱成分组成,文献[7,8]给出了类似结论。

3 基于 CLEAN 算法的特征提取

CLEAN 算法是一种在去除特定频率信号的同时将信号副瓣也一并去除的解卷积技术,在改善图像质量方面有广泛应用^[9],本文利用 CLEAN 算法对信号进行谐波分析。

由式(2)和式(7),车辆目标回波可以表示成谐波叠加形式。同时,由图3和图4,实际中轮式车辆微多普勒调制不明显,能量主要集中在车身回波中。履带式车辆微多普勒调制现象较明显,能量不仅分布在车身回波中,在微动部件回波中也有分布。根据这一特点,提出一种基于 CLEAN 算法的特征提取方法。即在每次使用 CLEAN 算法从信号中去掉一个谐波成分后,提取剩余信号能量与原始信号能量的比值作为1维特征。随着 CLEAN 次数的增加,可以得到一个特征向量 $\mathbf{c} = (c_1, c_2, \dots, c_k)$,其中

$$c_k = \frac{\sum_{n=1}^N S_k^2(n)}{\sum_{n=1}^N S_r^2(n)} \quad (8)$$

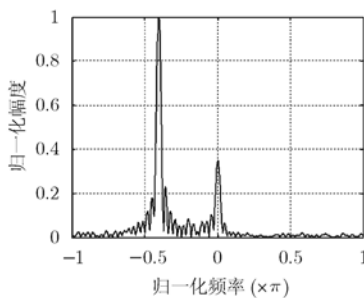


图3 卡车的实测多普勒谱

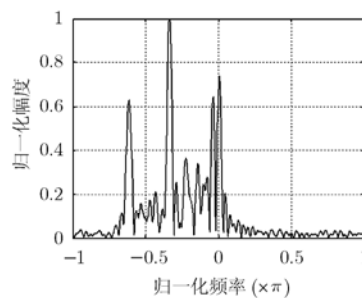


图4 坦克的实测多普勒谱

为第 k 次 CLEAN 后剩余信号与原始信号能量比, S_k 为第 k 次 CLEAN 后剩余信号的多普勒谱, S_r 为原信号的多普勒谱, N 为信号多普勒谱长度。

基于 CLEAN 算法的特征提取步骤如下:

- (1)计算时域信号多普勒谱;
- (2)寻找多普勒谱的最大值,记录最大值的幅度 ρ 和相位 ϑ 以及最大值点的位置;
- (3)根据最大值点位置计算多普勒频率 f_c ,重构该次谐波的时域信号: $y = (\rho/M)\exp(j2\pi f_c t + j\vartheta)$,其中 M 为脉冲积累数;
- (4)从原信号中减去该谐波成分,得到新的时域信号;
- (5)计算新的时域信号与原始信号的能量比;
- (6)重复步骤(1)至步骤(5),分析出多次谐波,得到特征向量 $\mathbf{c} = (c_1, c_2, \dots, c_k)$ 。

图5给出使用本文方法从3类目标的实测数据中提取的能量比特征,由图3和图4可知,第1维代表去除平动成分后剩余部分在信号中的比重。从图5可以看出,轮式车辆回波能量主要集中在平动多普勒成分中,履带式车辆回波能量不仅分布在平动多普勒成分中,还分布在微多普勒成分中。可以看出,能量比特征较好地反映了轮式车辆和履带式车辆的差异性。

4 实验结果

本文使用雷达实测数据测试所提方法的性能,目标包括一种轮式车辆和两种履带式车辆,分别为卡车,坦克和装甲车。脉冲积累数为64。训练数据集和测试数据集分别录取自不同的时间段,训练数据涵盖了测试数据中的逼近和远离两种目标姿态,仅在录取环境上存在微小差异。为了测试算法对目标速度的稳健性,训练样本中的目标速度与测试样本中的目标速度处于不同范围,如表1和表2所示。实验安排如下:首先评估识别率随特征向量维数的变化,其次评估不同杂波抑制程度对识别率的影响,

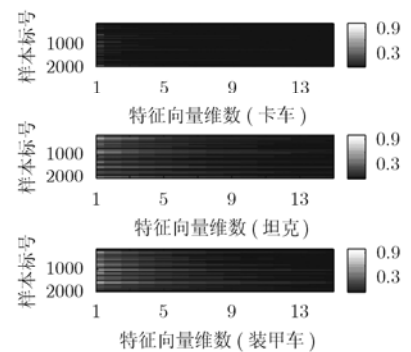


图5 能量比特征示意图

表 1 训练数据集中 3 种车辆的速度范围

	卡车	坦克	装甲车
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

表 2 测试数据集中 3 种车辆的速度范围

	卡车	坦克	装甲车
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

最后给出不同信噪比条件下的识别性能。实验结果为每次从训练数据集中选取不同子集作为训练样本, 用测试数据集进行测试, 进行多次实验的平均结果。实验选用 SVM 和 RVM 分类器, 核函数选择高斯核函数。SVM 与 RVM 是两种在模式识别领域被广泛应用的核函数分类器。它们通过核函数将输入特征由低维空间映射到一个高维乃至无穷维的空间, 使得低维空间中的非线性可分问题转化为高维空间中的线性可分问题, 从而可以在高维空间中应用线性学习机的方法解决样本空间中的高度非线性分类和回归问题, 表现出了良好的性能^[10,11]。

图 6 给出使用二次对消 MTI 抑制杂波条件下, 识别率随特征向量维数的变化, 增加线性判别分类器(LDC)^[12]作为对比。SVM 与 RVM 给出了在一定范围内选取不同核参数进行多次识别的识别率平均值和标准差。LDC 识别率表现最差, SVM 和 RVM 识别率相当。随着特征向量维数增至 3 维时, 3 种分类器识别率均呈上升趋势, LDC 识别率提高不如 SVM 与 RVM 明显, 随着特征向量维数进一步增加, 3 类分类器识别率趋于稳定。另外, 从不同核参数实验结果的标准差还可以看出, SVM 与 RVM 的识别率对在一定范围内变化的核参数均比较稳定。

进一步分析, 本文提出的能量比特征描述了目标多普勒谱中的能量分布情况, 由于轮式车辆微动特征不明显, 能量主要集中在平动成分中, 而履带

式车辆微动特征较明显, 能量分布在平动和微动成分中, 随着能量比特征维数的增加, 即 CLEAN 次数的增多, 更多的微动成分被分析出来, 有利于分类器进行识别, 并在特征维数增加到一定程度时趋于稳定。此外, LDC 是一种线性分类器, 只能构造线性分类面^[12], 从图 7 中可以看出, 本文提出的能量比特征线性可分性较差, 因此 LDC 分类性能不理想。相对而言, 核函数类分类器 SVM 与 RVM 具有构造非线性分类面的能力, 能够较好利用能量比特征维数的增加所带来的信息。基于以上分析, LDC 对于本文提出的能量比特征的分类性能低于 SVM 与 RVM。

图 8 给出训练过程中能量比特征维数分别为 5, 10, 15 时, SVM 的支持向量数与 RVM 的相关向量数。可以看出, RVM 的相关向量数远少于 SVM 的支持向量数, 说明 RVM 较 SVM 依赖更少的样本构造分类面, 因此 RVM 的推广性能好于 SVM。

使用能量比特征, 没有涉及多普勒谱中主峰所在位置。因此, 车身速度的改变所带来的目标多普勒谱的平移和展宽现象对各谐波成分在总信号中的能量贡献并无影响。因此对于目标的平动速度变化, 能量比特征具有较好稳健性。从实测数据的实验结果中也有体现。

图 9 给出能量比特征在不同杂波抑制程度下的性能。可以看出, 随着 MTI 对消器对消次数的增多, SVM 与 RVM 的识别率均呈下降趋势。对于这种现象, 给出以下分析: 图 10 给出各种 MTI 对消器的幅度-频率响应曲线。由幅频响应曲线可以看出, 随着对消次数的增多, MTI 滤波器的凹口逐渐展宽, 这对具有一定谱宽的杂波成分有更好的抑制作用, 但 MTI 滤波器对信号幅度的非线性调制也逐渐显著, 即接近 0 频的成分被进一步抑制而远离 0 频的成分被进一步放大, 使得同类间不同速度下目标多普勒谱的差异变大, 导致识别率呈下降趋势。在实际使用中, 应根据具体杂波环境在杂波抑制程度和识别性能之间寻求一个折中。

对于不同信噪比下能量比特征的识别性能, 本文使用对实测数据人工加入白噪声的方式进行评估, 其中训练数据使用高信噪比数据, 即使用未加噪声的数据, 测试数据使用加入不同信噪比白噪声的数据, 杂波抑制采用二次对消 MTI, 信噪比指脉冲积累前信噪比。图 11 给出在不同信噪比条件下识别率的变化曲线。可以看出, 信噪比为 25 dB 及以上时, 识别率较为稳定。信噪比降至 20 dB 以下时, 识别率下降较大。这是由于当利用目标微动特征进行地面运动目标识别时, 目标多普勒谱的能量大多

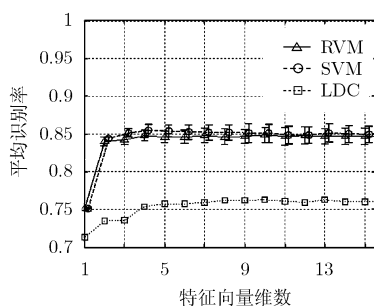


图 6 识别性能随特征向量维数的变化

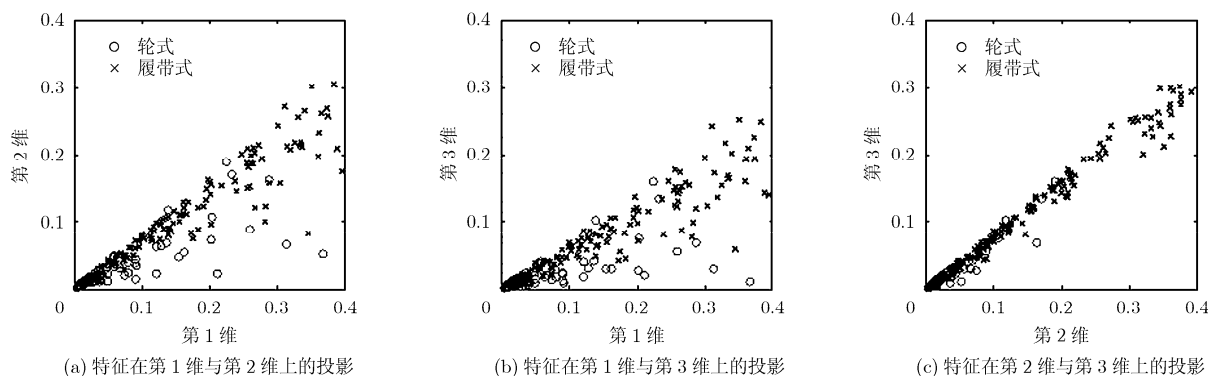


图7 能量比特征可行性示意图(前3维的投影)

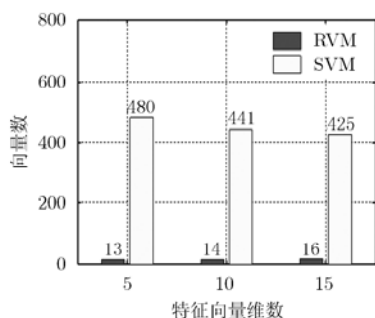


图8 相关向量和支撑向量数图

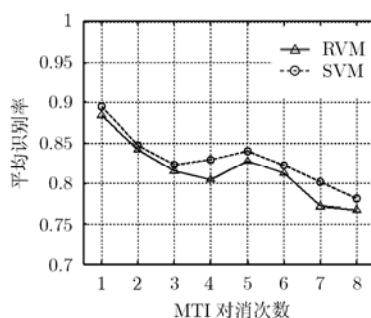


图9 识别性能随杂波抑制程度的变化

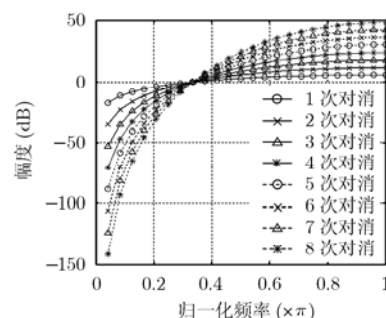


图10 MTI 滤波器的幅度-频率响应

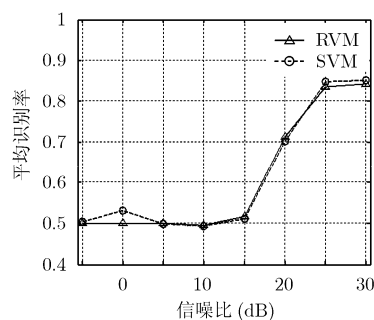


图11 识别性能随信噪比的变化

集中在平动速度引起的多普勒分量中, 微多普勒成分能量相对较小。因此, 在识别时要求信号具有较高信噪比, 否则微动成分将被噪声污染, 导致识别性能下降。

5 结论

本文针对轮式履带式车辆目标识别问题, 利用微多普勒效应原理建立了轮式和履带式车辆的雷达回波模型, 在分析模型的基础上, 将车辆目标的雷达回波视为多次谐波成分的叠加, 由此提出一种利用 CLEAN 算法的谐波分解特征提取方法。提取各次 CLEAN 后剩余信号能量与原始信号能量的比值作为识别的特征, 构成能量比特征向量。最后利用 SVM 和 RVM 分类器进行目标分类。基于实测数据

的识别结果表明本文方法具有较好的识别率, 并对目标速度具有稳健性。

参考文献

- [1] Chen V C, Li F, and Ho S S, *et al.* Analysis of Micro-Doppler signatures[J]. *IEEE Proceedings Radar, Sonar & Navigation*, 2003, 150(4): 271-276.
- [2] Chen V C, Li F, and Ho S S, *et al.* Micro-Doppler effect in radar: phenomenon, model, and simulation study[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(1): 2-21.
- [3] Nanzer J A and Rogers R L. Bayesian classification of humans and vehicles using Micro-Doppler signals from a scanning-beam radar[J]. *IEEE Microwave and Wireless Components Letters*, 2009, 19(5): 338-340.
- [4] 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, and Liu Yang, *et al.* Micro-Doppler effect of rotation structure on radar targets[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(3): 583-587.
- [5] 孙慧霞, 刘峥, 薛宁. 自旋进动目标的微多普勒特征分析[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(2): 67-70.
Sun Hui-xia, Liu Zheng, and Xue Ning. Micro-Doppler analysis of spinning-precession target[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2009, 31(2): 67-70.

- [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] Stove A G and Sykes S R. A Doppler-based automatic target classifier for a battlefield surveillance radar[C]. 2002 International Radar Conference, Edinburgh, UK, Oct 15–17, 2002: 419–423.
- [8] 冀振元, 孟宪德. 战场侦察雷达目标的自动识别[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2001, 33(6): 830–833.
Ji Zhen-yuan and Meng Xian-de. Automatic identification of targets detected by battlefield scout radar[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2001, 33(6): 830–833.
- [9] 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.
- [10] Burges C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 121–167.
- [11] Tipping M E. Sparse bayesian learning and the relevance vector machine[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1: 211–244.
- [12] Duda R O, Hart P E, and Stork D G. Pattern Classification, Second Edition[M]. New York, John Wiley, 2001: 215–281.
- 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, 副教授, 硕士生导师, 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.