doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2015.09.002

引用格式:蒋留兵,吉雅雯,杨涛,等. 基于双谱特征的超宽带雷达人体目标识别[J]. 电讯技术,2015,55(9):953-958. [JIANG Liubing, JI Yawen, YANG Tao, et al. Ultra-wideband Radar Human Target Recognition Based on Bispectrum Feature[J]. Telecommunication Engineering,2015,55(9):953-958.]

基于双谱特征的超宽带雷达人体目标识别*

蒋留兵1,2,**,吉雅雯1,杨 涛1,车 俐1,2

(1. 桂林电子科技大学 信息与通信学院,广西 桂林 541004;2. 桂林电子科技大学 广西无线宽带通信与信号处理重点实验室,广西 桂林 541004)

摘 要:为了在人体微多普勒特征不明显条件下识别静态人体目标及人体姿态,提出了一种结合双 谱对角线起伏特性与目标强散射点分布特征进行人体目标识别的方法。首先,通过分析静态人体目 标双谱,提取双谱对角线起伏特性作为分类特征,降低了双谱数据的维数,减少了双谱特征冗余。然 后,结合目标强散射点分布特征从不同角度描述目标,并构造用于目标识别的特征向量。最后,用支 持向量机实现目标识别。仿真和实测结果均表明,双谱对角线起伏特性与目标强散射点分布特征融 合的方法可以有效识别出静态人体目标并且实现人体姿态识别。

关键词:超宽带雷达:人体目标识别:双谱起伏特性:支持向量机

中图分类号:TN957 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2015)09-0953-06

Ultra-wideband Radar Human Target Recognition Based on Bispectrum Feature

JIANG Liubing^{1,2}, JI Yawen¹, YANG Tao¹, CHE Li^{1,2}

(1. School of Information and Communication Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China; 2. Key Laboratory of Guangxi Wireless Broadband Communication and Signal Processing, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: In order to identify human targets when micro-Doppler features are not obvious, a method combining diagonal fluctuation characteristic of echo bispectrum with distribution of strong scattering points is presented. Firstly, the bispectrum of static human targets is analyzed and diagonal fluctuation characteristic of echo bispectrum is extracted. Thus, characteristic dimension of bispectrum and feature redundancy are reduced. Secondly, to describe targets in different aspects, distribution feature of strong scattering points is combined with bispectrum and feature vector which is used to recognize targets is constructed. Finally, targets recognition is realized by using Support Vector Machine(SVM). Both simulation and measurement results show that the proposed method can effectively recognize human target and human posture.

Key words:ultra-wideband radar; human target recognition; bispectrum fluctuation characteristic; support vector machine

^{*} 收稿日期:2015-03-17;修回日期:2015-05-26 Received date:2015-03-17;Revised date:2015-05-26

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61162007);广西自然科学基金资助项目(2013CXNSFAA019323);广西科学研究与技术开发 计划项目(桂科攻14122006-6);广西教育厅科研立项项目(KY2015LX096)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No. 61162007); The Natural Science Foundation of Guangxi (2013GXNSFAA019323); The Science and Technology Project of Guangxi (14122006–6); The Scientific Research Project of Guangxi Education Department(KY2015LX096)

^{**} 通讯作者: jlbnj@163.com Corresponding author: jlbnj@163.com

1 引 言

雷达人体目标识别是目前雷达应用的研究热 点,广泛应用于安全、军事等领域。目前人体目标识 别大多针对人体微多普勒特征进行研究。在人体微 多普勒特征不明显或者需要刻画目标局部详细特征 时,研究静态人体目标电磁散射特性,实现人体目标 识别具有重大意义。

不同目标会对入射波产生不同的调制现象,使 回波包含的信息可以描述目标特征。这种调制由目 标本身固有物理属性(如结构、材料、尺寸等)决定。 相比于非人体目标,人体目标物理属性特殊,会产生 独特的调制现象。超宽带(Ultra Wideband,UWB) 雷达的工作环境适应能力和抗多径干扰能力强、分 辨率高,因此,超宽带雷达在人体探测和特征识别方 面具有显著优势^[1]。

建立高可信度的电磁散射模型有助于研究目标 识别算法。时域有限差分(Finite Different Time Domain,FDTD)方法可以将麦克斯韦旋度方程转化为 偏微分方程,在时间轴上直接逐步推进求解,精度比 较高,是目前常用的数值模拟方法之一^[2]。文献 [3]基于 FDTD 算法,利用科罗拉多州立大学医学 院的可视人体数据计算了人体吸收电磁能量的 模型。

提取目标特征是目标识别最重要的一部分。提 取到的特征直接影响识别系统性能和分类算法选 择。理论分析和计算机数值仿真的结果表明,用双 谱法提取超宽带雷达目标的特征信息具有良好的效 果,利用提取出的特征信息可进行目标的分类与识 别^[4]。但是双谱数据量大,有较多信息冗余,不利 于目标识别。可以进一步提取特征,降低双谱特征 维数。而且不同特征可以从不同角度描述目标,多 特征融合更有利于目标识别^[5]。

根据上述分析,首先在超宽带雷达体制下,基于 精确三维实体模型,利用 FDTD 算法计算目标电磁散 射回波,获得目标高分辨距离像(High Resolution Range Profile,HRRP),作为特征提取的回波样本。然 后为了解决双谱特征数据量大、不利于目标识别的问 题,提出了利用双谱对角线起伏特性的方法,相当于 从另一角度提取回波特征,降低了特征维数。并结合 HRRP 强散射点分布特征,利用支持向量机(Support Vector Machine,SVM),分别基于仿真和实测数据,识 别出了人体目标,并实现了人体姿态识别。

2 目标 HRRP 数据仿真

本文选用 FDTD 方法计算待测目标后向散射回 波。首先建立待测目标实体模型。考虑到人体目标 的复杂性,同一类姿态下,人体目标存在性别、手臂 位置或躯干弯曲程度等明显差异。为了说明这些 "同一姿态内"的差异不会影响人体目标姿态识别, 本节在同一姿态下,建立了 25 个不同的人体目标模 型。同时,为了丰富样本,每类非人体目标根据尺寸 不同,分别建立 20 个实体模型。部分"站"姿态实 体模型如图 1 所示。



)三种男性

(b)女性

图 1 不同人体"站"姿态的三维模型 Fig. 1 3D human body models of "stand" posture

一共建立了135个待测目标实体模型。实体模型详细尺寸和数量如表1所示。

表1 待测目标三维实体模型的尺寸及数量

Table 1 Size and quantity of the 3D entity models				
模型名称	数量/个	尺寸/ mm		
站着的人体模型	25	1800(男性身高) 1700(女性身高)		
坐着的人体模型	25	1800(男性身高) 1700(女性身高)		
蹲着的人体模型	25	1800(男性身高) 1700(女性身高)		
桌子	20	900~1000(高) 1000~1200(宽)		
圆柱	20	1400~1600(高) 150~300(半径)		
球体	20	150~300(半径)		

接下来讨论目标电磁参数。人体内部阻抗 大,电磁场微弱,在本文的研究领域,人体内部的 电磁场可以忽略,只需要考虑人体表面和人体周 围的散射。参考美国 ARL 实验提供的皮肤在 1 GHz处的电磁参数作为人体平均介电常数和电 导率^[6]。边界看作理想条件,设为全吸收边界^[7],

· 954 ·

激励源类型为平面波,采用高斯调制,其余具体参数设置如表2所示。

表 2 散射模型的参数 Table 2 The parameters of the scattering model

参数	取值
入射波时宽/ns	1
入射波中心带宽/GHz	1
人体电导率/平均介电常数	1/50
木质电导率/平均介电常数	0.05/1.50
石质电导率/平均介电常数	0.001/7
金属电导率/平均介电常数	10 000/10 000

在超宽带雷达体制下,目标的后向散射时域回 波就是目标的 HRRP。利用 FDTD 算法仿真得到的 部分人体目标和非人体目标 HRRP 如图 2 所示。



图 2 不同目标的 HRRP Fig. 2 HRRP of different targets

3 仿真数据特征提取及目标识别

3.1 双谱对角线起伏特征

超宽带雷达体制下, HRRP 具有平移敏感性。 且雷达分辨率越高, HRRP 对平移越敏感。双谱特 征具有平移不变性, 可以有效解决 HRRP 敏感问 题。同时,双谱与傅里叶频谱相比,双谱不仅保留了 目标的位置信息,还保留了相位信息。

本文选用间接法计算双谱^[8]。首先,将回波数 据 $X = \{x(1), x(2), \dots, x(n)\}$ 分成 K 段,每段含 M个样本,并减去各自的均值。

之后,估计各段的三阶累积量:

$$c^{(i)}(l,k) = \frac{1}{M} \sum_{t=M_1}^{M_2} x^{(i)}(t) x^{(i)}(t+l) x^{(i)}(t+k),$$

$$i=1,2,\cdots,K_{\circ}$$
(1)

式中,x⁽ⁱ⁾(n),n=1,2…是第 i 段数据;

$$M_1 = \max(0, -l, -k);$$

 $M_2 = \min(M-1, M-1-l, M-1-k)_{\circ}$

然后,取所有段的三阶累积量的平均作为整个 观测数据组的三阶累积量估计:

$$\hat{c}(l,k) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^{K} c^{(i)} (l,k)_{\circ}$$
(2)

最后,产生双谱估计:

$$\hat{B}_{IN}(w_1, w_2) = \sum_{l=-Lk=-L}^{L} \hat{c}(l, k) w(l, k) \exp\{-j(w_1 l + w_2 k)\}_{\circ}$$
(3)

式中,L < M - 1; $\omega(l,k)$ 为二维窗,二维窗选取为最优窗

$$d_0(m) = \begin{cases} \frac{1}{\pi} \left| \sin \frac{\pi m}{L} \right| + \left(1 - \frac{|m|}{L} \right) \cos \frac{\pi m}{L}, & |m| \le L \\ 0, & |m| > l \end{cases}$$

$$(4)$$

将每个回波数据分为10段(即K=10);式(3) 中L=10, ω_1 、 ω_2 两个变量的取值均为0~200, 采样 间隔为10进行计算。

根据式(1)~(4)计算得到的双谱是 21 维方 阵,取对角线,并做归一化处理,得到回波数据 $\{x(n), n=1,2,\dots,N\}$ 的双谱对角线 $b=\{b(1), b(2),\dots,b(21)\}$ 共21个元素组成的向量,将1~21 个数平均分为3份,每份分别取平均:

ave
$$(i) = \left[\sum_{n=1+7\times(i-1)}^{7+7\times(i-1)} x(n)\right]/7, i=1,2,3,$$
 (5)

最后,按照式(6) 计算出起伏符性 T(m), m = 1,2 :

$$T(m) = \begin{cases} 1, & \operatorname{ave}(m+1) - \operatorname{ave}(m) > 0\\ 0, & \operatorname{ave}(m+1) - \operatorname{ave}(m) < 0^{\circ} \end{cases}$$
(6)

由计算机仿真得到的 HRRP 数据,根据式(1) ~(4)计算得到双谱,然后将对角线上的数字用 LS 算法进行拟合。目标双谱与双谱对角线拟合曲线如 图 3 所示。



图 3 目标双谱、双谱对角线原值及拟合曲线 Fig. 3 The bispectrum, diagonal value of bispectrum and fitting curve

从拟合曲线中可以看出,"站"目标的双谱拟合 曲线近似于线性增长,"坐"目标的双谱拟合曲线振 荡,振荡幅值在减小,"蹲"目标的双谱拟合曲线近 似于线性递减。由于上述拟合曲线趋势可以区分出 三种人体姿态,所以考虑提取双谱对角线起伏特性 作为识别特征。

图 3 中的数据根据式(5)、(6)计算得到的双谱 对角线起伏特征 { *T*(*m*),*m*=1,2 } 如表 3 所示。

表 3	三种姿态人体回波(仿真数据)	
双谱对角线起伏特性		

Table 3 Fluctuation characteristic of human body in three different postures (simulation data)

次太	T(m)	
安心	<i>m</i> = 1	m = 2
站	1	1
坐	0	1
蹲	0	0

3.2 HRRP 强散射点分布

目标 HRRP 反应了目标在雷达视线方向上的 强散射点分布情况。由 FDTD 仿真得到的目标 HR-RP 进行取绝对值、归一化、平滑处理后的波形,提取 强散射点分布情况如图4所示。

电讯技术



从图4可以看出,人体目标的强散射点个数比较 多,而且分布范围比较广,在[200,1800]的采样点数 范围内均有分布。非人体目标的强散射点数量比较 少,而且强散射点仅仅分布在[100,1100]的区间内, 分布范围比较小。人体姿态不同,所对应的雷达截面 有差别,三种姿态回波所对应的最大幅值、波峰出现 位置以及 HRRP 包络形状有明显的差异,但是计算得 到的目标强散射点个数和分布的特征对于不同姿态 的人体目标是相似的。所以,可以通过后向散射时域 波形的数值特征来区分人体和非人体目标。

3.3 仿真数据识别效果分析

支持向量机(SVM)相比其他分类器泛化能力 较强,收敛速度较快,对小样本训练效果也较好,且 分类复杂度与样本的维数无关,因此本文采用 SVM 分类器,其核函数采用常用的 RBF 核函数^[9]。

根据上两节中的数据构造特征向量 d_1 、 d_2 :

 $d_1 = [\oplus f - \uparrow \oplus f],$ (7)

$$\boldsymbol{d}_2 = \left[T(1), T(2) \right]_{\circ} \tag{8}$$

每种样本随机选取7个作为测试数据,其余样本 作为训练数据(一共42个测试数据,93个训练数据)。

目标识别流程如图5所示。



图 5 待测目标识别过程 Fig. 5 Targets recognition process

首先将 d₁ 送入 SVM,识别出人体目标和非人体目标。经参数寻优,SVM 惩罚因子 C=0.15 时,达 到最优识别效果,分类准确率达到 100%。

然后计算识别出的人体目标的双谱对角线起伏特性,构成特征向量 d_2 ,用于识别人体目标姿态。将 d_2 送入 SVM 分类器,经参数寻优,SVM 惩罚因子 C=0.15时,分类准确率达到 100%。

仿真实验表明,在理想环境中,双谱对角线起伏 特性和强散射点分布特征相结合,可以在不考虑人 体微多普勒特征的情况下,有效识别出静态人体目 标及人体姿态。

4 实测数据验证

用超宽带雷达采集数据,验证仿真数据的正确 性。采用的雷达参数如表4所示。

Table 4 Radar parameters used by measured data		
参数名称	参数值	
ーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーーー	1	
时间窗/ns	20	
每次扫描的采样数/点	512	
分辨率/位	16	
扫描频率/Hz	50	
发射重复率	100 000	

表4 实测数据使用的雷达参数

实测数据的现场照片如图6所示。



图 6 实测数据现场照片 Fig. 6 The scene of measured data

实测数据前若干点的相似回波是雷达接收端的 耦合信号和地面散射。处理数据之前,目标回波减 去无目标时的雷达接收信号。部分实测数据的强散 射点分布如图 7 所示。



图 7 实测数据强散射点分布 Fig. 7 Target scattering distribution(measured data)

训练样本由上一节中得到的仿真数据组成,实 测数据作为测试样本。

首先将实测数据 HRRP 分布与仿真数据横向 对齐,保持采样点数相同。然后将 d_1 送入 SVM,经 参数寻优,SVM 惩罚因子 C=0.15 时,人体与非人 体的分类准确率达到 100%。

实测数据计算得到的双谱对角线如图 8 所示。



实际测量环境中,人体目标不是理想环境中的 均匀介质,人体穿着的衣物、饰品等都有可能影响双 谱对角线特征。与理论结果相比,"坐"姿态下的双 谱对角线仍然是起伏的波形,且幅度递减。"站"和 "蹲"姿态下,虽然双谱对角线在数据中间区域仍然 分别呈递增和递减的趋势,与理论数据相符合;但是 在两端,拟合曲线呈现轻微起伏,与理论数据两端的 起伏有所差异。但是双谱对角线上的起伏趋势仍然 能够明显区分出三种人体姿态。提取实测数据双谱 对角线的起伏特性,结果与仿真数据一致。

将实测数据处理得到的 d₂ 送入 SVM,经参数寻 优,SVM 惩罚因子 C=0.15 时,人体目标姿态识别 的准确率达到 96.6% (29/30)。

实测实验结果表明,在实际环境中,相消去噪之 后,利用第3节中提出的方法,可以有效识别人体目 标及人体姿态,说明该方法在实际环境中是可行的。

5 结束语

本文通过研究静态人体目标散射特征,提出了 一种融合双谱对角线起伏特性与目标强散射点分布 特征进行人体目标识别的方法。仿真和实测结果均 表明,该方法实现了静态人体目标识别及人体姿态 识别。在研究对象方面,研究了静态人体目标,而不 是目前人体目标识别领域普遍研究的微动目标。在 特征提取方面,提取双谱对角线起伏特性,降低了双 谱数据的维数,更有利于进行目标识别。在目标特 征向量构成方面,双谱特征结合强散射点分布特征, 从两种不同角度描述目标,可以提高目标识别能力。 由于本文研究的是静态人体目标散射特征,因此人 体微多普勒特征不明显时,也可以实现人体目标及 人体姿态识别,可以作为进一步研究灾后救援中探 测人体目标,了解被困人员姿态,降低二次伤害的参 考。此外,有一点需要指出,本文的实测环境较为简 单,今后需要在更复杂的环境下研究静态人体目标 识别。

参考文献:

- Rovňáková J, Kocur D. UWB Radar Signal Processing for Positioning of Persons Changing Their Motion Activity[J]. Acta Polytechnica Hungarica, 2013, 10(3):165–184.
- [2] Findlay R P. Induced electric fields in the MAXWEL surface-based human model from exposure to external low frequency electric fields [J]. Radiation Protection Dosimetry, 2014, 162(3):244-253.
- [3] Holland R, Fogler J, Donohoe G W. Human body modeling for FDTD evaluation of electromagnetic hazards [C]//Proceedings of 1996 Antennas and Propagation Society International Symposium. Baltimore, USA: IEEE, 1996:654–657.
- [4] 刘传武,张智军,豆仁福. 基于时域双谱特征的雷达目标识别[J].数据采集与处理,2009,24(6):709-713.
 LIU Chuanwu,ZHANG Zhijun,DOU Renfu. Radar Target Recognition Based on Time Domain Bispectra Feature
 [J]. Journal of Data Acquisition and Processing,2009,24 (6):709-713. (in Chinese)
- [5] 李志鹏,马田香,杜兰.在雷达 HRRP 识别中多特征融 合多类分类器设计[J].西安电子科技大学学报:自然 科学版,2013,40(1):111-117.

LI Zhipeng, MA Tianxiang, DU Lan. Ulti-class classifier design for feature fussion in radar HRRP recognition[J]. Journal of Xi' an University of Electronic Science and Technology: Natural Science, 2013, 40 (1): 111 - 117. (in Chinese)

- [6] 任晶晶. 超宽带信号穿墙传播特性建模与检测技术研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2012.
 REN Jingjing. Ultra wideband signals travel through walls feature modeling and testing technology research [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2012. (in Chinese)
- [7] Sengor T, Ermisoglu E. Determination of the Behavior of Moving Human Body from the Scattered Field Data by Using FDTD Method[C]//Proceedings of 2006 IEEE Antennas and Propagation Society International Symposium. Albuquerque, NM: IEEE, 2006:3773-3776.
- [8] 张贤达.时间序列分析:高阶统计量方法[M].北京: 清华大学出版社,1996:31-41.
 ZHANG Xianda. Time series analysis, higher order statistics method [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1996:31-41.(in Chinese)
- [9] 郭明玮,赵宇宙,项俊平,等. 基于支持向量机的目标检测 算法综述[J].控制与决策,2014,29(2):193-200.
 GUO Mingwei, ZHAO Yuzhou, XIANG Junping, et al. Target detection algorithm based on support vector machine(SVM) review[J]. Control and Decision,2014:193 -200. (in Chinese)

作者简介:



蒋留兵(1973—),男,江苏泰兴人,研究员、硕士生导师,主要研究方向为雷达信号 处理;

JIANG Liubing was born in Taixing, Jiangsu Province, in 1973. He is now a senior engineer of professor and also the instructor of graduate students. His research concerns radar signal

processing.

Email:jlbnj@163.com

吉雅雯(1989—),女,江苏南京人,硕士研究生;

JI Yawen was born in Nanjing, Jiangsu Province, in 1989. She is now a graduate student.

杨 涛(1989—),男,湖南株洲人,硕士研究生,主要研 究方向为雷达信号处理;

YANG Tao was born in Zhuzhou, Hunan Province, in 1989. He is now a graduate student. His research concerns radar signal processing.

车 俐(1977—),女,广西桂林人,高级实验师。

CHE Li was born in Guilin, Guangxi Zhuangzu Autonomous Region, in 1977. She is now a senior experimentalist.