

基于无载波超宽带雷达的小样本人体动作识别

蒋留兵^{1,3}, 周小龙^{2,3}, 车 俐^{1,3}

(1. 桂林电子科技大学计算机与信息安全学院, 广西桂林 541004;

2. 桂林电子科技大学信息与通信学院, 广西桂林 541004;

3. 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: 随着雷达硬件平台尺寸越来越小、成本越来越低, 室内基于雷达的人体动作识别应用已经成为现实, 能够在具有简单架构的低成本设备中实现. 无载波超宽带雷达具有极高的分辨力, 能够捕获人体细微动作变化并且对室内复杂环境具有很强的抗干扰能力. 与基于视频人体动作识别研究相比, 超宽带雷达还具有穿透家具、墙体以及保护个人隐私等优点. 针对雷达回波信号利用传统时频分析方法实现人体动作识别比较耗时、实时性不好的缺陷, 引入机器学习方法对不同类型人体动作进行分类识别. 引入机器学习方法用于超宽带雷达人体动作识别最大难点是只有少量可用的超宽带雷达实测数据样本, 针对该问题提出基于主成分分析法 (PCA) 和离散余弦变换 (DCT) 相结合的人体动作特征提取方法, 并利用改进网格搜索算法优化的支持向量机在小样本数据下对人体动作进行识别, 最后根据实测数据采取三种不同方案进行仿真实验, 结果表明即使在训练数据样本只有 5 组的条件下, 基于 PCA 和 DCT 相结合特征提取方法在不同类型人体动作的平均识别率均能达到 96% 以上.

关键词: 无载波超宽带雷达; 人体动作识别; 主成分分析法; 离散余弦变换; 小样本学习; 机器学习

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)03-0602-14

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.03.025

Few-Shot Learning for Human Motion Recognition Based on Carrier-Free UWB Radar

JIANG Liu-bing^{1,3}, ZHOU Xiao-long^{2,3}, CHE Li^{1,3}

(1. School of Computer and Information Security, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China;

2. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China;

3. Key Laboratory of Wireless Broadband Communication and Signal Processing in Guangxi,

Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

Abstract: As radar hardware platforms become smaller and cheaper, indoor radar-based motion recognition applications have become reality and can be implemented in low-cost devices with simple architectures. The carrier-free ultra-wideband (UWB) radar has extremely high resolution, which can capture the slight movement of the human motion and has a strong anti-jamming capability in indoor complex environments. Human motion recognition based on UWB radar compared to video-based also has the advantage of penetrating furniture, walls and protecting personal privacy. Aiming at the defects that the traditional time-frequency analysis method based on radar realizes the human motion recognition is time-consuming and poor real-time performance, the machine learning method is introduced to classify and recognize different types of human motions. The biggest difficulty in introducing machine learning methods for UWB radar human motion recognition is that there are only a few-shot of available UWB radar measured data samples. Therefore, a human motion feature extraction method based on principal component analysis (PCA) and discrete cosine transform (DCT) is proposed. And the support vector machine (SVM) optimized by the improved grid search algorithm is used for human motion recognition under few-shot samples. Finally, simulations experiments are performed based on measured data through three different schemes. Under the condition that there are only 5 groups of training data samples, the average recognition rate of human motion recognition

收稿日期: 2018-11-14; 修回日期: 2019-07-21; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 61561010); 广西自然科学基金项目 (No. 2017GXNSFAA198089); 广西重点研发计划项目 (No. 桂科 AB18126003, No. 桂科 AB18221016)

can reach more than 96%.

Key words: carrier-free UWB radar; human action recognition; principal component analysis (PCA); discrete cosine transform (DCT); few-shot learning; machine learning

1 引言

基于雷达的人体动作识别由于国防边界安全控制、汽车安全的行人识别和辅助老人生活的跌倒检测而引起了广大科研工作者的兴趣^[1],主要目标是对人体动作进行识别告警并基于先验行为信息起到一定预测作用,主要用于医院病人监护、城市斗争和搜救行动.由于软件定义和无线雷达平台尺寸越来越小、成本越来越低,基于雷达的人体动作识别研究能够区分高度相似的不同类型动作,室内雷达人体动作识别的应用已经成为现实^[2,3].

大多学者研究人体动作识别的检测设备分为两类:可穿戴式和非穿戴式.可穿戴式设备,如加速度计、陀螺仪等^[4]适合活跃的群体但不太适合活动较少的老年人以及搜救行动中待救人员,此外可穿戴设备不适合夜间或浴室中使用.非穿戴设备,如摄像头^[5]和被动式红外传感器等^[6,7]更加适合老年人以及城市斗争和搜救行动.在辅助生活和智能环境应用中^[8-10],每一种非穿戴式设备都有其自身的优点和缺点.与其它传感器技术相比,雷达系统无论白天还是晚上都可以正常工作并且不会受到烟雾、灰尘、光线变化等极端情况影响,而且还具有穿透家具、墙体以及保护个人隐私的优点^[11].基于雷达的人体动作识别具有明显优势,能够远距离非接触式的识别不同类型人体动作,并且在很少或光线昏暗的情况下依然能够起作用^[1,2].虽然一些研究人员专注于视觉系统的跌倒检测系统,即使在诸如光线昏暗、家具遮挡等一些极端情况下也获得了良好的结果.然而个人隐私是当今社会大家比较关注的话题,比如在卧室或浴室等环境中老人不愿意进行视觉监控,一旦发生跌倒事故,视觉系统将无法检测并告警从而引起严重的后果^[12].

基于雷达传感器在非接触式应用中表现出很好的性能,例如人体生命体征检测,结构健康监测和穿墙检测^[12].同时基于雷达的人体动作识别吸引了微波社区和消费者电子行业的重大兴趣.例如谷歌在 60GHz 的实验演示^[13]和多普勒雷达传感器对运动轨迹重建的研究^[14],其优点是可以在具有简单架构的低成本设备中实现.

基于雷达的人体动作识别研究是通过采集不同类型人体动作回波信号提取关键可靠的特征然后进行分类识别,例如基于物理特征^[15];基于变换的物理特征包括离散余弦变换(DCT)系数^[16];基于时频谱图^[17,18]得到的特征:例如短时傅里叶变换(STFT)、伪维格纳分布

(PWVD);基于组件分析的技术^[19]:如主成分分析法(PCA)和独立成分分析法(ICA),通常用于降维操作并最大限度减少用于分类的特征数量确保所选特征子集为分类问题提供最佳性能.加拿大国防研发中心的 T. Thayaparan, S. Abrol 和 E. Riseborough^[20,21]基于雷达系统使用联合小波和时频方法提取人体动作的微多普勒特征,获得了人体动作的基本参数.文献[22]提出将微多普勒雷达回波信号进行离散余弦变换(DCT),然后将 DCT 系数作为运动目标的特征,最后用多层感知器(MLP)对其进行分类.南京理工大学廖志成等人^[23]针对原地姿态和非原地姿态利用加权的距离时频变换得到姿态的时频图,并根据时频图提取相应的特征,然后根据 PCA 算法提取时频数据的主成分分量作为相应的特征.最后通过集成学习的方法,将单一的弱学习器组合起来,利用投票法进行输出.文献[24]研究了使用超宽带(UWB)雷达对不同人类活动进行分类的可行性.使用 UWB 雷达采集了 8 个不同人体的 8 种不同类型活动,包括步行、跑步、旋转、打孔、跳跃、站立和坐着等.然后使用 PCA 方法捕获 UWB 雷达回波信号中的特征,特征集包括 PCA 系数、PCA 均值和方差、PCA 的 FFT 变换结果和目标的速度.最后利用 SVM 进行分类识别,得到的分类精度超过 85%.

文献[25]使用调频连续波雷达探测人类活动来获得雷达回波信号,然后再利用短时傅里叶变换将雷达回波信号转换为频谱图,并从频谱图中提取和分析突出的微多普勒特征.太原理工大学刘丽副教授等人^[26]利用多普勒雷达进行跌倒检测研究,文献中搭建了基于单频连续波的多普勒雷达系统,并对雷达回波信号进行滤波,然后利用短时傅里叶变换对回波信号进行时频分析,最后利用支持向量机对人体运动状态进行分类.然而通过频谱分析方法对不同类型人体动作进行相关研究存在两个局限性:(1)计算成本高,基于短时傅里叶变换(STFT)等技术,具有庞大的计算成本,其特征提取过程中需要进行大量的计算;(2)将不同类型人体动作回波信号进行时频分析然后利用时频图对人体动作进行分类识别,该过程需要进行大量的计算,基于微多普勒特征虽然能够对不同类型人体动作行为进行告警并达到一定的预测作用,但该方法不适用于实际场景实时处理.

本文首先研究了无载波超宽带雷达对人体动作分类识别的可行性并提出基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取方法提取超宽带雷达回波信号中关键有用特征,

然后利用改进网络搜索 (IGS) 算法优化支持向量机 (SVM) 的参数, 最后采用优化后的 SVM 对不同类型人体动作进行分类识别。

2 基于 PCA 和 DCT 相结合的 IGS-SVM 算法

2.1 基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取算法

本文首先对采集的超宽带雷达人体动作回波信号数据进行归一化和数据对齐预处理, 并划分为训练数据集和测试数据集, 然后分别对训练数据集和测试数据集进行 PCA 降维操作构建主元子空间, 并将构建好的主元子空间, 按照最初划分训练数据集和测试数据集的比例划分为训练主元子空间和测试主元子空间, 最后将训练主元子空间和测试主元子空间分别进行离散余弦变换, 提取相应主元子空间中的低频信号特征, 将提取到的低频信号特征作为分类器的输入用于不同类型人体动作的识别。本文先对训练数据集和测试数据集分别进行 PCA 操作, 不仅可以提取数据集中能量较大的有效特征向量还起到了降维的作用, 减少后续操作的计算成本。然后将经过 PCA 操作后的特征进行离散余弦变换, 提取不同类型人体动作回波信号中的低频特征。这里先进行 PCA 操作后再进行 DCT 变换的原因是人体运动属于非刚体运动, 其回波信号能量主要集中在低频部分, 而离散余弦变换可以很好的提取信号中的低频分量。

离散余弦变换 (DCT) 是一种将信号转换为基本频率分量的技术, 具有非常好的能量聚集性。DCT 变换经常用于信号和图像数据的压缩, 经过 DCT 变换后的信号绝大多数能量集中到变换域的低频部分, 其定义^[27]为

$$y(k) = \alpha(k) \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right),$$

$$k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

其中

$$\alpha(k) = \begin{cases} \sqrt{1/N}, & k=0 \\ \sqrt{2/N}, & k \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

用矢量形式可表示为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{C}^T \mathbf{x} \quad (3)$$

矩阵 \mathbf{C} 的元素可以由下式给出

$$\begin{cases} C(n,k) = \frac{1}{\sqrt{N}}, & k=0, 0 \leq n \leq N-1 \\ C(n,k) = \sqrt{\frac{2}{N}} \cos\left(\frac{\pi(2n+1)k}{2N}\right), & 1 \leq k \leq N-1, 0 \leq n \leq N-1 \end{cases} \quad (4)$$

2.2 改进 GS-SVM 算法

支持向量机 (SVM) 是最初用于二元分类问题的一

个机器学习算法。给定训练数据 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$ 其中 x_i 是输入雷达人体动作回波信号, $y_i \in \{-1, +1\}$ 是分类的标签。SVM 试图寻找一个最优超平面 $f(x) = 0$ 划分给定的数据, 当两个类是线性可分时, 超平面的方程表示为 $f(x) = \omega^T x + b$, 在超平面 $\omega^T x + b$ 确定的情况下, $|\omega^T x + b|$ 能够表示点 x 到超平面的距离, 而通过观察 $\omega^T x + b$ 的符号与类别标签 y 的符号是否一致可判断分类是否正确, 因此可以用 $y(\omega^T x + b)$ 的正负性来判定或表示分类的准确性。

本文针对无载波超宽带雷达不同类型人体动作识别, 考虑十种不同类型的人体动作属于多分类线性不可分割问题, 采用软间隔线性不可分支持向量机作为人体动作类型的分类器, 该分类器的目标函数为

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (5)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_i(\omega^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, & i=1, 2, \dots, n \\ \xi_i \geq 0, & i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (6)$$

用拉格朗日数乘法将约束条件加入到目标函数中, 得到

$$\zeta(\omega, b, \xi, \alpha, r) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{i=1}^n \xi_i$$

$$- \sum_{i=1}^n \alpha_i (y_i(\omega^T x_i + b) - 1 + \xi_i)$$

$$- \sum_{i=1}^n r_i \xi_i \quad (7)$$

由于采集的人体动作回波信号属于非线性信号, SVM 处理非线性信号的方法是选择一个核函数 $K(\cdot, \cdot)$, 通过将数据映射到高维空间中解决原始空间线性不可分割的问题。本文选择径向基 (RBF) 核函数, 表达式如下式

$$K(x_1, x_2) = e^{-\frac{\|x_1 - x_2\|^2}{2g^2}} \quad (8)$$

如果径向基核函数中的参数 g 过大, 则在高次特征上的权重实际上衰减得非常快, 相当于一个低维的子空间; 如果 g 过小, 虽然可以将任意的数据映射为线性可分, 但会引起严重的过拟合问题。

网格搜索 (GS) 算法作为一种智能算法, 当前已在很多领域展开了应用^[28,29], 它可以很好地优化参数, 所得到的参数的值也比较可靠。

网格搜索算法的基本原理:

第 1 步: 根据经验给出惩罚参数 c 与核参数 g 的范围。

第 2 步: 将参数值网格离散化, 则设置确定搜索步长, 并沿参数不同的增长方向创建网络, 网络中的节点是相关的参数对。

第 3 步: 在需要搜索的样本中, 每个参数选择一些离散值, 随后将惩罚参数 c 与核函数参数 g 所有可能的组合挑选出来, 用于模型的训练。

第 4 步:经过搜索,最优参数一般是选取训练之后的最佳参数。

本文采用支持向量机(SVM)对不同类别人体动作进行分类识别,其中 SVM 的惩罚因子参数 c 和核函数参数 g 对不同类别人体动作的最终识别率具有很重要的作用,因此选取合适的 c 和 g 能够有效提高整体的识别率,提升系统模型性能。采用改进网络搜索(IGS)算法优化 c 和 g 两个参数,首先采用大步距进行粗略搜索,并选择分类准确率最高的一组 c 和 g 作为局部最优参数 c 和 g 。然后在这组局部最优参数附近选择一个小小区间采用小步距进行二次精细搜索,寻找全局最优参数 c 和 g ,这种方法可以减少大量搜索时间。

2.3 基于 PCA 和 DCT 相结合的改进 GS-SVM 算法

本文基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取方法并采用 IGS-SVM 算法对十种不同类型人体动作进行分类识别。首先基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取算法,提取十种不同类型人体动作的有效低频特征,然后采用 IGS-SVM 算法对这十种不同类型人体动作进行分类识别。改进网络搜索(IGS)算法对 SVM 中 c 和 g 参数进行优化,寻找全局最优参数 c 和 g 值训练 SVM 模型,并引入交叉验证的思想来验证和提升训练模型的泛化性能,从而提升无载波超宽带雷达人体动作识别模型系统的整体性能,提高不同类型人体动作的最终识别率。

3 无载波超宽带雷达人体动作识别模型

无载波超宽带雷达在目标探测与识别、掩体投射、抗干扰与反侦察等方面具有无可比拟的独特优势,不仅可以弥补传统雷达盲区大、精度低的不足,还具有很好的高距离分辨率、小近距离盲区、高目标识别率、弱多径干扰等优点。无载波超宽带雷达发射脉冲宽度为纳秒级的低功率短脉冲,其频谱分量从直流一直扩展到上千兆,可以不受频率分配的限制提供探测目标的距离信息,探测人体后的回波信号带宽没有变窄,因此回波信号中包含更多人体动作的信息^[30]。与其它传统连续波雷达相比,无载波超宽带雷达人体动作的回波信号包含丰富的人体特征和运动特征信息,有利于识别不同类型的人体动作。

基于无载波超宽带雷达进行实验数据采集,其回波信号是由不同人体部位雷达回波信号构成的二维分析信号。无载波超宽带雷达信号不含载波信息,能量集中于极窄的波形内,并且发射信号与回波相关性弱,因此传统提取信号特征值的方法不再适用。本文提出基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取方法,并采用 IGS 算法优化 SVM 参数,训练适合无载波超宽带雷达人体动作识别最佳模型验证本文提出方法的优越性。

本文搭建的无载波超宽带雷达人体动作识别系统如图 1 所示,该系统主要由三个关键部分组成:(1)数据采集与获取;(2)数据预处理和特征提取;(3)智能识别算法。

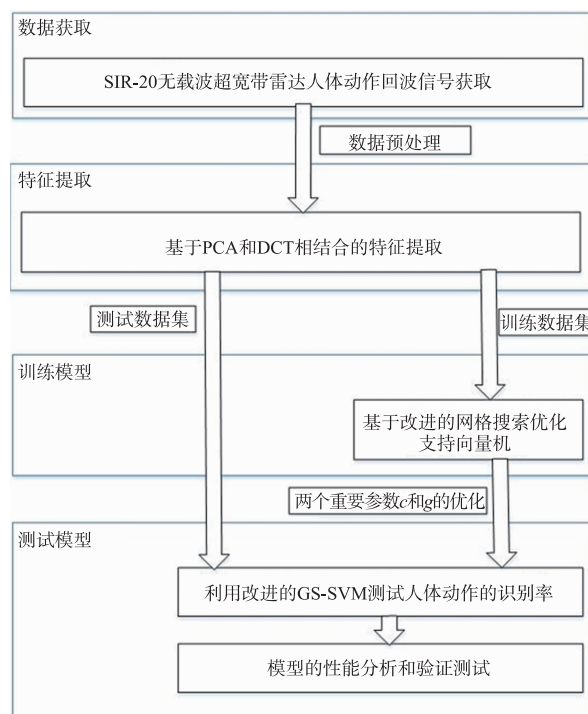


图1 无载波超宽带雷达人体动作识别系统

数据采集与获取:利用 SIR-20 高速探地雷达对十种不同类型人体动作进行数据采集;

数据预处理和特征提取:首先对利用超宽带雷达采集的回波数据进行归一化和数据对齐预处理,然后基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取算法对十种不同类型的人体动作提取关键特征;

智能识别算法:智能算法是人们通过对自然界中的智能现象抽象出其数学本质从而提取的一类算法统称,主要包括遗传算法、网格算法、粒子群算法、蚁群算法和神经网络算法等^[31,32]。本文采用改进网络搜索算法(IGS)优化支持向量机(SVM)的惩罚因子参数 c 和径向基核函数参数 g ,并基于优化的 SVM 对不同类型人体动作进行分类识别。

基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取方法并采用 IGS-SVM 算法对不同类型人体动作分类识别流程图如图 2 所示。

(1)利用 SIR-20 无载波超宽带雷达采集不同类型人体动作回波信号,并对回波信号进行归一化和数据对齐预处理。

(2)将预处理后的回波数据划分为训练数据 A_1 和测试数据 B_1 。

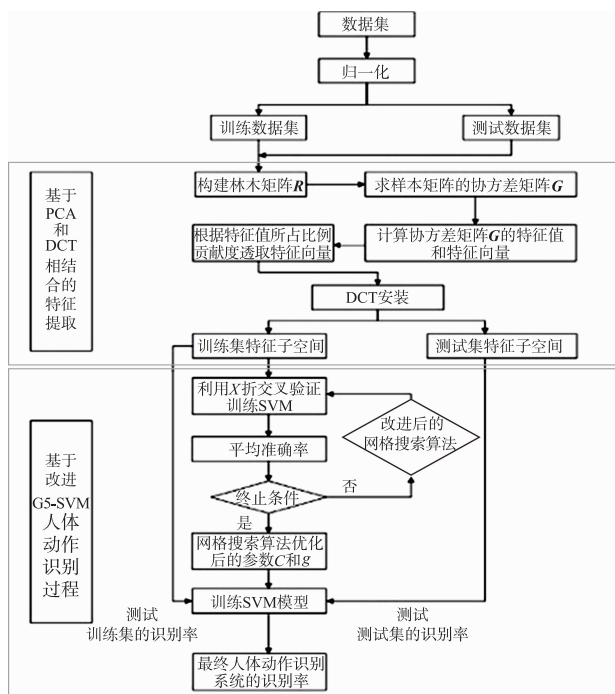


图2 基于PCA和DCT相结合的人体动作识别整体流程图

(3) 利用训练数据集和测试数据集构建样本矩阵 R , 该样本矩阵 R 是一个对角矩阵, 对角线上分别是训练数据集矩阵 A_1 和测试数据集矩阵 B_1 , 即

$$R = \begin{bmatrix} A_1 & 0 \\ 0 & B_1 \end{bmatrix}.$$

(4) 对样本矩阵 R 进行 PCA 算法降维操作, 并选取 95% 的贡献值作为特征向量.

(5) 然后进行 DCT 变换, 提取十种不同类型人体动作的低频特征.

(6) 将经过 DCT 变化提取到的低频特征按照最初训练数据集和测试数据集比例划分为相应的训练数据集特征子空间和测试数据集特征子空间.

(7) 利用训练数据集特征子空间中的样本数据采用 K -折交叉验证训练 SVM 模型.

(8) 利用改进网格搜索 (IGS) 算法优化 SVM 模型中惩罚因子参数 c 和径向基核函数参数 g , 重复第 7 步, 不断重复训练 SVM 模型.

(9) 利用训练数据集特征子空间和测试数据集特征子空间中样本数据测试已训练的 SVM 模型, 得到不同类型人体动作识别率, 并根据该识别率评估已训练 SVM 模型的性能.

4 实验结果和性能分析

4.1 实验设置和数据获取

本文实验数据通过美国劳雷工业科技有限公司研发的 SIR-20 高速探地雷达进行数据采集. SIR-20 系

统预装了操作系统和采集处理软件, 该设备采用标准 GSSI 天线, 中心频率为 400MHz, 带宽为 800MHz, 天线增益约为 3dBi, 单通道采集的扫描速率为 100 次/秒, 每次扫描采样数为 512 个点. SIR-20 探地雷达是由松下 PC 机控制, 测试数据保存在 PC 机上. SIR-20 实验测量设备如图 3 所示, 表 1 描述了本文实测数据使用的雷达参数.

表 1 实验雷达参数表

参数名称	参数值
中心频率	400MHz
时间窗	20ns
扫描的采样点数	512 点/秒
分辨率	16 位
扫描频率	50Hz
发射重复率	100kHz



图3 SIR-20探地雷达

本文实验测量在室内进行并摆放了少量桌椅, 实验共采集了十种不同类型人体动作回波信号^[33], 主要包含如下: (A) 向前走; (B) 向后走; (C) 向前跑; (D) 向后跑; (E) 向前摔倒; (F) 向后摔倒; (G) 原地走动; (H) 上下跳动; (I) 向前跳; (J) 向后跳.

实验数据采集的 SIR-20 实验设备采用收发一体天线, 收发天线放置在距离地面约 1m 的桌子上, 参与数据采集的是学生, 身高约为 172cm, 体重约为 65kg, 面向雷达天线, 距离天线 2m 左右. 实验中每种类型动作重复做 20 次, 每种动作收集数据的持续时间大约 120s. 实验采集的十种不同类型人体动作 (A) ~ (J) 的实测场景如下图 4 所示, 每种类型动作的具体动作描述见表 2, 实验采集的原始数据如图 5 所示.

本文针对每种不同类型动作重复做 20 次, 四种不同类型人体动作原始回波数据如图 5 所示, 其中横坐标表示回波脉冲周期序列 (快时间), 纵坐标为回波脉冲累计时间 (慢时间). 从图 6 中四种不同类型动作回波信号波形图可以明显看出, 当人体在重复不同类型动

作时,雷达接收信号的幅度会有明显的差异,这表明可以通过分析回波信号,提取回波信号中关键有效特征,从而区别不同类型人体动作.

表 2 具体不同类型人体动作描述

序号	动作类别	具体动作要求描述
(A)	向前走	两只手周期交替摆动,并面向雷达缓慢向天线方向走去
(B)	向后走	两只手周期交替摆动,起点靠近天线位置,并缓慢向后走动,慢慢远离天线
(C)	向前跑	两只手周期交替摆动,并面向雷达向天线方向跑去
(D)	向后跑	两只手周期交替摆动,起点靠近天线位置并向后跑动,远离天线
(E)	向前摔倒	站在距离天线 2m 处,向前慢慢摔倒,最后躺在地上
(F)	向后摔倒	站在距离天线 2m 处,向后慢慢摔倒,最后躺在地上
(G)	原地走动	站在距离天线 2m 处,原地走动
(H)	上下跳动	站在距离天线 2m 处,上下呈周期性跳动
(I)	向前跳	站在距离天线 2m 处,匀速向前连续跳跃
(J)	向后跳	起点靠近天线位置,匀速向后连续跳跃



图4 十种不同类型人体动作实测场景 (从左至右, 从上之下, 依次为动作A~动作J)

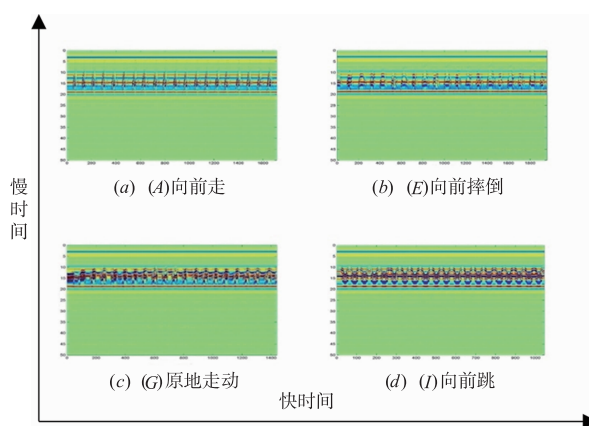


图5 四种不同类型人体动作原始回波数据

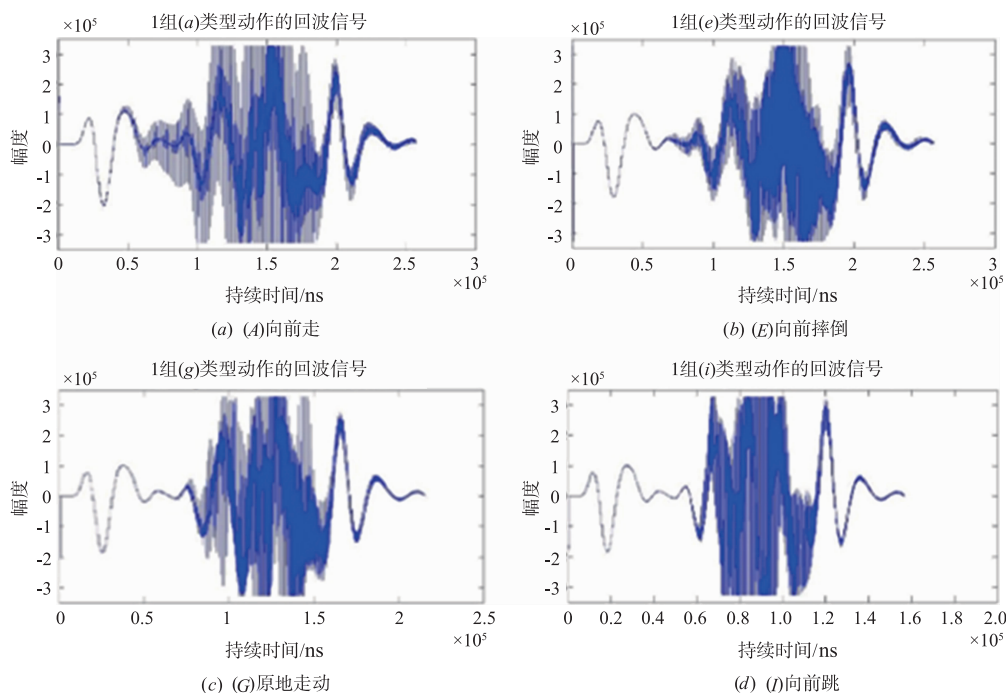


图6 四种不同类型人体动作回波信号波形图

4.2 性能分析

本文首先研究利用无载波超宽带雷达对人体动作进行分类识别的可行性并提出基于 PCA 和 DCT 相结

合的特征提取方法提取超宽带雷达人体动作回波信号中关键特征,然后采用 IGS 算法优化 SVM 参数,最后基于已优化参数的 SVM 模型对不同类型人体动作进行分

类识别. 实验利用 SIR-20 设备对每种人体动作类型采集了 20 个样本作为数据集, 建立了包括所有动作类型 200 个样本的数据集.

本文基于采集的 200 个样本数据集采用三种方案进行实验验证, 方案 1: 将采集的每种动作数据以 3:1 的比例分成两组, 一组用于训练 SVM 分类算法模型, 称为训练集 (包含 150 个动作样本数据); 另一组用于测试已训练 SVM 分类算法模型的准确性, 称为测试集 (包含 50 个动作样本数据). 方案 2: 将采集的每种动作数据以 1:1 的比例分成两组, 一组用于训练 SVM 分类算法模型, 称为训练集 (包含 100 个动作样本数据); 另一组用于测试已训练 SVM 分类算法模型的准确性, 称为测试集 (包含 100 个动作样本数据). 方案 3: 将采集的每种动作数据样本以 1:3 的比例分成两组, 一组用于训练 SVM 分类算法模型, 称为训练集 (包含 50 个动作样本数据); 另一组用于测试已训练 SVM 分类算法模型的准确性, 称为测试集 (包含 150 个动作样本数据). 最后基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取方法并通过 IGS-SVM 算法对上述的三种方案进行测试得到不同类型人体动作识别率如表 3 所示.

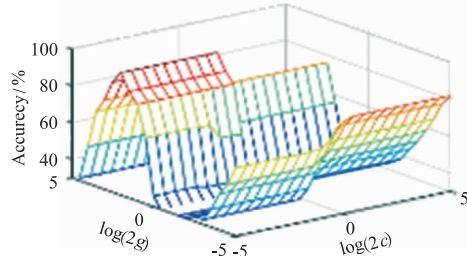
从表 3 中可以得出不同参数 c 和 g 的取值范围对人体动作类型识别率有很大的影响, 但是 c 和 g 范围太大时会加重计算成本, 增加 GS 搜索算法的搜索时间,

严重影响该系统的性能, 因此如何精确搜索到最佳参数 c 和 g 具有十分重要的意义. 图 7~18 为本文提出的改进网格搜索 (IGS) 算法及对应识别率, 通过 $(2^{-5}, 2^5)$ 和 $(2^{-8}, 2^8)$ 两个范围来验证在不同区间的 c 和 g 范围内搜索全局最优参数 c 和 g 对最终人体动作识别率的影响. IGS 算法首先在一个大范围内采用大步距进行粗搜索, 得到局部最优惩罚因子参数 c 和径向基核函数参数 g , 然后再缩小搜索范围采用小步距进行二次精细搜索, 搜索得到全局最优惩罚因子参数 c 和径向基核函数参数 g . 利用 IGS 算法得到的全局最优惩罚因子参数 c 和径向基核函数参数 g 训练 SVM 模型, 可以有效提高不同类型人体动作的识别率.

表 3 不同类型人体动作识别率

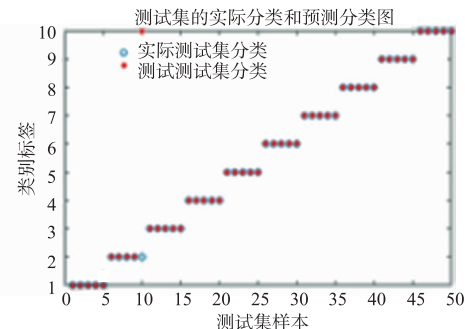
		$\{c, g\} \in (2^{-5}, 2^5)$ cstep:0.5 gstep:0.5	$\{c, g\} \in (2^{-8}, 2^8)$ cstep:0.5 gstep:0.5
方案 1	5 折	98%	100%
	10 折	98%	100%
方案 2	5 折	95%	100%
	10 折	95%	100%
方案 3	5 折	92%	99.33%
	10 折	92%	99.33%

SVC参数选择结果图(3D视图: [GridSesrch Method])
Best $c=0.03125$ $g=4$ CVAccuracy=96.6867%



改进搜索算法寻优图

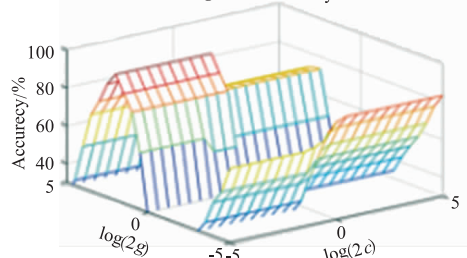
图7 方案1改进网络搜索算法及对应识别率, 5折交叉验证 $c, g \in (2^{-5}, 2^5)$



测试集的实际分类和预测分类图

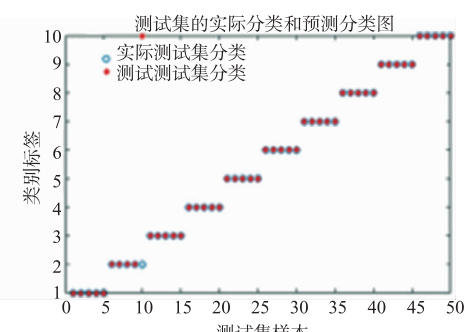
5折交叉验证下的识别率

SVC参数选择结果图(3D视图: [GridSesrch Method])
Best $c=0.03125$ $g=4$ CVAccuracy=96.6667%



改进搜索算法寻优图

图8 方案1改进网络搜索算法及对应识别率, 10折交叉验证 $c, g \in (2^{-5}, 2^5)$



测试集的实际分类和预测分类图

10折交叉验证下的识别率

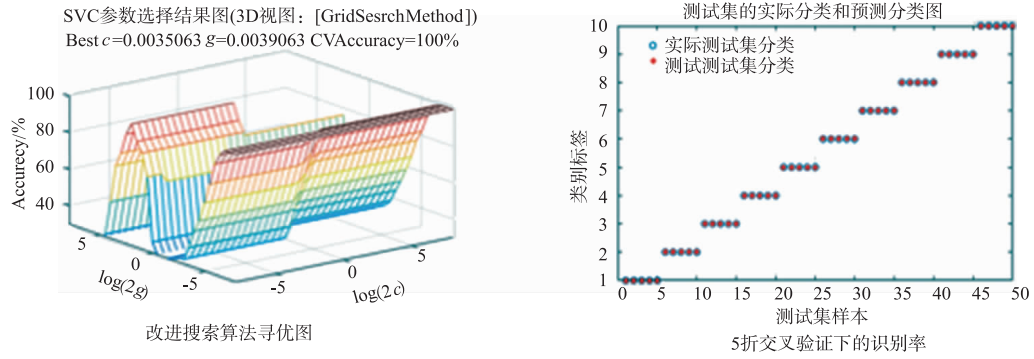


图9 方案1改进网格搜索算法及对应识别率, 5折交叉验证 $c, g \in (2^{-8}, 2^8)$

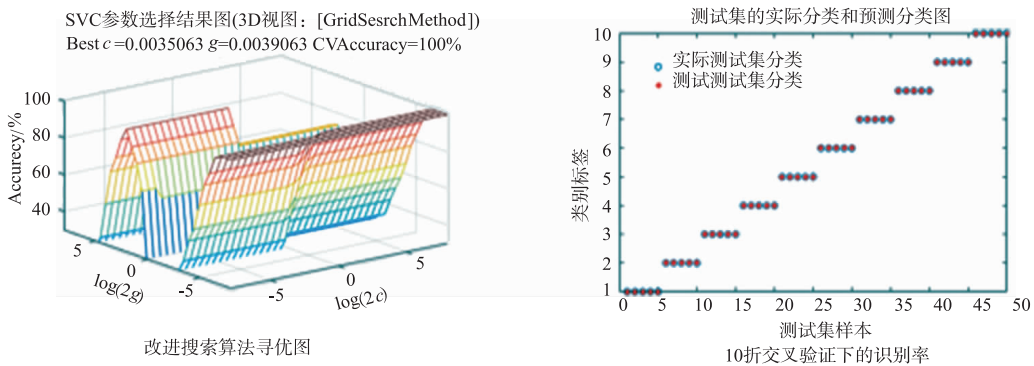


图10 方案1改进网格搜索算法及对应识别率, 10折交叉验证 $c, g \in (2^{-8}, 2^8)$

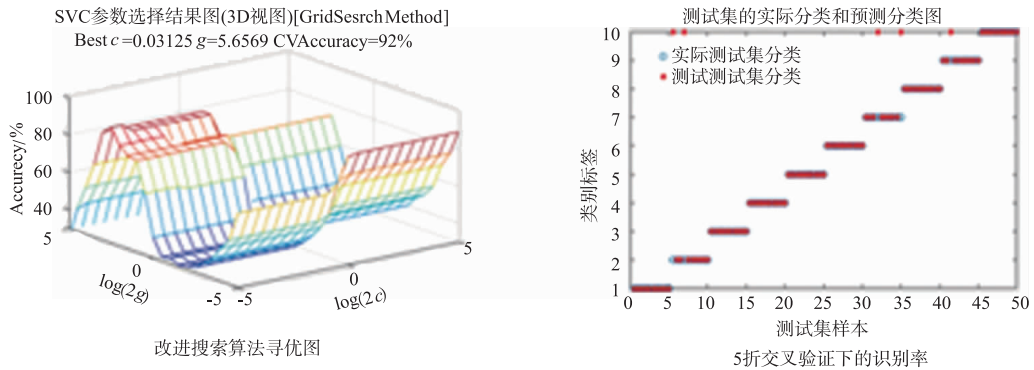


图11 方案2改进网络搜索算法及对应识别率, 5折交叉验证 $c, g \in (2^{-5}, 2^5)$

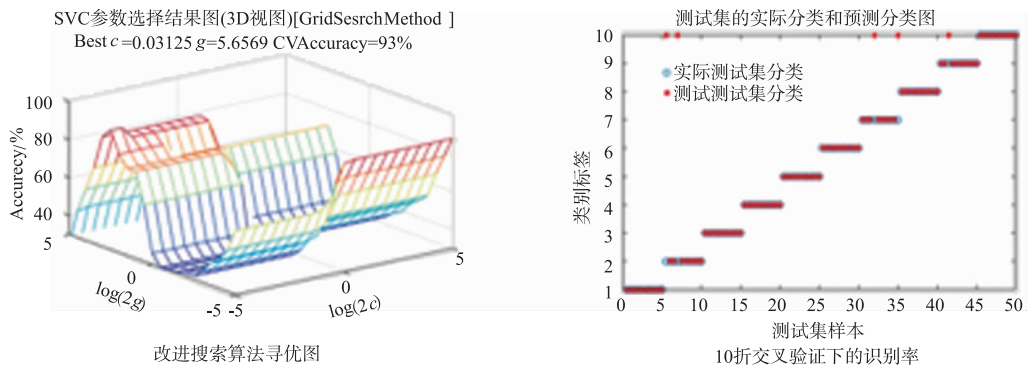


图12 方案2改进网络搜索算法及对应识别率, 10折交叉验证 $c, g \in (2^{-5}, 2^5)$

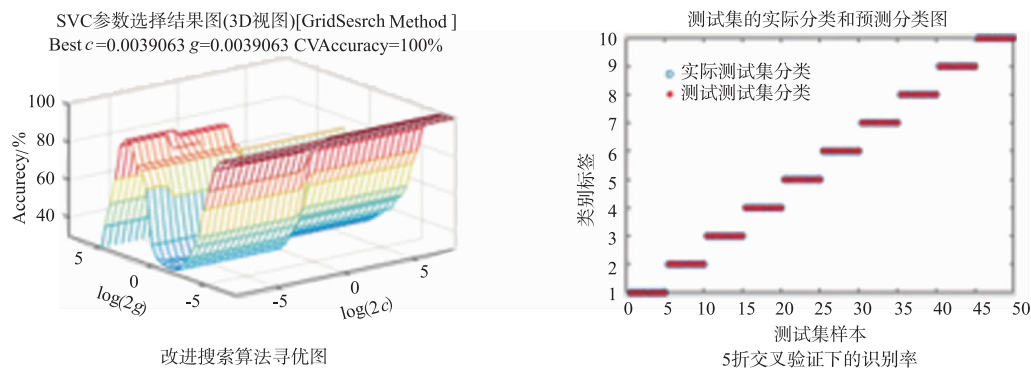


图13 方案2改进网搜索算法及对应识别率, 5折交叉验证 $c, g \in (2^{-8}, 2^8)$

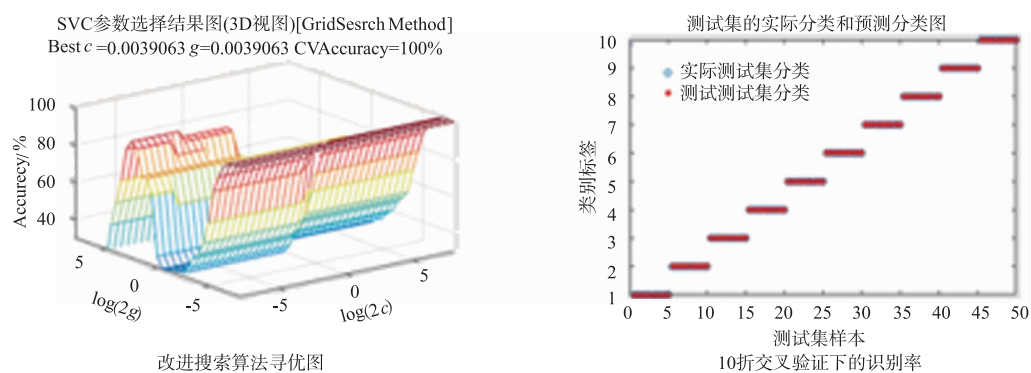


图14 方案2改进网搜索算法及对应识别率, 10折交叉验证 $c, g \in (2^{-8}, 2^8)$

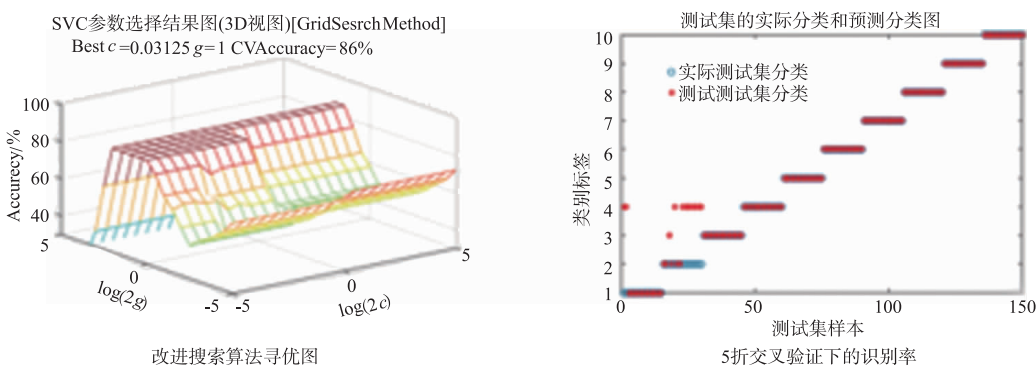


图15 方案3改进网搜索算法及对应识别率, 5折交叉验证 $c, g \in (2^{-5}, 2^5)$

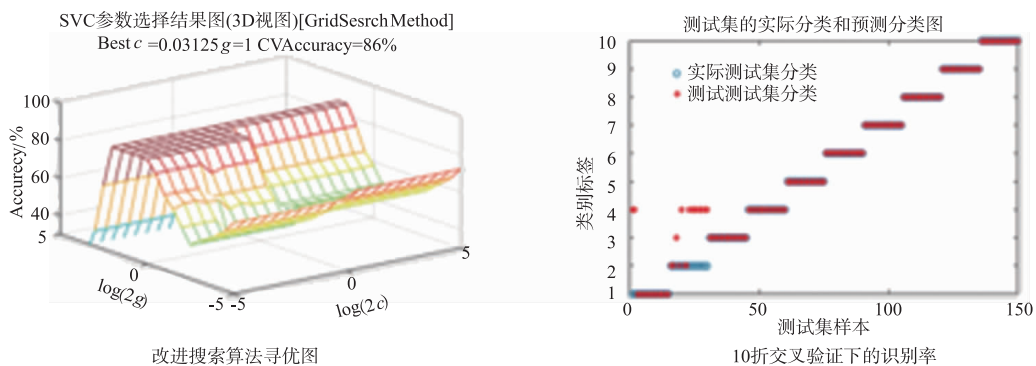
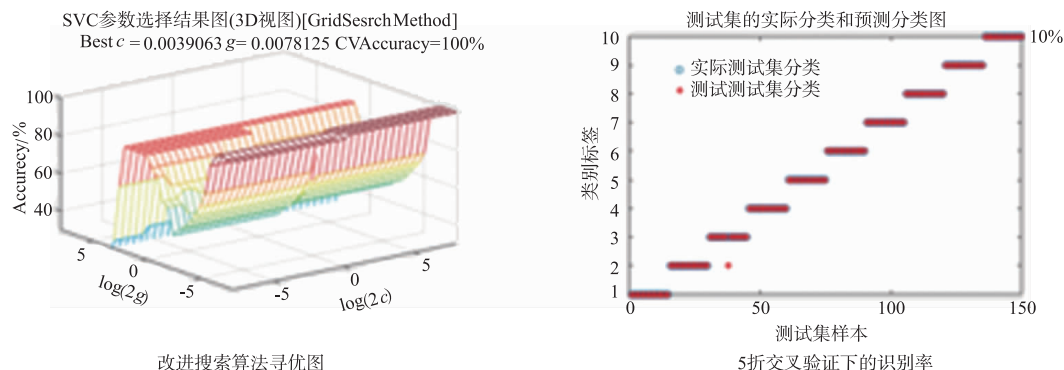
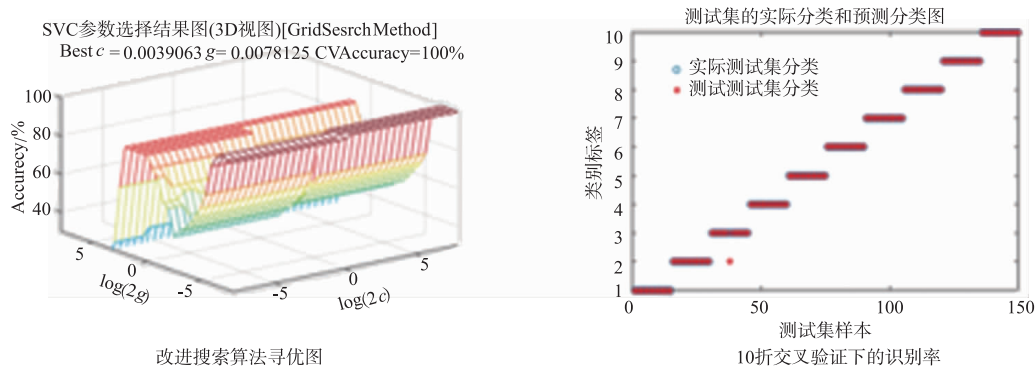


图16 方案3改进网搜索算法及对应识别率, 10折交叉验证 $c, g \in (2^{-5}, 2^5)$

图17 方案3改进网格搜索算法及对应识别率, 5折交叉验证 $c, g \in (2^{-8}, 2^8)$ 图18 方案3改进网格搜索算法及对应识别率, 10折交叉验证 $c, g \in (2^{-8}, 2^8)$

本文采用支持向量机对不同类型人体动作进行分类识别之前,首先基于 IGS 算法对参数 c 和 g 寻优,搜索得到全局最优参数 c 和 g . 由于实验数据都是基于实测数据且针对不同类型人体动作进行采集,所以实测数据采集有一定难度,因此采集的样本数据量偏少. 本文针对小样本数据,基于 IGS 算法寻优惩罚因子参数 c 和径向基核函数参数 g 的过程中引入交叉验证的思想,在一定程度上可以提高人体动作识别率. 交叉验证准确率是衡量交叉验证后搜索得到全局最优参数 c 和 g 的一个标准,当交叉验证准确率较高的时候,往往该类型人体动作识别率也会相应的提高.

交叉验证的作用是将训练数据集分离出一部分作为验证数据集,并采用 5 折交叉验证的方法,利用验证数据集微调训练模型,可以有效提升训练模型的泛化性能,从而提高系统的准确率. 尤其针对小样本的条件下,利用交叉验证的思想可以在一定程度上提高识别效果.

4.3 特征能量

本文针对十种不同类型人体动作经过 PCA 和 DCT 变换后的特征如图 19 所示,每种不同类型人体动作在实测时均采集了 20 组数据,下图 10 为每种类型人体动作第 10 组数据经过 PCA 和 DCT 变换后的特征,可以清晰看出不同类型动作之间具有明显的差异.

从图 19 中可以得出不同类型人体动作经过 PCA 和 DCT 变换后的特征具有明显差异,因此利用 PCA 和 DCT 相结合的特征提取方法用于人体动作识别十分有效,随后将提取后的每种类型人体动作特征送入 SVM 分类器进行分类识别,可以达到非常好的分类效果.

本文首次提出了基于 PCA 和 DCT 变换的特征能量概念,即每种不同类型动作特征的平方,具体表达式见式(9):

$$E(i) = \sum F^2(i) \quad (9)$$

特征能量表示每一种类型动作的经过 PCA 和 DCT 变化后的能量,通过观察特征能量的差异可以体现不同类型人体动作之间的差异. 不同类型人体动作的特征能量图见图 20.

十种不同类型人体动作特征能量如图 20M1 所示,对于大部分类型动作可以通过特征能量很好的区分开来,但是前六种类型人体动作特征能量的差异较小. 我们将前六种不同类型人体动作单独取出来进行对比如图 20M2 所示,我们可以清晰的发现前六种不同类型人体动作中(A)和(B)类型的动作最难区分开来,(A)类型人体动作表示向前走,(B)类型人体动作表示前后走,两者之间除了运动方位不同其余运动规律基本相似因此两者之间的差异性较小,从回波信号特征图中也可以发现这两种类型人动作回波特征也很相似. 我

们单独对比(A)和(B)类型人体动作的特征能量如图20M3所示,由于计算不同类型特征能量的量纲是 10^3 ,因此(A)和(B)类型人体动作之间的特征能量依然

有较大的差异.本文采用基于PCA和DCT相结合的人体动作特征提取方法也能够很好的将这两种不同类型的人体动作进行分类识别.

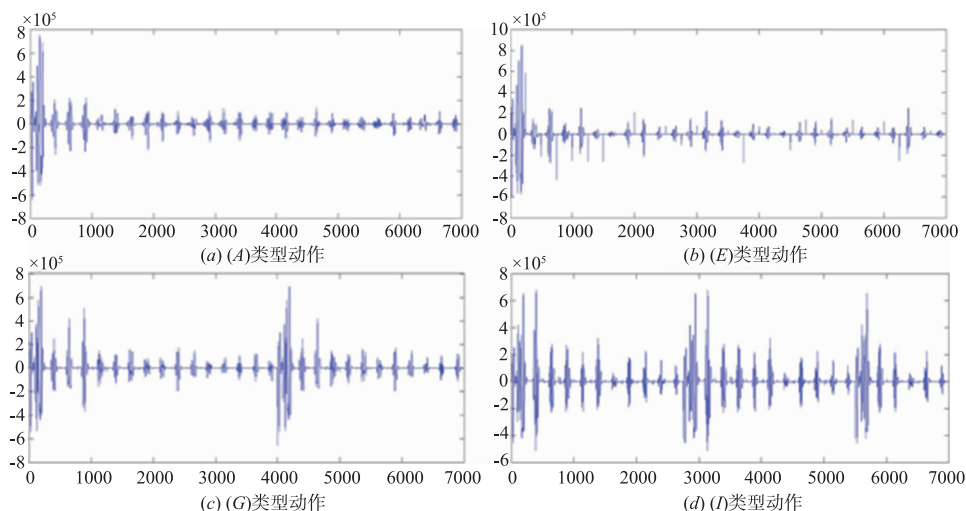


图19 PCA和DCT变换后的特征

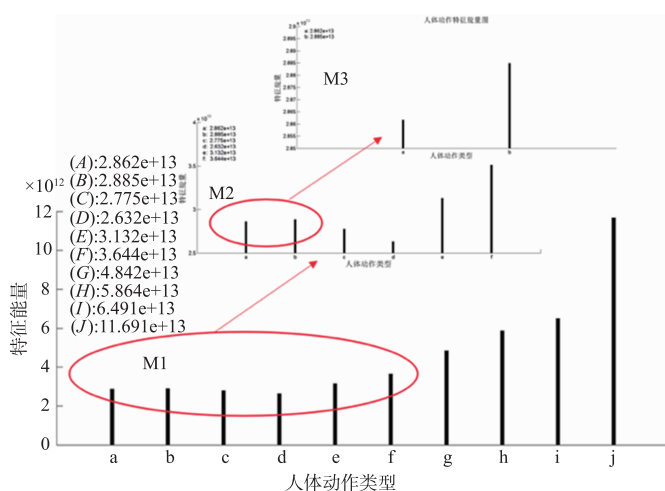


图20 十种不同类型人体动作特征能量

本文对十种不同类型人体动作经过PCA和DCT变换相结合的特征以及特征能量进行分析,可以得出基于PCA和DCT相结合的特征提取方法对十种不同类型动作进行特征提取十分有效,可以很好的提取出不同类型动作之间的差异,通过大量的实验仿真结果也验证了该方法的有效性,可以很好的对这十种不同类型人体动作进行分类识别.

4.4 小样本下的人体动作识别

本小节针对不同类型人体动作的20组数据集中随机选取部分样本作为训练数据集,其余样本作为测试数据集并采用多次实验取平均的策略作为最终的人体动作识别率.从表4人体动作类型识别率可以看出,随着训练样本数据量的减少,人体动作类型平均识别率会逐渐降低,但是利用本文提出的基于PCA和DCT

变换提取不同类型人体动作特征在小样本情况下依然可以取得比较好的识别率.

人为选择训练数据集和测试数据集会造成不同类型人体动作的识别率不精确,本文采用随机选取一部分样本数据作为训练集,其余部分样本数据作为测试集,并进行多次实验取平均的策略作为最终人体动作类型识别率,实验结果表明基于PCA和DCT变换相结合的特征提取方法提取不同类型人体动作关键特征,然后采用IGS-SVM进行分类识别依然可以达到比较好的识别效果.

采用交叉验证在一定程度上可以提高训练模型的质量,从而提高整体系统的性能,尤其针对小样本数据,由于没有大量的数据去训练模型,训练的模型往往泛化性能比较差,因此采用交叉验证方法可以有效提

高训练出模型的泛化性能. 从表 4 可以看出,即使在方案三下,基于交叉验证的思想依然可以达到比较好的准确率.

表 4 三种方案下不同类型人体动作识别率

	Data	5-折交叉验证	$\{c, g\} \in (2^{-5}, 2^5)$ $cstep:0.5 \quad gstep:0.5$	$\{c, g\} \in (2^{-8}, 2^8)$ $cstep:0.5 \quad gstep:0.5$
方案 1	Data1	5 折	100%	100%
		10 折	100%	100%
	Data2	5 折	98%	100%
		10 折	98%	100%
	Data3	5 折	94%	100%
		10 折	94%	100%
	Data4	5 折	100%	100%
		10 折	100%	100%
	Data5	5 折	98%	100%
		10 折	98%	100%
	平均识别率	—	98%	100%
方案 2	Data1	5 折	97%	100%
		10 折	97%	100%
	Data2	5 折	98%	100%
		10 折	98%	100%
	Data3	5 折	96%	100%
		10 折	96%	100%
	Data4	5 折	99%	100%
		10 折	99%	100%
	Data5	5 折	98%	100%
		10 折	98%	100%
	平均识别率	—	97.6%	100%
方案 3	Data1	5 折	92.67%	100%
		10 折	92.67%	100%
	Data2	5 折	98.67%	99.33%
		10 折	98.67%	99.33%
	Data3	5 折	98.67%	91.33%
		10 折	98.67%	91.33%
	Data4	5 折	92.67%	99.33%
		10 折	92.67%	99.33%
	Data5	5 折	97.33%	100%
		10 折	97.33%	100%
	平均识别率	—	96.09%	98.04%

表 4 为不同类型人体动作识别率,在不同方案下随机选取一部分样本数据作为训练集,其余部分样本数据作为测试集,每种方案均进行五次实验(即 Data1-Data5). 实验结果表明:三种不同方案下进行实验,不同类型人体动作平均识别率均达到了 96% 以上. 通过方案 1、方案 2 和方案 3 对比发现,随着训练数据集的减少,最终识别率也会相应的降低,但是最终不同类型人体动作识别率均达到了 96% 以上. 方案 1 中的训练数据集为 15 组,方案 2 中的训练数据集为 10 组,方案 3 中的训练数据集为 5 组,当训练数据集只有 5 组,测试数据集 15 组时,不同类型人体动作平均识别率依然能达到 96.09%,能够很好地区分不同类型人体动作.

基于 IGS 算法优化 SVM 的参数 c 和 g 时,不同搜索范围的选择对不同类型人体动作最终识别率也有很大的影响,从表 4 可以看出当 $\{c, g\} \in (2^{-5}, 2^5)$ 时平均识别率为 96.09%,当 $\{c, g\} \in (2^{-8}, 2^8)$ 时平均识别率能达到 98.04%. 因此,参数 c 和 g 参数优化范围的选择对于整体系统不同类型人体动作最终识别率十分重要,本文采用 IGS 算法优化 SVM 参数可以有效搜索到全局最优参数 c 和 g .

5 总结

本文首先研究了无载波超宽带雷达人体动作分类识别的可行性,并提出基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取方法提取超宽带雷达人体动作回波信号中关键特征,然后采用改进网格搜索(IGS)算法优化支持向量机(SVM)参数,最后根据不同类型人体动作的识别率作为评估本文提出方法的优越性.

本文基于采集的 200 个样本数据采取三种方案分别进行实验验证,在无载波超宽带雷达人体动作识别系统框架下基于 PCA 和 DCT 相结合的特征提取方法并采用 IGS-SVM 算法对十种不同类型人体动作进行分类识别. 针对基于超宽带雷达人体动作识别利用传统时频分析方法比较耗时、实时性不好的缺陷引入机器学习方法对不同类型人体动作进行分类识别,可以有效解决将回波信号进行时频分析获得时频图后利用图像领域中相关算法进行分类识别造成计算成本高,实时性不好的缺陷. 引入机器学习方法用于超宽带雷达人体动作识别首先离线训练一个可靠模型,然后在线加载该模型可以实时对不同类型人体动作进行检测和分类识别^[34,35].

本文的实验结果是基于实测数据在 MATLAB 平台仿真的结果,由于人体运动属于非刚体运动且针对不同类型人体动作进行采集具有一定的难度,故实验采集的样本数据量偏少. 因此引入机器学习方法应用于超宽带雷达人体动作行为识别最大难点是只有少量可

用的超宽带雷达实测数据样本,故提出基于 PCA 和 DCT 相结合的人体动作特征提取方法用于小样本下人体动作识别. 基于该方法采取三种方案进行实验验证,实验结果表明基于 PCA 和 DCT 相结合的人体动作特征提取方法在小样本下对人体动作进行识别具有显著的效果并对进一步研究复杂环境及多人环境下基于雷达的人体动作识别研究也有一定的借鉴意义.

参考文献

- [1] Seyfioğlu M S, Özbayoğlu A M, Gürbüz S Z. Deep convolutional autoencoder for radar-based classification of similar aided and unaided human activities [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2018, 54(4): 1709 – 1723.
- [2] Ding C, Zhang L, Gu C, et al. Non-contact human motion recognition based on UWB radar [J]. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 2018, 8(2): 306 – 315.
- [3] Fioranelli F, Ritchie M, Griffiths H. Analysis of polarimetric multistatic human micro-Doppler classification of armed/unarmed personnel [A]. 2015 Radar Conference (RadarCon) [C]. Arlington, VA, USA: IEEE, 2015. 0432 – 0437.
- [4] Giansanti D, Maccioni G, Macellari V. The development and test of a device for the reconstruction of 3-D position and orientation by means of a kinematic sensor assembly with rate gyroscopes and accelerometers [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, 52(7): 1271 – 1277.
- [5] Anderson D, Luke R H, Keller J M, et al. Linguisticsummarization of video for fall detection using voxel person and fuzzy logic [J]. *Computer Vision & Image Understanding Cviu*, 2009, 113(1): 80 – 89.
- [6] Sixsmith A, Johnson N, Whatmore R. Pyroelectric IR sensor arrays for fall detection in the older population [A]. *Journal de Physique IV (Proceedings)* [C]. France: EDP Sciences, 2005, 128(1): 153 – 160.
- [7] Yazar A, Keskin F, Töreyn B U, et al. Fall detection using single-tree complex wavelet transform [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(15): 1945 – 1952.
- [8] Augusto J C, Nakashima H, Aghajan H. *Ambient Intelligence and Smart Environments: A State of the Art* [M]. Boston, MA: Springer, 2010. 3 – 31.
- [9] Augusto J C, McCullagh P. *Ambient intelligence: Concepts and applications* [J]. *Computer Science and Information Systems*, 2007, 4(1): 1 – 27.
- [10] Ramos C, Augusto J C, Shapiro D. Ambient intelligence—the next step for artificial intelligence [J]. *IEEE Intelligent Systems*, 2008, 23(2): 15 – 18.
- [11] Liu L, Popescu M, Skubic M, et al. An automatic fall detection framework using data fusion of Doppler radar and motion sensor network [A]. 2014 36th Annual International Conference of the IEEE, Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) [C]. Chicago, Illinois, USA: IEEE, 2014. 5940 – 5943.
- [12] Li C, Lubecke V M, Boric-Lubecke O, et al. A review on recent advances in Doppler radar sensors for noncontact healthcare monitoring [J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2013, 61(5): 2046 – 2060.
- [13] Lien J, Gillian N, Karagozler M E, et al. Soli: Ubiquitous gesture sensing with millimeter wave radar [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2016, 35(4): 142.
- [14] Fan T, Ma C, Gu Z, et al. Wireless hand gesture recognition based on continuous-wave Doppler radar sensors [J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2016, 64(11): 4012 – 4020.
- [15] Fioranelli F, Ritchie M, Griffiths H. Multistatic human micro-Doppler classification of armed/unarmed personnel [J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2015, 9(7): 857 – 865.
- [16] Yarovoy A G, Zhuge X, Savelyev T G, et al. Comparison of UWB technologies for human being detection with radar [A]. 2007 European Radar Conference [C]. Munich, Germany: IEEE, 2007. 1574 – 1577.
- [17] Liu L, Liu S. Remote detection of human vital sign with stepped-frequency continuous wave radar [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(3): 775 – 782.
- [18] Lyonnet B, Ioana C, Amin M G. Human gait classification using microdoppler time-frequency signal representations [A]. 2010 IEEE Radar Conference [C]. Washington, DC, USA: IEEE, 2010. 915 – 919.
- [19] Kim Y, Ling H. Human activity classification based on micro-Doppler signatures using a support vectormachine [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(5): 1328 – 1337.
- [20] Zenaldin M, Narayanan R M. Features associated with radar micro-Doppler signatures of various human activities [A]. *SPIE Conference on Radar Sensor Technology XIX and Active and Passive Signatures VI* [C]. Baltimore, Maryland, United States: SPIE, 2015. 94611D-1 – 94611D-14.
- [21] Lv H, Lu G H, Jing X J, et al. A new ultra-wideband radar for detecting survivors buried under earthquake rubbles [J]. *Microwave and Optical Technology Letters*, 2010, 52(11): 2621 – 2624.
- [22] Molchanov P, Astola J, Egiazarian K, et al. Ground mov-

- ing target classification by using DCT coefficients extracted from micro-Doppler radar signatures and artificial neuron network [A]. 2011 Microwaves, Radar and Remote Sensing Symposium [C]. Kiev, Ukraine; IEEE, 2011. 173 – 176.
- [23] 廖志成. 基于超宽带雷达的人体姿态识别技术研究 [D]. 南京:南京理工大学, 2017.
Liao Zhicheng. Research on Human Activity Recognition Technology Based on Ultra-wideband Radar [D]. Nanjing: Nanjing University of Science & Technology, 2017. (in Chinese)
- [24] Bryan J D, Kwon J, Lee N, et al. Application of ultra-wide band radar for classification of humanactivities [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2012, 6(3): 172 – 179.
- [25] Li J, Phung S L, Tivive F H C, et al. Automatic classification of human motions using Doppler radar [A]. The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) [C]. Brisbane, QLD, Australia; IEEE, 2012. 1 – 6.
- [26] 陈旻罡. 基于多普勒雷达的跌倒检测方法研究 [D]. 太原:太原理工大学, 2018.
Chen Mingang. Fall Detection Based on Doppler Radar [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2018. (in Chinese)
- [27] 李康顺, 韦蕴珊, 张文生. 小生境演化算法下的 WDCT 图像压缩方法 [J]. 电子学报, 2014, 42(4): 809 – 814.
Li Kangshun, Wei Yunshan, Zhang Wensheng. WDCT image compression based on niching evolutionary algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 4(42): 809 – 814. (in Chinese)
- [28] 万飞. 基于网格搜索的支持向量机在入侵检测中的应用 [D]. 合肥:合肥工业大学, 2015.
Wan Fei. The Application of Support Vector Machine Based on Grid Search in Network Intrusion Detection [D]. Heifei: Heifei University of Technology, 2015. (in Chinese)
- [29] 温博文, 董文瀚, 解武杰, 等. 基于改进网格搜索算法的随机森林参数优化 [J]. 计算机工程与应用, 2018, 54: (10): 154 – 157.
Wen Bowen, Dong Wenhan, Xie Wujie, et al. Parameter optimization method for random forest based on improved grid search algorithm [J]. CEA, 2018, 54(10): 154 – 157. (in Chinese)
- [30] 戴舜, 朱方, 徐艳云, 等. 基于 PCA 与 EMD 的超宽带雷达生命信号检测算法 [J]. 电子学报, 2012, 40(2): 344 – 349.
Dai Shun, Zhu Fang, Xu Yanyun, et al. Vital signal detection method based on principal component analysis and empirical mode decomposition for ultra-wideband radar [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(2): 344 – 349. (in Chinese)
- [31] 高尚, 杨静宇. 群智能算法及其应用 [M]. 北京:中国水利水电出版社, 2006.
Gao Shang, Yang Jinyu. Group Intelligence Algorithm and Its Application [M]. Beijing: China Water Conservancy and Hydropower Press, 2006. (in Chinese)
- [32] 罗博文. 基于支持向量机的人体动作识别智能算法研究与实现 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2016.
Luo Bowen. Intelligent Human Action Recognition Algorithm Based on Support Vector Machine [D]. Harbin: Harbin Insitute of Technology, 2016. (in Chinese)
- [33] Javier R J, Kim Y. Application of linear predictive coding for human activity classification based on micro-Doppler-signatures [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(10): 1831 – 1834.
- [34] Shao Y, Guo S, Sun L, et al. Human motion classification based on range information with deep convolutional neural network [A]. 2017 4th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE) [C]. Changsha, China; IEEE, 2017. 1519 – 1523.
- [35] WANG Jun, ZHU He, LEI Peng, et al. CNN based classification of rigid targets in space using radar micro-doppler signatures [J]. Chinese Journal of Electronics, 2019, 28(4): 856 – 862.

作者简介



蒋留兵 男, 1973 出生, 江苏泰兴人, 1997 年于电子科技大学获得学士学位, 2006 年于南京理工大学获得硕士学位, 1997 年至 2007 年在中国电子科技集团公司第十四研究所从事雷达系统的研制工作. 现为桂林电子科技大学研究员, 主要方向为宽带信号与信息处理、智能信息处理和人工智能在雷达系统中的应用.
E-mail: jlbj@163.com



周小龙 男, 1991 年出生, 江西九江人, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理、超宽带雷达人体动作检测与识别和人工智能在雷达系统中的应用.
E-mail: jeff_zhou19910914@163.com