

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407778

基于 MFCC 和 PSO-SVM 的雨量识别方法^{*}

曾豫宁¹ 行鸿彦^{1,2} 侯天浩¹ 王心怡¹ 郑锦程¹

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044; 2. 南通理工学院电气与能源工程学院 南通 226001)

摘要:针对现有基于雨声信号及机器学习方法的雨量识别准确率较低等问题,通过分析雨声信号的频率特性,研究雨声信号的梅尔倒谱系数静态与动态特征,提出了一种梅尔倒谱系数(MFCC)与粒子群算法优化支持向量机(PSO-SVM)相结合的雨量识别方法。通过提取雨声信号的 MFCC 静态与动态特征,利用随机森林算法内置的重要性评估机制进行特征选择,引入 PSO 算法对 SVM 的惩罚参数 c 以及核函数参数 g 进行微调,寻找最优参数组合,实现精准的量雨识别。实验结果表明,MFCC 特征与其他特征相比能更有效的表征雨滴声纹信号特征,经过随机森林特征选择后的总体雨量识别准确率提高了 5%,结合优化后的 PSO-SVM 进行雨量识别,其总体雨量识别准确率达到 91.1%,其中大雨、小雨的降雨识别准确率也均超过了 90%,中雨的降雨识别准确率稍低,但也达到了 86.5%。

关键词: 梅尔倒谱系数;粒子群优化算法;支持向量机;雨量识别

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4099

Rainfall recognition method based on MFCC and PSO-SVM

Zeng Yuning¹ Xing Hongyan^{1,2} Hou Tianhao¹ Wang Xinyi¹ Zheng Jincheng¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. School of Electrical and Energy Engineering, Nantong Institute of Technology, Nantong 226001, China)

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy in rainfall recognition based on rain sound signals and machine learning methods, this paper analyzes the frequency characteristics of rain sound signals, studies the static and dynamic features of Mel frequency cepstral coefficients of rain sound signals, and proposes a rainfall recognition method that combines Mel frequency cepstral coefficients (MFCC) with particle swarm optimization support vector machine (PSO-SVM). By extracting the static and dynamic features of MFCC from rain sound signals, using the importance evaluation mechanism built into the random forest algorithm for feature selection, and introducing PSO algorithm to fine tune the penalty parameter c and kernel function parameter g of SVM, the optimal parameter combination is found to achieve accurate rainfall identification. The experimental results show that MFCC features can more effectively characterize the characteristics of raindrop voiceprint signals compared to other features. After random forest feature selection, the overall accuracy of rainfall recognition increased by 5%. Combined with optimized PSO-SVM for rainfall recognition, the overall accuracy of rainfall recognition reached 91.1%. The accuracy of rainfall recognition for heavy and light rain also exceeded 90%, while the accuracy of rainfall recognition for moderate rain was slightly lower, but still reached 86.5%.

Keywords: Mel frequency cepstral coefficient; particle swarm optimization algorithm; support vector machine; rainfall prediction

0 引言

根据 IPCC 第六次评估报告,全球气候变化对自然界以及人类社会造成了广泛而深重的危害,降雨事件发生的强度、范围和频次正逐渐变化,可能会导致洪涝、干旱等灾害事件的增多^[1]。雨量预报对农业生产和城市工作和生活有重要作用,但准确、及时地对雨量做出预报是一个难题,因此为了应对全球气候变化的加剧,加强对当地气候变化的监测,准确、实时的分析雨情并及时进行预警,对于气象研究、气候预测以及防灾减灾具有重要意义^[2]。

准确测量降雨是一项复杂的工作,无论是业务观测还是科学研究,都需要精准地测量降雨量^[3]。常见的降雨测量方式有传统雨量计、雷达雨量计等。传统雨量计,如翻斗式雨量计、称重式雨量计都是通过直接收集和测量雨水量来预测降雨等级,虽然此类方式可以提供可靠的测量数据,但存在机械磨损等问题。雷达雨量计覆盖范围广,适用于天气预报和灾害预警,但此雨量计成本和维护要求高,雷达信号还可能受到地形和建筑物的影响。

随着信息智能化的发展,声学传感与仪器技术作为现代社会发展的重要科技驱动力,已广泛应用于无损检测、医疗诊断、质量控制和环境保护等诸多领域^[4]。陈剑等^[5]就提出了一种基于声信号的设备故障诊断方法,该方法在化工行业的实际生产中具有重要的研究价值。而雨声信号包含丰富的降雨信息,通过对雨声信号的分析,可以提取与降雨强度、降雨量相关的特征,从而实现精准的雨量监测与分类,为传统降雨测量方式提供有力的补充。

声学雨量计的设计应用在声学领域中仍处于初步阶段,在国外的几项研究中已有学者使用音频和视频中的雨声对降雨强度进行分析。Trono 等^[6]设计了一种基于 Anduino 的雨量监测声学传感器,用来对传统翻斗式雨量计测量进行补充。Ferroudj 等^[7]则是将机器学习应用到了雨量识别中,通过检测环境录音中的雨声信号进行雨量预测,在大雨以及非大雨的二分类预测准确率达到 93%。Wang 等^[8]以监控音频为输入,构建了降雨量自动分类系统,实现了降雨观测任务向音频分类任务的转变,为传统降雨监测技术提供了有效的补充。Russo 等^[9]提出了一种基于卷积神经网络(CNN)的音频传感器实时音频降雨分类方法,该方法在 5 种降雨强度类型的识别达到了较高的准确率。Alkhatib 等^[10]开发了一种基于科学的公民声学降雨传感系统,从降雨音频数据提取了 40 个特征,通过互相关分析,筛选了 13 个特征,利用高斯过程回归模型测试分析了降雨强度以及降雨时间,在判定系数、均方根误差和平均绝对误差分别达到了

0.872、0.495 和 0.40。

尽管国外在这一研究方向上已经取得了不错的进展,但国内在此类问题上的研究相对较少,尚未形成系统化、深入的研究成果。滕少华等^[11]用 PNN 和径向基函数(RBF)的多神经网络模型进行降雨类型识别及雨量预测,在大雨级别以下的雨量预测准确率为 75.54%,大雨级别以上雨量预测准确率仅为 39.41%。虽然该方法在大雨级别以上雨量预测准确率较低,但是预测准确率在 30%以上,对气象研究就有一定的价值。丁苑等^[12]了雨声信号梅尔倒谱系数(MFCC)静态特征,利用 BP 神经网络进行雨量识别,该方法在大、中、小雨的雨量识别准确率都在 75%以上。而在最近的研究中,Wang 等^[13]根据监控音频以及深度学习来估计降雨强度,该模型具有作为降雨观测系统实用且有效工具的潜力,开创了降雨强度估计的新篇章。

虽然上述研究的方法在一定程度上提高了雨量识别的准确率,但仍存在以下问题:提取的 MFCC 静态特征并不能表征雨声信号的动态变化,导致其在小雨和大雨的识别准确率稍低,此外,BP 神经网络由于存在局部最优和收敛速度慢等缺点,在大量训练数据样本中的应用能力有限。

针对以上问题,提出了一种 MFCC 动静态特征和粒子群算法优化支持向量机(PSO-SVM)相结合的雨量识别方法。在提取雨声信号的 MFCC 静态特征后进一步提取动态特征,利用随机森林算法进行特征选择,根据 PSO 算法的全局搜索能力优化 SVM 模型,从而实现准确的雨量识别。

1 理论基础

1.1 MFCC 特征

在语音识别和人声识别领域,梅尔倒谱系数(mel frequency cepstral coefficients, MFCC)是最常用且有效的特征提取方法。MFCC 特征基于人耳的听觉特性,将频率轴划分为梅尔频率尺度,并通过傅里叶变换和离散余弦变换生成倒谱系数,从而更准确地捕捉语音信号的特征^[14]MFCC 特征提取步骤如下。

1) 信号预处理,为了获取较为纯净的声音信号,在提取特征之前要对原始信号进行去噪、预加重、分帧以及加窗。汉明窗形式为:

$$W(n, a) = (1 - a) - a \cos\left(\frac{2\pi n}{N - 1}\right) \quad (1)$$

式中: $0 \leq n \leq N - 1$, N 是窗口长度,一般情况下 a 取 0.46。经过预处理后得到信号 $s(n)$ 。

2) 频域变换,对预处理之后的信号 $s(n)$ 根据式(2)进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT),得到

信号各帧的频谱 $S_i(k)$ 。

$$S_i(k) = \sum_{n=0}^{N-1} s_i(n) e^{-\frac{j2\pi k n}{N}}, 0 \leq k \leq N \quad (2)$$

3) 求解经过梅尔滤波的对数能量, 对各帧频谱 $S_i(k)$ 取模再平方, 得到语音信号的能量谱, 将能量谱通过一组梅尔尺度的三角形滤波器组, 最后计算每个滤波器组输出的对数能量。

$$s(m) = \ln \left(\sum_{k=0}^{N-1} |S_i(k)|^2 H_m(k) \right), 0 \leq m \leq M \quad (3)$$

其中, $H_m(k)$ 是梅尔滤波器组, 定义为:

$$H_m(k) = \begin{cases} \frac{k - f(m-1)}{f(m) - f(m-1)}, & f(m-1) \leq k \leq f(m) \\ \frac{f(m+1) - k}{f(m+1) - f(m)}, & f(m) \leq k \leq f(m+1) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

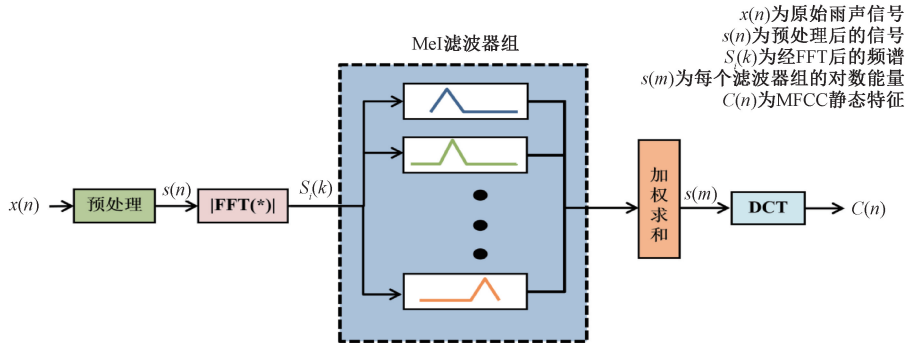


图1 MFCC 特征提取流程图

Fig. 1 MFCC feature extraction flowchart

$$\begin{cases} \min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad i = 1, 2, \dots \end{cases} \quad (6)$$

式中: w 是决策超平面的法向量; b 是偏置; x_i 是第 i 个训练样本; y_i 是第 i 个样本的标签。

1.3 PSO

PSO 算法是一种基于群体智能的优化算法, 由 Kennedy 和 Eberhart 在 1995 年提出。PSO 算法源于对鸟类捕食行为的研究, 算法中的每个粒子相当于鸟群中的鸟的角色, 把每个粒子的位置定义为优化问题中的可能解, 通过模拟粒子进行搜索和追踪以及相互之间的信息共享来找到全局的最优解^[15]。

1) 假设有一个 D 维的目标搜索空间, 有 N 个粒子组成一个种群, 其中第 i 个粒子表示为一个 D 维的向量:

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

2) 其中第 i 个粒子的飞行速度也是一个 D 维向量, 记为:

$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

4) 求解 MFCC 特征将求得对数能量后代入式(5)进行离散余弦变换, 即可得到 MFCC 特征。

$$C(n) = \sum_{m=0}^{N-1} s(m) \times \cos \left(\frac{\pi n(m-0.5)}{M} \right) \quad n = 1, \dots, L \quad (5)$$

经以上步骤提取的 MFCC 特征, 属于声音的静态特征。MFCC 特征提取流程如图 1 所示。

1.2 SVM

SVM 是一种基于统计学理论的新型学习机, 属于监督学习算法, 其处理分类问题的原理就是寻找一条直线或者一个超平面使样本分成两类, 并且间隔最大, 从而实现分类任务。对于线性可分问题, SVM 可以通过求解以下优化问题来寻找一个最优的线性决策边界, 进而进行分类。

3) 根据如式(9)更新第 t 代的第 i 个粒子向 $t+1$ 代进化时的速度以及位置为:

$$\begin{aligned} v_{ij}(t+1) &= wv_{ij}(t) + c_1r_1(t) \times [p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2r_2(t) [p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] \\ x_{ij}(t+1) &= x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \end{aligned} \quad (9)$$

式中: w 是权重因子; t 为当前迭代次数; c_1 和 c_2 是学习随机数, 其目的是为了限制粒子的位置和速度; x_{ij} 为第 i 个粒子的位置; v_{ij} 表示第 i 个粒子的速度; p_{ij} 是粒子经历的最佳位置。

2 基于 MFCC 和 PSO-SVM 的雨声识别方法

将 MFCC 特征提取方法与 PSO-SVM 模型相结合, 通过对雨声信号的分析, 对雨情大小进行识别, 基于 MFCC 和 PSO-SVM 的雨声识别方法流程如图 2 所示。

2.1 MFCC 动静态特征提取

根据 1.1 节所述 MFCC 特征提取步骤可以提取雨声信号的 MFCC 静态特征, 但是不满足雨声信号的动态变

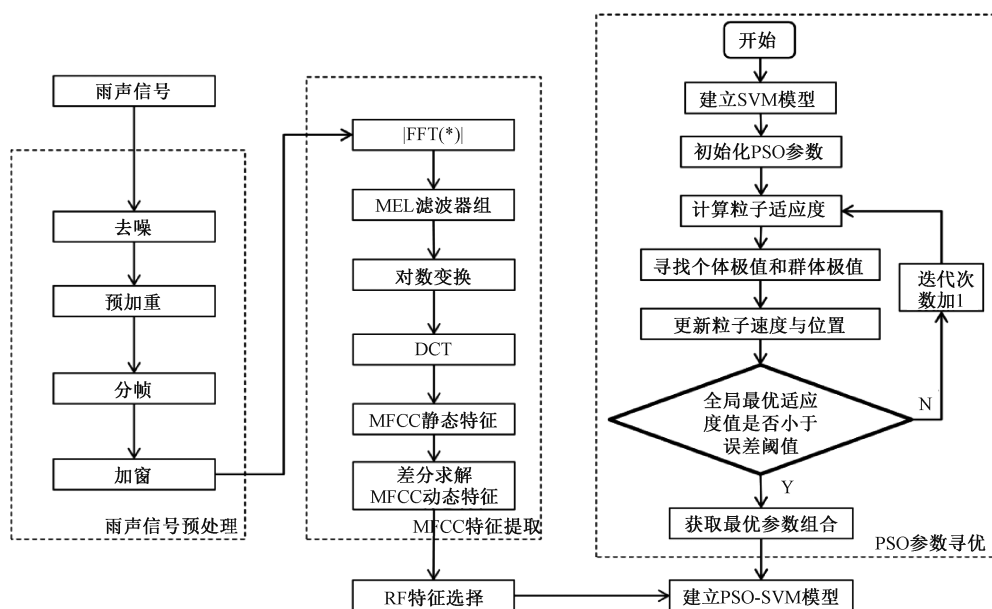


图 2 基于 MFCC 和 PSO-SVM 的雨量识别方法流程

Fig. 2 Flowchart of rainfall recognition method based on MFCC and PSO-SVM

化。因此,为了进行准确的雨量识别,通过结合雨声信号的一阶差分和二阶差分特征来补充动态信息,将动态、静态特征结合在一起才能有效提高 SVM 模型的雨量识别性能。动态特征求解公式为:

$$d_t = \frac{\sum_{n=1}^N n(c_{t+n} - c_{t-n})}{2 \sum_{n=1}^N n^2} \quad (10)$$

式(10)得到的 d_t 是雨声信号的一阶动态特征,计算第 t 帧的特征需要 $t+n \sim t-n$ 的系数, N 通常取值为 2。再对 d_t 使用以上公式就可以得到雨声信号的二阶动态特征。最终得到雨声信号的 39 维 MFCC 特征,其中包括 13 维静态特征、13 维一阶动态特征以及 13 维二阶动态特征。

2.2 特征选择

为了从 2.1 节提取的雨声信号 MFCC 特征集中选择出最具代表性的特征,利用随机森林算法内置的特征重要性评估进行特征选择,去除微相关特征,以减少计算复杂度,提高 PSO-SVM 模型的性能和泛化能力。随机森林是一种基于决策树的集成学习方法,通过多个决策树的投票来进行分类。随机森林内置的特征重要性评估可以提供每个特征的重要性评分,这些评分基于特征在所有树中的分裂贡献。通过 OUT-OF-BAG(OOB)误差计算其重要性权重,重要性 $V(X^j)$ 表示为^[16]:

$$V(X^j) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i^j - e_i) \quad (11)$$

式中: e_i 为随机森林中每个决策树的袋外误差; e_i^j 为随机

改变袋外数据第 j 个特征变量 X^j 的值重新计算后的袋外误差。

2.3 PSO-SVM 雨量识别方法

虽然 SVM 在处理线性分类问题表现出色,但是在实际应用中,样本数据空间往往是线性不可分的。而利用 SVM 模型进行雨量识别也属于此类情形。为了应对此类问题, SVM 引入了核函数的概念,将雨声数据从低维空间映射到高维空间,在高维空间中寻找满足条件的最优分类面。常用的核函数包括线性核函数、多项式核函数、RBF 和 Sigmoid 核函数。RBF 可以处理线性不可分的雨声数据并且具有强大的非线性映射能力,能够有效地将低维空间中的非线性问题转化为高维空间中的线性问题, RBF 的表达式为^[17]:

$$K(x, x_i) = \exp(-g \|x - x_i\|^2) \quad (12)$$

式中: $K(x, x_i)$ 表示第 i 个和第 j 个样本之间的核函数值; g 是 RBF 核的参数,控制核函数的宽度。

通过 RBF 核函数构建 SVM 模型,训练完成后的决策函数表示为:

$$f(x) = \left(\sum_{i=1}^i a_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (13)$$

通过决策函数对输入的雨声数据进行分类,将大、中、小 3 个类别的得分进行累加,得分最高类别就是输入的雨声数据所属类别。最后将该雨量类别作为此次的分类结果输出,就能解决样本空间线性不可分的问题。

根据 SVM 的算法原理, SVM 对雨声的分类性能高度依赖于惩罚参数 c 以及核函数参数 g , 因此通过优化算法寻找最优的参数组合至关重要^[18]。在未经 PSO 优化时,

SVM 往往使用默认参数或者人为选择的参数,当 c 或 g 的值过小,SVM 模型可能会出现欠拟合的情况,从而导致低准确率和低泛化性能;相反当 c 或 g 的值过大,则会导致模型过拟合;另外,若 SVM 的参数选择不当,则会出现模型的分类性能不稳定,分类准确率上下限波动大。而 PSO 拥有强大的全局搜索能力,可以快速的搜索到惩罚参数 c 以及核函数参数 g 的全局最优参数组合,而不仅是局部最优解,进而显著提高 SVM 模型的性能,另外 PSO 算法实现相对简单,计算复杂度较低,容易与 SVM 集成。利用 PSO 算法优化 SVM 基本原理如下。

步骤 1) 初始化设置。对 PSO-SVM 的局部搜索能力、全局搜索能力、种群最大数量、最大进化次数等参数进行初始化设置;设置粒子速度的上下限,用于限制粒子的速度变化范围;初始化每个粒子的速度,每个粒子包含惩罚参数 g 以及核函数参数 c ,计算初始适应度;初始化个体最优以及全局最优。

步骤 2) 计算粒子的适应度值。在 PSO-SVM 算法中,每个粒子代表一个参数组合,通过适应度函数计算其适应度值,随后每个粒子根据适应度函数的结果更新个体最优位置以及全局最优位置;最后根据个体最优以及全局最优位置及驱动粒子向最优方向移动,以搜索适应度函数的最小值,找到最优参数组合。选取基于 SVM 的交叉验证准确率作为适应度函数,即对 SVM 进行交叉验证,得到其准确率,然后将其转化为适应度值。适应度函数定义为:

$$J = \frac{100 - a}{100} \quad (14)$$

式中: a 为交叉验证的准确率。

步骤 3) 寻找个体极值和群体极值。将每个粒子的适应度值与个体极值比较,如果适应度函数值更小,则该适应度值称为新的个体极值,然后将新的个体极值与全局最佳适应度值比较,若该个体极值更小,则将其当作当前的群体极值。

步骤 4) 根据式(9)更新粒子速度以及粒子位置。

步骤 5) 判断当前粒子是否满足终止条件,终止条件为适应度函数的误差阈值,如果小于设定的误差阈值,则当前迭代终止,输出最优参数组合;否则,返回步骤 2),继续迭代计算。

步骤 6) 获取最优参数组合,结合训练集和测试集训练优化后的 SVM 模型,分析模型性能。

3 实验与分析

3.1 数据集与评估标准

实验所用的雨声数据是基于 STM32F103RCT6 芯片的雨声采集系统在南京市浦口区南京信息工程大学田径

场进行实地采集雨声信号。为了尽可能的减少如汽车以及人类活动产生的背景噪声等,选择将雨声采集系统放置在较为开阔的田径场草坪上,这样不仅有助于减少干扰,还能更好的模拟后续对野外环境下实时识别雨情的研究;另外,环境因素的变化会显著影响雨滴特性。例如风速的变化会改变雨滴的速度和方向,温度和气压的变化会影响雨滴的大小和蒸发率等,因此,在数据采集完成后,优先选择风速、温度和气压相对均衡的条件下采集的数据,以提高研究结果的可靠性。最后根据南京信息工程大学气象站点对采集雨声当天的气象信息进行降雨等级划分^[18]。针对降雨等级的划分,中国气象局规定:24 h 内的降雨量称之为日降雨量,降雨等级的判定根据日降雨量的大小有以下几种情况:日雨量在 10 mm 以下称为小雨,10~24.9 mm 为中雨,25~49.9 mm 为大雨,实验的雨量数据样本降雨等级划分也遵循此标准。

实验选取了数据库里的 192 条数据,其中大雨样本 60 条,中雨样本 63 条,小雨样本 69 条。将雨声数据的 70% 作为训练样本集,30% 作为测试样本集,然后对雨声信号降雨类型进行统一标记,将小雨信号类型标记为 1,中雨信号类型标记为 2,大雨信号类型标记为 3。

为了评估所提方法的有效性,在对比实验组中使用准确率(Accuracy)、精度(Precision)、召回率(Recall)和 F1 分数作为实验的评估指标^[19]。整体精度性能通过分析模型的 F1 分数来评估。F1 分数是精度和召回率的调和平均值,F1 分数越高,算法在精度和召回率之间取得的平衡就越好。

3.2 数据分析

雨声信号是由雨滴撞击地面或物体时产生的振动,通过空气传播形成的声波。大、中、小雨的雨声信号波形如图 3 所示。从图 3 可以看出大雨信号的波形幅值较大,在 -1~1,雨滴密集且强烈;中雨信号的波形有一些明显的尖峰,但整体波动较为均匀,波形幅度在 -0.5~0.5;而小雨信号强度较弱,波形幅度仅在 -0.1~0.1。由此可知不同强度的降雨产生的雨声信号在时域和频域上具有显著的区别,因此通过分析雨声信号的声纹特征,可以实现对雨量大小高效、准确的识别。

由图 3 雨声信号时域波形图,虽然可以比较直观地区分大雨、中雨和小雨,但仍依靠信号的时域特征难以确保雨量识别的精确性。文献[20]只提取雨声信号的时域和频域中的部分特征,利用 SVM 模型进行雨量识别的效果并不理想。而文献[12]提取的 MFCC 静态特征,只描述了音频信号在特定时间段的频谱信息,无法捕捉雨声的动态变化,导致该方法所用的 BP 神经网络模型在 3 种雨情的雨声识别准确率仅有 75%。

为了提高雨量识别准确率,实验通过进一步提取雨声信号的动态信息,将 MFCC 的一阶动态特征和二阶动

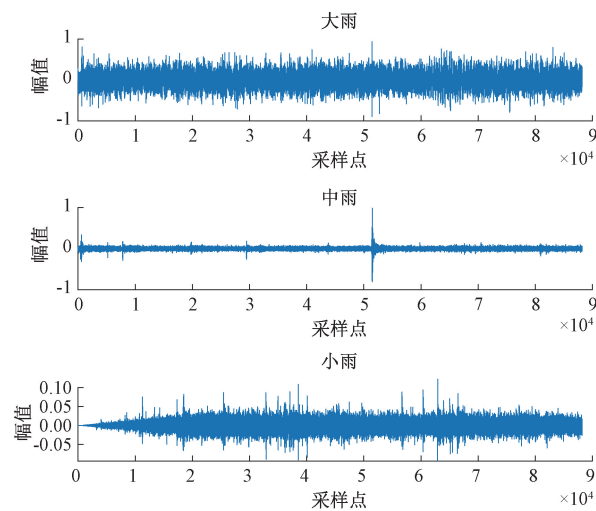


图 3 大、中、小雨的雨声信号时域波形

Fig. 3 Time domain waveform diagrams of rain sound signals for heavy, medium, and light rain

态特征与 MFCC 静态特征相结合,进而提升雨量识别的准确率。图 4 是 BP 神经网络模型分别对提取的雨声信号 MFCC 静态特征以及 MFCC 静态特征+动态特征两种情形下的雨量识别结果。实验结果表明,与仅用 MFCC 静态特征进行雨量识别的情况相比,本文结合 MFCC 动态特征进行小雨以及大雨的雨量识别准确率均有提升,中雨的识别率降低了少许,但也但到了 80%,并且总体雨量识别准确率提高了 8%。综上考虑雨量识别的总体性能,将 MFCC 的静态以及动态特征相结合,可以有效的提高雨量识别的准确率。

3.3 随机森林特征选择

利用雨声信号的 39 维 MFCC 特征进行雨量识别后,为了筛选其中最具有代表性的特征,进一步提升雨量识别的准确率,通过随机森林算法进行特征重要性评估,根据

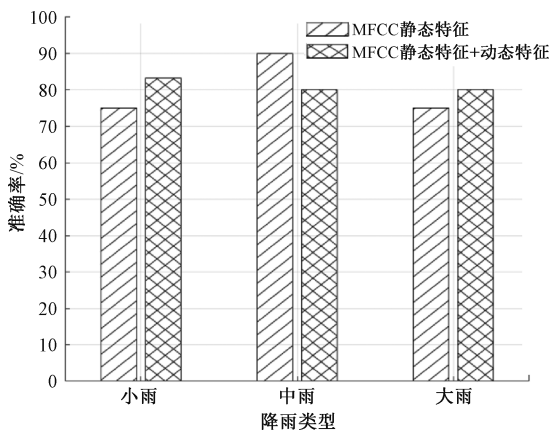


图 4 BP 神经网络模型下 MFCC 动静态特征的雨量识别准确率比较

Fig. 4 Comparison of rainfall recognition accuracy of MFCC dynamic and static features under BP neural network model

OOB 误差分别计算出了雨声信号的 39 维 MFCC 特征的重要性权重,包括 13 维静态特征、13 维一阶动态特征以及 13 维二阶动态特征。

考虑到随机森林算法计算特征重要性权重的随机性,将进行多次实验,取其特征重要性权重的均值,表 1 为 20 次计算后的 39 维 MFCC 特征平均重要性权重。

当前,对于相关系数的大小所代表的具体意义在学术界尚未有统一的标准,但通常按以下 4 个等级划分相关性程度大小:微相关(0.00~±0.30);实相关(±0.30~±0.50);显著相关(±0.50~±0.80);高度相关(±0.80~±1.00)。

由表 1 和相关性等级划分,以 0.30 为特征阈值,去除微相关特征,包括第 9、12 维静态特征,第 5、6 维一阶动态特征以及第 6、9、11 维二阶动态特征,留下 32 维雨声信号 MFCC 特征作为输入,利用 SVM 模型进行雨量识别,分析雨量识别性能。

表 1 39 维 MFCC 特征平均重要性权重

Table 1 Average importance weight of 39 dimensional MFCC features

特征	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
静态特征	0.669	0.637	0.501	0.389	0.410	0.442	0.464	0.355	0.292	0.376	0.646	0.285	0.402
一阶动态特征	0.348	0.66	0.410	0.390	0.295	0.296	0.366	0.368	0.427	0.329	0.430	0.370	0.344
二阶动态特征	0.376	0.366	0.380	0.326	0.375	0.278	0.345	0.409	0.284	0.321	0.285	0.381	0.344

实验结果表明,经过特征选择去除了微相关特征后,总体雨量识别的准确率提高了 5%,并且在中、小雨情的识别均有提升,其识别准确率分别提高了 14% 以及 10.2%,因此在雨量识别之前进行特征选择是切实可行的,后续实验将采用经过特征选择后的 32 维 MFCC 特征进行雨量识别。

3.4 PSO-SVM 雨量识别

SVM 虽然是一种强大的监督学习算法,其在分类和

回归问题上表现出色,但是也存在一些缺点和局限性,比如如何调节正则化参数 c 和核函数参数等。因此为了提高 SVM 的识别性能,利用 PSO 算法来优化 SVM 模型,通过 PSO 的全局搜索能力进行参数寻优,找到最优的惩罚参数 c 以及核函数参数 g 的参数组合,建立 PSO-SVM 模型进行雨量识别。图 5 为 PSO 算法的粒子适应度曲线。

由图 5 可知,在前 32 次迭代中,粒子适应度值基本

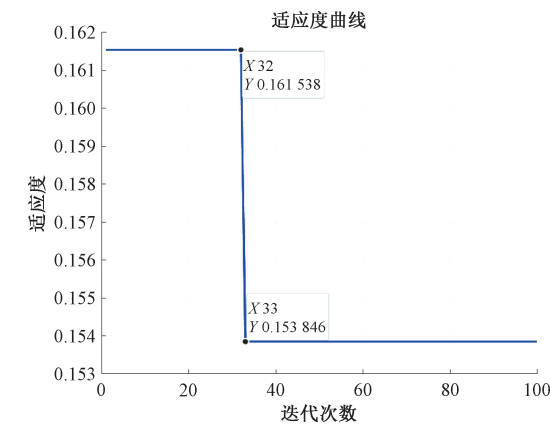


图5 粒子适应度曲线
Fig. 5 Particle fitness curve

保持在 0.161 538 ,可能陷入了一个局部最优解。但是从第 32 次迭代到第 33 次迭代时,适应度值发生了显著的下降,表明 PSO 算法寻找到了一个更优解,并迅速收敛到该解。之后适应度值保持稳定,表明算法达到了最优解并且不再改进,其寻找的最优惩罚参数 c 为 3.512 2 以及最优核函数参数 g 为 7.456 6。

图 6、7 分别为 PSO-SVM 模型的雨量识别准确率以及混淆矩阵。

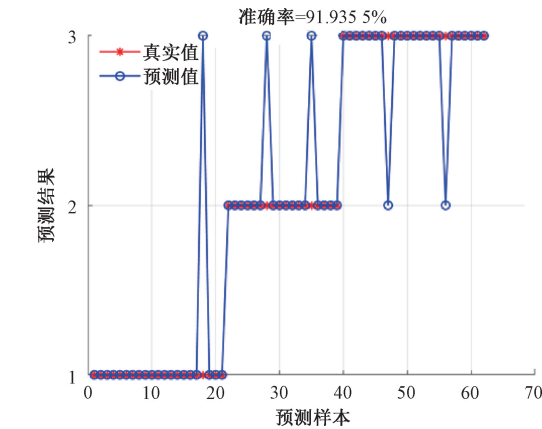


图6 PSO-SVM 模型雨量识别准确率

Fig. 6 Accuracy of PSO-SVM model for rainfall identification

由图 6 和 7 可知,经过 PSO 优化后,SVM 模型的雨量识别性能有了显著提升。PSO-SVM 模型在小雨以及中雨的雨量识别都仅有一个样本被误判,雨量总体识别准确率较未经优化的 SVM 模型提高了 20%,并且在大、中、小 3 种雨情的识别上均有提升,尤其是大雨和小雨两种雨情的识别准确率有了显著的提高,分别达到了 85% 以及 95.5%。因此,利用 PSO 优化 SVM 模型的方法在提高雨情识别准确率方面表现出色,验证了其实用性以及准确性。

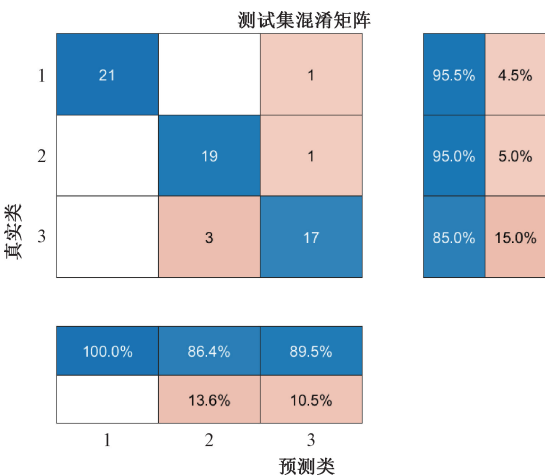


图7 PSO-SVM 模型雨量识别混淆矩阵

Fig. 7 Confusion matrix for rainfall identification in PSO SVM model

3.5 对比分析

为了进一步验证 PSO-SVM 雨量识别模型的有效性,设置了对比实验组,分别用传统 SVM、BP 神经网络以及 PSO-SVM 模型进行雨量识别。由于识别结果具有随机性,故将实验运行 10 次,计算其平均性能,表 2 为不同模型下的雨量识别结果。

表 2 不同模型的雨量识别结果

Table 2 Rainfall identification results of different models (%)

模型	准确率	精度	召回率	F1 分数
SVM	60.03	61.78	67.78	58.8
BP 神经网络	80.48	80.08	79.98	79.16
PSO-SVM	91.10	91.13	91.12	90.78

由于实验的目的是精准的从采集雨声信号中识别雨量的大小,因此在所有评估指标中识别准确率是最重要的指标。实验结果表明,传统的 SVM 模型雨量识别性能最差,该模型的雨量识别准确率仅有 60.03%;F1 分数体现了精度和召回率之间的平衡,由于 SVM 模型的精度与召回率相差较大,因此 F1 分数不高,仅有 58.8%;BP 神经网络的雨量识别性能则优于 SVM 模型,所有指标都有显著提升,在准确率和 F1 分数分别达到了 80.48% 以及 79.16%;而 PSO-SVM 模型进行雨量识别的性能最好,在所有评估指标都要明显高于 SVM 和 BP 神经网络模型,识别准确率和 F1 分数分别是 91.10% 和 90.78%。

经过对比不同模型的总体平均识别准确率之后,再进一步分析不同模型对大、中、小 3 种雨情的平均识别准确率,表 3 为不同模型下大、中、小雨情的平均识别准确率比较。

表 3 不同模型下大、中、小雨的平均识别准确率比较
Table 3 Comparison of average recognition accuracy of heavy, medium, and light rain under different models (%)

模型	小雨	中雨	大雨
SVM	54. 78	84. 45	52. 57
BP 神经网络	89. 91	73. 76	72. 84
PSO-SVM	95. 2	86. 59	90. 11

根据表 3 可以看出,SVM 模型下小雨、大雨的识别准确率较低,仅在中雨的识别效果比较可观,达到了 84. 45%。BP 神经网络模型在小雨的识别效果比较可观,识别准确率接近 90%,在中雨以及大雨的识别中略有不足,但是比 SVM 模型识别准确率普遍要高。而 PSO-SVM 模型在所有雨情下的识别准确率都明显优于传统 SVM 和 BP 神经网络模型,其中大、小两种雨情的识别准确率都超过了 90%,在一定程度上解决了大小雨情识别准确率低等问题,验证了 PSO-SVM 模型的有效性,虽然在中雨的识别稍有不足,但其识别准确率也达到了 86. 59%。

4 结 论

本研究提出了一种基于 MFCC 特征和 PSO-SVM 的雨 量识别方法。通过研究雨声信号的频率特性,在提取雨声信号的 MFCC 静态特征之后进一步提取其动态特征,利用随机森林算法计算特征权重进行特征选择,筛选最具代表性的特征作为输入,引入 PSO 算法优化 SVM 模型,利用优化后的 PSO-SVM 模型进行雨量识别,显著提高了降雨识别的准确率,总体雨量识别准确率达到 了 91. 1%,并且大雨、小雨的识别准确率也都超过了 90%。在今后的工作中,将继续深入研究基于雨声信号的降雨识别课题,考虑提取雨声信号的不同特征,例如响度特征、小波特征以及语谱图等,构建更加丰富的特征集,同时,结合更先进的机器学习以及深度学习方法,利用更高效的群智能优化算法提高模型的性能,实现雨量识别准确率的进一步提升。

参考文献

[1] 匡舒雅,周泽宇,梁媚聪,等. IPCC 第六次评估报告第二工作组报告解读[J]. 环境保护,2022,50(9): 71-75.
KUANG SH Y, ZHOU Z Y, LIANG M C, et al. Interpretation of the second working group report of the ipcc sixth assessment report [J]. Environmental Protection, 2022, 50(9): 71-75.
[2] 吴佳佳. 基于声音信号的实时雨情识别研究[D]. 南京:南京信息工程大学,2022.

WU J J. Research on real time rain recognition based on sound signals [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science and Technology, 2022.
[3] 廖敏涵,刘九夫,廖爱民,等. 翻斗式雨量计左右斗平衡判别方法[J]. 仪器仪表学报,2020,41(5): 58-65.
LIAO M H, LIU J F, LIAO AI M, et al. Method for distinguishing the balance between the left and right buckets of a tipping bucket rain gauge [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(5): 58-65.
[4] 郑海荣. 新声知万物,新质生产力的声学仪器力量[J]. 仪器仪表学报,2024,45(6):1.
ZHENG H R. The power of acoustic instruments for new sound to understand everything and new quality productivity [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45 (6): 1.
[5] 陈剑,姜涛,陈品. 基于声信号的离心泵故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报,2024,38(5):169-177.
CHEN J, JIANG T, CHEN P. Research on fault diagnosis of centrifugal pump based on acoustic signal [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38 (5): 169-177.
[6] TRONO E M, GUICO M L, LIBATIQUE N J C, et al. Rainfall monitoring using acoustic sensors[C]. TENCON 2012 IEEE Region 10 Conference. IEEE, 2012: 1-6.
[7] FERROUDJ M, TRUSKINGER A, TOWSEY M, et al. Detection of rain in acoustic recordings of the environment[C]. PRICAI 2014: Trends in Artificial Intelligence: 13th Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence. Springer International Publishing, 2014: 104-116.
[8] WANG X, WANG M ZH, LIU X J, et al. Rainfall observation using surveillance audio [J]. Applied Acoustics, 2022, 186: 108478.
[9] RUSSO M, PUGLISI V F, AVANZATO R, et al. A CNN-based audio sensor for rainfall estimation: Implementation on embedded board[C]. 2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). IEEE, 2021, 2: 911-915.
[10] ALKHATIB M I I, TALEI A, CHANG T K, et al. Towards the development of a citizens’ science-based acoustic rainfall sensing system[J]. Journal of Hydrology, 2024, 633: 130973.
[11] 滕少华,唐海涛,张巍,等. 混合 PNN 和 RBF 多神经网络模型的局域降雨类型识别及雨量预测[J]. 小型微型计算机系统,2016,37(11):2571-2576.
TENG SH H, TANG H T, ZHANG W, et al. Local

- rainfall type recognition and rainfall prediction using a hybrid PNN and RBF multi neural network model[J]. Small and Micro Computer Systems, 2016, 37(11): 2571-2576.
- [12] 丁苑, 行鸿彦. 基于雨声识别的雨声测量方法[J]. 气象科技, 2019, 47(1): 35-40.
DING Y, XING H Y. Rainfall measurement method based on rain sound recognition [J]. Meteorological Technology, 2019, 47 (1): 35-40.
- [13] WANG M ZH, CHEN M ZH, WANG Z R, et al. Estimating rainfall intensity based on surveillance audio and deep-learning [J]. Environmental Science and Ecotechnology, 2024, 22: 100450.
- [14] 庄小亮, 李乾坤, 秦秉东, 等. 基于 MFCC 和随机森林的 GIS 动作声纹特征辨识和操作机构异常分类[J]. 电机与控制应用, 2024, 51(3): 10-20.
ZHUANG X L, LI Q K, QIN B D, et al. GIS action voiceprint feature identification and abnormal classification of operating mechanisms based on MFCC and random forest [J]. Motor and Control Applications, 2024, 51(3): 10-20.
- [15] 行鸿彦, 邹水平, 徐伟, 等. 基于 PSO-BP 神经网络的湿度传感器温度补偿[J]. 传感技术学报, 2015, 28(6): 864-869.
XING H Y, ZOU P L, XU W, et al. Temperature compensation of humidity sensor based on PSO-BP neural network [J]. Journal of Sensing Technology, 2015, 28(6): 864-869.
- [16] 苏亚麟, 吕开云. 基于随机森林算法的特征选择的水稻分类——以南昌市为例[J]. 江西科学, 2018, 36(1): 161-167.
SU Y L, LYU K Y. Rice classification based on feature selection using random forest algorithm: A case study of Nanchang City [J]. Jiangxi Science, 2018, 36 (1): 161-167.
- [17] 许浩, 田才艳, 毛瑞柯, 等. 基于 PSO-SVM 的航材消耗预测模型研究[J]. 现代信息科技, 2024, 8(8): 142-145.
XU H, TIAN C Y, MAO R K, et al. Research on PSO-SVM based aircraft material consumption prediction model [J]. Modern Information Technology, 2024, 8(8): 142-145.
- [18] 殷丽凤, 赵敏. 基于改进 SVM 的心音分类研究[J]. 云南民族大学学报(自然科学版), 2025, 34(7): 77-83.
- YIN L F, ZHAO M. Research on heart sound classification based on improved SVM [J]. Journal of Yunnan University for Nationalities (Natural Science Edition), 2025, 34(7): 77-83.
- [19] 梁欣怡, 行鸿彦, 侯天浩. 基于自监督特征增强的 CNN-BiLSTM 网络入侵检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10): 65-73.
LIANG X Y, XING H Y, HOU T H. CNN-BiLSTM network intrusion detection method based on self supervised feature enhancement [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36 (10): 65-73.
- [20] 施成龙, 行鸿彦, 娄华生. 基于 EWT-SVM 的雨声识别方法[J]. 气象水文海洋仪器, 2024, 41(1): 5-8.
SHI CH L, XING H Y, LOU H SH. Rainfall recognition method based on EWT-SVM [J]. Meteorological, Hydrological and Oceanic Instruments, 2024, 41(1): 5-8.

作者简介



曾豫宁, 2023 年于南京邮电大学获得学士学位, 现为南京信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为信号处理、仪器仪表技术。

E-mail: 1462212588@qq.com

Zeng Yuning received his B. Sc. degree from Nanjing University of Posts and Telecommunications. Now he is a M. Sc. candidate at Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interests include signal processing and instrumentation technology.



行鸿彦(通信作者), 1983 年于太原理工大学获得学士学位, 1990 年于吉林大学获得硕士学位, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学教授、博士生导师, 主要研究方向: 气象仪器设计与计量、信号检测与处理等。

E-mail: xinghy@nuist.edu.cn

Xing Hongyan (Corresponding author), received his B. Sc. degree from Taiyuan University of Technology in 1983, M. Sc. degree from Jilin University in 1990, and Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2003. Now he is a professor and supervisor for Ph. D. student in Nanjing University of Information Science & Technology. His main research interests include design and metering of meteorological instruments, and signal detection and processing etc.