

“煤矿智能供配电技术”专题

【编者按】煤矿供配电是高产高效矿井的动力保障,对煤矿生产和安全至关重要。当前,在实现“碳达峰、碳中和”目标的过程中,煤矿供电系统迫切需要应用物联网、大数据、云计算等新兴技术提升煤矿供电智能化程度,实现矿井安全、可靠、无人、节能供电。为促进煤矿智能供配电技术的发展,《工矿自动化》编辑部于2023年第10期组织出版“煤矿智能供配电技术”专题。在专题刊出之际,衷心感谢各位专家学者的大力支持!

文章编号: 1671-251X(2023)10-0008-10

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2023050042

基于改进深度森林的采煤机拖拽电缆挤压力识别方法

石港¹, 雷志鹏²

(1. 太原理工大学 煤矿电气设备与智能控制山西省重点实验室, 山西 太原 030024;

2. 太原理工大学 矿用智能电器技术国家地方联合工程实验室, 山西 太原 030024)

摘要: 采煤机拖拽电缆在运行中常受到外部挤压力作用,致使电缆绝缘发生局部放电,影响电缆使用寿命。现有研究侧重于局部放电规律和严重程度的分析,无法评估乙丙橡胶绝缘电缆所承受应力的大小,导致无法掌握矿用乙丙橡胶绝缘电缆的运行状态。针对该问题,提出一种基于改进深度森林(S-DF)的采煤机拖拽电缆挤压力识别方法。通过实验测量了不同挤压力下采煤机拖拽电缆的局部放电,分析了局部放电谱图、平均放电电流、最大放电量和击穿场强随所施挤压力和电压的变化规律,计算了局部放电的统计特征参量。基于统计特征参量,采用S-DF模型对挤压力大小进行识别。S-DF模型在深度森林(DF)中引入Stacking集成算法,以提升识别准确率。研究表明:不同电压下,最大放电量和平均放电电流均随着挤压力的增大而减小;击穿场强随着挤压力的增大呈先增大后减小的趋势,挤压力大于2 000 N时的击穿场强小于未挤压时的击穿场强;不同挤压力下的局部放电统计特征参量可作为放电指纹,S-DF模型能准确地识别电缆所受挤压力的大小,且识别率高于其他传统分类算法。

关键词: 采煤机拖拽电缆; 挤压力识别; 改进深度森林; 局部放电; 统计特征参量; Stacking集成算法
中图分类号: TD611 文献标志码: A

Recognition method of the squeezing force of shearer dragging cable based on improved deep forest

SHI Gang¹, LEI Zhipeng²

(1. Shanxi Key Laboratory of Mining Electrical Equipment and Intelligent Control, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China; 2. National & Provincial Joint Engineering Laboratory of Mining Intelligent Electrical Apparatus Technology, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: The dragging cable of shearer is often subjected to external squeezing pressure during operation, which causes partial discharge of the cable insulation and affects the service life of the cable. The existing research focuses on the analysis of partial discharge law and severity, and cannot evaluate the magnitude of stress borne by ethylene propylene rubber insulated cables. This results in the inability to grasp the operating status of mining ethylene propylene rubber insulated cables. In order to solve the above problems, a method based on improved Stacking-deep forest (S-DF) is proposed for recognizing the squeezing force of shearer dragging cables.

收稿日期: 2023-05-11; 修回日期: 2023-10-19; 责任编辑: 胡娴。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51977137)。

作者简介: 石港(1997—), 男, 山西阳泉人, 硕士, 主要研究方向为电缆故障局部放电特性与故障诊断, E-mail: sg18735160898@163.com。通信作者: 雷志鹏(1983—), 男, 山西太原人, 副教授, 博士, 主要从事矿用智能电器和电气绝缘测试方面的研究工作, E-mail: leizhipeng@163.com。

引用格式: 石港, 雷志鹏. 基于改进深度森林的采煤机拖拽电缆挤压力识别方法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(10): 8-16, 51.

SHI Gang, LEI Zhipeng. Recognition method of the squeezing force of shearer dragging cable based on improved deep forest[J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(10): 8-16, 51.



扫码移动阅读

The partial discharge of shearers dragging cables under different squeezing pressures is measured through experiments. The variation law of partial discharge spectra, average discharge current, maximum discharge amount, and breakdown field strength with the applied squeezing pressure and voltage are analyzed. The statistical feature parameters of partial discharge are calculated. Based on statistical feature parameters, the S-DF model is used to recognize the magnitude of squeezing pressures. The S-DF model introduces Stacking ensemble algorithm in deep forest (DF) to improve recognition accuracy. The research results indicate that under different voltages, the maximum discharge capacity and average discharge current decrease with the increase of extrusion pressure. The breakdown field strength shows a trend of first increasing and then decreasing with the increase of squeezing pressure. When the squeezing pressure is greater than 2 000 N, the breakdown field strength is lower than that of the non squeezing one. The statistical feature parameters of partial discharge under different squeezing pressures can be used as discharge fingerprints. The S-DF model can accurately recognize the magnitude of squeezing pressure on cables, and the recognition rate is higher than other traditional classification algorithms.

Key words: shearer dragging cable; squeeze pressure recognition; improved deep forests; partial discharge; statistical feature parameters; Stacking ensemble algorithm

0 引言

采煤机拖拽电缆运行时会随着采煤机在工作面来回移动,易受到刮板输送机中部槽的挤压及落煤和矸石的冲击,导致电缆绝缘层发生性能劣化甚至故障,影响采煤机的供电可靠性和工作面的安全。当挤压力不同时,采煤机拖拽电缆中出现的局部放电特征也不同。因此研究不同挤压力下采煤机拖拽电缆局部放电统计特征量,对于识别采煤机拖拽电缆绝缘层所受挤压的程度、避免采煤机拖拽电缆出现绝缘故障具有重要意义。

针对机械应力下电气设备绝缘性能及局部放电特性,国内外学者已开展了较多研究。刘志华等^[1]研究了热、机械应力共同作用对油浸纸板绝缘特性的影响,发现施加机械应力的幅值和时间增大都会导致油浸纸板的绝缘性能下降。彭倩等^[2]研究了机械应力对聚丙烯薄膜局部放电特性的影响,发现机械应力与薄膜的直流局部放电次数呈负相关,与平均放电量和最大电量呈正相关,且机械应力增大都会导致薄膜的绝缘性能显著降低。邹林等^[3]研究了压强和表面粗糙度对聚乙烯和硅橡胶间接接触面局部放电特性的影响,发现局部放电起始放电电压与界面压强和表面粗糙度呈正相关,而压强与局部电量、放电次数呈负相关,即增大界面间的压强可抑制放电的发展。路士杰^[4]研究了温度和机械应力对环氧支柱沿面闪络电压与局部放电的影响,研究发现温度和挤压应力均会导致环氧试样的闪络电压下降。崔彦捷等^[5]研究了机械应力下油浸绝缘纸板的局部放电,结果表明当机械应力小于 20 MPa 时,机械应力增大,绝缘性能有所提升;当机械应力大于 20 MPa 时,机械应力增大则会导致纸板的绝缘性能

降低。罗家成等^[6]研究了机-电载荷对含裂纹介电材料局部放电的影响,发现机械应力会抑制裂纹介电材料局部放电的发生。林晨等^[7]研究了电、热、挤压力共同作用下乙丙橡胶电缆的老化状态,发现随着老化程度的加深,老化因子和低频介质损耗因数随之增大,为评估乙丙橡胶所受应力提供了依据。然而,现有研究侧重于局部放电规律和严重程度的分析,无法评估乙丙橡胶电缆所承受应力的的大小,导致无法掌握矿用乙丙橡胶绝缘电缆的运行状态。

针对以上问题,本文搭建了局部放电实验平台,测量了不同挤压力下矿用乙丙橡胶绝缘高压电缆的局部放电谱图,分析了放电特征量随挤压力的变化规律,设计了基于改进深度森林(Stacking-Deep Forest, S-DF)的挤压力识别模型,将局部放电谱图特征量作为模型输入特征,实现对采煤机拖拽电缆绝缘层所受挤压力的识别。

1 实验设置

1.1 试样制作

将矿用乙丙橡胶绝缘移动屏蔽软电缆作为试样,电缆导体截面积为 50 mm²,绝缘层厚度为 5 mm。首先将电缆内、外护套及绝缘屏蔽层剥开,取出一相动力线作为试样,保留电缆的线芯和绝缘层。然后将试样两端的绝缘层剥除,露出约 50 mm 长的线芯导体作为高压导线使用。最后用无水乙醇将试样绝缘层表面擦拭干净以去除杂质,在绝缘层外紧密缠绕金属箔构成接地极^[8]。

1.2 局部放电测量装置及实验设置

局部放电测量装置原理如图 1 所示。其中, U_s 为 0~380 V 交流调压器;交直流试验变压器 T 的容量为 100 MVA,输出电压为 0~100 kV; C 为耦合

电容器, 型号为 HIPOTRON-ICS PSF 100/1/DDX, 容值为 1 nF ; R_1 为保护电阻, 其阻值约为 $20\text{ k}\Omega$; R_2 为检测阻抗。挤压力通过 2 块钢板挤压试样实现。在 2 块钢板中间设置压力传感器, 量程为 $0\sim 3\,000\text{ N}$, 精度为 0.1% 。为保证受力均匀, 钢板始终保持平行, 且电缆试样与传感器的中心处于同一水平线上。待所施加挤压力达到预设值后, 通过螺丝和螺母将钢板固定, 保证挤压力不会发生变化。参照 GB/T 12972.1—2008《矿用橡套软电缆 第 1 部分: 一般规定》对电缆设置外部挤压力, 将挤压力等级设定为 $0, 500, 1\,000, 1\,500, 2\,000, 2\,500\text{ N}$ 。

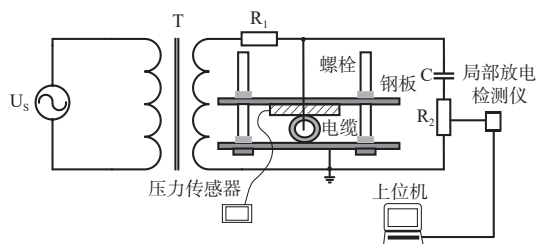


图 1 局部放电测量装置原理

Fig. 1 Principle of partial discharge measurement device

局部放电实验采用逐级升压法和恒压法相结合的方式升压, 先匀速地升高电压至矿用乙丙橡胶绝缘电缆发生放电, 标记此刻的电压为起始放电电压 U_i (即正弦电压波形的正负半周重复出现放电脉冲大于 10 pC 时的最小外加电压有效值), 然后电压以 2 kV 为间隔逐级升高, 每一电压等级下持续 5 min , 升至 $2U_i$ 为止。

1.3 击穿场强测量方法

采煤机拖拽电缆的介电强度实验电路如图 2 所示, 所用设备主要为调压台、试验变压器、保护电阻、千伏表、电极与加力装置。材料的介电强度用均匀电场下的击穿场强来表示, 而电极的边缘会形成极不均匀电场。为此, 实验所用的电极为倒角同轴电极, 以避免电极边缘因尖端效应而发生局部放电。同时, 为减小空气中的沿面放电对实验结果造成的影响, 实验中将整个电极系统置于硅油中。

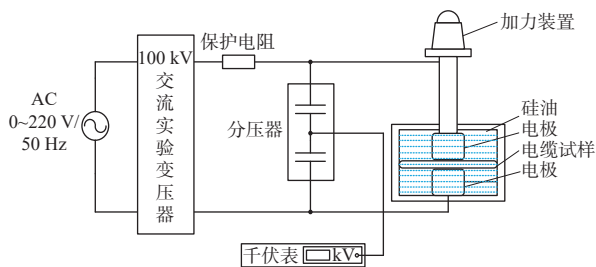


图 2 介电强度实验电路

Fig. 2 Dielectric strength experimental circuit

考虑到采煤机拖拽电缆试样所受的挤压力太小会导致作用不明显, 太大会导致电缆试样出现部分

割裂, 绝缘失效, 所以选择 $0, 500, 1\,000, 1\,500, 2\,000, 2\,500\text{ N}$ 作为击穿实验的挤压力。实验时, 将采煤机拖拽电缆放置于 2 个圆柱形黄铜电极之间。为保证实验结果的准确性与可靠性, 实验采用逐级升压法, 直至电缆试样发生击穿。

2 实验结果

2.1 PRPD 图

以电压为 14 kV 时的情况为例说明挤压力对局部放电的影响。电压为 14 kV 时, 矿用乙丙橡胶绝缘电缆在不同挤压力下的局部放电相角解析 (Phase Resolved Partial Discharge, PRPD) 图如图 3 所示。可看出未被挤压的电缆 PRPD 图中的放电量最大, 局部放电最大值出现在负半周, 约为 14.1 nC ; 当挤压力增大至 500 N 时, PRPD 图中的放电量明显减小, 最大放电量出现在负半周, 约为 6.8 nC ; 当挤压力为 $1\,000\text{ N}$ 时, PRPD 图中的放电量增大, 最大放电量在负半周, 约为 10.1 nC ; 当挤压力为 $1\,500\text{ N}$ 时, PRPD 图中的放电量减小, 最大放电量约为 7.4 nC , 在正半周; 当挤压力继续升至 $2\,000\text{ N}$ 和 $2\,500\text{ N}$ 时, PRPD 图中的最大放电量随之减小, 分别为 $6.4, 4.3\text{ nC}$ 。随着挤压力的增大, 放电相位无变化, 放电集中在 $0\sim 100^\circ$ 和 $180\sim 300^\circ$ 。

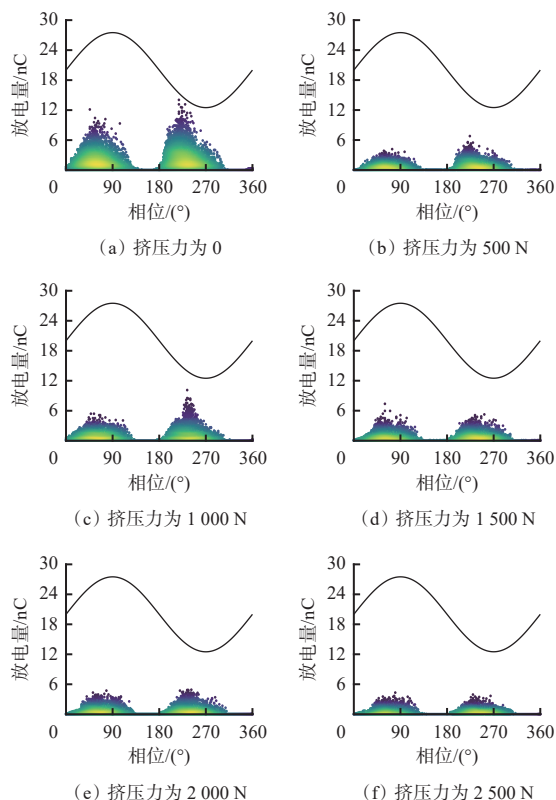


图 3 不同挤压力下乙丙橡胶绝缘电缆的 PRPD 图

Fig. 3 PRPD diagram of ethylene propylene rubber cable under different extrusion pressures

2.2 电缆击穿场强变化规律

击穿场强与挤压力的关系如图 4 所示。可看出无挤压力时, 电缆击穿场强为 35.2 kV/mm; 当挤压力小于 1 500 N 时, 击穿场强随挤压力的增大而增大, 挤压力为 1 500 N 时击穿场强最大, 为 39.0 kV/mm; 挤压力大于 2 000 N 时的击穿场强小于无挤压力时的击穿场强; 挤压力为 2 500 N 时击穿场强最小, 为 31.8 kV/mm。结合局部放电变化规律可知, 虽然受到挤压力作用电缆的局部放电最大放电量会减小, 但并不代表绝缘性能变好。因为当挤压力较大时, 击穿场强明显减小, 所以评估挤压力大小是分析电缆绝缘状态过程中十分必要的一环。

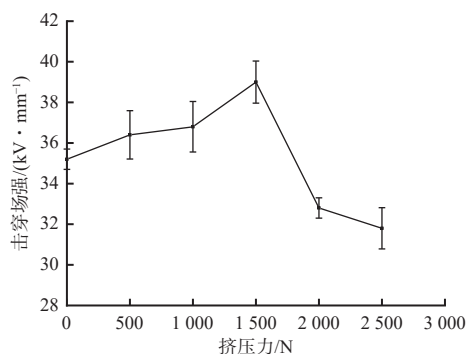


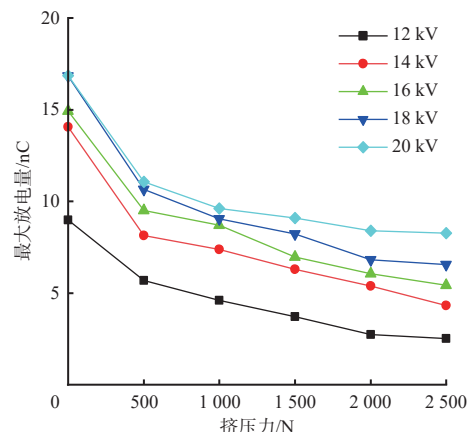
图 4 击穿场强与挤压力的关系

Fig. 4 Relationship between puncture core field intensity and extrusion pressure

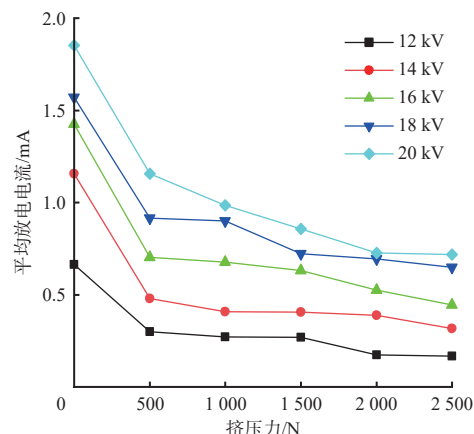
2.3 局部放电典型特征量变化规律

最大放电量 and 平均放电电流与挤压力的关系如图 5 所示。最大放电量定义为在放电时间 1 s 内重复出现 10 次以上的放电脉冲对应的最大放电量。平均放电电流为放电量的绝对值在 1 s 内的积分。由图 5 可知, 在相同挤压力下, 随着电压的升高, 最大放电量和平均放电电流均不断增大。当挤压力为 500 N 时, 最大放电量随着电压的升高, 从 12 kV 时的 5.68 nC 增大至 20 kV 时的 11.07 nC; 平均放电电流从 12 kV 时的 0.48 mA 增大至 20 kV 时的 1.16 mA。

在相同电压下, 随着挤压力的增大, 最大放电量表现为逐渐减小的规律。当施加电压为 14 kV 时, 未受挤压力作用的电缆的最大放电量最大, 约为 14.05 nC; 当挤压力增大至 500 N 时, 最大放电量减小至约 8.13 nC; 随着挤压力继续增大, 最大放电量在挤压力为 2 500 N 时降为最小值, 约为 4.32 nC。平均放电电流的变化规律与最大放电量的变化规律一致, 在施加电压为 14 kV 时, 未受挤压力作用的电缆的平均放电电流最大, 约为 1.16 mA, 其后随着挤压力的增大, 在挤压力为 2 500 N 时降到最小, 约为 0.32 mA。此外, 随着挤压力的增大, 最大放电量和平均放电电流的下降速率均逐渐减小。



(a) 最大放电量与挤压力间的关系



(b) 平均放电电流与挤压力间的关系

图 5 最大放电量 and 平均放电电流与挤压力的关系

Fig. 5 Relationship between maximum discharge, average discharge current and extrusion pressure

2.4 局部放电统计特征量提取及其变化规律

为了更好地说明局部放电与挤压力的关系, 采用统计特征对 PRPD 图进行分析, 并将统计特征参量作为放电指纹用于挤压力评估。本文使用的统计特征参量见表 1, 包括最大放电量相位分布 $H_{q\max}(\varphi)$ (φ 为相位)、平均放电量相位分布 $H_{qn}(\varphi)$ 、放电次数相位分布 $H_n(\varphi)$ 和放电幅值分布 $H_n(q)$ (q 为幅值) 4 个二维分布谱图的偏度 S_k 、峰度 K_u 、峰值个数 P_{peak} 、不对称度 A_{ssy} 和相关系数 C_c , 其中“+”表示工频信号的正半周, “-”表示工频信号的负半周^[9-12]。

表 1 PRPD 图统计特征参量

Table 1 Statistical characteristic parameters of PRPD diagram

参数	$H_{q\max}(\varphi)$		$H_{qn}(\varphi)$		$H_n(\varphi)$		$H_n(q)$
	+	-	+	-	+	-	
S_k	√	√	√	√	√	√	√
K_u	√	√	√	√	√	√	√
P_{peak}	√	√	√	√	√	√	√
A_{ssy}		√		√		√	—
C_c		√		√		√	—

电压为 14 kV 时,根据表 1 得到不同挤压力下描述局部放电的统计特征参量,如图 6 所示。由图 6(a)可知,随着挤压力的增大,由 $H_{q\max}(\varphi)$ 图得到的统计特征参量中正负半周的偏度 S_k 与峰度 K_u 均逐渐减小,即图像逐渐向右倾斜且变得平缓;正负半周的峰值数 P_{eak} 均先增大后减小;相关系数 C_c 与不对称度 A_{ssy} 无变化。由图 6(b)可知,随着挤压力的增大,由 $H_{qn}(\varphi)$ 图得到的统计特征参量中负半周的峰度 K_u 先减小后增大,正半周的峰值数 P_{eak}^+ 先增大后减小

小,负半周的峰值数 P_{eak}^- 先减小后增大;相关系数 C_c 与不对称度 A_{ssy} 无变化。由图 6(c)可知,随着挤压力的增大,由 $H_n(\varphi)$ 图得到的统计特征参量中正半周的偏度 S_k^+ 先增大后减小,负半周的偏度 S_k^- 先减小后增大;正半周的峰值数 P_{eak}^+ 先增大后减小,负半周的峰值数 P_{eak}^- 先减小后增大;相关系数 C_c 、不对称度 A_{ssy} 无变化。由图 6(d)可知,随着挤压力的增大,由 $H_n(q)$ 图得到的统计特征参量中峰度 K_u 逐渐增大,与图 5 相对应,而峰值数 P_{eak} 逐渐减小;偏度 S_k 不随挤压力的增大而变化。

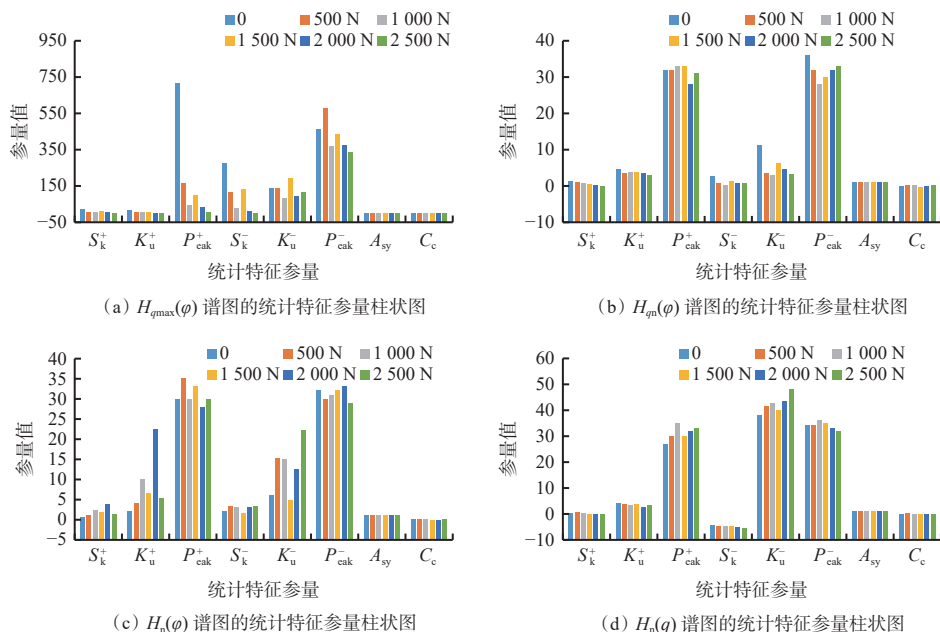


图 6 不同挤压力下的统计特征参量柱状图

Fig. 6 Histograms of statistical characteristic parameters under different extrusion pressures

3 基于 S-DF 的电缆挤压力识别

为实现通过统计特征参量组成的放电指纹来识别矿用电缆所受的挤压力大小,本文使用 S-DF 模型进行识别。

3.1 Stacking 集成算法

Stacking 集成算法通过将不同学习器进行结合堆叠,实现分类器准确性的提升^[13-18]。假设 Stacking 集成算法含有 4 个初级分类学习器 E_1 — E_4 ,组成矩阵 E :

$$E = [E_1 \ E_2 \ E_3 \ E_4] \quad (1)$$

具体实现步骤:

1) 将统计特征参量按 4:1 的比例分为训练集和验证集,再将训练集分成 4 份训练样本,即 X_1 — X_4 。

2) 将训练样本 X_1 — X_3 作为初级分类学习器 E_1 的训练数据, X_4 作为测试数据,并记录预测结果为 A_{11} ;使用验证集测试训练好的初级分类学习器 E_1 ,记录预测结果为 B_{11} ;再分别将 X_1 — X_3 作为测试数据,重复上述步骤,记录预测结果为 A_{12} — A_{14} 和

B_{12} — B_{14} 。

3) 将 4 组训练数据拼接得到新的预测结果,记为 A_1 ,将 4 组测试数据的预测结果取平均,得到新的预测结果 B_1 ;利用剩余的 3 个初级分类学习器,重复上述步骤,得到新的训练集 A 和验证集 B 。

4) 利用新的训练集 A 对次级分类学习器进行训练,再用新的验证集 B 进行测试,得到最终的预测结果。

Stacking 集成算法的学习过程如图 7 所示。

3.2 深度森林模型

深度森林(Deep Forest, DF)算法是一种由多粒度扫描结构和级联森林结构组成的新型分类算法,以决策树为基本单位实现样本的分类和预测。DF 相比于深度神经网络,具有超参数较少、容易训练、计算内存需求低、可适应不同大小的数据集等优点^[19-21]。

3.2.1 多粒度扫描阶段

多粒度扫描结构在 DF 模型中的作用是挖掘样

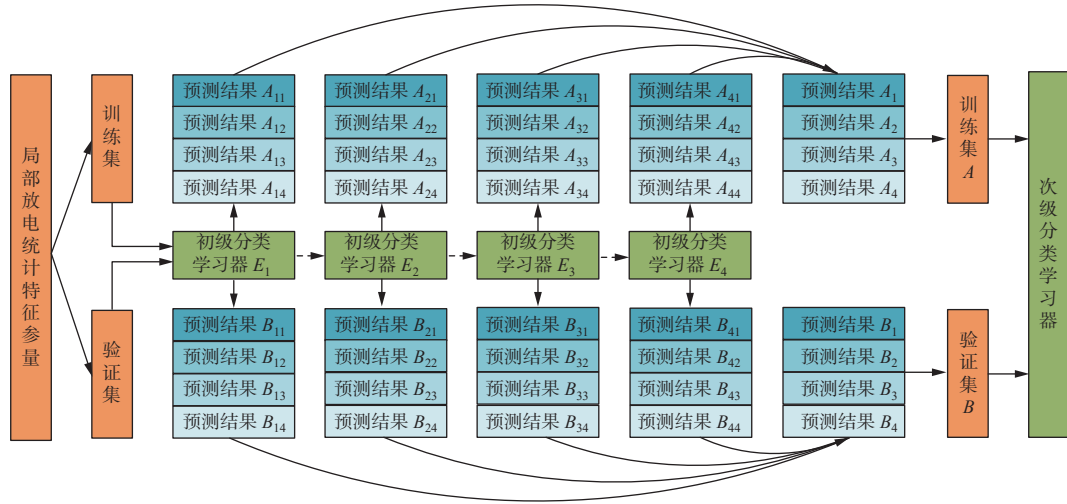


图7 Stacking集成算法学习过程

Fig. 7 Learning process of Stacking ensemble algorithm

本的特征,最大限度地提取样本的特征参量。多粒度扫描模型定义为

$$W = (X^{N \times M}, v \times m, b, l) \quad (2)$$

式中: $X^{N \times M}$ 为原始输入维度为 $N \times M$ 的样本; v, m 分别为扫描窗口的长和宽; b 为扫描步长; l 为窗口数量。

最终经扫描之后的窗口数量 l 为

$$l = [(N - v) / b + 1] \times [(M - v) / b + 1] \quad (3)$$

多粒度扫描原理如图8所示。具体过程是先将3000组不同挤压力下PRPD谱图的27个统计特征

参量作为输入样本,构建 N 为3000、 M 为27的样本输入模型,作为输入层;扫描窗口的大小 $v \times m$ 取 50×10 , 形成一个 50×10 的扫描窗口,对输入样本进行滑动取样,扫描步长 b 取1,得到扫描窗口的数量 l 为53118;采用普通随机森林和完全随机森林对每个窗口采样的样本进行训练,并且每次训练都得到一个长度 S 为6的挤压力识别分类向量;最终训练完成后,得到 53118×6 的分类向量。2组森林训练产生的分类向量拼接成长度为106236的分类向量,作为多粒度扫描的输出。

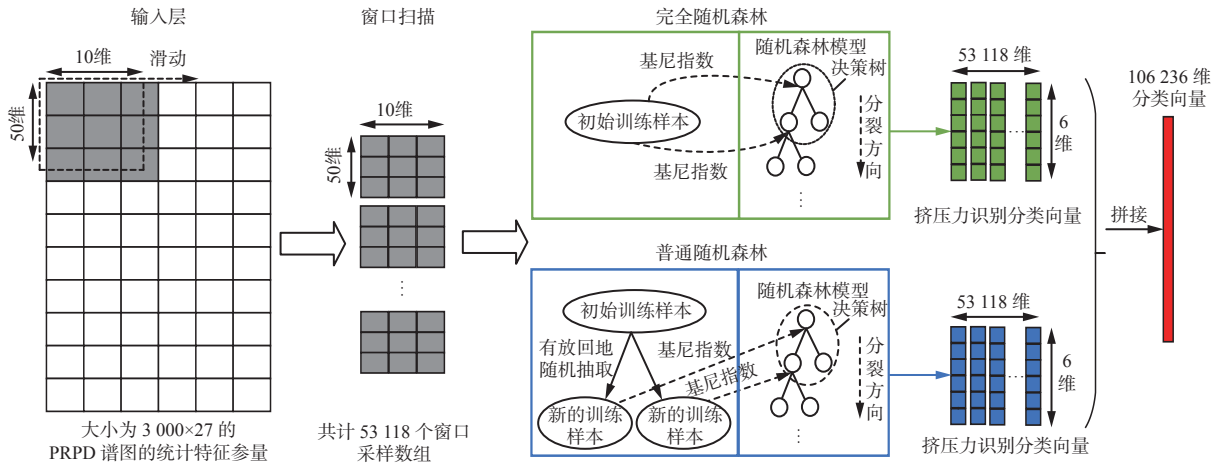


图8 多粒度扫描原理

Fig. 8 Principle of multi granularity scanning

3.2.2 级联森林识别阶段

级联森林结构的作用是利用每层的森林模型对样本特征进行处理,增强模型的特征挖掘能力,提升模式识别的准确率^[22-25]。

级联森林结构原理如图9所示。识别的具体过程:先将多粒度扫描输出的 106236×6 挤压力识别分

类向量作为第1层结构的输入;经过第1层的2个普通随机森林和2个完全随机森林训练生成4个6维分类向量,将这4个分类向量与多粒度扫描输出的长度为106236的分类向量拼接成一个长度为106240的向量,作为第2层结构的输入;按照此方法类推,第 $Y-1$ 层结构输出的4个分类向量与多粒度扫描输

出的分类向量拼接,作为第 Y 层的输入;最后对第 Y 层输出的 4 个分类向量求平均值,选择其中的最大

值所对应的类别作为矿用乙丙橡胶绝缘电缆挤压力识别的最终结果。

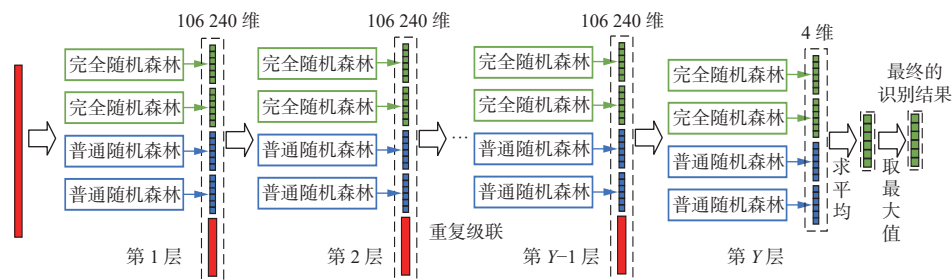


图 9 级联森林结构原理

Fig. 9 Principle of cascading forest structure

3.3 基于 S-DF 模型的挤压力识别

S-DF 模型在 DF 中引入 Stacking 集成算法,以提升识别准确率。基于 S-DF 的采煤机拖拽电缆挤压力识别步骤如下:

1) 多粒度扫描。将提取的统计特征参量输入多粒度扫描环节中,利用滑动窗口截取数据,然后将截取的数据输入普通随机森林与完全随机森林中,得到处理后的概率向量并拼接成高维度特征向量。

2) Stacking 集成算法学习。利用 k -交叉验证的方法将输入的统计特征参量分为验证集、测试集和训练集。通过初级分类学习器对数据进行处理并将结果拼接在一起,得到低维度且表征能力强的特征数据。

3) 级联森林识别。将多粒度扫描得到的特征向量输入第 1 层森林进行训练,将第 1 层的输出结果与 Stacking 集成算法学习层的特征数据拼接在一起,作为第 2 层的输入;将第 2 层的输出结果与多粒度扫描的特征向量拼接,作为第 3 层的输入,依此类推。

4) 收敛性判断。将级联森林最后一层的输出结果与上一层的输出结果作对比,若识别结果相差很大,说明识别结果未收敛,需继续进行级联森林识别;若识别结果相差不大,说明结果收敛,结束训练过程。对输出结果进行平均处理,取其中概率最大的类别作为最终的输出结果。

S-DF 结构如图 10 所示。

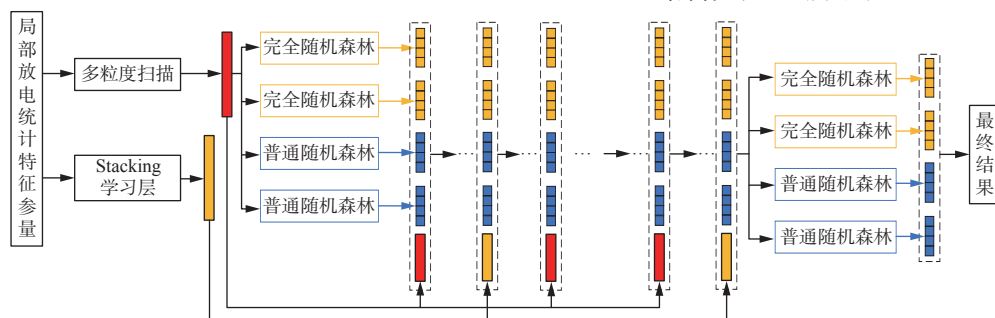


图 10 S-DF 结构

Fig. 10 Structure of Stacking-deep forest

通过实验采集不同挤压力下的电缆局部放电样本各 500 组,按照比例 0.8:0.2, 0.5:0.5, 0.2:0.8 从中随机选择划分为训练集和验证集。基于上述样本集,分别采用 S-DF 模型和 DF 模型进行采煤机拖拽电缆挤压力识别,识别结果见表 2,可见 S-DF 模型的识别准确率高于 DF 模型。

3.4 识别结果及对比

为验证 S-DF 模型识别电缆挤压力的准确率,按 0.8:0.2 的比例划分样本集与验证集,将 S-DF 模型与随机森林算法和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)的识别准确率进行对比,结果见表 3。可看出

表 2 S-DF 模型与 DF 模型识别准确率对比

Table 2 Comparison of recognition accuracy between S-DF model and DF model

训练集与验证集之比	识别准确率/%	
	S-DF	DF
0.8:0.2	94.27	87.65
0.5:0.5	93.55	86.85
0.2:0.8	88.65	80.95

S-DF 模型的平均识别准确率达到 94.27%, 高于其他 2 种方法的识别准确率,能够较为准确地对矿用乙丙橡胶绝缘电缆所受的挤压力大小进行识别。

表 3 S-DF 模型与随机森林、SVM 识别准确率对比
Table 3 Comparison of recognition accuracy between S-DF model and random forest and SVM

挤压力/N	识别准确率/%		
	S-DF	随机森林	SVM
0	85.20	87.54	85.52
500	96.20	73.42	76.72
1 000	95.60	78.12	74.73
1 500	97.40	65.00	70.52
2 000	96.20	85.83	86.73
2 500	95.20	81.33	88.45
平均值	94.27	78.54	80.46

训练次数对准确率识别的影响如图 11 所示。可看出随着训练次数的增加,模型的识别率也不断上升,当训练次数大于 8 时,模型的准确率趋于稳定,达 94% 以上。

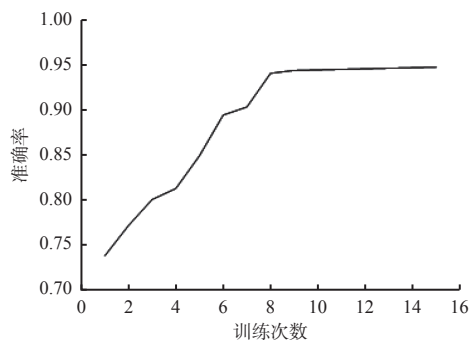


图 11 训练次数对准确率的影响

Fig. 11 The effect of training times on accuracy

4 结论

1) 随着挤压力的增大,矿用乙丙橡胶绝缘电缆的放电相位无明显变化,PRPD 图中的最大放电量逐渐减小;最大放电量与平均放电量均随着挤压力的增大而减小。

2) 当挤压力小于 1 500 N 时,采煤机拖拽电缆的击穿场强随着挤压力的增大而增大;当挤压力大于 2 000 N 时,击穿场强明显降低,且小于无挤压力时的击穿场强。

3) 基于 PRPD 图提取的统计特征参量可作为放电指纹,S-DF 模型可实现挤压力大小识别,且识别准确率高于 DF 模型。

参考文献(References):

[1] 刘志华,崔彦捷,汲胜昌,等.热机联合应力对油浸纸板绝缘及机械特性影响研究[J].*电力工程技术*,2020,39(5):126-132.
LIU Zhihua, CUI Yanjie, JI Shengchang, et al. Influence

of thermo-mechanical combined stress on insulation and mechanical characteristics of oil-impregnated paperboard[J].*Electric Power Engineering Technology*,2020,39(5):126-132.

[2] 彭倩,吴广宁,张星海,等.机械应力对聚丙烯薄膜局部放电性能的影响[J].*高电压技术*,2008,34(6):1261-1266.
PENG Qian, WU Guangning, ZHANG Xinghai, et al. Influence of mechanical stress on polypropylene film partial discharge[J].*High Voltage Engineering*,2008,34(6):1261-1266.
[3] 邹林,涂扬,孟永鹏,等.界面压强和表面粗糙度对聚乙烯与硅橡胶界面的局部放电的影响[J].*绝缘材料*,2014,47(3):94-98,102.
ZOU Lin, TU Yang, MENG Yongpeng, et al. Effects of interface pressure and surface roughness on the partial discharge between polyethylene and silicone rubber[J].*Insulating Materials*,2014,47(3):94-98,102.
[4] 路士杰.温度和机械应力对环氧树脂绝缘件沿面闪络特性的影响[D].北京:华北电力大学,2020.
LU Shijie. Effects of temperature and mechanical stress on surface flashover characteristics of epoxy resin insulation parts[D]. Beijing: North China Electric Power University,2020.
[5] 崔彦捷,汲胜昌,祝令瑜,等.机械应力对油浸绝缘纸板局部放电影响[J].*电工技术学报*,2021,36(12):2659-2666.
CUI Yanjie, JI Shengchang, ZHU Lingyu, et al. Effect of mechanical stress on partial discharge of oil-impregnated pressboard[J].*Transactions of China Electrotechnical Society*,2021,36(12):2659-2666.
[6] 罗家成,高存法,戴相花.机-电载荷对含裂纹介电材料局部放电的影响[C].2009 年全国压电和声波理论及器件技术研讨会暨 2009 年全国频率控制技术年会,武汉,2009.
LUO Jiacheng, GAO Cunfa, DAI Xianghua. The influence of mechanical-electric loads on partial discharge in dielectric material containing a crack[C]. 2009 National Piezoelectric and Acoustic Theory and Device Technology Seminar and 2009 National Frequency Control Technology Annual Conference, Wuhan,2009.
[7] 林晨,吝伶俐,雷志鹏,等.基于 PDC 的多应力老化乙丙橡胶电缆绝缘状态评估[J].*绝缘材料*,2020,53(1):70-75.
LIN Chen, LIN Lingyan, LEI Zhipeng, et al. State evaluation of multi-stress aged EPR cable insulation based on PDC[J].*Insulating Materials*,2020,53(1):70-75.
[8] 王干军,李锦舒,吴毅江,等.基于随机森林的高压电缆局部放电特征寻优[J].*电网技术*,2019,43(4):1329-1336.
WANG Ganjun, LI Jinshu, WU Yijiang, et al. Random

- forest based feature selection for partial discharge recognition of HV cables[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(4): 1329-1336.
- [9] 唐炬, 王静, 李剑, 等. 统计参数用于局部放电模式识别的研究[J]. *高电压技术*, 2002, 28(8): 4-6, 37.
TANG Ju, WANG Jing, LI Jian, et al. Statistical parameter method for PD pattern recognition[J]. *High Voltage Engineering*, 2002, 28(8): 4-6, 37.
- [10] 刘维功, 王昊展, 时振堂, 等. 基于改进 XGBoost 算法的 XLPE 电缆局部放电模式识别研究[J]. *电测与仪表*, 2022, 59(4): 98-106.
LIU Weigong, WANG Haozhan, SHI Zhentang, et al. Research on partial discharge pattern recognition of XLPE cable based on improved XGBoost algorithm[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2022, 59(4): 98-106.
- [11] 苏审言, 张建德. 基于概率神经网络的变压器局部放电模式识别[J]. *电气自动化*, 2022, 44(3): 91-93.
SU Shenyang, ZHANG Jiande. Pattern recognition of partial discharge of transformer based on probabilistic neural network[J]. *Electrical Automation*, 2022, 44(3): 91-93.
- [12] 姚锐, 惠萌, 李俊, 等. 基于随机森林的局部放电特征提取和优选研究[J]. *华北电力大学学报(自然科学版)*, 2021, 48(4): 63-72.
YAO Rui, HUI Meng, LI Jun, et al. Feature extraction and optimal selection based on random forest for partial discharges[J]. *Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition)*, 2021, 48(4): 63-72.
- [13] 马良玉, 耿妍竹, 梁书源, 等. 基于 Stacking 多模型融合的风电机组齿轮箱油池温度异常预警[J/OL]. *中国电机工程学报*: 1-11 [2023-09-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20230919.1048.004.html>.
MA Liangyu, GENG Yanzhu, LIANG Shuyuan, et al. Anomaly warning of wind turbine gearbox oil pool temperature based on Stacking fusion of multiple models[J/OL]. *Proceedings of the CSEE*: 1-11 [2023-09-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2107.TM.20230919.1048.004.html>.
- [14] 霍晓占, 刘延泉, 周兴华, 等. 基于改进灰色关联分析和 Stacking 算法的配电网线损预测研究[J/OL]. *华北电力大学学报(自然科学版)*: 1-8 [2023-10-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.tm.20231017.0853.002.html>.
HUO Xiaozhan, LIU Yanquan, ZHOU Xinghua, et al. Research on distribution network line loss prediction based on improved grey relational analysis and Stacking algorithm[J/OL]. *Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition)*: 1-8 [2023-10-18]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1212.tm.20231017.0853.002.html>.
- [15] 孙林, 郭嘉琪, 朱雨晨, 等. 基于 Stacking 集成和偏探索贝叶斯优化的特征选择[J/OL]. *山西大学学报(自然科学版)*: 1-11 [2023-10-18]. <https://doi.org/10.13451/j.sxu.ns.2023143>.
SUN Lin, GUO Jiaqi, ZHU Yuchen, et al. Feature selection using Stacking integration and partial exploration Bayesian optimization[J/OL]. *Journal of Shanxi University(Natural Science Edition)*: 1-11 [2023-10-18]. <https://doi.org/10.13451/j.sxu.ns.2023143>.
- [16] 唐振浩, 隋梦璇, 曹生现. 基于组合时域特征提取和 Stacking 集成学习的燃煤锅炉 NO_x 排放浓度预测[J/OL]. *中国电机工程学报*: 1-16 [2023-10-18]. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.230940.
TANG Zhenhao, SUI Mengxuan, CAO Shengxian. Prediction of NO_x emission concentration from coal-fired boilers based on combined time-domain feature extraction and Stacking ensemble learning[J/OL]. *Proceedings of the CSEE*: 1-16 [2023-10-18]. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.230940.
- [17] 金秀章, 乔鹏, 史德金. 基于 mRMR-BO 优化 Stacking 集成模型的 NO_x 浓度动态软测量[J]. *热力发电*, 2023, 52(10): 122-128.
JIN Xiuzhang, QIAO Peng, SHI Dejin. Dynamic soft measurement of NO_x concentration based on mRMR-BO Stacking ensemble model[J]. *Thermal Power Generation*, 2023, 52(10): 122-128.
- [18] 缪智伟, 韦才敏. 基于多模型融合 Stacking 集成学习保险欺诈预测[J]. *汕头大学学报(自然科学版)*, 2023, 38(3): 13-24.
MIAO Zhiwei, WEI Caimin. Learning insurance fraud prediction based on multi-model fusion Stacking integration[J]. *Journal of Shantou University(Natural Science Edition)*, 2023, 38(3): 13-24.
- [19] 丁家满, 吴晔辉, 罗青波, 等. 基于深度森林的轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(12): 107-113.
DING Jiaman, WU Yehui, LUO Qingbo, et al. A fault diagnosis method of mechanical bearing based on the deep forest[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(12): 107-113.
- [20] 窦希杰, 王世博, 刘后广, 等. 基于 EMD 特征提取与随机森林的煤矸识别方法[J]. *工矿自动化*, 2021, 47(3): 60-65.
DOU Xijie, WANG Shibo, LIU Houguang, et al. Coal and gangue identification method based on EMD feature extraction and random forest[J]. *Industry and Mine Automation*, 2021, 47(3): 60-65.

(下转第 51 页)