

基于多源信息融合-相关向量机的 风力发电机故障诊断*

杨璐璐¹, 张新燕¹, 牛盛瑜¹, 张冠琪¹, 张亚敏²

(1. 新疆大学 电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047;

2. 国网新疆电力公司新湖供电公司, 新疆 新湖 832200)

摘要: 为了能够全面准确地识别风力发电机的故障类别, 考虑信号源振动和电流之间的相关性, 提出了一种基于信息融合和改进相关向量机相结合的故障诊断方法。通过直驱风力发电机试验台实测数据, 提取具有较高敏感度的特征参数作为诊断样本, 建立基于振动和电流的改进相关向量机诊断模型进行初步故障诊断。利用信息融合建立多信号源故障诊断模型, 获得最终风机故障诊断结果。试验表明, 与基于单一信号的故障诊断方法相比, 该方法具有更高的准确性, 能很好地识别具有机电耦合特性的风力发电机故障类型。

关键词: 多源信号; 风力发电机; 故障诊断; 相关向量机; 信息融合

中图分类号: TM 315 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2018)03-0123-06

Research on Fault Diagnosis of Windpower Generator Based on Multi-Source Information Fusion and Correlation Vector Machine*

YANG Lulu¹, ZHANG Xinyan¹, NIU Shengyu¹, ZHANG Guanqi¹, ZHANG Yamin²

(1. School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China;

2. State Grid Xinjiang Power Company Xinhu Power Company, Xinhu 832200, China)

Abstract: In order to accurately identify the fault type of wind turbines, this paper considers the correlation between vibration and current signal sources, presents a fault diagnosis method of information fusion and a new relevance vector machine. Got the data from wind power generator test bench, extracting data with higher sensitivity characteristic parameters of diagnosis as samples, then built an improved vibration and current detection based on relevance vector machine model of fault diagnosis. The model of multi signal source fault diagnosis is established by means of information fusion, and finally the fault diagnosis result of wind turbine is obtained. The experimental results show that the proposed method is more accurate and can identify the fault types of wind turbines with electromechanical coupling characteristics compared with the single signal based fault diagnosis method.

Key words: multi-source signal; wind power generator; fault diagnosis; relevance vector machine; information fusion

0 引言

风电作为一种可再生的清洁能源, 产业发展十分迅速, 但同时也伴随着产生许多问题。由于

风电场处在偏远、环境恶劣的地方, 又极易受电网因素的影响, 增加了机组运行状态监测和故障诊断的难度。为了保证风电机组安全可靠地运行, 维护一个健康稳定的电网环境, 需要不断发展风

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(51367015, 51667018)

作者简介: 杨璐璐(1993—), 女, 硕士研究生, 研究方向为风电机组故障诊断。

张新燕(1964—), 女, 博士, 教授, 研究方向为新能源相关领域。

牛盛瑜(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为风电机组故障诊断。

电机状态监测和故障诊断技术^[1-3]。

风电机组在运行工作中需要各个系统协同工作,加上电网运行环境,如风速突变、低电压穿越、电网三相不平衡、电网负荷波动等影响,导致风力发电机运行状态非常复杂,因此,风电机组中发电机系统故障类型也是多种多样的。目前,国内外研究学者在风电机组故障诊断领域已取得了一些研究成果,风电机组故障诊断方法大多是从单一信号源入手,根据振动或者电流来判断风电机组的故障类型。文献[4]基于振动信息,利用支持向量机方法对齿轮箱进行了故障诊断研究;文献[5]利用定子电流特征,采用BP神经网络对风力发电机进行故障诊断;文献[6]提出了一种综合考虑振动时域、频域特征参数等多源信息的基于支持向量机的风电机组故障诊断方法,但其并没有考虑电流因素对风力发电机的影响。本文考虑到发生故障时风力发电机内振动和电流具有一定的相关性,选取振动和电流同时作为风力发电机故障诊断的信号源。

本文从多源信号入手,提出了一种基于信息融合和改进相关向量机相结合的故障诊断方法。对直驱风力发电机经常发生的主轴偏心、轴承磨损、定子绕组匝间短路以及正常运行4种运行状态进行试验研究,选取具有较高敏感度的振动、电流特征参数作为诊断样本,建立基于振动和电流的改进相关向量机(Relevance Vector Machine, RVM)诊断模型进行初步故障诊断。利用信息融合技术给不同证据体赋予相应的权值进行加权诊断,得到最终诊断结果。

1 RVM 模型

相关向量机是一种二分类器,目标值只可能是0或1两种类型,要识别多种故障类型,一般就需要组合多个二分类器来实现多分类器的构造。常见的方法有:一对一(OAO)、一对多(OAR)、决策树模型和最小输出编码法等。由于一对一(OAO)模型在准确性方面具有一定优势,故本文以OAO模型进行基础研究,采用基于改进OAO的RVM多分类模型^[13]。针对正常(A)、主轴偏心(B)、轴承磨损(C)、定子绕组匝间短路(D)这4种故障类型进行准确分类。理论上直接利用OAO模型需要6个二分类器,模型如图1所示。

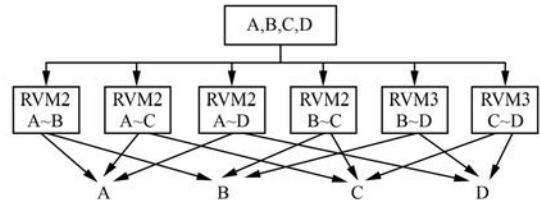


图1 基于 OAO-RVM 的故障诊断模型

为了简化模型减少二分类器的数量,本文利用改进后的 OAO-RVM 多分类模型,仅需4个RVM二分类器就可以实现4种状态分类。第1个二分类器用来诊断直驱风力发电机是否正常,其他3个二分类器利用OAO模型实现风力发电机故障类型的判别,具体模型如图2所示。

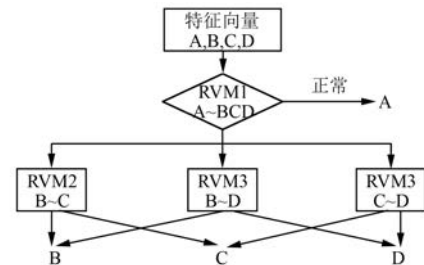


图2 改进 OAO-RVM 故障诊断模型

利用该诊断模型,首先将风力发电机正常状态与故障状态区分开,减少二分类器的数量,在其余3种故障类别之间构造3个RVM二分类器,对每个RVM二分类器进行独立训练测试。定义某二分类样本*i*和*j*,第*i*类的样本目标值为0,第*j*类的样本目标值为1。在训练的二分类器*k_{ij}*时,对于测试样本*x*,若该分类器*k_{ij}*判定它是*i*类,则第*i*类所获投票数加1,最后把测试样本分别输入到RVM2、RVM3、RVM4分类器进行识别,一直到所有的分类器分类完成,所得投票数最多的类别即为测试样本的所属类别。

2 信息融合技术

信息融合是20世纪80年代发展起来的一种信息处理技术,主要解决多传感器系统之间综合处理信息的问题。信息融合技术根据处理层次不同有不同分类,本文考虑到信号源传感器类型各异,采用决策层级信息融合。信息融合中比较具有代表性的就是D-S证据理论。由于风电机组故障诊断整个过程中存在着不确定性,而D-S证

据理论在表示不确定性方面具有优势,则将证据理论用于风力发电机故障诊断中可以得到较好的诊断结果。

2.1 D-S 证据理论基本概念

D-S 证据理论通过引入似真函数和置信函数来描述信息的不确定性,因此,该方法具有比概率论更加灵活的处理方式。

定义 1: 对于一个命题,如果完备集合 U 中包含所有对于该命题的解,且每个元素之间相互独立,则称这个完备集合 U 为识别框架,可以表示为:

$$U = \{A_1, A_2, \dots, A_n\} \quad (1)$$

A_j 为识别框架 U 的一个类别或元素; $j=0, 1, 2, \dots, n$, n 表示 U 中元素的个数。

实际故障诊断应用中,可以将全部故障类别的集合看作一个识别框架, U 中所有子集构成集合称作 U 的幂集,记为 2^U ,可表示为:

$$2^U = \{\phi, [A_1], [A_2], \dots, [A_n], [A_1 \cup A_2], [A_1 \cup A_3], \dots, [A_n]\} \quad (2)$$

ϕ 为空集, $[A_1 \cup A_2]$ 为元素 A_1 与 A_2 的并集。

定义 2: 若 U 为一识别框架,对于映射 $m: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 且满足

$$\begin{cases} m(\phi) = 0 \\ \sum_{A \subseteq U} m(A) = 1, A \neq \phi \end{cases} \quad (3)$$

则称函数 $m(A)$ 为定义在 U 的基本概率分配函数。

定义 3: 对于识别框架 U , 有函数 $Bel: 2^U \rightarrow [0, 1]$, 假设 Bel 满足:

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B), \forall A \subseteq \Theta \quad (4)$$

则称 $Bel(A)$ 为识别框架 U 上的置信函数(信任函数),表示 A 的全部可能子集的度量和,是置信区间的下限函数。

定义 4: 设函数 $Pl: 2^U \rightarrow [0, 1]$ 定义在识别框架上,满足

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(B) \quad (5)$$

$Bel(\bar{A})$ 表示对 A 为假的信任程度,则称 $Pl(A)$ 为似真函数,表示对 A 的非假信任程度,即不否定 A 的信任度,是置信区间的上限函数。

2.2 证据理论组合规则

由于风力发电机故障诊断证据来源不同,对

同一识别框架,可得到不同且相互独立的基本概率分配函数 m_1 和 m_2 。 m_1 和 m_2 可以合成一个新的基本概率分配函数 $m_1 \oplus m_2$ 。它的信任函数用 $Bel_1 \oplus Bel_2$ 表示,而 $Bel_1 \oplus Bel_2$ 的大小可根据信任函数的定义,通过 $m_1 \oplus m_2$ 来计算。

定义 $m_1 \oplus m_2$ 的基本概率分配函数为

$$m(C) = m_1(A) + m_2(B) = \begin{cases} 0, A \cap B = \phi \\ \frac{1}{N} \sum_{A \cap B \neq \phi} m_1(A) m_2(B), A \cap B \neq \phi \end{cases} \quad (6)$$

其中, $N = 1 - \sum_{A \cap B = \phi} m_1(A) m_2(B)$ 。

3 基于多源信息融合-相关向量机的风力发电机故障诊断步骤

当风力发电机发生故障时,除振动信号频域能量谱峰值会发生变化外,电流信号中也包含着丰富的机组故障信息,电流信号的特定倍数工频频谱幅值也会发生显著变化。因此,通过对风力发电机的振动和电流进行有效分析,可以很好地掌握设备的运行状态。本文对永磁直驱发电机正常运行(A)、主轴偏心(B)、轴承磨损(C)及定子绕组匝间短路(D)4种状态进行诊断,将所有样本分为训练样本和测试样本两类。

具体诊断步骤如下:

(1) 对直驱风力发电机上经常发生的主轴、轴承、定子绕组上的局部损伤及正常运行4种状态进行模拟试验。

(2) 深入全面地分析4种状态下风力发电机各部位振动信号和电流信号特性,选取适合风力发电机故障诊断、具有较高敏感度的故障特征参数。针对振动信号,先对信号进行软阈值去噪处理,然后选用 db8 函数对去噪后的信号进行小波包三层分解,对第三层的小波包分解重构系数进行能量值计算,将其能量值归一化后构成特征参数 $F_1 = [E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, E_7, E_8]$; 针对电流信号,选取 A 相 1/2 工频幅值、1 倍工频幅值、2/3 倍工频幅值、2 倍工频幅值、3 倍工频幅值、4 倍工频幅值组成电流特征向量 $F_2 = [z_1, z_2, z_3, z_4, z_5, z_6]$ 。

(3) 利用训练样本分别建立基于振动特征和电流特征的 RVM 故障诊断模型,利用测试样本进行初步诊断得到各自故障诊断准确率,求得各证

据体的可靠性系数。

(4) 根据各证据体的可靠性系数确定其基本概率分配函数,即所赋予的权重系数,将多个证据体的概率分配结果进行加权融合,得到多源信息融合后的最终诊断结果。

4 试验分析

本文利用课题组团队自主研发的故障检测装置对信号源进行采集,在 MATLAB 软件平台下对试验数据进行分析,提取故障特征,建立多信息融合故障诊断模型。

4.1 试验数据采集

本文在新疆大学风能技术实验室 SUT-1000 型直驱风力发电机上进行了故障模拟试验。试验台如图 3 所示。试验台主要由变频器、异步发电机、行星减速齿轮箱、永磁发电机和负载箱组成。



图 3 直驱风力发电机故障检测试验台

数据采集装置是由课题组自行研发的。该装置能同时采集振动、电流、电压、转速等多种信号,具有无线采集功能。下位机核心处理器为 DSP-TMS320F28335 芯片;上位机由基于 Labview 的软件系统和 MCGS 人机交互界面组成,基于 Labview 的故障采集系统可实时显示数据、存储数据, MCGS 触摸显示屏能进行数据显示和参数修改。采用振动传感器测量主轴径向振动信号,电流传感器测量变频器出口侧电流信号。试验采样频率为 1 kHz,采样时间为 2 s。调速电机模拟风力发电机转动,设定额定转速为 30 r/min;通过在主轴上黏贴 5 kg 的质量块模拟主轴偏心;在轴承里放入少量石子模拟轴承磨损;定子绕组匝间短路(设定绕组短路 20%)状态下的主轴径向振动、

电流数据由 Ansys 软件电-磁-结构耦合仿真得出。

分别采集风力发电机正常、主轴偏心、轴承磨损和定子绕组匝间短路故障 4 种状态下的振动和电流信号,每种状态取 20 组数据,共 4×20 组数据。80 组数据中随机抽取 48 组(每种状态 12 种)数据去噪后作为训练样本,将剩下的 32 组数据去噪后作为测试样本。

4.2 故障特征提取

图 4 是风力发电机正常运行(A)、主轴偏心(B)、轴承磨损(C)、定子绕组匝间短路(D)4 种状态时的振动信号小波包分解能量图。由图 4 可以看出,不同状态下主轴径向振动信号的能量谱明显不同,不同频带的频率分布信息可以由小波包各终节点的能量表现出来。所以选取小波包第三层分解系数所构成的能量值将其进行归一化组成振动特征向量 $F_1 = [E_1, E_2, E_3, E_4, E_5, E_6, E_7, E_8]$ 。各个状态的归一化振动信号特征向量如表 1 所示。

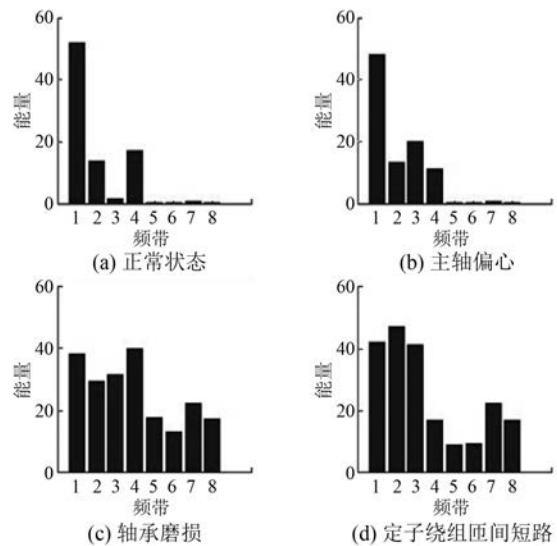


图 4 振动信号小波包分解能量图

图 5 是 4 种状态时电流信号频谱分析图。由图 5 可以看出,在 25、50、75、100、150、200 Hz 处幅值有明显不同,所以选取 A 相 1/2 工频幅值、1 倍工频幅值、2/3 倍工频幅值、2 倍工频幅值、3 倍工频幅值、4 倍工频幅值组成电流特征向量 $F_2 = [z_1, z_2, z_3, z_4, z_5, z_6]$ 。表 2 为各个状态下为电流信号特征参数。因此,选取具有较高敏感度的

表 1 各个运行状态下的振动信号归一化特征向量

故障类型	故障特征							
	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	E_6	E_7	E_8
A	0.610 7	0.160 5	0.015 1	0.201 7	0.001 6	0.001 6	0.006 2	0.002 6
B	0.515 4	0.140 5	0.215 6	0.117 7	0.001 4	0.001 3	0.005 2	0.002 8
C	0.183 8	0.140 7	0.151 8	0.191 3	0.083 4	0.061 2	0.105 8	0.082 1
D	0.244 5	0.273 0	0.063 5	0.096 7	0.049 8	0.053 8	0.123 0	0.095 8

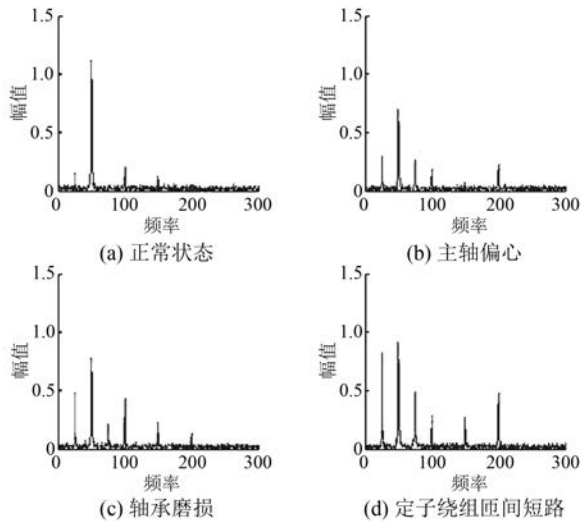


图 5 电流信号频谱分析图

故障特征参数,建立风力发电机改进相关向量机故障诊断模型。

表 2 各个运行状态下的电流信号特征向量

故障类型	故障特征					
	z_1	z_2	z_3	z_4	z_5	z_6
A	0.154 1	1.138	0.015 6	0.176	0.117 1	0.060 4
B	0.294 3	0.717	0.251 5	0.175 1	0.016 1	0.244 9
C	0.476 7	0.773 4	0.243 2	0.420 1	0.192 5	0.144 6
D	0.860 2	0.897 5	0.517 4	0.275 7	0.239 3	0.466 8

4.3 多信息融合故障诊断模型

基于振动信号和电流信号的改进相关向量机故障诊断模型,均采用高斯径向基核函数,经分析选择核宽 $\delta=0.5$ 。为了验证多分类 RVM 故障分类的效果,将其与 SVM 分类器进行比较。SVM 容错惩罚系数为 0.9,其他参数与 RVM 相同。使用每种状态的前 12 组特征向量作为训练样本对设计的 RVM 多分类器进行训练,使其具备识别能力。然后使用每种状态的后 8 组特征向量作为测

试数据对训练后的 RVM 分类器进行测试。为验证该诊断方法的性能,利用上面的训练样本和测试样本对 SVM, OAO-RVM 及改进 OAO-RVM 进行了比较,结果见表 3。

表 3 RVM 与 SVM 分类效果准确率比较

故障类型	SVM/%	OAO-RVM/%	改进 OAO-RVM/%
A	90.00	92.76	92.98
B	86.43	89.85	90.12
C	88.67	91.23	92.35
D	83.55	85.46	89.89

诊断结果表明,改进后的 OAO-RVM 方法在故障诊断准确率方面与 SVM 分类方法相比结果略优,达到了较高的准确率。这不仅证明了 RVM 分类器的优越性能,也说明特征提取方法能很好地对故障特性进行表征。在计算效率方面,由于采用了改进的 OAO-RVM 方法,减少了二分类器的个数,在计算效率方面也得到了提高。

振动信号为证据体 m_1 , 电流信号为证据体 m_2 , 根据可靠性矩阵计算各证据体权重系数。表 4 为各证据体权重系数。利用权重系数对振动信号和电流信号的初步诊断结果合成,得到多源信息融合故障诊断模型。表 5 为采用信息融合理论将基于振动、电流的初步诊断结果进行有效融合后获得的最终结论。表 5 中 A 为正常状态、B 为主轴偏心、C 为轴承磨损、D 为定子绕组匝间短路, E 为无法确定。由表 5 可知,诊断结果与实际故障情况表现一致。

表 4 证据体权重系数

证据体	A	B	C	D
m_1	0.948	0.946	0.972	0.973
m_2	0.774	0.860	0.910	0.982

表 5 融合诊断结果对比

诊断方法	故障概率					诊断结果	实际故障
	A	B	C	D	E		
振动	0.456	0.005	0.011	0.528	0	待定	A
	0.076	0.092	0.665	0.167	0	C	C
电流	0.932	0.015	0.010	0.043	0	A	A
	0.031	0.554	0.404	0.011	0	B	C
信息	0.828	0.016	0.005	0.083	0.068	C	C
融合	0.025	0.198	0.695	0.051	0.031	C	C

分析结果表明,信息融合理论将风力发电机的振动信号和电流信号加以分析,能够准确判定故障类型,得到了比单一信息更准确、更完全的评估和决策。

5 结 语

针对风力发电机故障具有耦合性、非稳定性、非线性的特点,本文提出了融合振动和电流多信号源的基于 RVM 的风力发电机故障诊断模型。

(1) 选取振动和电流同时作为故障诊断信号源,对于振动和电流信号采取不同的特征提取方法,根据故障诊断结果可以看出所采用的方法能够很好地表征各个状态的诊断样本。

(2) 为了提高故障诊断模型的准确率,将相关向量机应用到风力发电机故障诊断领域中,与支持向量机相比,该方法能很好地识别风力发电机故障,具有更高的准确性。

(3) 采用信息融合建立的多信号源故障诊断模型跟单一信号源的故障诊断模型相比,能准确地判别故障,给现场维修人员排除故障提供可靠依据,为风电机组故障诊断提供一种新思路。

【参 考 文 献】

[1] 陈雪峰,李继猛,程航,等.风力发电机状态监测和故障诊断技术的研究与进展[J].机械工程学报,2011,47(9): 45-52.

[2] 尹勋,张新燕,常喜强,等.基于 AR-Hankel 矩阵的风力发电机早期故障诊断方法研究[J].可再生能源,2016,34(1): 80-85.

[3] 程静,王维庆,何山,等.基于 WATD 双谱分析的风电轴承故障特征提取研究[J].可再生能源,2017,35(3): 437-442.

[4] 沈长青,朱忠奎,黄伟国,等.基于支持向量回归方法的齿轮箱故障诊断研究[J].振动测试与诊断,

2013,33(5): 775-781.

[5] 郭东杰,王灵梅,郭红龙,等.改进小波结合 BP 网络的风力发电机故障诊断[J].电力系统及其自动化学报,2012,24(2): 53-58.

[6] 安学利,赵明浩,蒋东翔.基于支持向量机和多源信息的直驱风力发电机组故障诊断[J].电网技术,2011,35(4): 117-122.

[7] 张晓东,许宝杰,吴国新,等.风力发电机组故障诊断专家系统研究[J].制造业自动化,2014(21): 21-25.

[8] 尹金良,朱永利.支持向量机参数优化及其在变压器故障诊断中的应用[J].电测与仪表,2012,49(5): 11-16.

[9] TIPPING M E. Sparse bayesian learning and the relevance vector machine [J]. Journal of Machine Learning Research,2001(1): 211-244.

[10] 李睿,王晓丹.基于 RVM 的多类分类概率输出方法[J].计算机科学,2017,44(3): 242-246.

[11] 杨树仁,沈洪远.基于相关向量机的机器学习算法研究与应用[J].计算技术与自动化,2010,29(1): 43-47.

[12] 段青,赵建国,马艳.优化组合核函数相关向量机电力负荷预测模型[J].电机与控制学报,2010,14(6): 33-38.

[13] 徐涛,刘勇,裴爱岭,等.基于谐波小波包和 OAO-RVM 的滚动轴承故障诊断方法[J].轴承,2015(8): 51-55.

[14] 刘慧,刘国海,沈跃.采用提升小波包和相关向量机的电能质量扰动分类[J].高电压技术,2010,36(3): 782-788.

[15] 尹金良,朱永利,俞国勤.基于多分类相关向量机的变压器故障诊断新方法[J].电力系统保护与控制,2013(5): 77-82.

[16] 安学利,蒋东翔,李少华.基于决策融合的直驱风力发电机组轴承故障诊断[J].电网技术,2011,35(7): 36-41.

[17] 向阳辉,张干清,庞佑霞.结合 SVM 和改进证据理论的多信息融合故障诊断[J].振动与冲击,2015,34(13): 71-77.

[18] 陈伟根,刘娟,曹敏.基于信息融合的变压器内部故障诊断方法[J].高电压技术,2015,41(11): 3797-3803.

[19] 翟世昌.信息融合技术在发电机组故障诊断中的应用[D].上海:华东理工大学,2014.

[20] 金建.基于证据理论的风电机组故障信息融合诊断方法[D].上海:上海电机学院,2015.

收稿日期: 2017 -09 -05

《电机与控制应用》合订本征订



《电机与控制应用》是上海电器科学研究所（集团）有限公司主办的全国中文核心期刊。上海电器科学研究所始建于1953年，是中国最大的多领域、综合性电工产品研究开发机构，上海市高新技术企业。电科所在电工行业内，从技术、检测、标准及人才优势等方面都具有举足轻重的地位，国内外对其关注程度都相当高。

《电机与控制应用》创刊于1959年，是经国家新闻出版总署批准注册，由上海电器科学研究所（集团）有限公司主办的具有专业权威的电工技术类科技期刊。每月10日出版，国内外公开发行，邮发代号4-199。在近半个世纪的岁月中，该杂志为我国中小型电机行业的技术进步与发展做出了巨大的贡献，在中国电机及其应用领域享有很高的影响。

名称	价格（元/套）
2008年《电机与控制应用》合订本	200
2009年《电机与控制应用》合订本	200
2010年《电机与控制应用》合订本	200
2013年《电机与控制应用》合订本	200
2014年《电机与控制应用》合订本	200
2015年《电机与控制应用》杂志全年散本	144
2016年《电机与控制应用》杂志全年散本	144

订阅方式

1、编辑部订阅：

邮局汇款：（200063）上海市普陀区武宁路505号
《电机与控制应用》编辑部

2、邮局订阅：具体咨询当地邮局，邮发代号4-199。

3、网上订刊渠道：我得杂志网（<http://www.myzazhi.cn>） 蜘蛛网（<http://www.spider.com.cn>）
电子版购买可登陆读览天下网（<http://emca.dooland.com>）

4、海外读者订阅：可致电中国国际图书贸易集团有限公司

亚洲地区订刊电话010-68433109 欧美地区订刊电话010-68433119

联系方式：

期刊：《电机与控制应用》编辑部 地址：上海市普陀区武宁路505号(200063)

电话：021-62574990-221、745 传真：021-32230809

网站：<http://motor-abc.chinaelc.cn> 电子邮箱：emca@seari.com.cn

电机与控制应用

中文核心期刊 / 中国科技核心期刊

专业缔造权威 服务创造价值

高效节能 绿色电机

我们专注于

电机技术的研究

电机系统节能的解决方案

电机保护与控制技术的报道



扫描二维码
关注电机与控制应用

《电机与控制应用》创刊于1959年，由上海电器科学研究所（集团）有限公司主办的具有专业权威的电工技术类科技期刊。每月10日出版，国内外公开发行人，邮发代号4-199，杂志集电科所在电工行业内，从技术研发、产品检测、标准制定及人才优势等各方面资源，专业服务于行业与用户，为我国中小型电机行业的技术进步与发展做出了巨大的贡献，在中国电机及其应用领域享有很高的影响力。

《电机与控制应用》编辑部
电话：021-62574990-221

地址：上海市武宁路505号
传真：021-32230809

邮编：200063
E-mail: emca@sear.i.com.cn