

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201310026

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.3969/j.issn.1673-4785.201310026.html>

压缩感知理论中的建筑电气系统故障诊断

张龙¹, 陈宸², 韩宁¹, 王亚慧³

(1. 北京林业大学 工学院, 北京 100083; 2. 美国德州大学 Dallas 分校 电子工程系, Richardson 75080; 3. 北京建筑大学 电气与信息工程学院, 北京 100044)

摘要:针对目前建筑电气系统缺少有效诊断故障方法的问题,提出一种基于压缩感知理论的建筑电气系统故障分析方法,其中的关键是将故障的分类归结为一个求解待测样本对于整体训练样本的稀疏表示问题。使用建筑电气故障模拟平台数据建立了其故障诊断模型,分别采用支持向量机、 l_1 分类器和 l_2 分类器对系统的 5 种故障状态进行了诊断对比,结果表明,利用稀疏表示算法可以达到很好的诊断效果,分类准确率为 96.4%,诊断运行时间 0.260 1 s,可以满足小样本数据的建筑电气故障诊断工程应用的需求。

关键词:电气故障;故障诊断;支持向量机;压缩感知;分类;特征提取;信号重构;最优化

中图分类号: TP18; TM743 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2014)02-204-06

中文引用格式:张龙,陈宸,韩宁,等. 压缩感知理论中的建筑电气系统故障诊断[J]. 智能系统学报, 2014, 9(2): 204-209.

英文引用格式:ZHANG Long, CHEN Chen, HAN Ning, et al. Fault diagnosis of electrical systems in buildings based on compressed sensing[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2014, 9(2): 204-209.

Fault diagnosis of electrical systems in buildings based on compressed sensing

ZHANG Long¹, CHEN Chen², HAN Ning¹, WANG Yahui³

(1. School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China; 2. Department of Electrical Engineering, University of Texas at Dallas, Richardson 75080, China; 3. Department of Electrical and Information Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 100044, China)

Abstract: In order to diagnose a fault in building electrical systems effectively, this paper presents a new fault analysis and diagnosis method based on the compressed sensing theory. The key is to boil down the fault classification into a problem of representing a testing sample as a sparse linear combination of the training samples. A fault diagnosis model was established by using the building electrical fault data simulated from the hardware experimental platform. Five different fault statuses of the system were diagnosed by using the support vector machine, classifier l_1 and classifier l_2 , respectively. The experimental results showed that our method of using sparse representation can achieve good diagnostic results. The accuracy rate of the classification was 96.4%, the operation time of the diagnosis was 0.260 1 s, and therefore, the method meets the application demands for the diagnosis of a building electrical fault with small specimen data.

Keywords: electric breakdown; fault diagnosis; support vector machines; compressed sensing; classification; feature extraction; signal reconstruction; optimization

随着城市化进程的加速,高层和超高层建筑日益

增加,人们对于建筑物安全和舒适度的要求也越来越高。在整个建筑物中,建筑电气是关键技术之一,它包括了照明系统、供配电系统、动力设备系统、办公及管理自动化等主要内容。不同子系统间的相互关联

越来越紧密,同时也使建筑电气故障发生几率增加。故障智能诊断技术已在电力系统、机械等领域发展得比较成熟^[1-2],但在建筑电气方面还处于空白阶段,基本依靠人工检测查找故障原因。目前关于故障诊断的算法多采用人工神经网络算法、支持向量机算法(SVM)、小波变换法等。压缩感知^[3](compressive sensing,CS)方法是近年来兴起的一种新的理论算法,已在人脸识别分类和图像处理上有了广泛应用^[4-6]。该理论基于线模型,其核心假设是信号的稀疏性,只要信号是稀疏或可压缩的,低维观测信号就能很好地恢复到高维原始信号。将其用于分类,也就是用训练样本本身作为基元素去表示测试样本,用与测试样本相同类的训练样本的线性组合来表示输入的待识别的样本,达到分类目的^[7]。

1 建筑电气系统故障诊断原理

建筑电气系统常见故障类型、表现特征及危害如表 1 所示,具体故障诊断的系统结构如图 1 所示。

表 1 建筑电气系统常见故障

Table 1 Common faults of electrical system in building		
故障类型	表现特征	危害
电气线路故障	绝缘损坏	
	过负荷	短路、漏电、
	断线	引发火灾
防雷接地系统故障	保护导体带电	
	接地网零线带电	人身遭受电击、
	土壤电阻率过高	设备和线路遭
	接地装置异常	受损坏
设备和元件故障	电动机无法启动、外	
	壳带电	设备元件无法
	变压器绕组绝缘	正常运行,影响
	击穿	生活、工作
	电器设备使用故障等	

建筑电气系统故障诊断实质上是基于征兆集/故障集的映射模式,即故障发生时的征兆提取和故障状态判断。由于建筑电气系统故障种类繁多且发生机率随机,所以本文以建筑电气故障模拟实验平台为研究对象,对建筑物中常见的电气故障,包括绝缘故障、接地系统故障、配电系统接地故障等进行故障诊断研究,按照不同故障工作状态的诊断目的和对象,选择便于诊断的状态信号(电流、电压及电阻值),将传感器加装于系统关键回路,通过数据采集器收集故障时异常信号,提取故障特征,输入处理后的数据,经过故障诊断算法判别输出故障类别及相

应位置,提示报警信息,最后根据问题所在提出控制措施和维修策略。

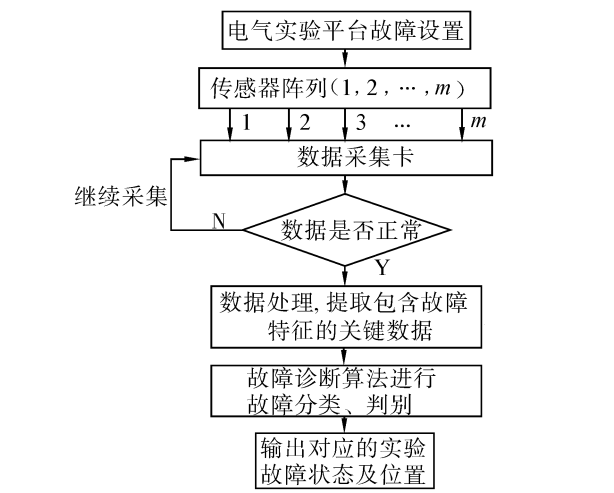


图 1 建筑电气实验平台故障识别系统框图

Fig.1 Fault identification system block diagram of the building electrical experiment platform

2 压缩感知理论基础

压缩感知理论是由 Donoho 与 Candes 等提出的理论框架,具有广阔的应用前景,受到各个领域研究人员的广泛关注。在压缩感知中,信号的稀疏表示和重构是整个理论的核心。

假设存在长度为 n 的信号 x 以及一组正交基 $\Psi = [\psi_1 \ \psi_2 \ \cdots \ \psi_n]$, x 可以表示为

$$x = \sum_{i=1}^n s_i \psi_i = \Psi S$$

式中: ψ_i 表示第 i 个变换基向量, $\Psi = [\psi_1 \ \psi_2 \ \cdots \ \psi_n]$ 也称为稀疏矩阵; $S = [s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_n]^T$, S 为 x 在稀疏矩阵 Ψ 上的变换系数,称为稀疏向量, S 中只有 k 个非零值或较小值。如果在 x 的权重系数 S 中只有少量的大系数和很多的小系数,那么原始信号 x 就是可稀疏表示的。

在此基础上考虑信号重构问题,如果构造一个观测矩阵 $\varphi \in \mathbf{R}^{m \times n}$ (m 远小于 n),原始信号为 $x \in \mathbf{R}^{n \times 1}$, x 在 φ 上的线性测量值为 $y \in \mathbf{R}^{m \times 1}$, 即

$$y = \varphi x = \varphi \Psi S \tag{1}$$

式(1)展示了原始信号 x 在观测矩阵 φ 变换下的线性投影,现在考虑如何从信号 y 中重构出原始信号 x 来,理论证明,可以通过对测量值 y 的最优 l_0 范数问题的求解来实现重构^[8],获得 x 的精确或近似逼近解:

$$\hat{x} = \operatorname{argmin} \|x\|_0, \text{ s.t. } y = \varphi x \tag{2}$$

但由于信号 y 的维数远远低于原始信号 x 的维数 ($m \ll n$), 所以式(1)的解有无穷多个,是一个

NP-hard 问题,考虑到 \mathbf{S} 为稀疏向量,通过合理选择观测矩阵 $\boldsymbol{\varphi}$ 和稀疏矩阵 $\boldsymbol{\psi}$,通常可将式(2)转换为求解 l_1 范数下的最优问题:

$$\hat{\mathbf{x}} = \operatorname{argmin} \|\mathbf{x}\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{y} = \boldsymbol{\varphi}\mathbf{x} \quad (3)$$

求解 l_1 优化问题,可以利用内点法、梯度投影法、二阶圆锥规划、匹配追踪法等方法求解^[7]。

3 压缩感知故障诊断方法

故障诊断的过程实质上就是一个分类的过程,利用故障时的异常信号,提取故障特征,通过算法判别分类各种故障类型。

3.1 训练样本的组成

假设需要对 k 类故障进行分类,每个故障样本维数为 p 维,组成一个 $p \times 1$ 维的列向量 \mathbf{v} ,第 i 类故障的训练样本数为 n_i ($i=1,2,\dots,k$),组成训练样本矩阵如式(4)所示:

$$\mathbf{A}_i = [\mathbf{v}_{i,1} \quad \mathbf{v}_{i,2} \quad \cdots \quad \mathbf{v}_{i,n_i}] \in \mathbf{R}^{p \times n_i} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{v}_{i,j}$ 为第 i 类故障的第 j 个训练样本, \mathbf{A}_i 为第 i 类故障的训练样本矩阵。

由于样本所属类别 i 未知,将所有 k 个类别的 n 个训练样本拼接在一起,组成完备训练样本矩阵 \mathbf{A} :

$$\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{A}_i \quad \cdots \quad \mathbf{A}_k] =$$

$$[\mathbf{v}_{1,1} \quad \cdots \quad \mathbf{v}_{1,1} \quad \cdots \quad \mathbf{v}_{i,n_i} \quad \cdots \quad \mathbf{v}_{k,n_k}]$$

3.2 测试样本的稀疏分解

若待分类故障的测试样本 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^p$ 属于第 i 类,则 \mathbf{y} 可以通过第 i 个故障训练样本集合线性表示:

$$\mathbf{y} = a_{i,1}\mathbf{v}_{i,1} + a_{i,2}\mathbf{v}_{i,2} + \cdots + a_{i,n_i}\mathbf{v}_{i,n_i}$$

式中: $a_{i,j}$ 为权重系数。

当给定一个故障测试数据 \mathbf{y} 时,该样本所属类别是未知的,要求出它是样本集中哪种故障。因此通过完备矩阵 \mathbf{A} 来线性表示出待分类的故障 \mathbf{y} :

$$\mathbf{y} = a_{1,1}\mathbf{v}_{1,1} + \cdots + a_{1,n_1}\mathbf{v}_{1,n_1} + \cdots + a_{i,1}\mathbf{v}_{i,1} + \cdots +$$

$$a_{i,n_i}\mathbf{v}_{i,n_i} + \cdots + a_{k,1}\mathbf{v}_{k,1} + \cdots + a_{k,n_k}\mathbf{v}_{k,n_k} \quad (5)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{X} \quad (6)$$

利用式(5)可以解出矩阵 \mathbf{X} :

$$\mathbf{X} = [a_1 \quad a_2 \quad \cdots \quad a_k]$$

式中: $\mathbf{a}_i = [a_{i,1} \quad a_{i,2} \quad \cdots \quad a_{i,n_i}]^T$, 如果给定的 \mathbf{y} 属于第 i 类,那么 \mathbf{y} 只需要用第 i 类的样本数据就能表示出,此时

$$\mathbf{X} = [0 \quad \cdots \quad 0 \quad a_{i,1} \quad \cdots \quad a_{i,n_i} \quad 0 \quad \cdots \quad 0]^T$$

因此 \mathbf{X} 的系数理论上只有 \mathbf{a}_i 不为 0,其他 $k-1$ 个系数都为 0,可见 \mathbf{X} 是一个稀疏向量,可看作是测

试样本 \mathbf{y} 的稀疏分解。

3.3 测试样本分类

若要求对给定的未知测试样本进行归类,那么只要根据式(6)对于每一个 \mathbf{y} 解出稀疏向量 \mathbf{X} ,结合已知的完备矩阵 \mathbf{A} , \mathbf{X} 上只有与该被测样本有关的 n_i 个系数为非 0 值,即可知道待分类故障的类别。实际问题中通过第 3 节中介绍的求解 l_1 最小化问题,获得 \mathbf{x} 的精确或近似逼近解,但实际求解结果并非如理论所述, \mathbf{x} 的非零元素将会散布于很多类间,为了通过 \mathbf{X} 的值完成分类工作,需采用以下分类函数^[9]:

$$\min_i r_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\delta_i(\mathbf{x})\|_2 \quad (7)$$

式中: $i=1,2,\dots,k$, $\delta_i(\mathbf{x})$ 是指向量 \mathbf{x} 中与第 i 类相关的行的元素。若第 m 个值最小 ($m \in [1,k]$),意味着测试样本 \mathbf{y} 属于第 m 类故障。进行故障诊断分类时,算法可按以下步骤进行:1)提取故障特征数据,构建训练样本,将每种故障类的训练样本进行顺序排列,建立完备训练样本矩阵 \mathbf{A} ;2)对任一分类未知的测试样本 \mathbf{y} ,进行式(4)计算,得到 \mathbf{X} ;3)计算残差项 $\min_i r_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\delta_i(\mathbf{x})\|_2$, $i=1,2,\dots,k$,即式(7),返回残差项中最小值所对应的标号 i 即为该测试样本的类别。

4 稀疏表示分类算法故障诊断实验

4.1 建筑电气故障模拟实验平台

建筑电气故障模拟实验平台是本文实验室研究阶段的重要试验对象,其原产于德国,集合了住宅建筑物内部低压配电系统中常见的低压电气装置,如:断路器、熔断器、RCD(剩余电流保护器)、单向插座、三相插座等,如图 2。

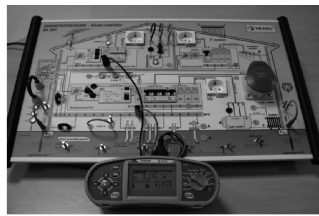


图 2 建筑电气系统测试平台 MA2067

Fig.2 Experimental platform of building electrical system-MA2067

该实验平台的内部结构如图 3 所示,电源供电为 220 V、50 Hz 交流电,由变压器转变为 15V 直流输出,为弱电保护板供电。弱电保护板对强电系统中的单相和三相系统进行保护。强电系统是该实验台主体,系统通过故障设置面板上的 22 个开关的断开闭合对强电系统中四大类阻值故障、22 个故障位

置进行模拟故障设置,断开即为通路,闭合即为相应部位故障发生。

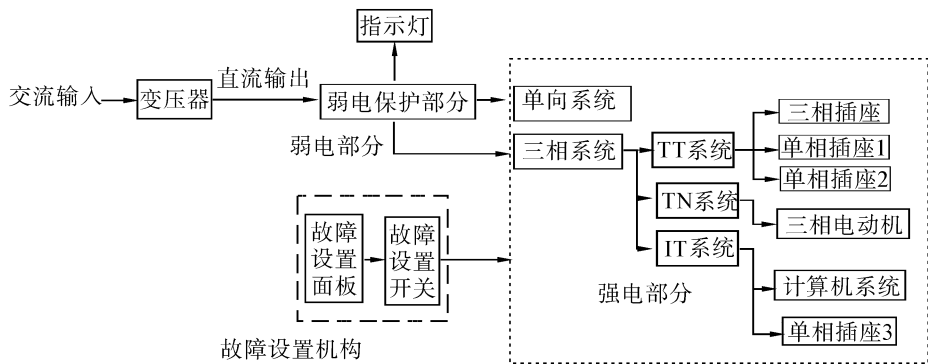


图 3 建筑电气故障模拟实验平台内部结构

Fig.3 Physical model of electrical test platform

4.2 故障特征量的选择与故障分类

根据实验平台能够模拟的实际住宅建筑物中的常见故障,故障类型可分为线路阻抗故障(E_1)、连续性故障(E_2)、接地电阻异常(E_3)、绝缘电阻过小(E_4)共 4 种,再加上正常状态(E_5),所以本文的诊断状态共有 5 类。通过采集实验平台 10 个不同测试位置的故障信息值(电阻值)作为算法输入的特征分量,位置信息如表 2 所示。

表 2 建筑电气实验平台故障特征与对应位置

Table 2 Fault characteristics and corresponding position of building electrical experimental platform

编号	测试故障位置
1	三相插座 L_3 相线与 N 相线回路
2	2 号单相插座 L_1 相线与 N 相线回路
3	EC1-三相电机 PE 线线路
4	EC1-1 号灯 PE 线线路
5	EC1-三相插座 PE 线线路
6	基础接地系统
7	防雷接地系统
8	3 号单相插座 L_1 相线与 N 相线回路
9	洗衣机 L_1 相线-PE 线线路
10	三相插座 L_1 相线- L_2 相线线路

4.3 实验方案设计

为验证本文提出的故障诊断分类方法的有效性,设计了以下 3 个实验,分别采用支持向量机、基于稀疏表达分类算法的 l_1 分类器和 l_2 分类器。在压缩感知理论中,对于信号的重建,要求稀疏矩阵构成正交基底。利用稀疏表达(sparse representation)来做分类(见式(6)),由于完备矩阵 A 通常是奇异矩阵(不可逆),所以求解系数矩阵 X 的时候,需要采用正规化手段。本文采用了 l_1 和 l_2 2 种正规化方

法分别来求解系数矩阵 X ,这 2 种方法的不同点在于它的目标函数^[10]。

$$l_1:\hat{x} = \arg \min_x \{ \|y - Ax\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 \}$$

$$l_2:\hat{x} = \arg \min_x \{ \|y - Ax\|_2^2 + \lambda \|Lx\|_2^2 \}$$

式中: L 采用 Tikhonov 正则化矩阵, λ 则为正则化参数。

本文通过实验平台实测收集了样本数据共 55 组,5 种状态模式(线路阻抗故障、连续性故障、接地电阻异常、绝缘电阻过小、正常),每个样本含 10 个不同位置故障信息特征分量。3 次实验时,每一类故障均随机选取一个样本作为测试样本,剩下的 50 个样本为训练样本,重复 50 组实验,然后取平均值作为最终分类的准确度,并计算诊断运行时间。本文实验都是运行在 2.13 GHz 的双核处理器上。

4.4 诊断结果及分析

根据实验方案及步骤,此时式(6)中的矩阵 A 的维度为 10×50 ,测试样本 y 的维度为 10×1 。实验结果如图 4、图 5。图 4 是由 l_2 分类器求解的 x 的稀疏系数(本图采用属于线路阻抗故障(E_1)的测试样本),图 5 即是由式(7)计算出的最终 5 个残差项。

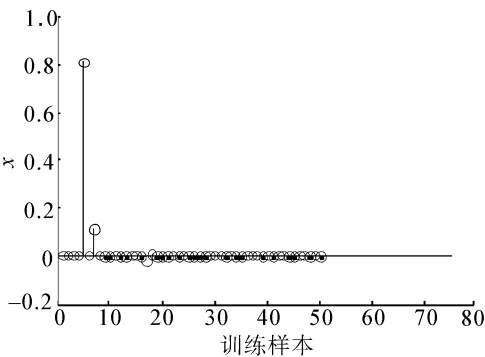


图 4 稀疏表示系数 x

Fig.4 The sparse representation coefficients x

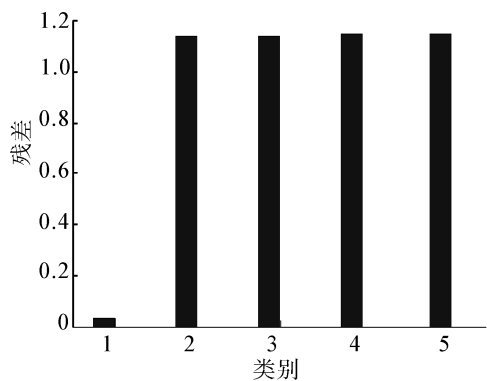


图 5 残差项 $r_i(y)$

Fig.5 The residuals $r_i(y)$

从图 4 中可以明显看出,当输入第 1 类故障数据用于测试时(不在训练样本中),所得到的稀疏表示向量的确是非常稀疏的,最大系数与第 1 类故障训练数据相对应,则从直观上判断该测试样本应属于第 1 类故障。图 5 则是通过数学计算方法来精确判断待测故障属于哪一类别。类别 1 的残差值最小,因此该测试样本属于第 1 类。

表 3 展示了 l_1 分类器、 l_2 分类器以及 SVM 在相同实验条件和方法下的故障诊断结果。

表 3 实验结果对比

Table 3 The comparison of the experimental results

分类方法	评价指标	
	识别率/%	运行时间/s
l_1 分类器	94.4	26.520 0
l_2 分类器	96.4	0.260 1
SVM ^[11]	97.6	0.206 7

通过表 3 中数据可以看出,这 3 种分类算法对测试样本的识别率(准确度)都是令人满意的。但是 l_1 分类器在运算时间上远远大于后 2 种方法,这在电气系统运行过程中将造成来不及使保护器动作的安全隐患,而同样是基于稀疏表示的 l_2 分类器不论是从分类准确率和诊断时间上都优于 l_1 分类器,可以认为本文提出的基于压缩感知理论的稀疏表示分类算法的诊断效果与支持向量机 SVM 算法不相上下,也可以作为建筑电气系统故障诊断的一种新方法加以推广。

5 结束语

本文以建筑电气系统故障模拟实验平台数据为研究对象,提出了基于压缩感知理论的稀疏表示分类算法作为故障诊断方法引入建筑电气系统。通过实验对比,分析了 l_1 分类器、 l_2 分类器以及 SVM 在

故障诊断分类中的性能。结果表明,本文提出的算法分类准确率达到 96.4%,诊断运行时间 0.260 1 s,得到了较好的效果。稀疏表示分类算法不仅是对现有故障诊断方法的有益补充,也可将其进一步应用于智能型建筑电气故障诊断系统中,对于及早发现和排除故障发挥重要作用。

参考文献:

[1] 邵晓非, 宁媛, 刘耀文, 等. 电力系统故障诊断方法综述与展望[J]. 工业控制计算机, 2012, 25(12): 4-7.

SHAO Xiaofei, NING Yuan, LIU Yaowen, et al. Review and prospects of fault diagnosis in power system[J]. Industrial Control Computer, 2012, 25(12): 4-7.

[2] 黄建, 胡晓光, 巩玉楠, 等. 高压断路器机械故障诊断专家系统设计[J]. 电机与控制学报, 2011, 15(10): 43-49.

HUANG Jian, HU Xiaoguang, GONG Yunan, et al. Machinery fault diagnosis expert system for high voltage circuit breaker[J]. Electric Machines and Control, 2011, 15(10): 43-49.

[3] DONOHO D. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.

[4] CHEN C, TRAMEL E W, FOWLER J E. Compressed-sensing recovery of images and video using multihypothesis predictions[C]//Proceedings of the 45th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Pacific Grove, CA, 2011: 1193-1198.

[5] CHEN C, FOWLER J E. Single-image super-resolution using multihypothesis prediction[C]//Proceedings of the 46th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Pacific Grove, CA, 2012: 608-612.

[6] CHEN C, LI W, TRAMEL E W, et al. Reconstruction of hyperspectral imagery from random projections using multihypothesis prediction[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(1): 365-374.

[7] 韩安太, 郭小华, 廖忠, 等. 基于压缩感知理论的农业害虫分类方法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(6): 203-207.

HAN Antai, GUO Xiaohua, LIAO Zhong, et al. Classification of agricultural pests based on compressed sensing theory[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(6): 203-207.

[8] 蔡聘, 张明, 朱俊平. 基于压缩感知理论的杂草种子分类识别[J]. 中国科学, 2010, 40: 160-172.

CAI Cheng, ZHANG Ming, ZHU Junping. Weed seeds classification based on compressive sensing theory[J]. Science China, 2010, 40: 160-172.

[9] WRIGHT J, YANG A, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans Pattern

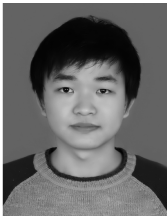
Anal, 2009, 31: 210-227.

[10] CHEN Chen, LIU Kui, KEHTARNAVAZ N. Real-time human action recognition based on depth motion maps[J]. Journal of Real Time Image Processing, 2013, doi:10.1007/s11554-013-0370-1.

[11] 王亚慧,张龙,韩宁.建筑电气系统故障诊断方法研究[J].计算机仿真, 2014, 31(2): 436-440.

WANG Yahui, ZHANG Long, HAN Ning. The research on fault diagnosis of building electrical system[J]. Computer Simulation, 2014, 31(2): 436-440.

作者简介:



张龙,男,1988 年生,硕士研究生,主要研究领域为智能建筑、基于人工智能的故障诊断与容错控制,发表学术论文 4 篇。



陈宸,男,1987 年生,博士研究生,美国电子工程协会会员。主要研究方向为图像处理、模式识别、计算机视觉等。发表学术论文 10 余篇,多篇被 SCI、EI 收录。



韩宁,女,1956 年生,教授,主要研究方向为控制网络技术、智能检测与数据处理技术、建筑设备节能控制技术和森林火灾视频监测技术等。主持和参与省、部、局级纵向课题 13 项,目前承担国家级科研项目 2 项。近年来,发表

学术论文 30 余篇,出版论著、教材多部。

2014 年第 2 届中国指挥控制大会

Chinese Control Conference

中国指挥与控制学会将于 2014 年 8 月在北京国家会议中心召开第 2 届中国指挥控制大会。本届大会的主题是:“指挥控制、公共安全、应急救援、军民融合”。会议将围绕“发展中的指挥控制、网络时代的公共安全以及大数据时代的应急救援”3 个议题展开讨论,届时将邀请国内本领域知名院士、专家作特邀报告,组织专题学术交流。

一、征稿范围(主要包含以下内容但不限于此):

- 专题 1:发展中的指挥与控制;
- 专题 2:网络时代的公共安全;
- 专题 3:大数据时代的应急救援。

二、征文要求:

- 1、论文采用中文撰写,篇幅 4~6 页,5000 字左右,投稿稿件文档格式为 Word2003,采用邮件接收稿件。
- 2、内容具体,突出作者的创新成果,具有较重要的学术价值与推广应用价值,未在国内外公开发行的刊物或会议上发表或宣读过。
- 3、本论文集公开发表,投稿人应确保文章不涉及国家秘密并提供本人单位的保密审查证明文件和版权转让协议。见《保密审查证明》和《版权转让协议》。
- 4、请务必按照规定的格式撰写论文,论文格式参见《中国指挥控制大会论文模板》。
- 5、作者投稿时,请在邮件中注明稿件所属专题并将《保密审查证明》和《版权转让协议》以图片格式发送到指定稿件接收邮箱,待论文录用后请将文件原件寄到中国指挥与控制学会;请在邮件中注明作者的联系方式(手机、邮箱以及详细通讯地址)。
- 6、应征论文无论录用与否均不退稿,请作者自留底稿,敬请谅解。
- 7、《保密审查证明》、《版权转让协议》以及《中国指挥控制大会论文模板》请到大会网站或学会网站自行下载。

三、重要日期:

论文截稿:2014 年 5 月 15 日; 通知接收:2014 年 6 月 15 日; 交修订稿截止:2014 年 7 月 1 日。

四、联系方式:

- 1、投稿邮箱:cicc_paper@126.com
- 2、联系电话:010-68964096,53610788,68964721
- 3、大会网站:www.zhikong.org;中国指挥与控制学会网站:www.c2.org.cn