

客户侧窃电态势感知及智能预警关键技术的研究

陈文瑛¹, 龙 跃¹, 傅 宏², 杨蒂藜², 周 川²

(1.国网重庆市电力公司,重庆 400010; 2.国网重庆市电力公司营销服务中心,重庆 400010)

摘要:客户侧窃电行为不仅造成电能资源大量流失,同时造成线路负荷过载引发火灾等重大安全事故。针对当前客户侧窃电行为的多样性与隐蔽性特征,以约束客户侧窃电行为为目的,设计了客户侧窃电态势感知及智能预警关键技术。考虑客户侧窃电行为的多样性与隐蔽性特性,选取额定电压偏离度、电压不平衡率与电流不平衡率等6个客户侧窃电态势感知指标,利用RBF神经网络构建客户侧窃电态势感知模型,将所选取的6个指标与相关数据作为模型输入,通过动态K均值聚类算法优化模型,模型输出结果即为客户侧窃电态势感知结果。基于感知结果,通过声光报警装置与智能设备实现智能预警,实验结果显示,该技术能够有效抑制客户侧窃电行为。

关键词:客户侧;窃电;态势感知;智能预警;感知指标;RBF神经网络

中图分类号: TN06; TM711

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.211614

中文引用格式: 陈文瑛,龙跃,傅宏,等.客户侧窃电态势感知及智能预警关键技术的研究[J].电子技术应用,2021,47(12):69-73.

英文引用格式: Chen Wenying, Long Yue, Fu Hong, et al. Research on key technologies of situation awareness and intelligent early warning of electricity theft on customer side[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(12): 69-73.

Research on key technologies of situation awareness and intelligent early warning of electricity theft on customer side

Chen Wenying¹, Long Yue¹, Fu Hong², Yang Fuli², Zhou Chuan²

(1.State Grid Chongqing Electric Power Company, Chongqing 400010, China;

2.State Grid Chongqing Electric Power Company Marketing Service Center, Chongqing 400010, China)

Abstract: The customer side electricity stealing behavior not only causes the massive loss of power resources, but also causes the overload of line load, leading to fire and other major safety accidents. Aiming at the diversity and concealment characteristics of the current electricity stealing behavior in the side toilets, the key technologies of situation awareness and intelligent early warning of electricity stealing on the customer side are studied for the purpose of restraining the electricity stealing behavior on the customer side. Considering the diversity and concealment of customer side power stealing behavior, six customer side power stealing situation awareness indicators are selected, including rated voltage deviation, voltage imbalance rate and current imbalance rate, etc. The RBF neural network is used to build the customer side power stealing situation awareness model. The selected six indicators and related data are used as the model inputs, and the dynamic K-means clustering algorithm is used to optimize the model. The output of the model is the customer side power stealing situation awareness result. Based on the sensing results, intelligent early warning is realized by sound light alarm device and intelligent device. The experimental results show that the technology can effectively suppress the customer side electricity stealing behavior.

Key words: customer side; electricity theft; situation awareness; intelligent early warning; perception index; RBF neural network

0 引言

作为一种重要的能源,电能既普遍应用于人们日常生活与工作中,又对社会经济发展与国防安全产生直接影响^[1]。在科技飞速发展与能源格局改变的大环境下,提升能源利用率与电能传输的安全性、可靠性是当前电力行业关注的重点目标^[2]。电能的损失不仅是由于电网线路内的电阻与设备转换造成的,客户侧窃电同样是电能损失的主要途径^[3]。现实生活中,客户侧端用电设备

的显著提升令电能的消耗也显著提升,部分客户为“节约成本”纷纷利用不同方式实施窃电行为,造成电能资源大量流失,严重制约了我国电力产业发展的稳定性^[4]。同时,客户侧为实施窃电行为,私自改造电路,令电网内产生严重线路负荷过载的问题,这些问题极易导致火灾等重大安全事故^[5]。针对当前具有多样性与隐蔽性特性的窃电方法^[6],研究一种有效的客户侧窃电态势感知及智能预警关键技术具有重要意义。

1 客户侧窃电态势感知及智能预警关键技术

1.1 客户侧窃电态势感知指标确定

客户侧窃电行为将造成电网内电气参量形成波动^[7]。客户侧正常用电条件下,电压与电流等参量相对平稳,但客户侧出现窃电行为时,电压与电流等参量变化幅度显著提升。客户侧利用不同的窃电方法时,电能表上的电气参量波动也具有显著变化。通过分析客户侧电气参量异常波动无法准确判断客户侧是否存在窃电行为,因此需结合窃电特点选取窃电判断指标进行客户侧用电态势感知。考虑客户侧窃电行为的多样性与隐蔽性特性,以单一指标无法全面判断客户侧窃电行为^[8],因此选用以下指标作为客户侧窃电态势感知指标。

(1)额定电压偏离度:客户侧正常用电情况下,电压通常处于稳定状态。若存在窃电行为,则电压输出会产生波动,通过当前电压 U_d 与额定电压 U_e 的差异度可体现额定电压偏离度 U_p ,公式描述如下:

$$U_p = U_e - U_d \quad (1)$$

(2)电压不平衡率:其所描述的是三相电压间的差异度。客户侧正常用电情况下,三相电压通常处于稳定状态,电压不平衡率与客户侧电压异常概率间表现为正比例相关,即前者越高,后者也越高。电压不平衡率 U_b 计算公式如下:

$$U_b = U_j/U_z \quad (2)$$

式中, U_j 和 U_z 分别表示三相电压平均绝对偏差和三相电压平均值。

(3)电流不平衡率:其描述电流过流现象。客户侧正常用电情况下,三相电流通常处于稳定状态,与电压不平衡率基本雷同。电流不平衡率 V_b 计算公式如下:

$$V_b = V_j/V_z \quad (3)$$

式中, V_j 和 V_z 分别表示三相电流平均绝对偏差和三相电流平均值。

(4)用电量离散系数:其所描述的是较长时间内客户侧用电行为的一致性^[9]。用电量离散系数与客户侧用电异常行为(即窃电行为)概率之间为正比例相关,即前者越小,后者越小。用电量离散系数 L_s 计算公式如下:

$$L_s = L_c/L_y \quad (4)$$

式中, L_c 和 L_y 分别表示单位用电量标准差和用电量均值的绝对值。

(5)相位角:其所描述的是相位角电压与相位角电流间的夹角。客户侧正常用电情况下,相位角 θ 取值范围固定,有功功率、无功功率和功率因数变化是导致相位角变化的主要影响因素。

(6)线损率:其所描述的是电网内电能传输过程中的耗损量。客户侧正常用电情况下,线损率 X_l 值取值范围固定,其计算公式如下:

$$X_l = \frac{X_d}{G} \times 100\% \quad (5)$$

式中, X_d 和 G 分别表示线损电量和电网供电量。

1.2 客户侧窃电态势感知

从初步确定的用电异常客户用电数据中,提取上述6个客户侧窃电态势感知指标数据,将这6个指标与相关数据作为态势感知模型输入,在窃电特征出现的条件下,其计量数据将产生一定波动。客户侧窃电态势感知的流程如图1所示。

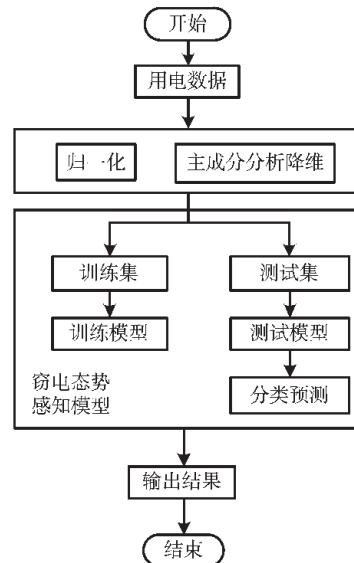


图1 客户侧窃电态势感知的流程

针对所采集的6个客户侧窃电态势感知指标数据,采用主成分分析法进行数据降维处理,清除数据内的重叠信息。将降维处理后的指标数据划分为两个数据集,分别是训练集与测试集。以训练集数据为训练样本,输入RBF神经网络,构建窃电态势感知模型,利用模型获取疑似窃电的用户。

1.2.1 客户侧窃电态势感知模型构建

RBF神经网络预测模型由输入层、隐含层与输出层共同组成,其与其他神经网络相比的主要优势表现为具有较快的学习速率。考虑客户侧窃电态势感知指标有6个,因此模型训练过程中需输入较多变量。将高斯函数作为基函数能够防止因输入变量较多导致模型结构复杂度提升的问题。高斯函数计算公式如下:

$$\phi(x, h_i) = e^{-\frac{\|x-h_i\|^2}{2\delta^2}}, \quad i=1, 2, 3, \dots, q \quad (6)$$

式中, $x = [U_p, U_b, V_b, L_s, \theta, X_l]$ 和 h_i 分别表示多维输入向量和第 i 个高斯函数的中心,在此模型内是与输入向量相同的6维向量; δ 和 q 分别表示决定高斯函数的中心点宽度的方差和蕴含层单元数量; $\|x-h_i\|$ 表示 x 与 h_i 之间的欧氏距离。

输出层获取一个输出值,以0或1表示,输出为0,即该客户侧不存在窃电行为;输出位1,即该客户侧存在窃电行为。

1.2.2 窃电态势感知模型优化

基函数中心是所构建的窃电态势感知模型需求解

的主要参数之一^[10-11]。客户侧窃电态势感知在本质上可定义为一个二分类问题,即依照所输入的各项窃电态势感知指标,利用模型获取2类结果:存在窃电行为和不存在窃电行为。基于此依照上述描述,可选取以依照不同聚类中心间距离确定基函数中心,精准获取不同隐含层单元扩展常数为主要优势的K均值聚类的自组织选取中心法^[12-14]。但考虑K均值聚类算法应用过程中需确定全部数据向量与聚类中心数量,但在实际客户侧窃电态势感知中这是无法实现的,因此需优化K均值聚类算法,将其转换为动态K均值聚类算法,由此解决无法提前确定各项参数的问题,在模型训练过程中依照数量向量实时更新模型中心参数。动态K均值聚类算法由自组织学习与有监督学习两个环节组成:第一环节的主要功能是确定适合隐含层节点径向基函数的数据中心和隐含层RBF函数的中心与方差;第二环节的主要功能是训练隐含层同输出层间的连接权值。

若A和 $t_i(n), i=1, 2, \dots, A$ 分别表示聚类中心数量和第n次迭代的第i个聚类中心,则可通过以下过程实现基于动态K均值聚类算法的自组织选取中心法。

初始化:考虑客户侧窃电态势感知的目的是将用电客户划分为存在窃电行为和不存在窃电行为的两个类别,因此A的实际取值为2。在用电数据内任意选取A个样本作为初始聚类中心 $z_i(0)$ 。

(1) 输入样本:由训练数据内任意选取训练样本 x_k 为输入。

(2) 输入样本与聚类中心的匹配:进行 x_k 与聚类中心的匹配过程,确定此训练样本同不同聚类中心间的欧氏距离,将样本归属于欧氏距离最近的聚类中心内,公式描述如下:

$$i(x_k) = \arg(\min ||x_k - z_i(n)||) \quad (7)$$

(3) 根据所确定的i值,将归为第i类。

(4) 更新聚类中心: x_k 归类后将导致第i类的聚类中心产生变化,由此获取新的聚类中心为:

$$z_i(n+1) = \begin{cases} z_i(n) + \gamma [x_k(n) - z_i(n)] & i=i(x_k) \\ z_i(n) & i \neq i(x_k) \end{cases} \quad (8)$$

式中, γ 表示学习步长,每次仅更新一个聚类中心,剩余聚类中心不变。

(5) 判断算法是否收敛:实际应用过程中,通常以聚类中心波动低于设定阈值为标准确定算法是否收敛。若判断结果未收敛,则返回过程(2),相反进入过程(6)。

(6) 确定方差:以高斯函数为基函数的条件下,方差计算过程如下:

$$\delta = \frac{d_{\max}}{\sqrt{2n}} \quad (9)$$

式中, d_{\max} 和n分别表示所选取聚类中心间距离上限值和隐含层单元数量^[15]。

(7) 确定隐含层单元至输出层间的连接权值:通过最

小二乘法确定连接权值向量w,公式为:

$$w = e^{\frac{1}{d_{\max}^{\frac{1}{2}}} \cdot ||x_k - h_i||^2}, \quad i=1, 2, 3, \dots, A \quad (10)$$

通过以上过程即可确定模型内基函数的中心、方差以及隐含层至输出层的连接权值向量,由模型学习过程完成。

1.3 智能预警

利用客户侧窃电态势感知模型确定存在窃电行为的客户后,需进行智能预警,通过图2所示的预警流程完成客户侧窃电智能预警。利用客户侧窃电态势感知模型确定客户侧是否存在窃电行为可能性后,将存在窃电行为可能的客户数据与应对分析结果传送至电网管理系统智能预警模块内,智能预警模块发生报警命令,声光报警装置发生报警动作,同时将报警信息发送至相关管理人员的智能设备上,如智能手机或笔记本电脑等。

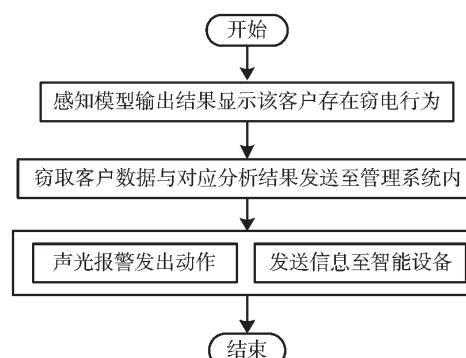


图2 智能预警流程

2 仿真实验

在某市6个区县2019年客户侧用电数据中随机选取3000组客户侧用电数据构建数据集,其中既包含客户侧正常用电数据,同时也包含客户侧窃电用电数据。以MATLAB软件为实验工具,采用本文技术对所构建数据集实施窃电态势感知及预警测试,所得结果如下。

2.1 模型学习

将所构建的数据集划分成三部分,分别是训练集、评估集、测试集,分别包含所构建数据集内70%、10%和20%的数据。基于本文方法中所选取的6个客户侧窃电态势感知指标,利用RBF神经网络构建客户侧窃电态势感知模型。在RBF神经网络内平滑因子对于模型的分类性能产生直接影响,其值越趋近于0,表示所构建的客户侧窃电态势感知模型越趋近于最近邻分类器。将客户侧窃电态势感知指标作为输入变量,在模型内输入输入变量实施模型训练,对训练完成的模型实施检测。客户侧窃电态势感知模型内平滑因子取值在0~1之间,平滑因子以0.1的步长由0.01提升至1,以训练集和评估集为目标,获取不同平滑因子值条件下模型的分类精度,结果如图3所示。分析图3得到,在平滑因子值达到0.7的条件下,本文技术中客户侧窃电态势感知模型的

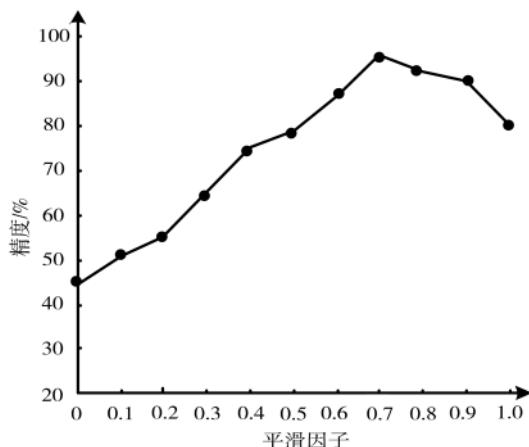


图3 不同平滑因子条件下模型的分类精度

分类精度达到最高值,高达96%以上。

根据最优平滑因子值为0.7,对测试集与评估集实施k-fold交叉验证,设定k值为7。确定各轮交叉验证下模型的精度和精度差值,结果如图4所示。分析图4(a)得到,各轮交叉验证条件下,模型针对训练集和评估集内数据实施分类的精度差异并不显著;由图4(b)得到,模型分类精度的差异波动范围在-4%~5%内。综合图4

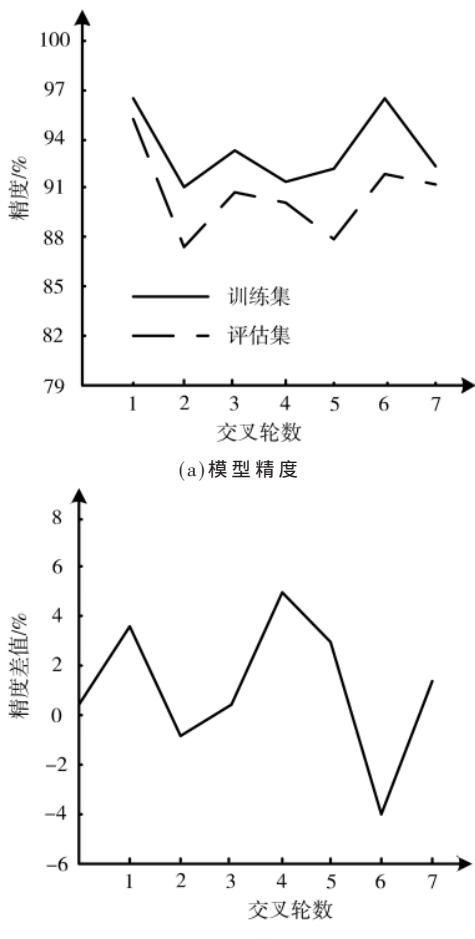


图4 交叉验证

内测试结果说明本文技术中所构建的客户侧窃电态势感知模型未出现拟合过度的问题。

2.2 收敛效率测试

在数据集中包含K组客户侧用电数据的条件下,可以式(11)作为客户侧窃电态势感知模型判断的标准。

$$f = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [Y(k) - B(k)]^2} \quad (11)$$

式中,Y(k)和B(k)分别表示第k个输出值和第k个实际值。

设定本文技术内客户侧窃电态势感知模型参数确定过程中最大迭代次数为150次,图5所示为客户侧窃电态势感知模型参数确定过程中的收敛曲线。分析图5得到,本文技术内客户侧窃电态势感知模型参数确定过程中,f值随着迭代次数提升逐渐下降。在迭代前期(低于20次)的条件下,f值快速下降;随着迭代次数提升,f值下降速度减缓;在迭代后期(达到35次),f值降至0.14,并在随后的迭代过程中保持在0.14状态。由此说明本文技术内客户侧窃电态势感知模型迭代35次后即可确定参数,同时也侧面验证了本文技术的效率优势。

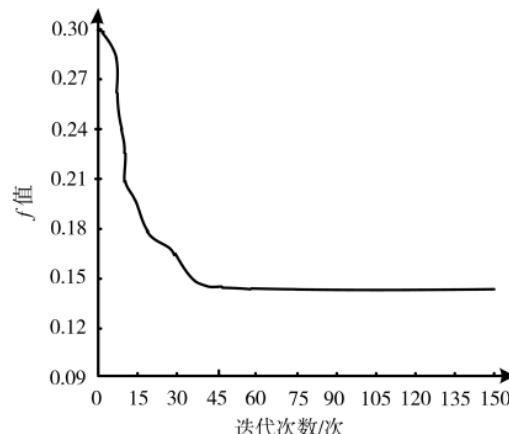


图5 收敛曲线

2.3 窃电态势感知应用效果

实验为验证本文技术对于窃电用户的检测效果,对比采用本文技术前后,所选城市6个区县内客户侧窃电行为比例变化情况,结果如图6所示。分析图6得到,所选城市6个区县在采用本文技术进行客户侧窃电态势感知及智能预警后,各区县客户侧窃电行为比例均呈现下降状态。其中区县4客户侧窃电行为下降比例最低,仅为10%,这是由于区县4内主要为乡村区域,用电量与文化技术水平相对落后。区县1、区县2、区县3、区县5的客户侧窃电行为下降比例均高于20%。实验结果充分说明了本文技术具有较强实用性。

3 结论

本文研究了客户侧窃电态势感知及智能预警关键技术,利用RBF神经网络构建客户侧窃电态势感知模

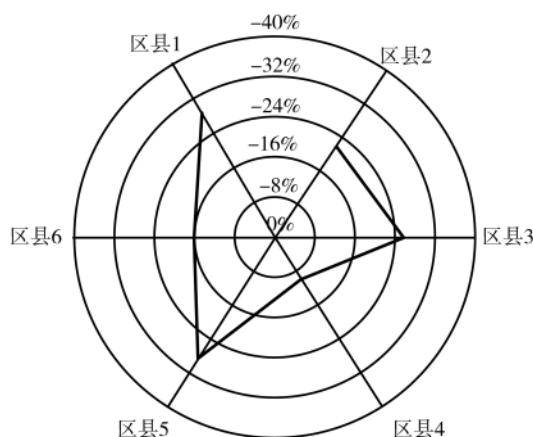


图 6 窃电行为比例变化情况

型, 实现客户侧窃电态势感知及智能预警。实验结果显示本文技术具有较强实用性, 可普遍推广使用。在后续优化过程中, 将主要针对本文技术的可扩展性实施优化, 以期望提升本文技术的可应用性。

参考文献

- [1] 许鹏, 孙毅, 张健, 等. 基于人工智能代理的负荷态势感知及调控方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(3): 178–186.
- [2] 熊霞, 陶晓峰, 叶方彬, 等. 基于台区识别和关联监测加权算法的窃电检测方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(z2): 289–292.
- [3] 吴争荣, 俞小勇, 董旭柱, 等. 基于状态估计的配电网实时态势感知与评估[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(3): 140–145.
- [4] 金明辉. 基于状态评估的智能配电网态势感知方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2020, 250(5): 73–78.
- [5] 黄伟, 黄廷城, 王立勇, 等. 基于态势感知的电网台风预警防御框架研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 509(11): 167–174.
- [6] 李玉强. 基于信息和态势感知技术智能综采工作面研究[J]. 煤炭技术, 2019, 311(11): 190–192.
- [7] 张承智, 肖先勇, 郑子萱. 基于实值深度置信网络的用户侧窃电行为检测[J]. 电网技术, 2019, 43(3): 1083–1091.
- [8] 胡天宇, 郭庆来, 孙宏斌. 基于堆叠去相关自编码器和支持向量机的窃电检测[J]. 电力系统自动化, 2019, 647(1): 162–170.
- [9] 史玉良, 荣以平, 朱伟义. 基于用电特征分析的窃电行为

识别方法[J]. 计算机研究与发展, 2018, 55(8): 5–14.

- [10] 李宁, 尹小明, 丁学峰, 等. 一种融合聚类和异常点检测算法的窃电辨识方法[J]. 电测与仪表, 2018, 55(21): 19–24.
- [11] 孙毅, 张健, 许鹏, 等. 基于人工智能代理的负荷态势感知及调控方法[J]. 电力系统自动化, 2019(3): 178–189.
- [12] 闫怀超, 徐超. 态势感知平台在智能制造领域的解决方案研究[J]. 自动化仪表, 2020(3): 36–40.
- [13] 张亮, 翟海保, 葛朝强. 电力调控中心安全态势感知系统设计与应用[J]. 信息技术, 2019(9): 60–64.
- [14] 葛朝强, 葛敏辉, 翟海保, 等. 基于大数据分析的智能电网安全态势感知[J]. 信息技术, 2019(10): 144–148, 153.
- [15] 李晓明, 张海学, 许多红, 等. 基于大数据平台的电网线损与窃电预警分析关键技术分析[J]. 通信电源技术, 2020, 37(1): 196–197.

(收稿日期: 2021-04-07)

作者简介:

陈文瑛(1968-), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 用电技术。

龙跃(1985-), 男, 在职研究生, 高级工程师, 主要研究方向: 用电技术。

傅宏(1980-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 计算机科学。



扫码下载电子文档

欢迎订阅

电子技术应用 月刊

订阅代号: 2-889

定价: 30 元/期

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所