DOI:10.20033/j.1003-7241.(2025)08-0161-05

一种基于机器视觉的台区用电行为安全性检查技术

杨宇坤[1]，曹 刚[2]，刘倩如[1]

（1.国网江苏省电力有限公司南京供电分公司，江苏 南京 210000；
2.南京苏逸实业有限公司，江苏 南京 210000）

摘 要：台区用电安全是电力公司关注的重点，一旦无法及时发现异常用电行为，将给电力公司造成严重的经济损失。为保证台区用电安全，研究一种基于机器视觉的台区用电行为安全性检查技术。研究中机器视觉设备——电荷耦合器件（charge-coupled device，CCD）摄像头拍摄台区用电区域内来往人员行为图像并针对图像实施灰度变换和去噪两个步骤的预处理。提取用电行为机器视觉图像局部二值模式（local binary pattern，LBP）特征，以此为输入，利用改进径向基函数（radial basis function，RBF）神经网络算法实现用电行为安全检测。结果表明，其AUC值相对更大，说明所研究检查技术准确性更高，能更为准确地判断台区用电行为是否安全。

关键词：机器视觉；用电行为；LBP特征；预处理；改进RBF神经网络算法；检查技术

中图分类号：TP391.413 **文献标识码：**A **文章编号：**1003-7241（2025）08-0161-05

An Inspection Technology for Safety of Electricity Consumption Behavior in Substation Based on Machine Vision

YANG Yukun[1], CAO Gang[2], LIU Qianru[1]

(1. Jiangsu Provincial Electric Power Corporation, Nanjing 210000, China;
2. Nanjing Electricity Supply Industry General Corp., Nanjing 210000, China)

Abstract: The safety of electricity consumption in Taiwan is always a focus of attention for power companies. If abnormal electricity consumption behavior cannot be detected in a timely manner, it causes serious economic losses to the power company. In the face of this situation, in order to ensure the safety of electricity consumption in the substation area, a machine vision based inspection technology for the safety of electricity consumption behavior in the substation area is studied in response to abnormal electricity consumption behavior in the substation area. In the research, the machine vision equipment-charge coupled device (CCD) camera captures images of the behavior of people coming and going in the electrical area of the station, and performs pre-processing steps of grayscale transformation and denoising on the images. It extracts local binary pattern (LBP) features from machine vision images of electricity usage behavior, and uses them as input to implement electricity usage safety detection using an improved radial basis function (RBF) neural network algorithm. The results indicate that using the machine vision based technology studied for safety inspection and testing of electricity consumption behavior, the AUC value is relatively higher, indicating that the accuracy of the inspection technology studied is higher and can more accurately determine whether electricity consumption behavior in the substation area is safe.

Keywords: machine vision; electricity consumption behavior; local binary patterns features; pre processing; improved radial basis function neural network algorithm; inspection techniques

0 引言

电力能为现代大部分领域提供所需要的动力能源，因此电力建设规模一直在扩大。电力公司大部分盈利都是通过收取电费来获取的。人们在生产、生活中消耗电力后，会被电表记录下来，然后电力公司核对用电量之后，按照电量多少收取电费。在用电过程中，会产生一定用电行为，有些非法人员为了偷用电，导致用电行为异常，使得台区用电行为安全性下降，影响电力记录的准确性，进而损害了电力公司的利益[1]。在此背景下，电力公司会定期派人对台区的用电行为进行安全性检查，但是这种定期检查方法效率慢，也无法保证异常用电行为及时被发现[2]。面对这种情况，电力公司致力于研究出有效的自动化检查方法。

在上述背景下，专家和学者提出各种检查方法。目前，用电行为安全性检查方法根据所使用的基础数据类型的不同，主要分为两类：一是基于用电数据的检查方

*基金项目：江苏省电网重点科研项目（5100-202118566A-0-5-SF）
收稿日期：2023-10-23

法，例如张丽娟等人在其研究中首先收集了用户的用电数据并对用电数据实施缺失值处理和归一化处理，然后利用改进蚁狮算法对支持向量机的参数进行优化，最后利用基于改进支持向量机（support vector machine，SVM）构建检测模型，实现用电行为检查[3]。二是基于行为图像的检查方法，例如啸辉等人在其研究中首先采集了人体行为的红外图像并对其实施拼接处理，然后对残差网络（residual network，ResNet）-18网络进行优化，提升网络的特征提取能力，最后利用改进的ResNet-18构建识别模型，实现人体行为的识别[4]。上述两类检查方法各有优缺点，前者相较于后者适用性更强，可以应用在各种环境中，抗干扰性强，缺点是容易受用电数据收集质量的影响，检测工作量大。后者简单且易于实现，可以实现实时检查，但是抗干扰能力相对较弱，容易受到检测环境的干扰。

对此，在第二类检查方法研究的基础上，提出一种基于机器视觉的台区用电行为安全性检查技术。通过研究为保证用电行为安全性提供参考。

1 台区用电行为安全性检查研究

为防范台区的异常用电行为，以便及时预警和阻止，进行安全性检查是十分必要的。该检查技术以机器视觉为核心，机器视觉是一个通过机器视觉产品，如互补金属氧化物半导体（complementary metal-oxide-semiconductor，CMOS）和CCD，拍摄目标并转换成图像信号，然后针对图像信号进行处理、提取特征，最后识别图像中目标类型的过程[5]。基于机器视觉的台区用电行为安全性检查技术主要分为三部分，用电行为机器视觉图像处理、用电行为机器视觉图像特征提取以及用电行为安全机器视觉检测算法。下面针对这三个步骤进行具体分析。

1.1 用电行为机器视觉图像处理

用电行为安全性检查，即检查用户用电行为是否存在异常。检查的第一步是利用机器视觉图像采集设备采集图像，所选的机器视觉产品为CCD摄像头，也称之为CCD图像传感器[6]。CCD本身是一种半导体器件，因此CCD摄像头比较通俗地理解为装有CCD芯片的摄像头。与一般视觉采集设备相比，CCD摄像头自动化程度更高，准确性和稳定性更佳[7]。将CCD摄像头布设到待检查台区用电区域内，然后启动CCD摄像头拍摄台区用电区域内来往人员行为图像，然后针对机器视觉图像，实施预处理。

（1）机器视觉图像灰度变换

图像灰度变换是指将视觉图像的灰度变换到一个更大的范围内，以增强视觉效果[8]。图像灰度变换包括两个步骤，先是对视觉图像进行灰度化处理，简单地说，就是将彩色图像转灰。转换公式为

$$A_{(i,j)}=\sqrt{\frac{R_{(i,j)}{}^{\delta}+\left(1.5G_{(i,j)}\right)^{\delta}+\left(0.6B_{(i,j)}\right)^{\delta}}{1^{\delta}+1.5^{\delta}+0.6^{\delta}}} \tag{1}$$

式中，$A_{(i,j)}$代表用电行为机器视觉图像灰度化后(i,j)处的灰度值；$R_{(i,j)}$、$G_{(i,j)}$、$B_{(i,j)}$代表原始图像$f_{(i,j)}$红、绿、蓝色彩三分量；δ代表Gamma值。

接下来按照下述公式进行线性灰度变换。

$$B_{(i,j)}=\frac{\hat{T}-\check{T}}{\hat{T}_0-\check{T}_0}\left(f_{(i,j)}-\check{T}_0\right)+\check{T} \tag{2}$$

式中，$B_{(i,j)}$代表线性灰度变换后的用电行为机器视觉图像(i,j)处的像素值；$(\check{T}_0,\hat{T}_0)$代表原用电行为机器视觉图像$f(i,j)$的灰度范围；$(\check{T},\hat{T})$代表线性灰度变换后的用电行为机器视觉图像的灰度范围[9]。

（2）机器视觉图像去噪

针对用电行为机器视觉图像中存在的噪声点问题，为保证图像中的细节信息，需要对其去噪，选择的方法为均值滤波法[10]。处理方式为

$$\overline{B}_{(i,j)}=\frac{\sum\limits_{(i,j)\in F}\dot{B}_{(i,j)}}{M} \tag{3}$$

式中，$\overline{B}_{(i,j)}$代表均值滤波后(i,j)处的像素值；$\dot{B}_{(i,j)}$代表模板内(i,j)处的原始像素值；M代表模板内像素点的数目；F代表邻域集合。

1.2 用电行为机器视觉图像特征提取

针对预处理好的用电行为机器视觉图像，本章节提取图像中的用电行为特征。特征类型有很多，如边缘特征、纹理特征、颜色特征、角点特征[11]。在本研究中选取LBP特征作为用电行为机器视觉图像特征。特征提取过程如下。

步骤1 将用电行为机器视觉图像进行分割，分割为多个方形局部区域。

步骤2 将每个方形区域看作是3×3的方形内核，内核中由9个位置处的像素值组成。

步骤3 对9个像素值进行排序，选出其中的中心像素点，即H_{med}。

步骤4 按照下述规则，对中心像素点前后的邻域像素值进行赋值。

$$P\left(H_k\right)=\begin{cases}1, H_k\geqslant H_{\text{med}}\\ 0, \text{否则}\end{cases} \tag{4}$$

式中，H_k代表中心像素点的第k个邻域点的像素；$P(H_k)$代表中心像素点的第k个邻域点的位置。

步骤5 计算LBP特征值为

$$LBP\left(i_{\text{med}},j_{\text{med}}\right)=\sum_{k=0}^{k-1}2^{k}h\left(H_{\text{k}}-H_{\text{med}}\right) \tag{5}$$

式中，$LBP(i_{\text{med}},j_{\text{med}})$代表中心像素对应的LBP值；$(i_{\text{med}},j_{\text{med}})$代表中心像素的坐标。

步骤6：重复上述过程，计算每个方形局部区域中心像素对应的LBP特征值，记为$LBP_{\text{n}}(i_{\text{med}},j_{\text{med}})$。$LBP_{\text{n}}(i_{\text{med}},j_{\text{med}})$就是方形局部区域的局部LBP特征值。

步骤7：计算所有方形局部区域的LBP特征值总和，计算公式如下：

$$U=\sum_{n=1}^{N}LBP_{\text{n}}\left(i_{\text{med}},j_{\text{med}}\right) \tag{6}$$

式中，U代表LBP特征值总和；$LBP_{\text{n}}(i_{\text{med}},j_{\text{med}})$代表第$n$个方形局部区域的LBP特征值[12]。

U特征值总和是整幅图像的特征，$LBP_{\text{n}}(i_{\text{med}},j_{\text{med}})$是图像的局部特征。在后续研究中，可以以整幅图像特征U作为输入，也可以以多个局部特征$LBP_{\text{n}}(i_{\text{med}},j_{\text{med}})$作为输入。

1.3 用电行为安全机器视觉检测算法

在上述两个章节处理基础上，利用改进RBF神经网络进行台区用电行为安全性检测。其改进方法为聚类算法，对每个输入特征向量进行聚类，确定隐含层基函数的数据中心，并通过计算数据中心之间的欧式距离进一步确定基函数的扩展常数，构成聚类RBF神经网络算法。检测分为训练过程和测试过程，前者的作用是让检测算法发展成熟，以便为后者服务。算法检测过程如下：

步骤1：输入m个训练样本；

步骤2：提取m个训练样本输入图像的LBP特征，作为算法的输入特征样本；

步骤3：组合特征矩阵，记为

$$\boldsymbol{L}=\begin{bmatrix}LBP_{11},LBP_{12},...,LBP_{1N}\\LBP_{21},LBP_{22},...,LBP_{2N}\\...\\LBP_{m1},LBP_{m2},...,LBP_{mN}\end{bmatrix} \tag{7}$$

式中，LBP_{ij}代表第i个训练样本的第j个LBP特征；N代表局部LBP特征数量；m代表训练样本数量；

步骤2：将$\boldsymbol{L}$作为检测算法的输入特征矩阵，对应的结果输出矩阵$\boldsymbol{z}=\{z_1,z_2,\cdots,z_{\text{m}}\}$（每个输入样本对应一个结果类别）；

步骤3：利用聚类算法计算RBF隐含层数据中心和扩展常数。计算过程如下：

$$O_i^k=\frac{\sum_{L\in R_i^k}\boldsymbol{L}}{m_i} \tag{8}$$

式中，O_i^k代表计算出来的RBF隐含层数据中心；R_i^k代表聚类中心对应的聚类域；m_i代表第i个聚类域所包含的特征样本数。

$$J_i=\frac{\max d}{\sqrt{2s}} \tag{9}$$

式中，J_i代表扩展常数；s代表假设的RBF神经网络隐含层的节点数，与数据中心的数目一样；max$d$代表与数据中心之间的最大距离。

步骤4：计算聚类的目标函数，即：

$$Y=\sum_{i=1}^{m}\min\left|L_i-O_i^k\right| \tag{10}$$

式中，L_i代表第i个训练样本。

步骤5：判断Y是否小于聚类结束的目标误差？若是，聚类结束；否则回到步骤3，直至确定隐含层的节点数、聚类中心以及扩展常数；

步骤6：计算隐含层单元的输出，记为

$$q_i=\exp\frac{-\left|L_i-O_i^k\right|^2}{2J_i^2} \tag{11}$$

式中，q_i代表隐含层单元的输出；

步骤7：计算输出层的实际输出Q_j。

$$Q_j=\sum_{i=1}^{s}w_{ij}q_i \tag{12}$$

式中，w_{ij}代表隐含层与输出层连接权值；

步骤8：计算Q_j与预期结果输出z_j之间的误差，记为Δ_j；

步骤9：当Δ_j小于设定的目标误差，改进RBF神经网络结束；否则修正权值并继续训练，直至达到误差限制条件。

经过上述训练，改进RBF神经网络算法训练成熟，输入测试样本，得到用电行为安全检测结果。

2 应用效果测试

2.1 机器视觉图像样本集

以某台区用电区域为测试环境，选取10个人在该环境中模拟用电行为，然后利用布设在现场的CCD摄像头采集机器视觉图像，共采集图像2 462张，其中1 230张包含异常用电行为，其余为正常用电行为。机器视觉图像样本部分示例如图1所示。

2.2 机器图像LBP特征提取结果

将用电行为机器视觉图像进行分割，将每张图像分割为16个方形局部区域，提取方形局部区域的LBP特征，作为输入特征向量。以图1四个示例图像为例，提取到的图像LBP特征值如表1所示。

2.3 安全性检查结果

在计算机上运行改进RBF神经网络检测算法，检查机器视觉图像中是否存在异常用电行为，确定是否安全，检查结果示例如图2所示。



图1 用电行为机器视觉图像样本示例

表1 图像LBP特征提取结果示例

方形局部区域	示例图像(a)	示例图像(b)	示例图像(c)	示例图像(d)
1	2.658 2	8.569 3	3.745 2	4.755 5
2	5.642 0	6.765 2	1.762 2	6.245 4
3	3.486 5	4.445 2	2.659 3	1.648 4
4	4.784 5	2.464 3	2.456 9	2.224 0
5	2.652 0	3.565 1	1.856 5	2.785 0
6	1.786 4	1.687 5	3.662 5	2.521 0
7	2.966 6	2.695 2	2.476 5	3.565 8
8	1.655 8	3.796 2	1.765 9	5.987 4
9	3.682 2	1.789 9	3.658 2	6.636 3
10	2.895 4	2.357 9	2.855 6	2.841 1
11	8.624 8	3.769 2	2.495 2	7.841 6
12	6.287 5	1.879 8	2.754 2	8.745 1
13	4.024 6	3.585 2	2.685 2	6.541 2
14	3.054 8	2.798 2	1.756 5	2.765 2
15	2.987 5	2.465 4	2.268 0	2.879 8
16	6.795 2	2.418 8	3.758 8	6.221 4



图2 安全性检查结果示例

2.4 检查技术对比分析

利用基于改进SVM的检查技术、基于改进ResNet-18的检查技术对同样的机器视觉图像样本集进行用电行为安全性检查。针对检查结果统计AUC的值。AUC值为ROC曲线下方的面积，其值越大，检查准确性越高。ROC曲线为检测结果的伪阳性率（FPR）作为X轴，以检测结果的真阳性率（TPR）作为Y轴。其中：

$$TPR=\frac{\phi}{\phi+\varphi} \tag{13}$$

$$FPR=\frac{\mu}{\mu+\eta} \tag{14}$$

式中，ϕ代表检查结果为异常，实际结果也为异常；φ代表检查结果为安全，但实际结果也为安全；μ代表检查结果为异常，但实际结果为安全；η代表检查结果为安全，但实际结果为异常。AUC值结果如图3所示。

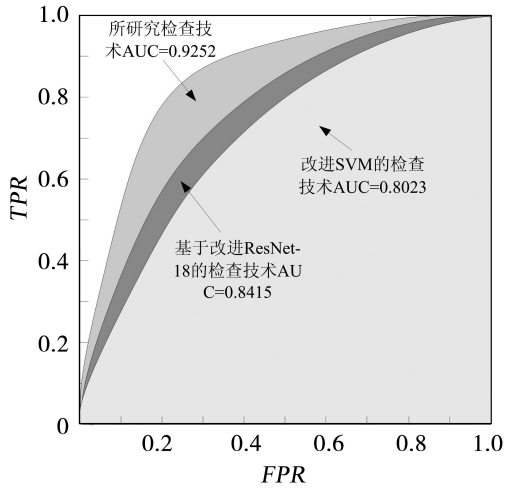


图3 AUC值对比结果

从图3中可以看出，所研究检查技术进行台区用电行为安全性检查，其AUC值要大于基于改进SVM的检查技术、基于改进ResNet-18的检查技术，由此说明所研究检查技术的准确性更高，能够更为准确地判断台区用电行为是否安全。

3 结束语

台区是电力分配和调度的重要场所，因此其安全不容有失。面对台区往来人员，识别其用电行为对于保障电力安全，维护电力公司经济利益具有十分重要的作用。为此，提出一种基于机器视觉的台区用电行为安全性检查技术。该技术利用机器视觉设备采集用电行为图像，然后利用机器识别算法，即改进后的RBF神经网络算法，进行用电行为安全性检测。最后通过实验测试，对比

（下转第183页）