

基于径向基函数神经网络识别的电力系统 动态参数获取新途径

赵书涛, 李宝树, 苑津莎, 赵东生

(华北电力大学电力系统保护与动态安全监控教育部重点实验室, 河北省 保定市 071003)

The New Acquiring Path of Power System Dynamic Parameter Based on RBFNN Recognition

ZHAO Shu-tao, LI Bao-shu, YUAN Jin-sha, ZHAO Dong-sheng

(Key Laboratory of Power System Protection and Dynamic Security Monitoring and Control under Ministry of Education, North China Electric Power University, Baoding 071003, Hebei Province, China)

ABSTRACT: Acquiring the dynamic parameters based on computer vision instead of manual patrol, and via comparing power meter reading with its preliminary definition threshold, which is a new automatic monitoring scheme of power system running. In the process of power meter automatic recognition, three particle feature invariants, include length ratio, compactness and simplicity factor have been extracted. The RBFNN is utilized in the dial plate elements recognition. The meter identifying experiments proved that the RBFNN input invariants are stable and proper, and it is insensitive to the background noise. It can optimize the power system monitoring with the image-analyzing introducing.

KEY WORDS: dynamic parameter; computer vision; feature invariants; radial basis functions neural network; dial plate elements recognition

摘要: 借助计算机视觉替代人工进行巡视, 通过图像识别获取的电网动态参数与门限值进行比较是评判电网运行状态的一种新途径。其中仪表图像的自动识别是获取动态参数的关键环节, 该文提取了图像中颗粒目标的长度比、紧密性和简单度 3 个特征不变量, 应用 RBFNN 实现了表盘关键元素的自动分类。通过对指针式仪表图像的识别实验, 证明了输入 RBFNN 的特征不变量在仪表元素识别中是稳定的, 对噪声不敏感, 引入图像识别技术可大大优化电力系统运行状态的监测过程。

关键词: 动态参数; 计算机视觉; 特征不变量; 径向基函数神经网络; 表盘元素识别

0 引言

电力系统运行状态监测中的许多难题源于高电压和强电磁场的存在, 众多关键参数的获取受被

测量和测量方法的限制, 需过多地考虑系统安全、绝缘和弱信号的传输等因素。目前安装的多种微机监测系统本身也不够完善, 不仅运行平台和通信规约不统一, 且现场安装接线复杂、维护困难, 更严重的是通信接口一旦损坏则无法获取监测量。此外, 有些运行参数和故障征兆信号很难通过接触测量转换成电信号, 甚至无法利用微机监测获取^[1-2]。

为此, 人工定时巡视中需观测多个运行参数, 这作为判断系统运行状态的一项必要措施, 不管是获取仪表指示的动态参数, 还是确定高、低压设备的运行情况, 都过分依赖于值班员的责任心、专业知识和人眼的视觉特性。事实上这种方法仍无法同时动态捕捉多个监测量, 很难及时发现运行参数的突变, 这已成为制约电网自动化水平提高的关键要素之一。近几年马尔(D. Marr)教授创立的计算机视觉理论在空间遥感、医学图像处理 and 制造业尺寸测量中取得了巨大成功^[3-4]。借鉴人类视觉活动的反应机理, 本文提出利用成像设备采集变电站的关键图像, 经计算机识别和理解获取许多关键电力参数, 如电压、电流、功率、频率、绝缘油位和气体压力等。这项技术涉及测量规程、视觉理论、模式识别和人工智能等多学科的知识。尤其是在成像条件不理想时, 对复杂表盘细节的识别是最为关键的难题。通过径向基函数神经网络(radial basis functions neural network, RBFNN)把仪表盘元素的非线性分类问题映射到一个高维空间, 对指针、分度线、数字和符号进行了有效分类, 很好的满足了准确性和实时性的要求, 为监测自动化中某些难题的解决提

供有效的途径。

1 电网动态参数自动获取的新途径

仪器仪表可反映电力系统的大量动态运行参数。不论通过定时巡视的人工读取，还是通过数字通信接口的“远程读取”，迄今为止，还没有一种令人满意的通用仪表自动读取系统。很多学者的研究致力于如何通过数字接口(RS232、GPIB 和 CAN 等)与仪表交换数据，但是将已有的大量指针仪表全部改造不太现实，即使有数字接口的仪表也存在规约统一，接口损坏的处理问题^[5]。

在统一的计算机视觉硬件平台上，无论模拟仪表还是数字仪表，不管有无通信接口，模仿操作员读表的视觉和思维活动，可由软件依据读表规则对所监测的参数超限或故障征兆进行自动评判和告警。电力运行参数动态监测系统组成如图 1 所示。

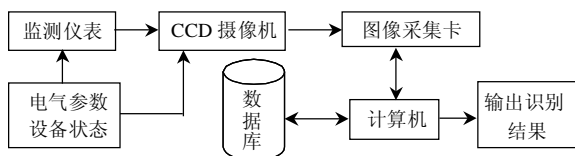


图 1 动态参数自动监测系统组成框图

Fig.1 System structure of dynamic parameter monitoring

图像采集设备包括电荷耦合器件(CCD)面阵摄像机和图像采集卡，它作为计算机的“眼睛”来获取仪表图像，构成的灰度随空间位置变化二维阵列，可表示为 $f(x,y)$ ，动态图像表示为 $f(x,y,t)$ 。另外高压设备内部放电或温度变化也可显现为数字图像颜色和亮度信号的变化，即使照明不足的情况下，用红外图像传感器(加入滤波镜可实现对温度、放电等的监测)仍可动态记录监测目标。作为图像传感器的 CCD 对灰度的敏感程度远高于人眼，计算机也没有视觉疲劳，分析处理能力强大，识别结果与历史数据对比判断电压、电流参数的超限，SF₆ 高压开关是否漏气等，非常适合电网动态参数监测的需要。

利用计算机视觉替代人工巡视，无疑是将直读式显示表计嵌入到监测自动化系统的唯一途径，对没有加装通信模块(或通信出现问题)的数字仪表，也可统一来处理。解决了目前巡检工作中的若干难题，消除了操作者缺乏责任心、视觉疲劳和固有缺陷造成的监测数据漏读和误读现象。然而，电力仪表种类多，标尺刻度特性各异，由于 CCD 畸变、聚焦欠准确、光强变化及噪声干扰等，造成采集图像模糊，字符笔划丢失或标度尺断续等，此外图像

和识别目标大小不一，并随指针的旋转运动，这给图像自动识别带来很大困难。计算机在完成一系列复杂的视觉和思维过程中，知识水平只相当于一个“婴儿”，使其成为具备相当专业知识的“专家”还需要大量的图像处理和理解工作。

2 基于 RBFNN 的表盘元素识别

2.1 表盘元素的分类及识别过程

直读式仪表的表盘由指针、分度线、数字和符号等多种元素构成，设标度盘上各元素对应的模式类别为 $w_i(i=1,2,3)$ ，需要找到 N 维空间向量 X 作为识别的特征。

$$X = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_N]^T \quad (1)$$

判断 X 是否属于 w_i 及 x_i 属于 w_i 中哪一类，取判别函数 $D_i(X)(i=1,2,3)$ ，如果式(2)成立，则 X 属于第 i 类。

$$D_i(X) > D_j(X), \quad (j=1,2,3, i \neq j) \quad (2)$$

图像变形不大时，统计估计理论(Byases 识别法)和语法生成法是有有效的识别方法，但指针仪表的表盘形状、指针大小、标度特性和符号种类很多，这些模式识别方法不仅计算量大，且耗时多、识别正确率下降。人工神经网络具有自学习、泛化功能、无需建立数学模型，并能以任意精度进行非线性映射，特别适用于解决复杂图像的识别问题。BP 网络、Hopfield 网络等已被应用到物体的形状自动识别中^[6-8]，在电网动态参数识别时，对指针、分度线和字符等关键元素的识别率和速度要求很高，BP 网络识别速度和准确性还不够理想。

RBFNN 是参数化的统计分布模型与非参数化线性感知器模型相结合的一种前向神经网络模型，是一类局部最小网络，和普通前馈网络相比，其优点在于结构简单，训练简洁，用线性的学习算法来完成非线性学习算法所做的工作，收敛速度快，同时又能保持非线性算法的高精度的特点。图 2 是利用 RBFNN 识别仪表盘上各元素的过程。

滤波消除噪声可提高图像的质量，二值化可大大加速图像基元识别处理过程。经预处理后，抽取表盘元素的特征向量作为 RBF 网络的输入，RBFNN

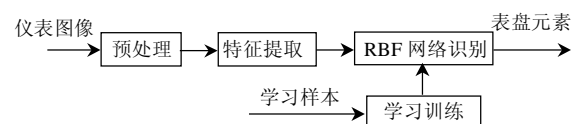


图 2 RBF 网络识别表盘元素工作流程

Fig. 2 Workflow diagram of dial elements recognition based on RBF network

经过学习训练后作为识别层,对图像特征进行分类。

2.2 图像特征的提取

图像的直方图呈现近似双峰分布,存在目标 C_1 和背景 C_2 两类,最佳阈值 T 是使分离度 $h(t)$ 达到最大的灰度值^[9-10]

$$h(T) = \left[\frac{s_B^2(T)}{s_W^2(T)} \right]_{\max} \quad (3)$$

其中,类内方差和类间方差分别为

$$s_W^2(T) = \left\{ \sum_{i \in S_1} (i - m_1)^2 n_i + \sum_{i \in S_2} (i - m_2)^2 n_i \right\}$$

$$s_B^2(T) = \left\{ \sum_{i \in S_1} (m_1 - m_T)^2 n_i + \sum_{i \in S_2} (m_2 - m_T)^2 n_i \right\}$$

式中: m_T 为全局灰度均值; m_1 、 m_2 是属于 C_1 和 C_2 的像素的灰度平均值。

计算出式(3)的最大方差比,对应灰度值 T 即可把图像最合理地划分出目标和背景,按式(4)将图像 $f(x,y)$ 转化为二值图像。

$$f(x,y) = \begin{cases} 1 & f \leq T \\ 0 & f > T \end{cases} \quad (4)$$

经分析发现,指针、分度线和字符轮廓可近似为直线及弧的组合,提取尽量少的特征描述它们是减小检测运算量的关键,直接以像素特征为 RBFNN 的输入,计算量过于庞大,无法实时处理。

在图像白色背景下,认为被识别的标度盘元素目标为黑色的颗粒,其参数定义如图3所示,提取二值图像目标的3个特征如下所述。

(1) 长度比因子 L_r : 颗粒最大截距 M_m 与垂直平均截距 M_p 之比为

$$L_r = M_m / M_p \quad (5)$$

(2) 紧密性因子 T_r : 颗粒面积 A_p 与外切矩形面积 A_r 之比为

$$T_r = A_p / A_r \quad (6)$$

(3) 简单度因子 S_r : 颗粒面积 A_p 与颗粒周长 A_c 之比为

$$S_r = A_p / A_c \quad (7)$$

这3个特征不受成像焦距调节、图像放大和旋转的影响,属于具有平移、旋转、尺度缩放等不变性的特征不变量。将之作为最优参量划分特征空间,分类器设计容易、速度较快,且不受噪声的影响,具有很好的稳定性。

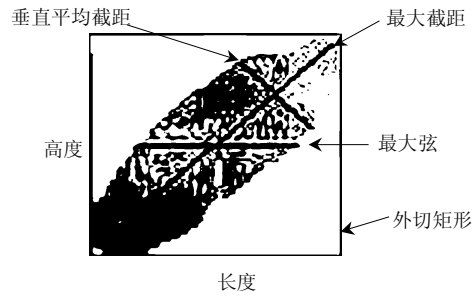


图3 颗粒特征参数定义

Fig. 3 Define of particle parameters

2.3 RBF 网络识别方法

RBF 网络采用三层前向网络结构:由信号源节点组成输入层,对中心点径向对称衰减的非负非线性函数构成隐含层,隐单元输出的线性加权构成网络的输出层^[11-12],如图4所示。

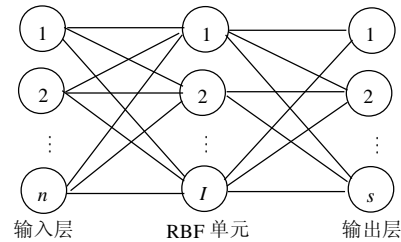


图4 RBF神经网络结构图

Fig. 4 RBF neural network structure

RBFNN 的输入空间到隐层空间的变换是非线性的,而从隐层空间到输出层空间的变换是线性的。构成隐层局部分布的非线性函数(核函数)通常可由高斯核函数构成:

$$j_j(x) = \exp\left(-\frac{(X - C_j)^T (X - C_j)}{s_j^2}\right) \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

式中: j 为第 j 个隐层节点的输出; $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 为输入样本; C_j 为高斯函数的中心值; s 为标准偏差; m 为隐层节点数。

由式(8)可知,节点的输出范围在0和1之间,且输入样本愈靠近节点的中心,输出值愈大。RBFNN 的输出为隐层节点输出的线性组合。

$$y_k(x) = \sum_{j=1}^m w_{kj} j_j(x) - q \quad (9)$$

式中: w_{kj} 为隐层第 j 个单元到输出层第 k 个单元的权值; q 为输出层第 k 个单元偏差。简化消除后,得

$$y_k(x) = \sum_{j=1}^m w_{kj} j_j(x) \quad (10)$$

由网络结构可以看出,从输入空间到隐层的变换采用高斯函数构成隐层空间,从隐层空间到输出

空间的变换是线性的。隐层对激活函数的参数进行调整,输出层对线性权进行调整。对任一输入样本,每个隐层节点都计算一个高斯函数,网络的输出是这些核函数的加权求和。只有当 RBF 神经元的输入距高斯函数的中心点足够近时,神经元才被激活。RBF 采用的这种指数递减的局部非线性函数,使其具有更强的局部聚类能力。

3 识别实验及结果分析

指针、分度线、表盘文字和符号构成仪表盘的关键元素,指针可能是矩形、三角形或椭圆等多种形状,分度线是有长有短的一些线段,文字符号表示仪表的类型、准确度等级和量程等。预处理和特征提取后的图像颗粒特征作为 RBF 网络的输入,输出单元个数为表盘上被识别元素种类数为 3。

RBF 网的训练分成隐层训练和输出层训练 2 个独立的阶段,第 1 阶段根据所有的输入样本决定隐层各节点高斯函数的中心值 C_j 和宽度 s ,隐层单元的数量由样本点数量决定,如是样本点则对应的输出为“1”,输入与特征距离越远则输出值越小,隐层训练方法采用了 K -均值聚类算法。第 2 阶段根据最小二乘法求出隐含层到输出层的权值 w_{kj} 。

利用 6 幅不同的仪表盘图像的样本数据可以对 RBF 网络进行实际训练,每幅图像包含多条分度线,一个指针,若干字符(符号)。表盘元素分类过程为①图像预处理后,得到二值图像颗粒的长度、紧密性和简单度因子特征,输入到第一层神经网络;②选取 N 个数据作为样本,并初始化 M 个核函数中心,训练 RBF 网络。如给定误差 0.01,经过 5 幅图像的训练,识别输出误差满足要求;③识别的正确率表示了 RBF 网络的性能,表 1 对比了普通 BP 网络和 RBF 网络对表盘元素的识别情况。

表 1 RBFNN 与 BPNN 网络对仪表盘元素识别结果
Tab. 1 Results of dial plate elements using RBFNN and BPNN

识别方法	表盘元素分类结果		
	颗粒样本总数	分类数	正确识别率/%
RBF	$6 \times (35+1+44)$	74	98.7
BP	$5 \times (35+1+44)$	54	88.5

可以看出,RBFNN 比 BPNN 对特征位置、图形缩放和旋转上分类的识别效果好,对外形不同的仪表盘识别具有较好的通用性。

采用 Hough 变换^[13]或最小二乘法^[14]确定指针的位置,结合模式识别得到的符号含义,由仪表的

示值即可判断电气参数大小及变化情况,存入关系数据库后可进行统一管理,与历史数据对比可判断电网运行状态^[15]。

4 结论

(1) 计算机视觉可适用于无人值守电站的动态参数监测,也可用于电厂中大量压力、温度等非电参数的自动读取。无论是数字仪表还是模拟仪表,不必改造仪表本身,也不必考虑通信、测试接口问题,在统一的硬件平台下,可构成高效的电网参数监测或集中式远程抄表系统。

(2) 在 RBFNN 中输入长度比、紧密性和简单度 3 个特征不变量,很好的解决了复杂仪表的正确和快速识别问题。

(3) 计算机视觉是一项值得关注的新技术,这种“非接触测量”尤其适合高电压、强电磁场恶劣电磁环境或高温、有腐蚀环境下的多种参数的动态监测。可以克服人类视觉的许多弱点,在电力系统中的应用具有广阔发展前景。

参考文献

- [1] 张次衡. 视觉信息在电力系统自动化中应用的探讨[J]. 电网技术, 1997, 21(4): 35-37.
Zhang Ciheng. Application of visual information in automation of electric power system[J]. Power System Technology, 1997, 21(4): 35-37(in Chinese).
- [2] 邓宏贵, 罗安, 刘雁群, 等. 电力关键设备远程监测与故障诊断系统的研究[J]. 电网技术, 2003, 27(5): 51-54.
Deng Honggui, Luo An, Liu Yanqun, et al. Research on remote monitoring and fault diagnosis system for key equipments in power system[J]. Power System Technology, 2003, 27(5): 51-54(in Chinese).
- [3] 程存学, 朱晓昆. 计算机视觉——低层处理技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 1993.
- [4] 沈庭之, 方子文. 数字图像处理及模式识别[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1998.
- [5] 赵书涛, 李宝树, 崔桂彦, 等. 基于计算机视觉的远程变电站状态监测与诊断[J]. 电网技术, 2005, 29(6): 63-66.
Zhao Shutao, Li Baoshu, Cui Guiyan, et al. Remote state monitoring and diagnosis of substation based on computer vision[J]. Power System Technology, 2005, 29(6): 63-66(in Chinese).
- [6] 程咏梅, 潘泉, 张洪才, 等. 计算机智能图像识别算法研究[J]. 计算机应用, 2004, 24(2): 65-68.
Chen Yongmei, Pan Quan, Zhang Hongcai, et al. Computer intelligent image recognition algorithm[J]. Computer Applications, 2004, 24(2): 65-68(in Chinese).
- [7] 浦世亮, 浦兴国, 袁镇福, 等. 激光干涉气液两相流测量图像自动辨读方法的研究[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(2): 201-205.
Pu Shiliang, Pan Xingguo, Yuan Zhenfu, et al. An automatic image processing method for the interferometric laser imageing droplet sizing(ilids) technique[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(2):

- 201-205(in Chinese).
- [8] 许廷发, 张敏, 顾海军, 等. 改进的 BP 算法在多目标识别中的应用[J]. 光学精密工程, 2003, 11(5): 513-515.
Xu Tingfa, Zhang Min, Gu Haijun, et al. Multi-target recognition with improved BP algorithm[J]. Optics and Precision Engineering, 2003, 11(5): 513-515(in Chinese).
- [9] Blayvas I, Bruckstein A, Kimmel R. Efficient computation of adaptive threshold surfaces for image binarization[C]. The 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Kauai, HI, USA, 2001.
- [10] Pasaltis. Image Normalization by complex moments[J]. IEEETrans. PAMI, 1985, 7(1) : 46-55.
- [11] Yingwei L, Sundarajan N, Saratchandran P. Performance evaluation of a sequential minimal radial basis function (RBF) neural network learning algorithm[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 1998, 9(2): 308-318.
- [12] Leong T K, Sundararajan N, Saratchandran P. Real-time performance evaluation of the minimal radial basis function network for identification of time varying nonlinear systems[J]. Computers and Electrical Engineering, 2002, 28(2): 103-117.
- [13] Correa Alegria F, Cruzz Serra A. Automatic calibration of analog and digital measuring instruments using computer vision[J]. IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement, 2000, 49(1): 94-99.
- [14] 赵书涛, 李宝树, 岳国义, 等. 基于计算机视觉的电测仪表自动识别方法的研究[J]. 仪器仪表学报, 2004, 25(增刊): 606-607.
Zhao Shutao, Li Baoshu, Yue Guoyi, et al. Study on intelligence method of meters recognition based on computer vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2004, 25(s): 606-607(in Chinese).
- [15] 徐小宇, 蒋玉红. 可视化集中式绝缘在线监测系统软件的开发[J]. 电网技术, 2004, 28(6): 41-45.
Xu Xiaoyu, Jiang Yuhong. Software development for visualized concentrative on-line insulation monitoring system[J]. Power System Technology, 2004, 28(6): 41-45(in Chinese).

收稿日期: 2006-01-23。

作者简介:

赵书涛(1968—), 男, 副教授, 从事现代电磁测量技术、计算机视觉方面教学和科研工作, shutaozhao@163.com;

李宝树(1955—), 男, 教授, 从事电磁测量技术方面教学和科研工作;

苑津莎(1954—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 从事信息处理等电力系统通信方面的科研和教学工作;

赵东生(1980—), 男, 硕士研究生, 从事计算机视觉方面的研究工作。

(编辑 王剑乔)