

文章编号: 1671-251X(2024)S1-0134-05

基于表面灰度和纹理识别的 TDS 智能干选机刮板机异常状态检测方法

张铁聪, 冯锦鹏, 赵彦成, 钮涛, 刘国锋

(国家能源集团宁夏煤业有限责任公司 金凤煤矿, 宁夏 吴忠 751500)

摘要: TDS 智能干选机是选煤厂的主要生产设备, 刮板机作为其关键组件, 常因跳链、断链等故障阻碍机器的工作进度。针对刮板机故障的强偶发性与故障扩大化效应, 以机器视觉为技术, 以表面灰度和纹理识别为手段, 提出 TDS 智能干选机刮板机异常状态检测方法。根据图像灰度值, 利用基于改进生长准则的区域生长法, 生成粗略的异常状态检测目标区域。采用形态学的腐蚀、膨胀、开运算和闭运算操作, 处理区域生长后的图像和新产生的导线图像。引入 canny 算子识别检测区域中的目标纹理, 生成目标轮廓线。结合轮廓线和直线斜率、灰度、纹理、虚拟边框与机链轮廓的位置关系等信息, 实现异常状态检测。实验结果表明, 该方法对跳链、断链、漂链、掉链、跑偏 5 种刮板机异常状态检测的真阳性指数分别高达 0.98, 0.98, 0.98, 0.97, 0.94, 且实际量与检测量的误差均不足 1 mm。该方法具有较高的正确检测比例和检测精准度, 可指导 TDS 智能干选机刮板机的安全运行。

关键词: TDS 智能干选机; 刮板机; 机器视觉; 表面灰度; 纹理识别; 异常状态检测

中图分类号: TD67

文献标志码: A

Abnormal state detection method for scraper of TDS intelligent dry sorter based on surface grayscale and texture recognition

ZHANG Tiecong, FENG Jinpeng, ZHAO Yancheng, NIU Tao, LIU Guofeng

(Jinfeng Coal Mine, CHN Energy Ningxia Coal Industry Co., Ltd., Wuzhong 751500, China)

0 引言

受机械化采煤技术和地质条件影响, 近几年开采的原煤质量不断下降, 催生出诸多以去除杂质, 富集可用物质, 按质量、规格等需求来满足工业生产的选煤方法。根据水是否参与选煤过程, 选煤方法分为湿法和干法^[1-2]。前者工艺流程复杂, 原煤需经过脱水、干燥等后续处理, 且耗水量较大, 基建投资和生产成本较高; 后者以空气为分选介质, 无需水资源与脱水、干燥等后续处理工艺, 既节能又经济, 特别适用于寒冷、干旱地区。因此, 基于 X 射线的智能干选设备脱颖而出^[3]。其中, TDS (Telligent Dry Separator) 智能干选机凭借高分选精度和智能化程度、宽处理粒度等优势, 成为行业升级的趋势和代表。

刮板机作为 TDS 智能干选机的关键组件, 主要负责将分选后的原煤按照其不同的物理特性进行分类输送, 以便后续加工处理或进一步利用。该设备

能够实现原煤的连续输送、自动控制等功能, 提高整个干选系统的效率和精度。因此, 及时发现刮板机的异常状态是确保选煤工艺连续性和稳定性的重要保证。基于此, 很多学者给出了行之有效的状态检测或监测方法, 如温晓荣等^[4]基于小波分析构建的刮板机断链故障检测系统, 张雷等^[5]基于永磁直线发电机构建的自供电刮板机链张力检测系统, 张帆等^[6]基于卡尔曼滤波和数字孪生技术设计的刮板机直线度监测方法, 丁华等^[7]基于分布式深度神经网络设计的刮板机启停工况故障诊断方法等。

视觉更容易及时、准确地发现刮板机的异常状态, 可通过图像作出判断。这是因为刮板机一旦出现异常状态, 对应区域的表面灰度和纹理会与周围区域产生巨大差别, 而机器视觉正是根据图像的算法处理与分析结果来完成运行状态实时检测与监控的技术。因此面向 TDS 智能干选机刮板机, 基于机器视觉技术, 以表面灰度和纹理识别为依据, 提出一

收稿日期: 2024-01-25; 责任编辑: 李明。

作者简介: 张铁聪 (1984—), 男, 宁夏盐池人, 工程师, 主要从事煤矿生产管理工作, E-mail: 15034124@chnenergy.com.cn。

种异常状态检测方法。该方法引入 Sobel 算子和 canny 算子,能够平滑图像噪声,不受灰度影响的同时抑制噪声,实现边缘连接;采取基于 Distance-IoU 的非极大值抑制策略与双阈值策略,通过识别目标纹理生成轮廓线,有利于得到更为近似真实边缘的轮廓线。

1 TDS 智能干选机刮板机异常状态检测

1.1 基于灰度的异常状态检测区域粗生成

由高灵敏度的电荷耦合器件相机采集刮板机图像,利用区域生长法生长刮板机的异常区域^[8]。该方法增加图像过分割或欠分割现象的产生概率,以灰度差和梯度值为区域生长分割依据的生长准则,与图像数据特征和种类息息相关,直接决定状态检测效果^[9-10]。因此,融合表面灰度的自适应变化阈值和梯度幅值,通过改进生长准则来优化区域生长法。

已知图像某灰度值的矩阵规格为 $M \times N$,中间像素点值为 $f(x', y')$,则利用下式求取该矩阵的所有像素均值 $\bar{f}(x, y)$ 。

$$\bar{f}(x, y) = \frac{\sum_{x'=x-1}^{x+1} \sum_{y'=y-1}^{y+1} f(x', y')}{MN} \quad (1)$$

对比不同灰度值对应矩阵的像素均值,刮板机

$$\begin{cases} G_x(x, y) = \frac{f(x-1, y+1) + f(x, y+1) + f(x+1, y+1)}{f(x-1, y-1) + f(x, y-1) + f(x+1, y-1)} \\ G_y(x, y) = \frac{f(x-1, y-1) + f(x-1, y) + f(x-1, y+1)}{f(x+1, y-1) + f(x+1, y) + f(x+1, y+1)} \end{cases} \quad (5)$$

据此计算出灰度梯度幅值:

$$G(x, y) = \sqrt{\frac{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2}{G_x(x, y)G_y(x, y)}} \quad (6)$$

若由式(6)解得的区域 Q 中种子点和待生长点灰度梯度幅值分别为 $G_z(x, y)$, $G'_z(x, y)$,结合梯度幅值阈值 T_G 建立方向限定条件:

$$\sqrt{[G_z(x, y) - G'_z(x, y)]^2} \leq T_G \quad (7)$$

整合式(4)和式(7),得到改进的生长准则,代替区域生长法的原有准则后,采用优化后的区域生长法生长刮板机异常区域,取得粗略的异常状态检测目标区域。

1.2 粗略区域的形态学操作

为去除粗略检测区域中 2 帧图像的连接边缘,采用形态学的腐蚀、膨胀操作,处理经过区域生长的图像^[12]。若区域生长后的图像为 $I(x, y)$,灰度值矩阵为 $A(x, y)$,则 2 种操作实现方程为

$$\begin{cases} I(x, y) \oplus A(x, y) = \min\{f(x-i, y-j) + A(i, j)\} \\ I(x, y) \otimes A(x, y) = \max\{f(x+i, y+j) + A(i, j)\} \end{cases} \quad (8)$$

异常区域的种子点即为拥有较大均值的灰度中心。

基于种子点圈定的异常区域和共由 n 个像素构成的已生长区域 Q 中的一个像素点 (x, y) ,由下式计算出区域 Q 的灰度均值 μ 与标准差 σ 。

$$\begin{cases} \mu = \frac{\sum_{(x, y) \in Q} f(x, y)}{n} \\ \sigma = \sqrt{\frac{\sum_{(x, y) \in Q} (f(x, y) - \mu)^2}{n}} \end{cases} \quad (2)$$

由此推算出已生长区域 Q 的表面灰度自适应变化阈值 T_g 。

$$T_g = T_k + T_k \frac{\sigma}{\mu} \quad (3)$$

式中 T_k 为区域 Q 生长条件严苛度阈值。

若像素点值 $f(x, y)$ 、区域 Q 的灰度均值 μ 与表面灰度自适应阈值 T_g 令下式成立,则该区域不符合生长条件,不再生长;否则继续生成,直到满足下式,停止生长。

$$\sqrt{[f(x, y) - \mu]^2} > T_g \quad (4)$$

为防止图像过分割或欠分割,设定方向限定条件为多方向权重 Sobel 算子解得的像素点梯度幅值,与式(4)一并作为区域生长准则^[11]。利用下式解得水平和垂直方向上像素点 (x, y) 的灰度梯度值 $G_x(x, y)$ 和 $G_y(x, y)$ 。

式中: $(x-i, y-j)$, $(x+i, y+j)$ 为图像 $I(x, y)$ 定义域 D_1 内的像素点; (i, j) 为灰度值矩阵 $A(x, y)$ 定义域 D_A 内的像素点。

为去除上述操作留存在图像上的细小毛刺和小型黑洞,平滑图像的连接边缘,分离边界,抑制峰值、谷底噪声,由开闭运算操作处理式(8)生成的导线图像^[13-14]。通过下式实现 2 种运算操作。

$$\begin{cases} I(x, y) \circ A(x, y) = [I(x, y) \oplus A(x, y)] \otimes A(x, y) \\ I(x, y) \cdot A(x, y) = [I(x, y) \otimes A(x, y)] \oplus A(x, y) \end{cases} \quad (9)$$

1.3 基于纹理识别的目标轮廓线生成

引入 canny 算子设计图像纹理识别方法,得到经过形态学操作后异常状态粗略检测区域中目标的纹理^[15]。具体提取流程描述如下。

1) 利用二维高斯函数的一阶导数,平滑处理检测区域,得到纹理梯度向量:

$$\nabla G(x, y, \delta) = \left[\frac{\partial G}{\partial x} \quad \frac{\partial G}{\partial y} \right]^T \quad (10)$$

式中: δ 为高斯滤波器的尺度因子; Z 为矩阵的转置系数。

分解该纹理梯度向量, 得到一维行滤波器 ∂x 、一维列滤波器 ∂y 。利用 2 个滤波器卷积处理检测区域内所有像素点的纹理信息。

2) 利用式(5)、式(6), 同理得到卷积后图像的纹理梯度 $G'_x(x, y)$, $G'_y(x, y)$ 及幅值 $G'(x, y)$ 。由下式计算纹理梯度方向 $\theta(x, y)$, 描述像素点 (x, y) 位置上图像纹理梯度向量方向与直线特征方向的正交关系。

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{G'_x(x, y)}{G'_y(x, y)}\right) \quad (11)$$

3) 将圆平均划分成 8 个 45° 弧度角的扇形区域, 按照非极大值抑制原理, 缩减纹理梯度方向 $\theta(x, y)$ 范围至其中任意一个扇形中^[16]。则纹理梯度方向 $\theta(x, y)$ 的扇形区域方位为

$$L = \text{sector}\{\theta(x, y)\} \quad L = 1, 2, \dots, 8 \quad (12)$$

结合所得的纹理梯度幅值 $G'(x, y)$, 采用基于 Distance-IoU 的非极大值抑制策略, 判定像素点 (x, y) 是否为该区域的灰度极值^[17]。若是, 则认为该点是目标的正常纹理, 位于目标轮廓线上。

4) 为避免单一阈值丢失大量目标纹理信息, 设定高阈值和低阈值, 与纹理梯度幅值 $G'(x, y)$ 作对比, 完成分割。对于 2 个阈值区间以外的像素点, 分别做置零和删除处理。

从处理后的像素点中选取非零像素点 O , 作为目标轮廓线的起点, 直至最后一个非零像素点 E , 即轮廓线终点。以终点 E 为对象, 遍历低阈值纹理图像 $I_l(x, y)$, 找到所有对应点。遍历以终点 E 为中心的八邻域, 找到所有非零像素点 B , 并以此为对象, 遍历高阈值纹理图像 $I_h(x, y)$, 找到所有对应点, 标记为轮廓点。以点 B 为起点, 找到高阈值纹理图像 $I_h(x, y)$ 中的轮廓线。待高低阈值纹理图像中没有能与轮廓连接的像素点且高阈值纹理图像 $I_h(x, y)$ 内找不到新的轮廓线时, 终止遍历, 完成含有像素点 O 的轮廓线连接。

2.4 基于纹理识别的目标轮廓线生成

刮板机的异常状态包含跳链、断链、漂链、掉链、跑偏等。关于前 4 种异常状态, 当轮廓线始终无法连接或灰度、纹理等像素信息呈现出巨大差异或跨度时, 认为存在跳链、断链、漂链、掉链等异常状态; 关于第 5 种异常状态, 需要计算平行于溜槽的轮廓边界直线斜率, 根据轮廓线与虚拟边框的位置关系作出判断。这是因为像机链跑偏这种异常状态分为左右扭动与整体偏向一侧 2 种情况, 不同情况的异常状态判定方法具体描述如下。

1) 左右扭动型跑偏。令检测区域左上角为原

点, 建立倒向的直角坐标系, 横轴为右向, 纵轴为下向。若机链轮廓边界直线在图像采集过程中的初始坐标为 (x_0, y_0) , 最终坐标为 (x_e, y_e) , 则由下式计算直线斜率。

$$\lambda = \frac{|y_e - y_0|}{|x_e - x_0|} \quad (13)$$

若斜率 λ 与判定阈值 T_λ 满足下式, 认为存在左右扭动型的机链跑偏异常状态。

$$\lambda > \pm T_\lambda \quad (14)$$

2) 整体侧偏型跑偏。设置一个虚拟边框, 通过快速排斥实验和跨立实验, 获取其与机链轮廓的位置关系。

快速排斥实验中, 构建矩形 R 和 W , 对角线分别为 $r_1 r_2$ 和 $w_1 w_2$, 如图 1 所示。当 2 个矩形存在重合区域时, 通过跨立实验判定对角线 $r_1 r_2$ 和 $w_1 w_2$ 为相交关系。

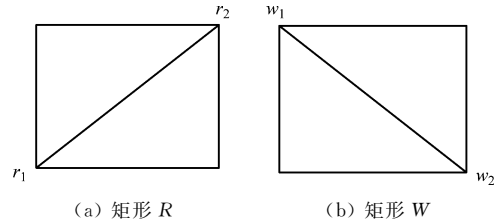


图 1 NSGA-II 多目标优化流程

利用向量叉乘和点乘的运算方法, 通过下式判定向量 $(r_1 - w_1)$, $(r_2 - w_1)$, $(w_2 - w_1)$ 的位置关系。

$$\begin{cases} (r_1 - w_1) \times (w_2 - w_1) * (w_2 - w_1) \times \\ (r_2 - w_1) \geq 0 \\ (w_1 - r_1) \times (r_2 - r_1) * (r_2 - r_1) \times \\ (w_2 - r_1) \geq 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中: $\times$ 表示向量叉乘运算法则; $*$ 表示向量点乘运算法则。

若 3 个向量满足式(15), 则向量 $(w_2 - w_1)$ 位于另外 2 个向量之间; 若向量 $(r_1 - w_1)$ 和 $(w_2 - w_1)$ 的叉乘结果为 0, 则 2 个向量为共线关系, 点 r_1 在对角线 $w_1 w_2$ 上。

因此, 式(15)中任意条件成立时, 均认为虚拟边框与机链轮廓相交, 存在整体侧偏型的机链跑偏异常状态。

2 TDS 智能干选机刮板机异常状态检测效果验证

2.1 实验准备工作

采用 TDS24-305 型 TDS 智能干选机、MV-GE300C-TPO 型工业线阵电荷耦合器件相机、SMI-BL-10017-01 型线性 LED 光源等硬件, 搭建用于检测刮板机异常状态的机器视觉模型, 减少硬件设备对实验质量的干扰^[18-19]。模型硬件于刮板机中的具体安装位置如图 2 所示。

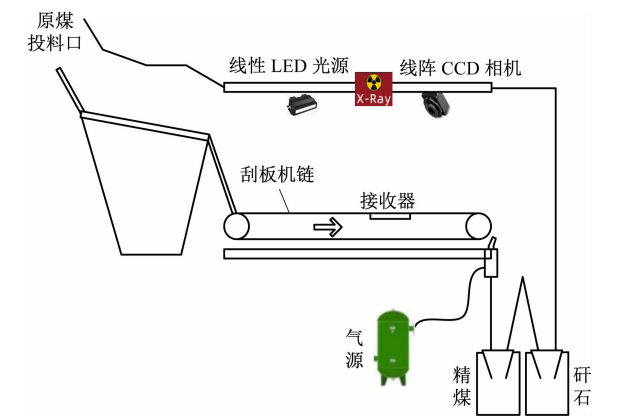


图 2 刮板机上机器视觉模型硬件安装位置

采用信息采集、异常状态的机器视觉检测模型及状态信息显示等模块,构建整体智能干选系统。该系统异常状态检测流程如图 3 所示。根据机器视觉识别到的刮板机表面灰度和纹理,完成刮板机链的跳链、断链、漂链等异常状态检测。一旦发现异常状态,立即停机并发出警报。

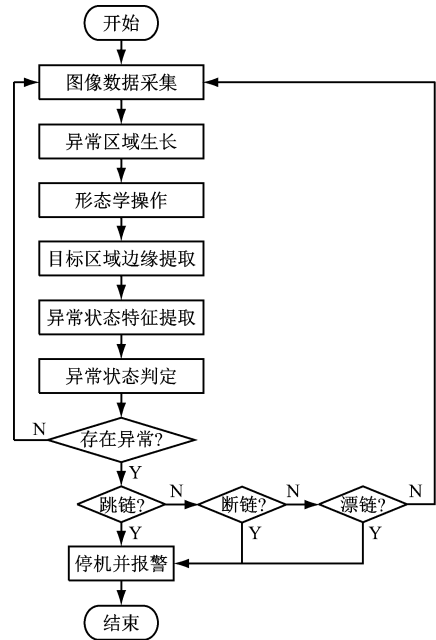


图 3 智能干选系统异常状态检测流程

2.2 刮板机异常状态检测结果与分析

通过混淆矩阵评价跳链、断链、漂链、掉链、跑偏 5 种刮板机异常状态类型检测的正确性。绘制的混淆矩阵如图 4 所示。

从六分类混淆矩阵中的数值可以看出,5 种异常状态的真阳性指数分别为 0.98,0.98,0.98,0.97,0.94,即在所有的正样本中,检测正确的比例均较高,仅有极少量的异常状态被漏检或误检为正常状态或其他异常状态。该矩阵说明,所提方法将由目标灰度和纹理所生成的轮廓线相关信息作为异常状态判定依据,提高了检测正确性,满足实际需求。

真值	正常	跳链	断链	漂链	掉链	跑偏
正常	0.95				0.01	0.04
跳链	0.01	0.98		0.01		
断链	0.01		0.98		0.01	
漂链	0.01		0.01	0.98		
掉链	0.01		0.01	0.01	0.97	
跑偏	0.01					0.94
预测值						

图 4 主要异常状态的六分类混淆矩阵

图 4 显示机链跑偏的误检次数较其他异常多。为探究缘由,并进一步探讨检测方法的精准性,以机链跑偏的异常状态为例,以达到判定为异常状态的阈值(10.83 mm)为基准,根据超出该阈值后多组刮板机链偏移的实际量与检测量,展开对比分析。具体如图 5 所示。

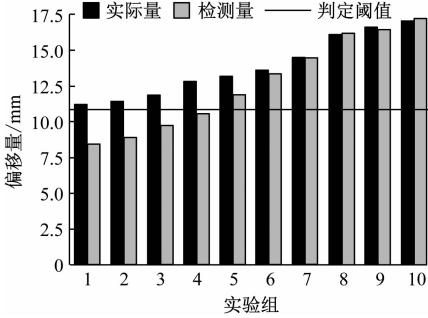


图 5 刮板机跑偏异常状态误检因素分析

从图 5 可看出,当偏移量小于阈值约 15% 时(即前 5 组实验数据),实际量与检测量之间存在较大误差,仅有 1 次正确检测出机链跑偏状态,前 4 组均将该异常状态判定为正常状态。这给出了该异常状态误检次数较多的解释,今后将就该问题进行探讨,以提高检测方法性能。当偏移量超过阈值的 15% 后,实际量与检测量间的差值大幅下降,误差值均不足 1 mm,所提方法的检测精准度较高。由此可见,该方法凭借基于灰度生成的粗略异常状态检测目标区域和形态学的腐蚀、膨胀、开运算、闭运算操作,结合纹理识别的轮廓线和有效的判定准则,不仅能有效检测出 TDS 智能干选机刮板机的不同异常状态,而且具备良好的正确性与精准性,有助于干选机的高效、高质量运行。

3 结语

TDS 智能干选机是近几年新兴的原煤分选设备,选煤精度远超以往工艺,可同时满足高效的生产需求和智能发展要求。刮板机作为该设备的核心部

分,直接影响整个原煤分选流程,因此提出以表面灰度和纹理识别为基本手段的异常状态检测方法。今后将针对刮板机不同元件不同类型的异常状态、光照对检测效果的影响等方面展开更深层次的研究与探索,加强检测方法的适用性与抗干扰性。

参考文献:

[1] 赵树彦,任利勤,张玉磊.先进选煤技术促进煤炭清洁高效利用研究与探讨[J].中国煤炭,2022,48(7):17-21.

[2] 陈佳鑫,赵国贞,程伟,等.基于动态称量和图像识别技术的井下煤矿石智能分选装置研发[J].矿业研究与开发,2023,43(2):178-183.

[3] 武国平,梁兴国,胡金良,等.基于X射线与神经网络的煤炭自动化干选模型[J].自动化技术与应用,2023,42(8):46-49.

[4] 温晓荣,任利丰.基于小波分析的刮板输送机断链故障检测系统[J].机械制造与自动化,2023,52(2):216-219.

[5] 张雷,梁义维,王旭平,等.矿用刮板机自供电链张力检测系统的研究[J].仪表技术与传感器,2021(10):85-89.

[6] 张帆,李闯,李昊.智能综采工作面刮板输送机直线度监测方法研究[J].煤炭科学技术,2022,50(4):246-255.

[7] 丁华,吕彦宝,崔红伟,等.基于分布式深度神经网络的刮板输送机启停工况故障诊断方法[J].振动与冲击,2023,42(18):112-122,249.

[8] 彭小红,梁子祥,张军,等.深度学习驱动的水下图像预处理研究进展综述[J].计算机工程与应用,2021,57(13):43-54.

[9] 王彤,杨秋菊.结合多类特征融合与ICM目标函数优化的图像语义分割方法[J].计算机应用与软件,2021,38(8):240-247.

[10] 彭道刚,尹磊,威尔江,等.基于OTSU和区域生长的电厂管道缺陷检测与分割[J].红外技术,2021,43(5):502-509.

[11] 邹雨彤,谭毅,罗一涵.检焦系统中基于改进Sobel算子的图像清晰度评价函数研究[J].电子设计工程,2022,30(7):150-155.

[12] 康爽,陈长征,罗园庆,等.基于微分形态学梯度风力发电机叶片缺陷边缘增强的红外检测研究[J].太阳能学报,2021,42(6):432-437.

[13] 王晓琦,赵宣植,刘增力.基于颜色恒常性和多尺度小波的水下光学图像增强[J].激光与光电子学进展,2022,59(16):42-52.

[14] 余杰,蔡志明,王平波.主动声呐B显图像中的疑似目标自动拾取算法[J].哈尔滨工程大学学报,2022,43(10):1532-1538.

[15] 董英娟,郭华金,杜子学,等.基于Canny算子边缘检测技术的光学图像MTF测试[J].自动化与仪器仪表,2022(8):258-262,266.

[16] 杨德振,黄静颖,喻松林,等.基于引导滤波和分块自适应阈值的单帧红外弱小目标检测[J].光子学报,2023,52(4):270-280.

[17] 谭芳喜,肖世德,周亮君,等.基于改进YOLOv3算法在道路目标检测中的应用[J].计算机技术与发展,2021,31(8):118-123.

[18] 郝俊飞,陶健.智能干选机在骆驼山洗煤厂应用研究[J].自动化仪表,2022,43(11):105-110.

[19] 俞杰,陈思泽,张连鑫,等.中子照相中CCD相机瞬态噪声对成像分辨率的影响及其屏蔽需求分析[J].原子能科学技术,2021,55(增刊1):151-157.

(上接第 125 页)

[15] 李麓,陈长征.基于ICEEMDAN的滚动轴承声信号故障诊断方法[J].沈阳工业大学学报,2023,45(6):672-679.

[16] 闫景涛,缪立军,毛建峰,等.高斯白噪声相位调制的激光光谱展宽[J].光谱学与光谱分析,2022,42(3):665-671.

[17] 曾武,阳卫伟,袁雄兵.基于CAN总线的伺服电动机控制系统设计[J].计算技术与自动化,2020,39(2):21-24.

[18] 李国号.配电自动化主站系统负荷转供协调控制方法

研究[J].科技通报,2020,36(11):84-88.

[19] 董海涛,张帅涛,冯建强.基于模拟伺服的多轴EtherCAT协议设计[J].仪表技术与传感器,2023(2):69-72,77.

[20] 张啸天,倪屹,郭瑜,等.基于ARM的化学发光免疫分析仪控制系统[J].传感器与微系统,2021,40(2):76-78,82.

[21] WANYong, FENG Xiunan, CHEN Yixuan, et al. A dual detection method for siemens inverter motor modbus RTU attack [J]. Computer And Communications,2021,9(7):91-108.