

数字化电能表信息采样中的反向电量 异常识别方法

杨艳芳,梁中豪,张美玲,刘佳易

(国网山西营销服务中心,山西 太原 030062)

摘要:针对目前识别方法准确性和全面性较低的问题,提出一种数字化电能表信息采样中的反向电量异常识别方法。通过用电信息采集系统召测数据,完成数字化电能表信息采样工作,并实施缺失值填补、数据标准化等预处理。以处理好的数据为基础,计算电能表状态特征,包括用户用电量变化、电压量/电流量、有功功率等三个维度的特征指标,利用AdaBoost算法构建分类器,实现反向电量异常识别。结果表明:所研究方法应用下,F1分数值更高,能更为准确且全面地检测出用户窃电行为,为窃电用户便捷查找与预防预控提供了可靠的依据。

关键词:数字化电能表;信息采样;反向电量;异常识别;特征;AdaBoost算法

中图分类号:TP145.55 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed24119

Reverse Power Anomaly Identification Method in Information Sampling of Digital Electric Energy Meter

YANG Yanfang, LIANG Zhonghao, ZHANG Meiling, LIU Jiayi

(State Grid Shanxi Marketing Service Center, Taiyuan 030062, Shanxi, China)

Abstract: Aiming at the problem of low accuracy and comprehensiveness of current identification methods, a method of reverse power anomaly identification in digital electric energy meter information sampling was proposed. Through the data acquisition system, the digital electric energy meter information sampling work was completed, and the missing value filling, data standardization and other pretreatment were implemented. Based on the processed data, the state features of the watt-hour meter were calculated, including the features of three dimensions, such as the change of the user's electricity consumption, voltage/current and active power, and AdaBoost algorithm was used to construct a classifier to realize reverse power anomaly recognition. The results show that under the application of the proposed method, the F1 score of the method is higher, the method can detect the electric stealing more accurately and comprehensively, which provides a reliable basis for the electric stealing user.

Key words: digital electric energy meter; information sampling; reverse power; anomaly identification; features; AdaBoost algorithm

在电能表出现的各种故障中^[1],电能表反向有功走字是最难以发现和排除的一种。针对这种情况,电能表异常识别具有重要的现实意义^[2]。

江剑峰等^[3]在研究中首先采用K-means算法对大量故障数据进行聚类识别,将具有相似特征的数据归为一类,然后结合云理论,将故障与数据特征进行关联和匹配,得出电能表故障类型。肖勇等^[4]在其研究中提出一种基于数据聚合模型

与深度置信网络(deep belief networks, DBN)的检测方法,利用前者进行用户用电数据聚合,利用后者对数据进行挖掘分析,判断供电量与用户每天使用电量是否匹配,以此找出存在异常的电能表。郑思达等^[5]针对异常用电行为,结合模糊聚类算法,提出了一种新的识别方法,以用电量变化、同一时间段内历史用电量与历史平均用电量之间的差异、相似用户用电量之间的差异、相似

基金项目:国网山西省电力公司科技项目(520511.212001)

作者简介:杨艳芳(1983—),女,硕士,高级工程师,Email:youtao0065306168@163.com

用户用电量每小时用电模式差异等4个指标为基础,结合聚类技术,通过计算数据样本的相似程度将数据自动归为“正常”与“异常”类别,以此实现异常检测。

电能表出现反向电量并不完全意味着用户存在窃电行为,亟需扩大识别过程的准确性和全面性,由此,提出一种数字化电能表信息采样中的反向电量异常识别方法,以期提高窃电用户的发现准确性和全面性,以便实施更为有效的防控。

1 数字化电能表反向电量异常识别方法研究

电能表是记录用户用电量以及企业电力收费信息的重要凭证,保证其正常、准确地计量至关重要。反向电量异常是一种电能表常见故障,也是最难以分辨的故障,因为反向电量的原因复杂繁多,有正常原因引起的,也有异常原因引起的,如何进行准确识别成为关键^[6]。

1.1 数字化电能表信息采样

电能表反向电量异常识别是以大量基础数据作为支撑的,对电能表信息进行采样是本研究的前提和基础。为完成上述任务,通过用电信息采集系统对研究区内各个用户所使用的电能表进行召测,在发出取数指令后,收集各个电能表送来的电力使用情况的计量数据^[7]。在电能表周围布设专用变压器采集终端、集中器、功率监测仪、电流和电压互感器等组成用电信息采集系统,采集相关数据。

正常原因和异常原因都有可能造成电能表反向电量异常,真假难以分辨,单凭用电数据判断用户是因为窃电导致电能表反向做功是不准确的。用电信息采集系统召测的数据不仅包括用户用电量数据,还包括电能表运行时的电压量、电流量、有功功率等电能表实时负荷数据^[8]。

基于用电信息采集系统召测的数据,完成数字化电能表信息采样工作,继续后续分析与研究。

1.2 数据预处理

为方便后续运算和分析,针对用电信息采集系统召测的数据,进行预处理,包括缺失值填补、数据标准化。下面针对这两点,进行具体分析^[9]。

1.2.1 缺失值填补

受到各种干扰因素的影响,采集到的用电信息存在部分缺失的情况,这会对后续异常识别造成干扰。为此,需要对缺失值进行填补^[10]。具体

过程如下:

步骤1:确定准确度建立用电数据 X 与缺失数据 y 之间的反函数拟合方程:

$$y = c_0 + CX \quad (1)$$

式中: c_0 为待定常数; C 为干扰因素系数, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$; X 为用电数据, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$; n 为用电数据数量。

步骤2:进行静态实验标定,得到完整的数据集;

步骤3:为使标定值的均方差最小,通过最小二乘法求解未知数;

步骤4:求解矩阵方程;

步骤5:对反函数进行结构优化,并对输出参数进行反复迭代,求出缺失值。

1.2.2 数据标准化

用电信息采集系统召测的数据量纲不同,不能用于同一运算当中,需要对数据进行标准化处理^[11]。

1) Min-Max 标准化如下:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: x' 为标准化后的数据; x 为原始数据; x_{\max} 为数据集中最大值; x_{\min} 为数据集中的最小值。

2) 正规化方法如下:

$$\vec{x} = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (3)$$

式中: \vec{x} 为正规化后的数据; μ 为原始数据的均值; σ 为原始数据的标准差。

经过预处理后,数据质量有了很大提高,能够满足后续继续分析的条件。

1.3 电能表状态特征规则描述

下面针对这几种能够代表电量异常的特征规则进行具体描述。

1.3.1 用户用电量变化特征

正常情况下,用户某一段时间内使用的电量和历史用电量之间的差异并不会存在很大的变化,而要是发生电能表反向做功,这段时间内上述二者之间会存在很大不同,基于这一点可以在一定程度上判断电能表存在异常^[12]。基于用户用电量数据计算当前和历史用电量之间的差异指标,计算公式如下:

$$\Delta X_{i,k} = \frac{\sum_{i=1}^N m_i}{\sum_{k=1}^M m_{i,k}} \quad (4)$$

式中: $\Delta X_{i,k}$ 为第*i*个用户当前用电量和*k*个时间维度历史用电量之间的差异比; m_i 为第*i*个用户当前用电量; $m_{i,k}$ 为第*i*个用户*k*个*M*时间段平均用电量;*M*为时间长度;*N*为电能表数量。

1.3.2 电压量和电流量特征

通过布设的电流和电压互感器直接采样获得电能表的电压量和电流量数据可以具体划分电压/电流突变量、电压/电流不平衡度等几个指标。

1)电压/电流突变量计算公式如下:

$$F(p) = \begin{cases} 1 & H > 5\% \\ 1/2 & 1\% \leq H \leq 5\% \\ 0 & H \leq 1\% \end{cases} \quad (5)$$

式中: $F(p)$ 为电压/电流突变量;*p*为相别;*H*为相邻相电压/电流差。

2)电压不平衡度计算公式如下:

$$S = \sqrt{\frac{R_1}{R_0} \cdot \frac{R_2}{R_1}} \cdot 100\% \quad (6)$$

式中: R_2, R_1, R_0 分别为电压的正序、负序和零序分量的方均根值;*S*为电压/电流突变量,表示不平衡度。

1.3.3 有功功率特征

通过功率监测仪直接采样获得的有功功率数,其特征指标为功率因数^[13]。功率因数计算公式如下:

$$K(p,j) = \frac{P(p,j)}{\alpha\beta A(p,j)B(p,j)} \quad (7)$$

式中: $K(p,j)$ 为功率因数; $P(p,j)$ 为有功功率; α, β 为互感器变比; $A(p,j), B(p,j)$ 分别为电流、电压标么值;*j*为采样计数点。

基于上述多维数据指标,进行特征融合,组成特征向量,可以描述如下:

$$G = M \{ \Delta X_{i,k}, F(p), S, F'(p), S', K(p,j) \} \quad (8)$$

式中: $F'(p)$ 为历史电压/电流突变不平衡值; S' 为历史电压不平衡度值; G 为多维数据特征集合关系矩阵^[14]。

通过上述分析,完成电能表状态特征规则分析,用于后续分析。

1.4 反向电量异常识别

以上述特征向量集合为输入,通过AdaBoost算法构建分类器,进行反向电量异常识别,具体过程如图1所示。

AdaBoost分类器由若干个弱分类器组成。在开始时,需要为每个样本分配相同的初始权重,记为 w_{1i} 。经过*k*次迭代,得出每个样本的

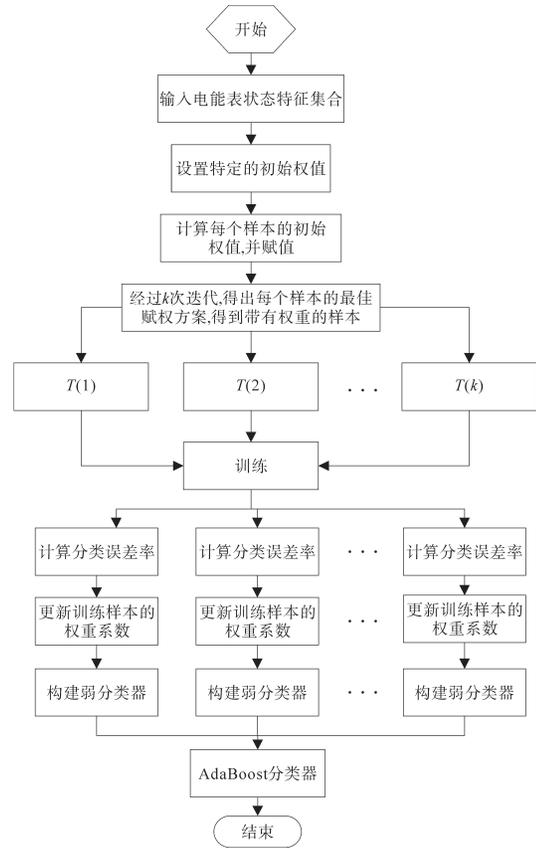


图1 基于AdaBoost分类器的反向电量异常识别流程
Fig.1 Reverse power anomaly recognition process based on AdaBoost classifier

最佳加权方案,得到带有权重的样本,记为 $T(1), T(2), \dots, T(k)$ 。根据带有权重的样本构建弱分类器,记为 $q_k(x)$ 。接着计算分类误差率 e_k ,并重新计算弱分类器 $q_k(x)$ 的权重 $v_k, v_k = \frac{1}{2} \log(\frac{1 - e_k}{e_k})$,同时将得到的新权重重新赋给训练样本。

基于更新后的权重系数,构建弱分类器 $f(x)$,描述如下:

$$f(x) = \sum_{k=1}^{N_s} v_k q_k(x) \quad (9)$$

式中: N_s 为样本数量。

将多个弱分类器 $f(x)$ 组合在一起,构成AdaBoost分类器 $F(x)$:

$$F(x) = \text{sign} \left[\sum_{k=1}^{N_s} v_k q_k(x) \right] \quad (10)$$

将样本的多维数据特征输入到构建AdaBoost分类器 $F(x)$ 当中,即可识别电能是否存在反向电量异常。然而,由于电能表反向电量异常原因真假难辨,不可能采取同等的应对措施^[15],为此建立用户黑白名单库,黑名单数据库为异常原因(如窃电)引起异常的用户,白名单数据库为正常原因(如设备故障、错接线、回路故障等)引起

异常的用户,由专人负责反向电源“黑名单”数据库和“白名单”数据库的日常维护和添加。将“白名单”数据库及时反馈给故障排查前人员,以屏蔽部分已确认反向电源为正常原因的用户;加强对“黑名单”数据库用户的跟踪监控,如果用户再次反向通电,则有窃电嫌疑,应立即通知相关人员前往现场调查取证。

此外,数据分析员还可以根据反向电力黑名单数据库编写典型案例,帮助故障排查前人员和现场操作人员进一步提高业务水平;对智能表箱的开关和用户侧人员的非法操作进行实时报警,同时上传图片和视频数据,便于日后对违约用电进行取证,可向指定手机发送短信或向报警接收中心发送报警信息,告知运行表的箱号或其他信息。

2 仿真测试与分析

为测试所研究方法在反向电量异常识别中的应用效果,以基于云理论的识别方法(文献[3]方法)、基于数据聚合模型与DBN的识别方法(文献[4]方法)、基于模糊聚类的识别方法(文献[5]方法)作为对比项,在Matlab平台上进行仿真测试。

2.1 仿真测试环境搭建

在5 456位用户侧布设专用变压器采集终端、集中器、功率监测仪、电流和电压互感器、通信设备等,搭建数字化电能表信息采样系统,用于采集相关数据。数字化电能表信息采样系统如图2所示。

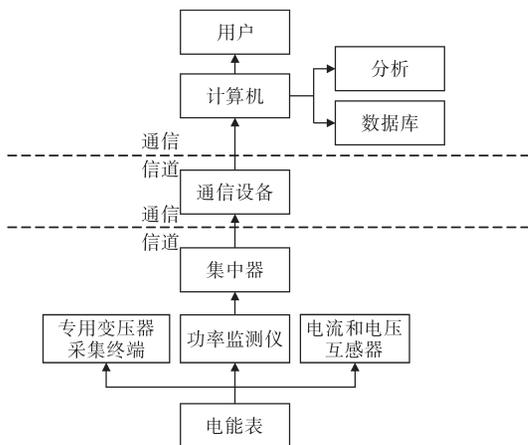


图2 数字化电能表信息采样系统

Fig.2 Digital electric energy meter information sampling system

2.2 样本准备

采集山西省某电力公司的5 456位用户的数字电能表用电数据分布情况如表1所示。

表1 样本分布表

Tab.1 Sample distribution

类别	原因	测试样本	黑名单数据库	白名单数据库
故障	电能表故障	752		
	错接线	384		
	特殊用电	562		2 271
	电池故障	205		
	回路异常	247		
	现场维护	121		
异常原因	窃电	357	357	/
正常	/	/	356	/
			/	356

基于表1,对停电2 h以上的相关设备进行逐一核查,核查结果表明,在1 a内,共包含3 514个故障数据,在排除外在突发因素影响下的201个数据、可用性较差的数据105个、涉及隐私的224个数据后,剩余2 984个数据,将其作为实验样本,全部输入至仿真环境中,输出等量的训练样本,以其作为实际情况,对比经过识别后的输出结果即异常识别样本,得到实验结果。

2.3 分类器训练

利用表1给出的训练样本通过训练构建弱分类器,并在200次迭代下,初始权值为0.15,弱分类器8个的条件下,计算弱分类器的权重系数,计算结果如图3所示。

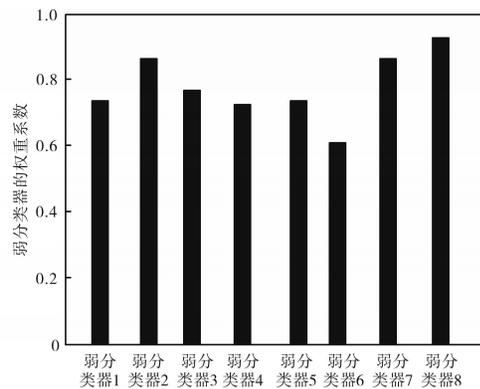


图3 弱分类器的权重系数

Fig.3 Weight coefficient of weak classifier

2.4 异常识别结果

测试中共有3种类别标签,即正常原因用户、异常原因用户和电表正常用户。异常识别结果如表2所示。

从表2中可以看出,所研究方法识别结果较为准确,与实际情况误差较小。

表2 异常识别结果
Tab.2 Abnormal identification results

类别	原因	实际训练样本	异常识别样本	
故障	电能表故障	225	178	
	错接线	454	395	
	正常原因 特殊用电	488	450	
	电池故障	250	200	
	回路异常	352	256	
	现场维护	162	120	
异常原因	窃电	356	253	
正常	/	/	355	262

2.5 识别效果对比

为进一步明确所研究识别方法的识别效果,根据表2识别结果计算F1分数值。F1分数值同时考虑了查准率和查全率,可以明确方法的识别准确性和识别全面性^[16]。相同条件下,利用基于云理论的识别方法、基于数据聚合模型与DBN的识别方法、基于模糊聚类的识别方法进行再次识别,同样计算F1分数值,并进行对比,结果如图4所示。

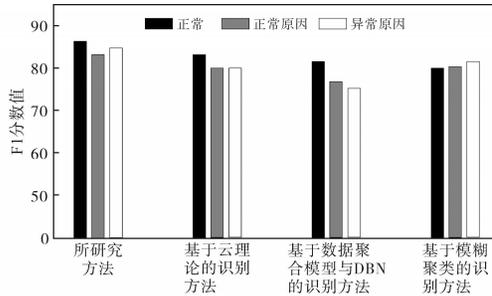


Fig.4 Comparison of recognition effects

从图4中可以看出,所研究方法应用下,F1分数值最高,说明所研究识别方法的效果好,可以更为准确且全面地检测出用户窃电行为,以便进行防护。

3 结论

进行数字化电能表信息采样中的反向电量异常识别方法研究,建立反向电量用户黑名单数据库与白名单数据库,更为准确且全面地检测出用户窃电行为,为异常反向电量用户的查找与预防预控措施提供可靠的参考。

本研究仍需要进一步改进研究,即AdaBoost算法本身存在一定的缺点,在未来的研究中,需要构建更适用于小样本的分类器。

参考文献

- [1] 朱天怡,艾芊,贺兴,等.基于数据驱动的用电行为分析方法及应用综述[J].电网技术,2020,44(9):3497-3507.
ZHU Tianyi, AI Qian, HE Xing, et al. An overview of data-driven electricity consumption behavior analysis method and application[J]. Power System Technology, 2020, 44(9): 3497-3507.
- [2] 吴亮,王谊,谢岳,等.基于异常事件故障关联度的电能表可靠性评价方法[J].电测与仪表,2020,57(20):147-152.
WU Liang, WANG Yi, XIE Yue, et al. Reliability evaluation method of electricity meter based on fault correlation degree of abnormal event[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(20): 147-152.
- [3] 江剑峰,张垠,田书欣,等.基于云理论的智能电能表故障数据分析[J].电力科学与技术学报,2020,35(2):163-169.
JIANG Jianfeng, ZHANG Yin, TIAN Shuxin, et al. Fault data analysis of smart electricity meter based cloud theory[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(2): 163-169.
- [4] 肖勇,马喆非,罗鸿轩,等.基于深度信念网络与数据聚合模型的智能电表数据异常检测方法[J].南方电网技术,2021,15(1):99-106.
XIAO Yong, MA Zhefei, LUO Hongxuan, et al. Anomaly detection method of smart meter based on deep belief network and data aggregation model[J]. Southern Power System Technology, 2021, 15(1): 99-106.
- [5] 郑思达,梁琪琳,彭鑫霞,等.基于模糊聚类的异常用电行为识别研究[J].电测与仪表,2020,57(19):40-44.
ZHENG Sida, LIANG Qilin, PENG Xinxia, et al. Research on abnormal power consumption behavior identification based on fuzzy clustering[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(19): 40-44.
- [6] 魏伟,唐登平,李帆,等.数字化电能表较电子式电能表计量及检测差异性研究[J].电测与仪表,2020,57(23):126-134.
WEI Wei, TANG Dengping, LI Fan, et al. Research on measurement and detection difference of digital input electricity meter compared with electronic watt-hour meter[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(23): 126-134.
- [7] 肖勇,郑楷洪,余忠忠,等.基于三次指数平滑模型与DBSCAN聚类的电量数据异常检测[J].电网技术,2020,44(3):1099-1104.
XIAO Yong, ZHENG Kaihong, YU Zhongzhong, et al. Power data anomaly detection based on holt-winters model and DBSCAN clustering[J]. Power System Technology, 2020, 44(3): 1099-1104.
- [8] 周文斌,李红斌,蒋紫娟,等.基于标准电能表高频脉冲的数字化电能表快速校验方法[J].电测与仪表,2019,56(23):125-131.
ZHOU Wenbin, LI Hongbin, JIANG Zijuan, et al. A fast calibration method of digital energy meter based on high frequency pulse of standard meter[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(23): 125-131.

- [9] 罗钧腾,章坚民,陈耀军,等.融合已知相别和地址信息的低压用户计量表箱识别[J].电力系统自动化,2021,45(9):115-121.
LUO Junteng, ZHANG Jianmin, CHEN Yaojun, et al. Identification of low-voltage user meter box combined with known phase and address information[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 115-121.
- [10] 邢宇,鲍志威,孙艳玲,等.一种智能电能表自动化检定流水线表位在线异常检测方法[J].电测与仪表,2020,57(14):106-112.
XING Yu, BAO Zhiwei, SUN Yanling, et al. Online anomaly detection method for meter positions in automatic verification assembly line of smart meter[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(14): 106-112.
- [11] 王晓东,段晓萌,赵宇东,等.智能电能表过载运行时计量性能异常分析和改进策略[J].电测与仪表,2019,56(24):133-137,144.
WANG Xiaodong, DUAN Xiaomeng, ZHAO Yudong, et al. Analysis and improvement strategy for abnormal metrological performance of smart meters in overload condition[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(24): 133-137, 144.
- [12] 李春燕,蔡文悦,赵溶生,等.基于优化SAX和带权负荷特性指标的AP聚类用户用电行为分析[J].电工技术学报,2019,34(1):368-377.
LI Chunyan, CAI Wenyue, ZHAO Rongsheng, et al. Customer behavior analysis based on affinity propagation algorithm with optimized SAX and weighted load characteristic indices[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(1): 368-377.
- [13] 孔祥玉,马玉莹,李野,等.基于限定记忆递推最小二乘算法的智能电表运行误差远程估计[J].中国电机工程学报,2020,40(7):2143-2151,2394.
KONG Xiangyu, MA Yuying, LI Ye, et al. Remote estimation method for measurement error of smart meter based on limited memory recursive least squares algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2143-2151, 2394.
- [14] 张小秋,周超,徐晴.基于逻辑回归的增量式异常用电行为检测方法[J].科学技术与工程,2019,19(29):144-149.
ZHANG Xiaoqiu, ZHOU Chao, XU Qing. An incremental method of abnormal electricity consumption based on logistic regression[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(29): 144-149.
- [15] 段翔兮,张华,高艺文,等.基于kNN算法的电力系统设备隐患在线识别方法研究[J].电气传动,2021,51(22):69-73.
DUAN Xiangxi, ZHANG Hua, GAO Yiwen, et al. Research on online identification method of hidden dangers of power system equipment based on kNN algorithm[J]. Electric Drive, 2021, 51(22): 69-73.
- [16] 庞传军,牟佳男,余建明,等.基于运行关键指标和Seq2Seq的大电网运行异常识别[J].电力建设,2020,41(7):17-24.
PANG Chuanjun, MOU Jiannan, YU Jianming, et al. Identification of abnormal operation of large power grids according to key operating indicators and Seq2Seq[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(7): 17-24.

收稿日期:2021-12-07

修改稿日期:2022-01-20

~~~~~  
 (上接第8页)

- [6] 黄伟,杨凯亦.基于粒子群优化自抗扰无刷直流电动机控制[J].上海电机学院学报,2018,21(1):1-7,13.  
HUANG Wei, YANG Kaiyi. Direct torque control of brushless DC motor based on active disturbance rejection[J]. Journal of Shanghai Dianji University, 2018, 21(1): 1-7, 13.
- [7] 朱进权,葛琼璇,孙鹏琨,等.基于自抗扰的高速磁浮列车牵引控制策略[J].电工技术学报,2020,35(5):1065-1074.  
ZHU Jinqun, GE Qiongjuan, SUN Pengkui, et al. Traction system research of high-speed maglev based on active disturbance rejection control[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(5): 1065-1074.
- [8] 杨沛豪,王晓兰,刘向辰,等.基于新型自适应滑模观测器的BLDC控制[J].电气传动,2019,49(4):6-10.  
YANG Peihao, WANG Xiaolan, LIU Xiangchen, et al. New adaptive sliding mode observer based BLDC control[J]. Electric Drive, 2019, 49(4): 6-10.
- [9] 靖文,王影星.不同驱动方式对无刷直流电机性能的研究[J].电气传动,2019,49(5):3-6,24.  
JING Wen, WANG Yingxing. Research on the performance of brushless DC motor under different driving mode[J]. Electric Drive, 2019, 49(5): 3-6, 24.
- [10] 吐逊江·麦麦提,张正阳.基于滑模观测器的矿用BLDCM控制系统[J].电气传动,2019,49(11):8-11.  
MAIMAITI Tuxunjiang, ZHANG Zhengyang. Mining BLDCM control system based on sliding mode observer[J]. Electric Drive, 2019, 49(11): 8-11.
- [11] 王浩楠.基于自抗扰迭代学习的无刷直流电机控制系统研究[D].广州:华南理工大学,2019.  
WANG Haonan. Research of active disturbance rejection based iterative learning control for the brushless DC motor control system[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019.
- [12] 杨晓玫,彭程,吴高峰,等.基于Matlab的无刷直流电机控制算法建模与仿真[J].系统仿真技术,2019,15(2):120-125.  
YANG Xiaomei, PENG Cheng, WU Gaofeng, et al. Modeling and simulation of brushless DC motor control algorithm based on Matlab[J]. System Simulation Technology, 2019, 15(2): 120-125.

收稿日期:2021-10-19

修改稿日期:2021-12-21

# 基于小波近似熵及BP神经网络的直流电网 短路故障识别方法

张贺,曹天陞,李先允

(南京工程学院 电力工程学院,江苏 南京 211167)

**摘要:**针对直流电网发生短路故障的暂态特性复杂、故障识别困难的问题,通过分析VSC的拓扑结构以及开关特性,发现通过检测电容电压的变化识别直流电网短路故障。提出了基于直流侧电容电压小波近似熵作为故障特征向量,训练BP神经网络的短路故障识别方法。仿真结果表明,小波近似熵结合了小波变化时频局部化特性和近似熵表征暂态信号的特性,能够准确提取故障特征,对直流电网短路故障实现准确、快速识别。

**关键词:**直流电网;故障识别;小波变换;近似熵;BP神经网络

**中图分类号:**TM713 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed24379

## Short-circuit Fault Identification Method of DC Distribution Network Based on Wavelet Approximate Entropy and BP Neural Network

ZHANG He, CAO Tianbi, LI Xianyun

(School of Electric Power Engineering, Nanjing Institute of Engineering,  
Nanjing 211167, Jiangsu, China)

**Abstract:** In view of the complex transient characteristics of short-circuit faults in DC power network and the difficulty of fault identification, the short-circuit faults in DC power network can be identified by detecting the change of capacitance voltage through the analysis of the VSC topology and switch characteristics. A short-circuit fault identification method based on DC-side capacitive voltage wavelet approximate entropy was presented, which is used to train BP neural network. The simulation results show that the characteristics of time-frequency localization and approximate entropy of wavelet variation are combined with the characteristics of approximate entropy of wavelet to describe the transient signal. The fault features can be extracted accurately and the short-circuit faults of DC power network can be identified accurately and quickly.

**Key words:** DC power network; fault identification; wavelet transform; approximate entropy; BP neural network

目前,我国城市人口逐渐增多,规模逐渐扩大。交流电网难以满足用户日益增多的用电需求,相比交流电网,采用直流输配电避免了以上交流输配电电能质量问题。2020年我国在联合国大会上提出了“双碳”目标,力求提升新能源占比<sup>[1]</sup>,而与交流电网相比,直流电网更加便于新能源(例如风能、太阳能)发电、小型水电站发电,实现并网<sup>[2]</sup>,充分发挥分布式能源的特长所在,因此直流电网逐渐回归人们的视野<sup>[3]</sup>。基于电压源换

流器(voltage sourced converters, VSC)的直流输配电技术具有良好的经济效益和社会效益,并且结构简单,控制灵活,被广泛应用于高压输电和城市互联网构建等方面。然而直流电网故障时对电能质量的影响较大,因此对直流电网进行故障识别研究对提高配电网可靠性至关重要。

由于直流电网与交流电网在电能形式上存在差异,最为突出的表现为直流电网故障时暂态特征更为复杂<sup>[4-5]</sup>。为解决这一问题,一些学者对

基金项目:江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX21\_0950)

作者简介:张贺(1998—),男,硕士,Email:1457227899@qq.com

通讯作者:曹天陞(1993—),男,硕士,助理研究员,Email:caotianbi@njit.edu.cn

其展开了相关研究。文献[6]分析了故障后直流线路的故障电流特征,提出了基于正负极暂态电流突变的故障识别方法,该方法仅适用于单极接地故障。由于配电网线路的长度问题,使得故障暂态特征持续时间很短,因此该方法对设备的采样精度要求较高。文献[7]利用线路故障信号结合图论的方法,提出了一种基于电磁时间反转理论的故障识别方法,该方法的故障识别依赖于对线路故障数据的多点测量,故障识别准确性更加依赖于设备的采样精度。文献[8]通过采集故障发生时限流电抗器线路侧电压,计算电压信号变化率作为故障信息进行故障识别,该方法虽然能够快速对故障进行识别,但是其对不同故障类型判别的准确性仍需进一步改善。为了改善故障识别的精度问题,文献[9]引入了小波变换,通过对直流侧线路暂态电流进行采集,将故障信号进行小波分解,提取小波系数作为故障特征进行故障识别。

综上所述,目前直流电网故障识别主要存在以下问题亟待解决:在直流电网中,随着光伏、风电等可再生能源的并网,在直流系统发生故障后,线路信号暂态特征更加多变,突变更为剧烈。由于谐波的存在,直流故障信号特征提取更加困难,难以对故障信号进行准确识别<sup>[10]</sup>。为了解决这一问题,本文以三相两电平VSC系统为例,提出一种基于小波近似熵及BP神经网络的直流短路故障识别方法。小波近似熵结合了小波分析时频局部化特性和近似熵表征暂态信号的特性<sup>[11]</sup>。通过求取直流侧电容电压的小波近似熵作为特征向量训练BP神经网络进行识别,可以实现准确、快速对故障进行检测识别。仿真结果表明,本文所提出的直流电网短路故障识别方法,可以准确对直流电网进行短路故障诊断,有利于快速检查直流电网故障,缩短用户断电时间,提高直流电网输电稳定性,具有一定的实际应用价值。

## 1 VSC拓扑及信号特性分析

在直流电网的各种故障中,线路短路故障发生得最为频繁。直流电网短路故障可以分为直流侧故障和交流侧故障。其中,直流侧故障可以分为单极短路和极间短路;交流侧故障可以分为单相接地、两相短路、两相接地和三相短路。短路故障时,瞬时电流会从几mA快速增大,对线路乃至整个系统造成危害。

VSC具有结构简单、控制灵活的优点,广泛应用于直流电网中。本文以三相两电平VSC为例,展开对直流电网故障特性的研究。单端VSC的拓扑结构如图1所示。

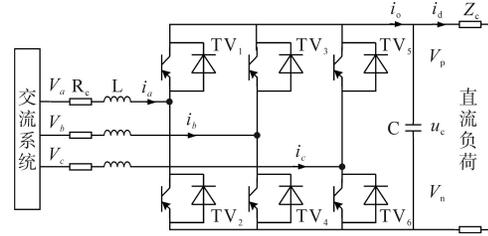


图1 VSC直流配电系统拓扑图

Fig.1 Topology diagram of VSC DC distribution system

图1中,  $V_a, V_b, V_c$  为交流侧三相电压值,  $i_a, i_b, i_c$  为交流侧三相电流值;  $Z_c$  为交流侧阻抗值之和, 主要包含交流端阻抗和各相电抗器阻抗;  $i_o$  为VSC直流端线路出口电流值;  $i_d$  为直流输电线路电流值;  $u_c$  为直流侧电容电压值;  $V_p, V_n$  为直流侧正、负极电压值;  $R_c, L$  分别为交流输电线路电阻值和电感值。  $VT_1 \sim VT_6$  为功率开关管元件, 运用脉冲宽度调制 (pulse width modulation, PWM) 的方式进而生成电力电子器件的驱动信号使得直流配电系统正常工作。

为描述VSC的开关动作, 现给出  $a, b, c$  各相桥臂的开关函数定义  $S_x (x = a, b, c)$ :

$$S_x = \begin{cases} 1 & \text{上桥臂导通, 下桥臂关断} \\ 0 & \text{上桥臂关断, 下桥臂导通} \end{cases} \quad (1)$$

由式(1)可以得出VSC交流侧各相电位的表达式:

$$V_x = S_x V_p + (1 - S_x) V_n \quad (2)$$

由基尔霍夫电压定律列出对  $a, b, c$  三相以及RLC回路列写回路电压方程, 得出以下关系式:

$$V_a = L \frac{di_a}{dt} + R_c i_a + S_a V_p + (1 - S_a) V_n \quad (3)$$

$$V_b = L \frac{di_b}{dt} + R_c i_b + S_b V_p + (1 - S_b) V_n \quad (4)$$

$$V_c = L \frac{di_c}{dt} + R_c i_c + S_c V_p + (1 - S_c) V_n \quad (5)$$

$$L_c \frac{di_d}{dt} + R i_d = u_c \quad (6)$$

式中:  $R$  为直流侧线路电阻以及故障过渡电阻值总和;  $L_c$  为直流输电线路电感值。

由基尔霍夫电流定律列出各个节点的电压电流方程, 可以得出以下3个关系式:

$$i_o - i_d = C \frac{du_c}{dt} \quad (7)$$

$$i_o = S_a i_a + S_b i_b + S_c i_c \quad (8)$$

$$i_a + i_b + i_c = 0 \quad (9)$$

此外,由直流侧线路正、负极电压与电容电压的关系,可以得出:

$$V_p - V_n = u_c \quad (10)$$

由式(2)~式(8)可知,方程中一共含有 $i_a, i_b, i_c, V_p, V_n, i_o, i_d, u_c$  8个变量,联立式(2)~式(8)可以解得直流侧电容电压关系表达式如下:

$$LC \frac{d^2 u_c}{dt^2} + RC \frac{du_c}{dt} + u_c = L \left[ \left( S_a \frac{di_a}{dt} + S_b \frac{di_b}{dt} + S_c \frac{di_c}{dt} \right) + \left( i_a \frac{di_a}{dt} + i_b \frac{di_b}{dt} + i_c \frac{di_c}{dt} \right) \right] + R(S_a i_a + S_b i_b + S_c i_c) \quad (11)$$

式(11)可以改写成 $f(u_c)=g(i_a, i_b, i_c)$ 的形式。由式(10)和式(11)可知 $i_a, i_b, i_c, V_p, V_n$ 的改变都会引起直流侧电容电压 $u_c$ 的变化。因此直流侧和交流侧发生故障时,使得电流和电压发生突变时都可以通过提取直流侧电容电压 $u_c$ 的故障特征来进行故障诊断。

## 2 基于小波近似熵短路故障特征提取

近似熵(approximate entropy, ApEn)是一种用来表征信号变化程度以及统计量化的规则,通过一个以概率形式的正实数来表征时间序列的变化程度,时间序列变化越剧烈,其ApEn值越大。小波近似熵结合了小波变换理论和近似熵理论,同时具备了小波变换时频局部化特性以及近似熵表征暂态信号复杂程度的特性。本文通过小波近似熵相关理论,提出一种适用于直流线路的短路故障特征提取方法。

### 2.1 故障信号发生时段判定

当直流系统发生故障时,直流侧的电容电压将会发生突变,此时的电容电压的导数值将会很大。因为直流电网正常运行时,直流侧电容电压也存在一定的波动,为了防止产生故障误诊断,本文通过合理设置导数阈值来进行故障发生的判定。判定式如下式所示:

$$D_i = \frac{|x(i+n) - x(i)|}{nT} > D_{th} \quad (12)$$

式中: $x(i+n), x(i)$ 分别为直流侧电容电压的第 $i+n$ 和 $i$ 个采样值; $T$ 为信号采样周期; $D_{th}$ 为设定的故障阈值。

故障阈值的取值和电网正常运行时直流侧电容电压波动量以及采样周期 $T$ 相关,因此 $D_{th}$ 大小根据采样频率而设定,在本文中, $D_{th}$ 取值为1 000。当采集到直流侧电容电压信号首次满足式(12)

时,则该线路发生故障,记录 $i$ 值的大小并截取信号 $[i-H, i+H]$ 内的数据作为故障时段截取信号进行故障特征提取。其中, $H$ 为截取数据范围,由采样频率决定。

### 2.2 故障信号特征提取

对截取到的故障信号进行小波变换,分别计算每层分解系数的小波近似熵并作为特征向量。通过小波分解,故障信号可被分解到不同层次各自独立的频带内。dbN小波具有良好的正则性,随着系数 $N$ 的增大,信号频域的局部化能力增强,时域仅支撑性减弱。为了获取时频分辨率更加优异的细节系数,故选用“db5”作为小波基进行小波分解,设定信号分解层数为5。对各层次小波变换系数进行重构,不同故障信号的小波系数图如图2所示。提取5层从低频到高频不同分解层数的信号故障特征。

每个分解层次的信号的近似熵都包含了大量的非平衡、非线性信息。计算各分解层次信号的近似熵,组成故障特征集合。近似熵计算方法如下:

步骤1:设采集到的原始数据 $u(1), u(2), \dots, u(N)$ ,共 $N$ 个点,预先给定模式维数 $m=2$ 和相似容限 $r=0.15STD$ ( $STD$ 为原始数据 $u(i)$ 的标准差),将序列 $\{u(i)\}$ 按顺序组成 $m$ 维矢量,即

$$X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)] \quad (13)$$

其中  $i = 1, 2, \dots, N - m + 1$

步骤2:对每一个值计算矢量 $X(i)$ 与其余矢量 $X(j)$ 之间的距离,如下式:

$$d[X(i), X(j)] = \max_{k=0, \dots, m-1} |u(i+k) - u(j+k)| \quad (14)$$

步骤3:给定阈值 $r(r > 0)$ ,每一个值统计 $d[X(i), X(j)] < r$ 的数目,及此数目与总的矢量个数 $N-m+1$ 的比值,记 $c_i^m(r)$ ,如下式:

$$c_i^m(r) = \{d[X(i), X(j)] < r \text{的数目}\} / (N - m + 1) \quad (15)$$

步骤4:如将 $c_i^m(r)$ 取对数,再对其求平均值,记作 $\phi^m(r)$ ,如下式:

$$\phi^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln c_i^m(r) \quad (16)$$

步骤5:把维数 $m$ 加1,变成 $m+1$ ,重复步骤1~步骤4,得 $c_i^{m+1}(r), \phi^{m+1}(r)$ 。此序列的近似熵ApEn可由下式求得:

$$ApEn(m, r) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r) \quad (17)$$

求取当过渡电阻 $R_f=0 \Omega$ 时,故障信号各级系数的小波近似熵值,结果如图3和表1所示。

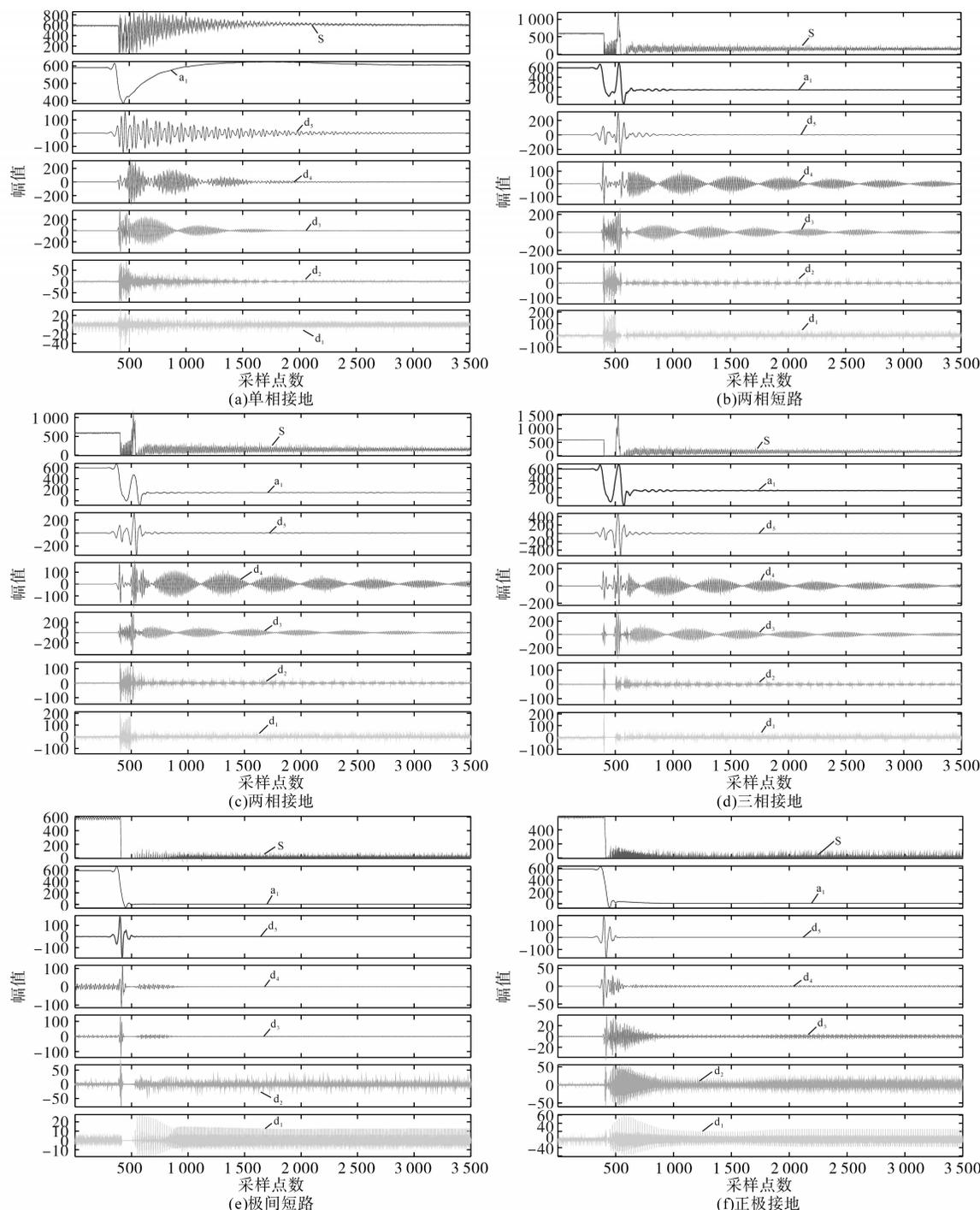


图2 故障信号小波系数图

Fig.2 Wavelet coefficient diagrams of fault signal

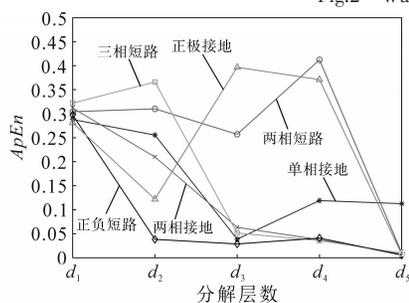


图3 故障信号小波近似熵变化趋势

Fig.3 Variation trend of wavelet approximate entropy of fault signal

可以看出不同故障类型的小波近似熵存在明显差异。

改变故障发生条件(将过渡电阻  $R_f$  提高至  $100 \Omega$ ),重新求取信号的小波近似熵。结果如图4和表2所示。

可以看出在不同故障条件下相同类型故障信号的小波近似熵变化趋势基本相同,可以通过其数值的变化趋势进行判断故障类型,可以作为故障信号的故障特征值用于故障识别。

表1 故障信号小波近似熵值表

Tab.1 Wavelet approximate entropy value table of fault signal

|      | $d_1$   | $d_2$   | $d_3$   | $d_4$   | $d_5$   |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 单相接地 | 0.288 1 | 0.255 5 | 0.038 7 | 0.119 1 | 0.112 7 |
| 两相短路 | 0.304 1 | 0.310 1 | 0.257 2 | 0.412 2 | 0.010 3 |
| 两相接地 | 0.311 8 | 0.209 9 | 0.063 4 | 0.037 5 | 0.008 3 |
| 三相短路 | 0.322 1 | 0.366 0 | 0.051 5 | 0.035 7 | 0.009 6 |
| 正负短路 | 0.297 6 | 0.038 3 | 0.028 8 | 0.041 0 | 0.005 5 |
| 正极接地 | 0.281 0 | 0.122 1 | 0.396 6 | 0.371 0 | 0.007 4 |

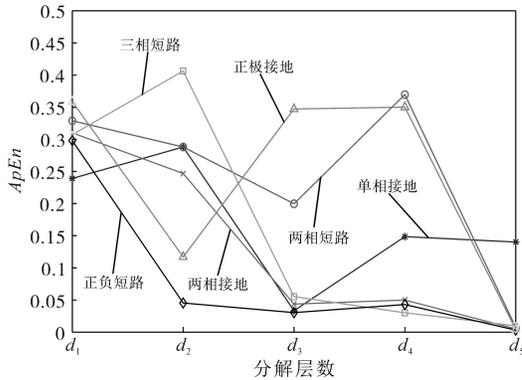


图4 改变条件后信号小波近似熵变化趋势

Fig.4 Variation trend of wavelet approximate entropy of signal after changing fault condition

表2 改变条件后信号小波近似熵值表

Tab.2 Approximate entropy value table of signal wavelet after changing conditions

|      | $d_1$   | $d_2$   | $d_3$   | $d_4$   | $d_5$   |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| 单相接地 | 0.239 2 | 0.288 3 | 0.033 4 | 0.148 6 | 0.140 3 |
| 两相短路 | 0.329 1 | 0.288 3 | 0.199 8 | 0.369 8 | 0.007 4 |
| 两相接地 | 0.310 2 | 0.246 8 | 0.043 6 | 0.049 9 | 0.005 1 |
| 三相短路 | 0.307 3 | 0.406 4 | 0.055 2 | 0.030 2 | 0.009 8 |
| 正负短路 | 0.298 1 | 0.045 4 | 0.030 3 | 0.043 0 | 0.003 1 |
| 正极接地 | 0.358 8 | 0.117 0 | 0.347 2 | 0.350 1 | 0.004 1 |

### 3 故障识别BP神经网络构建

BP神经网络是一种训练网络产生的误差从输出层反向传输到输入层再进行传播的神经网络。BP神经网络结构合理,各层内无互联,可灵活调节参数,非线性拟合能力强<sup>[12]</sup>,被广泛应用于各个行业的数据分类中。

本文通过采集到的故障时直流侧电容电压进行小波分解,分别计算每层分解系数的小波近似熵作为特征向量,并作为输入数据,组成训练集。根据故障类型设置故障代码,组成输出集。故障类型和输出故障代码对应关系如表3所示。

根据训练集和输出集训练BP神经网络的步骤如下:

1)设置输入层节点数。将故障信号进行5层分解,计算小波近似熵,故输入层节点数为5。

2)设置输出层节点数:节点数为6,由于输出结果为小数,故将输出四舍五入后再作为结果。

3)确定中间层节点数。设置中间层神经元个数为10。

4)选择中间层和输出层函数。中间层采用tansig函数,输出层采用logsig函数。

5)选择trainlm函数为训练函数。

表3 故障代码表

Tab.3 Fault code table

| 故障代码   | 故障类型 |
|--------|------|
| 000001 | 单相接地 |
| 000011 | 两相短路 |
| 000111 | 两相接地 |
| 001111 | 三相短路 |
| 011111 | 极间短路 |
| 111111 | 单极接地 |

在 Matlab/Simlink 仿真软件中搭建如图1所示基于VSC的直流系统,按照本文第2节的方法获取了120组故障信号特征量,作为训练数据进行训练网络,设置了训练数据、验证数据、测试数据按照70%,15%,15%的比例分配。

输出值与实际故障代码之间的误差分布图如图5所示。误差值为故障编号与输出编号的差值。当误差小于0.5时,输出结果四舍五入取整后即为故障类型的代码。由图5可以看出120组数据中,有118组输出结果与实际相符。

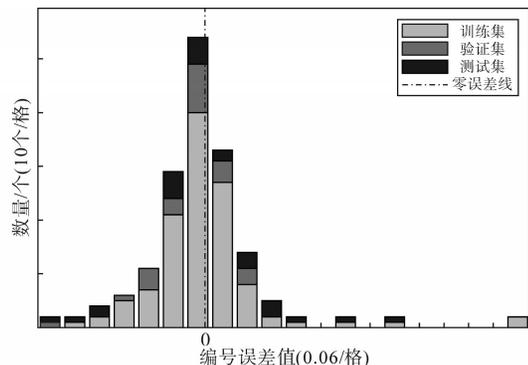


图5 输出结果误差分布图

Fig.5 Error distribution diagram of output results

回归值R测量输出和目标之间的相关性:R值越接近于1,说明拟合程度越好,越接近0,数据的相关性越差。如图6所示,在该BP神经网络中训练、验证、测试的数据拟合的R非常接近1。可以用此模型进行故障类别的诊断。

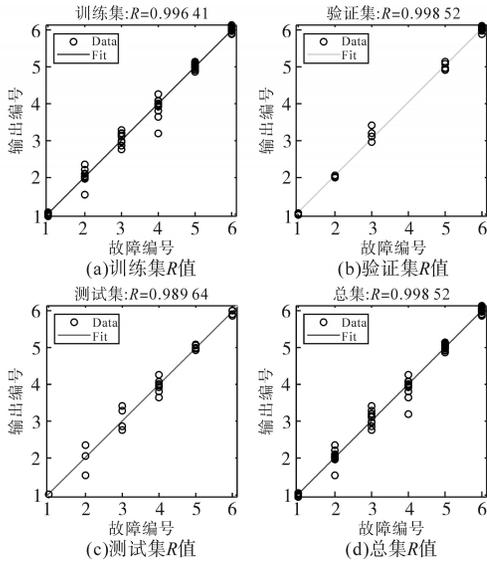


图6 BP神经网络回归值R值图

Fig.6 BP neural network regression value R diagram

### 4 故障识别结果分析

为验证故障诊断系统的诊断结果是否符合实际情况,采集当过渡电阻 $R_f=0\Omega$ 时VSC直流侧电压作为测试样本,通过改变故障发生条件来模拟直流侧故障与交流侧故障,每种故障类型取20组数据,共120组数据。故障识别情况如图7所示。

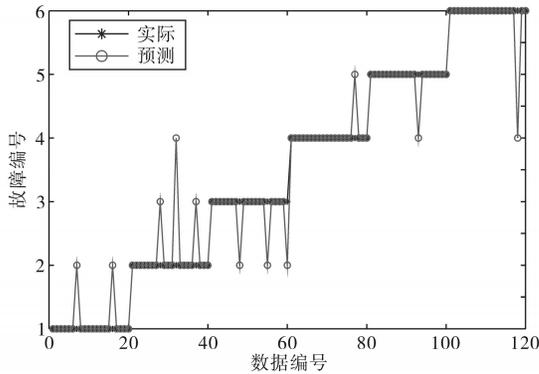


图7  $R_f=0\Omega$ 故障类型识别结果图

Fig.7 Fault type identification result diagram when  $R_f=0\Omega$

故障识别结果汇总如表4所示,仿真信号的故障类型识别总准确率在90%以上。

表4  $R_f=0\Omega$ 时故障识别结果表

Tab.4 Fault identification result table when  $R_f=0\Omega$

| 故障类型 | 样本数目 | 误判数目 | 准确率/% | 总准确率/% |
|------|------|------|-------|--------|
| 单相接地 | 20   | 2    | 90    | 90.83  |
| 两相短路 | 20   | 2    | 85    |        |
| 两相接地 | 20   | 3    | 85    |        |
| 三相短路 | 20   | 1    | 95    |        |
| 极间短路 | 20   | 1    | 95    |        |
| 单极接地 | 20   | 1    | 95    |        |

为了验证不同故障电阻下,该方法对不同过渡电阻下短路故障的识别情况,改变发生故障时的过渡电阻为 $R_f=100\Omega$ ,重新采集120组故障信号,每种故障类型取20组数据进行识别,故障识别情况如图8所示。

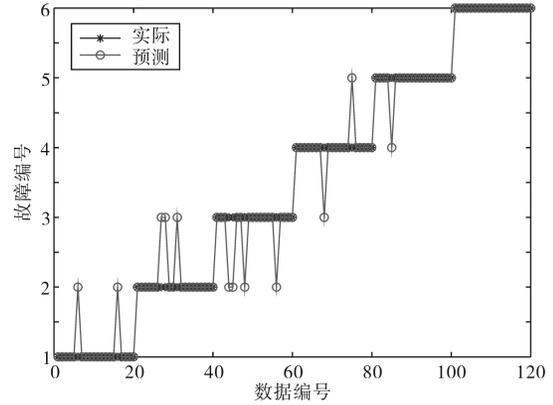


图8  $R_f=100\Omega$ 故障类型识别结果图

Fig.8 Fault type identification result diagram when  $R_f=100\Omega$

过渡电阻为 $R_f=100\Omega$ 时故障识别结果汇总如表5所示,与表4结果相比,提高过渡电阻会影响交流故障的识别精度,其中对两相接地故障识别影响最大,直流故障的识别则不受影响。但总体识别总准确率仍可达到90%。

表5  $R_f=100\Omega$ 时的故障识别结果表

Tab.5 Fault identification result table when  $R_f=100\Omega$

| 故障类型 | 样本数目 | 误判数目 | 准确率/% | 总准确率/% |
|------|------|------|-------|--------|
| 单相接地 | 20   | 2    | 90    | 90     |
| 两相短路 | 20   | 3    | 85    |        |
| 两相接地 | 20   | 4    | 80    |        |
| 三相短路 | 20   | 2    | 90    |        |
| 极间短路 | 20   | 1    | 95    |        |
| 单极接地 | 20   | 0    | 100   |        |

为了验证本文所提出的故障提取方法的差异性,本文引入文献[13]中,通过计算故障时电流 $i_a, i_b, i_c, i_d$ 的均方根值 $i_{rms}$ 作为特征向量的方法进行训练BP神经网络, $i_{rms}$ 的计算公式如下:

$$i_{rms} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N |i(k)|^2}{N}} = \sqrt{\frac{i(1)^2 + i(2)^2 + \dots + i(N)^2}{N}} \quad (18)$$

式中: $i(1), i(2), \dots, i(N)$ 为采集的电流原始数据。

采用该方法再一次对故障类型进行识别,识别的结果如表6所示。

对比表4~表6数据,可以看出,当故障过渡

电阻 $R_f=0\ \Omega$ 时,文献[13]与本文所设计方法的识别精度均能保持在90%,当过渡电阻 $R_f$ 增加到100 $\ \Omega$ 时,文献[13]方法的识别精度降低至85%左右,而本文所设计的识别方法则不受影响。

通过以上分析,针对直流电网故障识别精度低、效果差的问题,本文所设计识别方法不受过渡电阻的影响,具有更高的故障识别精度以及鲁棒性,验证了通过小波分解计算其各层次系数近似熵为特征向量,作为故障识别BP神经网络的训练和验证样本可以准确判断VSC直流和交流故障类别。

表6 文献[13]方法故障识别结果表

Tab.6 Reference [13] method fault identification result table

| 故障类型 | 过渡电阻/ $\Omega$ | 样本数目 | 误判数目 | 准确率/% | 总准确率/% |
|------|----------------|------|------|-------|--------|
| 单相接地 | 0              | 20   | 2    | 90    | 90     |
| 两相短路 | 0              | 20   | 4    | 80    |        |
| 两相接地 | 0              | 20   | 2    | 90    |        |
| 三相短路 | 0              | 20   | 1    | 95    |        |
| 极间短路 | 0              | 20   | 1    | 95    |        |
| 单极接地 | 0              | 20   | 2    | 90    |        |
| 单相接地 | 100            | 20   | 2    | 90    | 85.8   |
| 两相短路 | 100            | 20   | 4    | 80    |        |
| 两相接地 | 100            | 20   | 4    | 80    |        |
| 三相短路 | 100            | 20   | 1    | 95    |        |
| 极间短路 | 100            | 20   | 4    | 80    |        |
| 单极接地 | 100            | 20   | 2    | 90    |        |

## 5 结论

本文旨在快速识别直流电网短路故障,缩短用户断电时长,从而提高直流电网输配电稳定性。针对直流电网故障信号暂态特征更为多变、故障特征难以提取、故障识别准确性低这一难题,提出一种基于小波近似熵及BP神经网络的直流电网短路识别方法。

1)通过分析VSC的拓扑结构以及工作特性,给出了直流侧电容电压的表达式。由关系式可以得出直流电网交流侧以及直流侧短路故障可以通过检测电容电压的变化来进行诊断。

2)小波近似熵同时具备了小波变换时频局部化特性以及近似熵表征暂态信号复杂程度的特性。通过计算故障时直流侧电容电压的小波近似熵可以准确提取故障信号特征,进一步用于短路故障识别。

3)BP神经网络可灵活调节参数,非线性拟合能力强的特点,将故障信号小波近似熵作为输入

集进行训练BP神经网络,回归值 $R$ 接近于1。

仿真结果验证:通过小波分解计算其各层次系数近似熵为特征向量,作为故障识别BP神经网络的训练和验证样本可以准确判断VSC直流和交流故障类别。

## 参考文献

- [1] 谢小荣,贺静波,毛航银,等. “双高”电力系统稳定性的新问题及分类探讨[J]. 中国电机工程学报,2021,41(2):461-475. XIE Xiaorong, HE Jingbo, MAO Hangyin, et al. New issues and classification of power system stability with high shares of renewables and power electronics[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2):461-475.
- [2] 赵国涛,钱国明,王盛. “双碳”目标下绿色电力低碳发展的路径分析[J]. 华电技术,2021,43(6):11-20. ZHAO Guotao, QIAN Guoming, WANG Sheng. Analysis on green and low-carbon development path for power industry to realize carbon peak and carbon neutrality[J]. Huadian Technology, 2021, 43(6):11-20.
- [3] YI Wenting, HILL David J, SONG Yue. Impact of high penetration of renewable resources on power system transient stability [C]//2019 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). Atlanta, GA, USA: IEEE, 2019.
- [4] 年珩,孔亮. 直流微电网故障保护技术研究综述[J]. 高电压技术,2020,46(7):2241-2254. NIAN Heng, KONG Liang. Review on fault protection technologies of DC microgrid[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(7):2241-2254.
- [5] 周廷冬,徐永海,吕晓慧. 基于MMC的配电网电力电子变压器接地设计及故障特性分析[J]. 电网技术,2017,41(12):4077-4085. ZHOU Tingdong, XU Yonghai, LÜ Xiaohui. Grounding design and fault characteristic analysis of MMC based power electronic transformer in distribution network[J]. Power System Technology, 2017, 41(12):4077-4085.
- [6] 曾钰. 辐射状直流电网故障选线和保护方法研究[D]. 济南: 山东大学,2019. ZENG Yu. Study on the faulty feeder selection and protection principle of radial DC distribution grid[D]. Jinan: Shandong University, 2019.
- [7] 张希鹏,郝能灵,范春菊,等. 基于VPC-EMTR理论的直流配电网故障选线[J]. 高电压技术,2020,46(5):1729-1739. ZHANG Xipeng, TAI Nengling, FAN Chunju, et al. Fault line selection in DC distribution network based on VPC-EMTR theory [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(5):1729-1739.
- [8] SNEATH J, RAJAPAKSE A D. Fault detection and interruption in an earthed HVDC grid using ROCOV and hybrid DC breakers[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 31(3):973-981.
- [9] 李斌,何佳伟,李晔,等. 基于边界特性的多端柔性直流配电

(下转第96页)

# 浇注模定量倾倒机构的分段变脉冲积分化控制

赖永波<sup>1,2</sup>, 卢俊<sup>1,2</sup>, 李华荣<sup>3</sup>

(1. 江苏信息职业技术学院 智能工程学院, 江苏 无锡 214153;

2. 无锡精智模具技术有限公司, 江苏 无锡 214153;

3. 荣晟物联技术有限公司, 江苏 无锡 214059)

**摘要:**针对小型模具快速定量倾倒浇注生产中的过冲与涌溅问题,对一种自动倾倒熔桶机构在分析其工艺流程和控制特点下,提出将倾倒过程分三阶段控制设计,在不依赖于系统的具体模型条件下,采用可编程控制器(PLC)的高速脉冲输出功能来实时控制伺服电机推拉倾倒熔桶浇注生产。该定量倾倒浇注控制在快浇注阶段解决了涌溅,在精确浇注阶段设计匀速递减可变脉冲来无限逼近积分控制过程,解决了过冲达到定量浇注。仿真与实验表明,倒桶浇注中的控制干扰和机构的振颤现象被有效抑制。与传统的熔桶倾倒定量浇注控制应用相比,该设计控制整定参数少、过冲与涌溅量小,且设计更便于采用PLC来编程实现。

**关键词:** 倾倒机构; 自动定量浇注; 分段变脉冲; 积分化控制

**中图分类号:** TM28 **文献标识码:** A **DOI:** 10.19457/j.1001-2095.dqed24087

## Piecewise Varying Impulse Integral Control for Casting Mould Quantitative Pouring Device

LAI Yongbo<sup>1,2</sup>, LU Jun<sup>1,2</sup>, LI Huarong<sup>3</sup>

(1. School of Intelligent Engineering, Jiangsu College of Information Technology, Wuxi 214153,

Jiangsu, China; 2. Wuxi Presize Intelligent Mould Limited Company, Wuxi 214153,

Jiangsu, China; 3. Rongsheng Technical Internet of Things Limited Company, Wuxi 214059, Jiangsu, China)

**Abstract:** To deal with the mould quantitative casting over-pouring and spillage, based on the analysis of the technological process and the control characteristics for a kind of auto molten bucket casting mechanism, under the condition without depending on system concrete models, a three stages casting was proposed to real-time control servo motor push-pull molten bucket casting production by the programmable logic controller (PLC) high-speed pulse output function. The control solves the spillage in the fast pouring stage, designs the uniform decreasing variable pulse to infinitely approximate the integral control process to solve the over-pouring and reach the quantitative casting pouring in the precise pouring stage. Simulation and experiment show that the control method effectively attenuate the disturbance and the pouring mechanism vibration phenomenon. Compared with the traditional control application of the molten bucket pouring, the designed control system have few adjusting parameters less over-pouring and spillage, and more convenient to be realized by the PLC.

**Key words:** pouring device; automatic quantitative pouring; piecewise variable impulse; integral control

冶金浇注是铸造生产中的重要环节,对浇注设备的设计与控制应用历来是浇注成型中的研究热点<sup>[1-3]</sup>。定量浇注是冶金浇注生产中的一种工艺要求,目前浇注研究与应用中的主要方法有:质量定量法、电极控制定量法、容积定量法、时间定量法、示教再现控制定量法、图像处理控制定量法等<sup>[4-7]</sup>。随着工程设计软件技术的发展,

有学者采用 Moldex3D 嵌件对注射成型浇注系统进行了优化分析<sup>[8]</sup>。在小型模具浇注生产上,文献[9]中设计了一种气压式定量浇注系统,并对其进行了软件模拟应用研究。近年来,在高端浇注制造领域,基于计算机控制软件优化技术的浇注系统设计与模拟分析得到深入的研究和应用<sup>[10-11]</sup>。

需要指出的是,上述浇注装置的设计应用中

**基金项目:**江苏省高校优秀科技创新团队基金(2019SJK07);江苏省高等学校自然科学基金(17KJB510019)

**作者简介:**赖永波(1975—),男,硕士,副教授,高级工程师,Email: yongbo100@sina.com

总体上自动化程度不高,在小型模具浇注的批量化生产中其效率有待提升。上述浇注装置的控制设计与优化一般是建立在系统建模和仿真基础上给出的研究与应用成果。在实践应用中对于浇注系统通常是采用简化的近似建模<sup>[12-13]</sup>,忽略了系统的非线性和不确定以及控制干扰因素,使得浇注操作中的定量性误差大,存在熔液过冲浇注和速度不稳定导致的熔液涌溅现象,后续加工时模型产品的切削余量大,批量化浇注生产的工效也有待进一步提高。

本文针对一种自动倒桶浇注机构装置,在分析其工作过程和浇注控制特点下,采用PLC控制器设计分段可变脉冲积分化控制功能应用于自动浇注生产,以降低上述定量倾倒浇注中存在的问题。

## 1 倾倒浇注系统分析

### 1.1 浇注机构

为满足小型模具浇注企业自动浇注生产要求,一种可实现自动倒桶浇注机构被设计应用,其简化的结构示意图如图1所示。

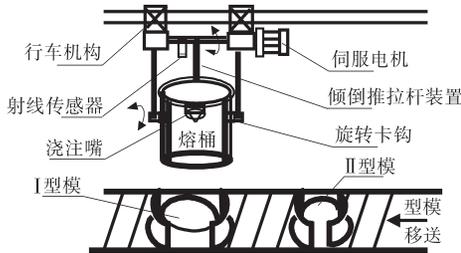


图1 倒桶浇注机构

Fig.1 Structure of casting and pouring device

倒桶浇注机构由行车机构、伺服电机及传动杆、倾倒推拉杆装置、保温熔桶、浇注嘴、浇注模具型腔深度检测射线传感器和模具型腔移送带机构等组成。其设计机构中的浇注嘴有别于传统的漏斗型与管型嘴,漏斗型与管型嘴虽易于控制流速,但在浇注结束瞬间时刻型嘴中的剩余熔液在重力作用下飞落模腔中,使得控制过冲量较大。

### 1.2 倾倒浇注过程

倾倒浇注生产时,图1机构控制执行动作流程为:PLC控制行车载着熔桶机构移动到工作位置,模具腔移送到浇注位置,根据不同模具腔的深度值和传感器实时深度测量反馈值,控制伺服电机正反转速度转动倒桶推拉杆装置,控制熔桶倾倒浇注生产。当实时深度测量反馈值达到设定浇注值时刻,控制伺服电机进行正桶(即熔桶竖直)工作,并等待下一个模具腔移送到浇注位

置,执行自动循环浇注工作,其倾倒过程示意图如图2所示。

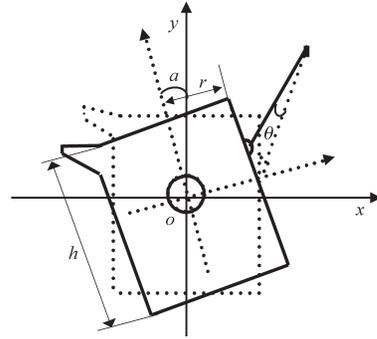


图2 倾倒示意图

Fig.2 Pouring schematic diagram

假设交流伺服电机输出推拉力矩  $T_L$  沿熔桶壁纵向方向,系统以  $o$  点旋转运动近似建模<sup>[14]</sup>为

$$\begin{cases} J \frac{d^2 \alpha}{dt^2} = T_L r - mgr \sin \alpha \\ J_m \frac{d\theta}{dt} = \frac{3}{2} p_m \Psi i_q - T_L \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$J = mr^2$$

式中: $J$ 为熔桶转动惯量; $m$ 为熔桶质量; $\alpha$ 为桶转角; $r$ 为熔桶半径; $J_m$ 为电机转动惯量; $\theta$ 为角速度; $p_m$ 为电机极对数; $\Psi$ 为磁链常数; $i_q$ 为电机  $q$  轴电流。

### 1.3 倾倒熔体与转角的关系

由图2可知熔桶转角范围是  $0 < \alpha < \pi/2$ , 假设某浇注时刻熔桶转过角度  $\alpha$ , 熔桶内熔液的体积  $V$ , 桶高度  $h$ , 其熔液液面位置变化如图3所示。

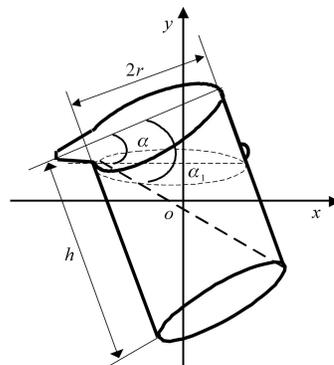


图3 倾倒熔桶液面示意图

Fig.3 Schematic of pouring molten bucket liquid level

浇注过程中其桶内熔液体积  $V$  与  $\alpha$  的关系为

$$\begin{cases} V = \pi r^2 (h - r \tan \alpha) & 0 < \alpha < \alpha_1 \\ V = \frac{\pi}{2} r^2 h - \frac{\pi r^3}{2 \cot \alpha} + \frac{r^2 (h \cot \alpha - r)}{\cot \alpha} \\ \arcsin \frac{h \cot \alpha - r}{r} + \frac{h^2 \cot^2 \alpha - 2hr \cot \alpha + 3r^3}{3 \cot \alpha} \\ \sqrt{2hr \cot \alpha - h^2 \cot^2 \alpha} & \alpha_1 \leq \alpha < \pi/2 \end{cases} \quad (2)$$

其浇注嘴熔液流量为

$$f(t) = \frac{dV}{dt} \quad (3)$$

在熔桶不同半径与高度的参数下,浇注过程中熔液体积  $V$  与转角  $\alpha$  的变化关系如图4所示。

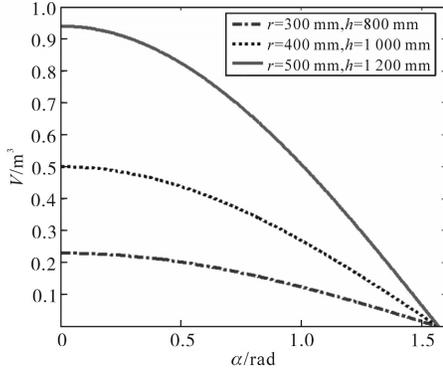


图4 倾倒熔桶液体体积变化图

Fig.4 Diagram of pouring molten bucket tank liquid volume changing

在  $r=300\text{ mm}$ ,  $h=800\text{ mm}$  的参数下其流量变化过程如图5所示。随着转角  $\alpha$  的增大,浇注嘴的熔液流量呈非线性急速变化,最大值出现在图3所示的熔桶中熔液截面形状从梯形向三角形转折处。其熔液流量变化的非线性特征,导致流量(式(3))控制不但精确建模困难,而且在定量浇注中存在难以克服的静态误差、动态载荷与执行机构振动引起的动态误差、以及控制信号因高温环境与温度影响引起的浇注误差等。为此寻求不依赖于式(1)~式(3)的系统数学模型,从控制方法和软件设计方面来有效降低上述影响因素是高性能控制浇注需要解决的关键问题。

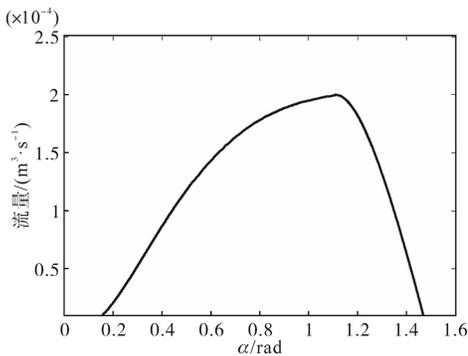


图5 熔体流量与转角  $\alpha$  的变化关系图

Fig.5 Diagram of melt flow changing with angle  $\alpha$

## 2 分段变脉冲积分化控制

### 2.1 分段倾倒浇注方法

为实现快速自动倒桶精准定量浇注,将倾倒过程分启浇段、快浇段和精浇段来实施,采用PLC的高速脉冲输出功能来实时控制伺服电机推拉

倾倒熔桶浇注生产,设计快速浇注完成80%的设定浇注熔液高度值后进入精浇段。分段脉冲起始频率为  $f_2$ ; 最高快浇段为  $f_3$ ; 精浇段是匀速递减脉冲,截止频率为  $f_1$ 。分段脉冲输出控制过程如图6所示。

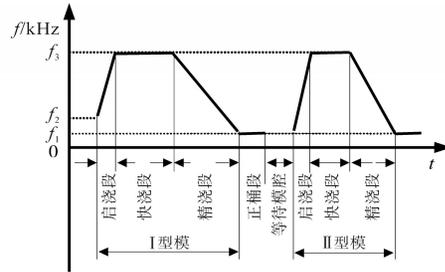


图6 分段高速脉冲

Fig.6 Piecewise high-speed pulse

### 2.2 积分控制

传统的PID控制中积分功能为消除稳态误差,其增量式表示为

$$\int_0^t e(t)dt = \sum_{j=0}^k e(j)\Delta t \quad (4)$$

式中:  $\Delta t$  为控制采样周期;  $e(j)$  为第  $j$  次采样时的控制偏差值。

假设模腔深度为  $l$ , 在倒桶浇注第  $j$  次采样时刻后模腔中熔液高度为总高度的80%, 即  $l(j)$  为  $80\%l$ , 并假设从第  $j$  次后每次采样控制模腔中的熔液高度递增量为  $\Delta l_m$  ( $m=1, 2, \dots, k$ ), 则第  $j+1$  次后熔液总高度为  $l(j)+\Delta l_1$ , 第  $j+2$  次后为  $l(j)+\Delta l_1+\Delta l_2$ , 若到达第  $k$  次时浇注结束, 则有:

$$l = l(j) + \Delta l_1 + \Delta l_2 + \dots + \Delta l_k \quad (5)$$

按上述浇注控制规律, 其理想精准定量倒桶浇注即为

$$\begin{cases} \sum_{i=j}^k \Delta l(i) = 20\%l \\ \lim_{i=k} \Delta l(i) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

### 2.3 脉冲控制实现

设计两种型号模具精浇注段脉冲工作过程如图7所示。图中,  $T_I$  为 I 型模具精浇注起发控制驱动脉宽(文中脉宽特指由连续单个脉冲组成, 下同),  $\Delta T_I$  为其递减脉宽;  $T_{II}$  为 II 型模具精浇注起发控制驱动脉宽,  $\Delta T_{II}$  为其递减脉宽。

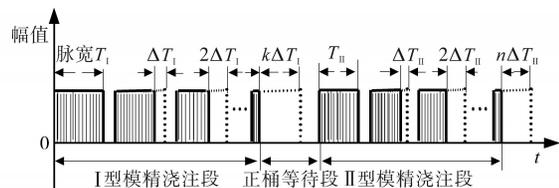


图7 脉冲工作原理过程

Fig.7 Pulse working principle process

由图6和图7的控制设计过程可得:在一个倾倒浇注  $\Delta t$  采样时间内,以 I 型模浇注为例,精浇注段起发控制输出脉冲个数  $N$  为

$$N = \Delta t \div \frac{1}{f_3} = T_1 \quad (7)$$

精浇注段结束前一个采样时刻输出脉冲数  $n$  为

$$n = \Delta t \div \frac{1}{f_1} \quad (8)$$

若采样控制到第  $k$  次时倾倒浇注结束,则每个采样周期内,脉冲平均递减数为(等效递减驱动脉宽  $\Delta T$ ,取整数)

$$\text{Mod}(M) = (N - n) / k = \Delta T \quad (9)$$

在上述脉冲控制驱动下,伺服电机带动推杆装置推动熔桶倾倒浇注工作,每次浇注采样后模腔中的熔液高度增加值变化如图8所示。将图8中的变化值沿着时间轴线反向累加即是式(5)结果,实现了标准的积分控制功能。

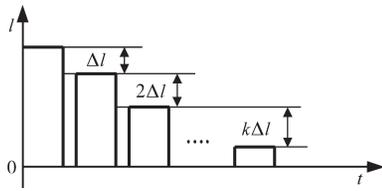


图8 采样浇注增加值  
Fig.8 Sampling and pouring increased value

### 3 仿真与实验

仿真与实验中的伺服电机选择安川 SGM5H 型 2 kW 三相电机,伺服器选择安川 SGD72BAEB 型伺服器。实验中,伺服驱动器脉冲变比参数设定为每转 8 000 个,由西门子 S7-Smart 控制器的高速脉冲输出口控制驱动;传感器选德国 NI10-G18-AN 型射线传感器,其信号经模拟量模块 EMAE 04 输入。

#### 3.1 仿真

系统仿真参数:  $J_m = 1.5 \times 10^{-3} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $J = 2.0 \times 10^4 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $r = 400 \text{ mm}$ ,  $h = 1\ 000 \text{ mm}$ , 模腔深度为 50 mm。仿真系统采用以太网连接 PLC 控制器与组态上位机构成。针对系统简化的模型,分别给定 600 r/min 与 400 r/min 的方波控制信号,利用控制器开发工具 Indra works Engineering 观测读取伺服电机的速度值和浇注流量变化值,并将数据导入 Matlab 绘制其波形图。

该分段可变脉冲积分化控制伺服电机转速仿真如图9所示,近似描述了两种型号模具浇注中的电机转速变化,其中的正桶和等待时间共设

定 10 s。仿真表明,与文献[13]中的 PID 控制方法相比,采用分段变脉冲积分化控制频率由  $f_2$  加速到  $f_3$  恒定段后,克服了振荡且无超调量,系统的稳定性高且动态响应速度快。

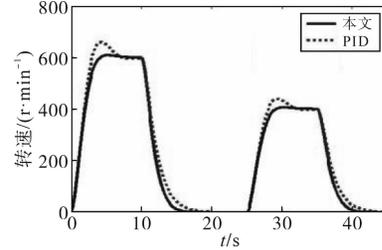


图9 方波信号下的转速变化  
Fig.9 Speed change under square wave signal

进一步,在启动倒桶浇铸工作阶段跃信号作用 10 s 时刻,突加 +1.5 V 电压的控制干扰信号,其作用如图10所示。从图中看出,本控制设计抗干扰性强,电机转速平稳,浇注机构振颤现象小。

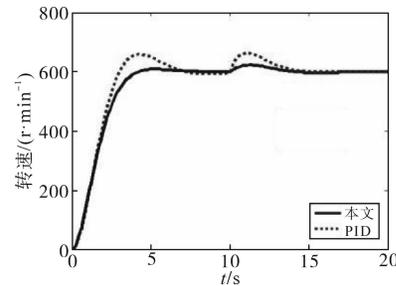


图10 干扰作用下的转速变化  
Fig.10 Speed variation under disturbance

浇注过程中倒出熔液流量仿真如图11所示,其峰值出现在从快浇注段向精浇注段变化时刻。

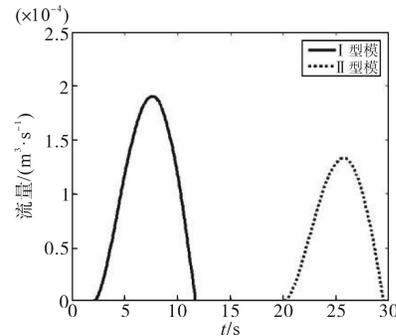


图11 熔体流量变化图  
Fig.11 Diagram of melt flow changing

按照分段变脉冲控制设计,启浇注段控制伺服电机不断加速至快浇注段达最大转速并保持,直至模腔中浇注熔液高度到达控制值的 80%,此时倾倒熔液达最大流量易产生冲涌溅现象,由于 80% 的控制值,此阶段模腔空间可容余量较大,使得冲涌溅得到解决。剩余的 20% 浇注量在精浇段完成,由高速递减脉冲控制伺服电机快速减小倾倒转角来控制流量,逐渐逼近式(6),达到快

速定量浇注目标。

### 3.2 实验

实验对象为质量2.0 t的保温合金熔桶,控制操作在西门子MP270触摸屏上完成。系统参数同仿真参数,控制系统组态如图12所示。

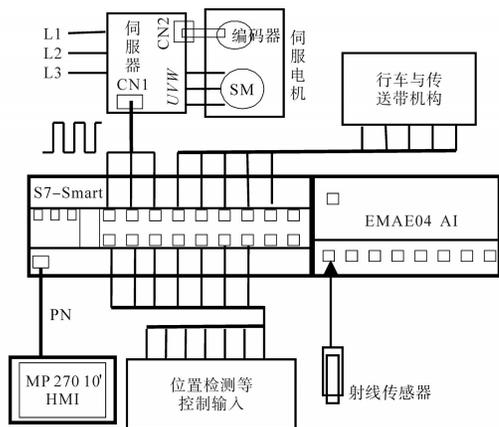


图12 控制系统示意图

Fig.12 Diagram of control system

实验系统的精浇段截止频率 $f_1$ 可采用调试整定,也可根据深度检测射线传感器分辨率联合式(7)~式(9)求解得到。实验时 $f_1$ 取1 kHz, $f_2$ 取2 kHz, $f_3$ 取100 kHz。

为实现与PID控制实验比较,在上位机中启动PLC编程软件自带的PID调节功能进行控制对比实验。在定量浇注过程中,以I型模浇注为例,其模具腔中熔液深度变化实验如图13所示。

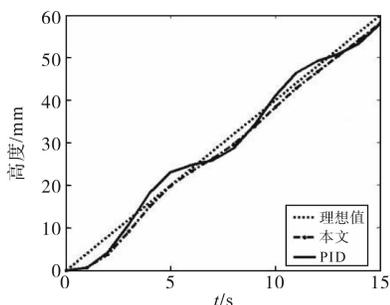


图13 浇注模腔深度跟踪

Fig.13 Casting mould depth control tracking

从图13看出,与文献[13]中PID方法相比,本文设计控制响应快,振荡与定量误差更小。该控制对不同模型腔浇注实验结果对比数据如表1所示。

表1 浇注数据

Tab.1 casting data

| 控制方法  | 给定值/mm | 实际值/mm |
|-------|--------|--------|
| 本文控制  | 35     | 36     |
| PID控制 | 35     | 37     |
| 本文控制  | 45     | 47     |
| PID控制 | 45     | 48     |

表1数据表明,本文控制设计的最大误差为2 mm,而PID的最大误差为3 mm,使得后续加工中的切削耗材与耗能更多。

仿真与实验表明,变脉冲积分化控制策略与文献[9,12-13]中的控制相比,具有不依赖于倒桶机构的控制数学模型和参数调整少的实时控制优越性,且易于采用PLC控制梯形图编程软件实现。

## 4 结论

本文根据模具浇注生产需求,对设计的一种自动倒桶浇注机构,采用PLC控制器设计分段可变脉冲信号驱动伺服电机推动倾倒浇注工作,其控制设计仿真与实验表明:1)自动倒桶浇注中的干扰和伺服电机与倒桶机构的振颤现象得到有效抑制;2)过冲量小,降低了倒桶定量浇注误差;3)与传统的倒桶浇注控制应用相比,该控制设计整定参数少且精准定量浇注时间短,安全可靠自动化程度较高,具有一定的推广实用价值。

### 参考文献

- [1] SAMA S R, WANG J, MANOGHARAN G. Non-conventional mold design for metal casting using 3D sand-printing[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2018, 34(5): 4876-4882.
- [2] 廉振文, 郭全领. V型气缸体铸造浇注系统设计分析及改善[J]. 铸造工程, 2021, 45(6): 28-34.  
LIAN Zhenwen, GUO Quanling. Design analysis and improvement of V-type cylinder block gating system[J]. Foundry Engineering, 2021, 45(6): 28-34.
- [3] OBZINA Tomáš, MERTA Václav, FOLTA Martin, et al. Technological and quality aspects of the use of innovative inorganic binders in the production of castings[J]. Metals, 2021, 11(11): 3508-3513.
- [4] 刘永胜, 杨尚平, 汪泽波. 定点倾转式定量浇注装置研发[J]. 特种铸造及有色合金, 2011, 31(11): 1043-1045.  
LIU Yongsheng, YANG Shangping, WANG Zebo. Research and development of fixed-point tilting type quantitative pouring device[J]. Special Casting and Non-ferrous Alloys, 2011, 31(11): 1043-1045.
- [5] 雷先华, 朱石沙, 刘金刚. 半自动定点倾转式浇注工作台的设计[J]. 铸造, 2014, 63(8): 809-811.  
LEI Xianhua, ZHU Shisha, LIU Jingang. Design of semi-automatic fixed point tilting casting table[J]. Foundry, 2014, 63(8): 809-811.
- [6] 李从发, 李晓明, 张江波. 静压线生产球墨铸铁管件浇注系统设计体会[J]. 铸造设备与工艺, 2018, 5(4): 11-13.  
LI Congfa, LI Xiaoming, ZHANG Jiangbo. Experience in the design of pouring system for ductile iron pipe fittings produced by static pressure line[J]. Casting Equipment and Technology,

2018,5(4):11-13.

[7] 曹琪. 铝合金挤压铸造定量输送浇注装置研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学,2012.  
CAO Qi. Research on quantitative conveying and pouring device for aluminum alloy extrusion casting[D]. Harbin: Harbin Technology University, 2012.

[8] 曹继平,刘苗苗,谢鹏程. 基于Moldex3D的嵌件注射成型浇注系统优化分析[J]. 中国塑料,2016,30(10):75-78.  
CAO Jiping, LIU Miaomiao, XIE Pengcheng. Optimization analysis of injection molding casting system for insert based on Moldex3D [J]. China Plastics, 2016, 30 (10): 75-78.

[9] 成炼. 气压式定量浇注系统模拟优化研究[D]. 太原: 中北大学,2014.  
CHENG Lian. Research on simulating optimization of pneumatic quantitative pouring system [D]. Taiyuan: North China University. 2014.

[10] WU Huaichao, YANG Xuan, CAO Gang, et al. Design and optimization of die casting process for heavy-duty automatic transmission oil circuit board[J]. International Journal of Cast Metals Research, 2021, 34(2) : 6470-6477.

收稿日期:2021-11-15  
修改稿日期:2021-12-22

>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>>

(上接第90页)

系统单端量保护方案[J]. 中国电机工程学报,2016,36(21): 5741-5749.  
LI Bin, HE Jiawei, LI Ye, et al. Single-ended protection scheme based on boundary characteristic for the multi-terminal VSG-based DC distribution system[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(21) : 5741-5749.

[10] 余修勇,肖立业. 直流配电网故障识别和定位技术研究综述[J]. 电工电能新技术,2019,38(7):56-66.  
YU Xiuyong, XIAO Liye. An overview of fault identification and location technology for DC distribution networks[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2019, 38(7) : 56-66.

[11] 齐晓轩,都丽,张国山. 小波包近似熵特征的机动车声识别方法[J]. 南京理工大学学报,2020,44(1):67-73,79.  
QI Xiaoxuan, DU Li, ZHANG Guoshan. Vehicle type recognition by acoustic signal based on wavelet packet decomposition and approximate entropy[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2020, 44(1) : 67-73, 79.

[12] 何巨龙,王根平,刘丹,等. 基于提升小波和改进BP神经网络的配电网系统电能质量扰动定位与识别[J]. 电力系统保护与控制,2017,45(10):69-76.  
HE Julong, WANG Genping, LIU Dan, et al. Localization and identification of power quality disturbance in distribution network system based on lifting wavelet and improved BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45 (10) : 69-76.

[13] 于海. VSC-HVDC系统故障定位和故障诊断技术研究[D]. 兰州: 兰州理工大学,2016.  
YU Hai. Research on fault location and diagnosis technology of VSC-HVDC[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2016.

收稿日期:2022-05-19  
修改稿日期:2022-06-21