

基于改进BP神经网络的全光纤电流互感器误差补偿方法

周仕豪¹,徐在德¹,刘彬²,童悦²,周帅³

(1.国网江西省电力有限公司电力科学研究院,江西 南昌 330096;2.中国电力科学研究院有限公司,湖北 武汉 430074;3.中国电子科技集团公司第四十四研究所,重庆 400060)

摘要:全光纤电流互感器在长时间的运行过程中,主要元器件会出现性能下降,产生测量误差。针对采用定期测试方法下的全光纤电流互感器误差评估存在随机性、滞后性等问题,文中介绍了一种基于改进BP神经网络的在线评估方法,实时对互感器进行误差补偿。首先,介绍了全光纤电流互感器工作原理,然后对主要器件特征参数进行分析,通过理论公式和实验分析,研究了特征参数对互感器测量误差的影响,最后提出了一种基于改进BP神经网络的全光纤电流互感器比差预测模型,根据预测结果对全光纤电流互感器测量结果进行误差补偿。仿真结果表明,改进后的BP神经网络预测模型对全光纤电流互感器比差预测具有非常好的效果,验证了该模型的准确性。

关键词:全光纤电流互感器;器件特征参数;测量误差;BP神经网络;预测模型;误差补偿

中图分类号:TM 452 文献标志码:A 文章编号:1006-348X(2024)05-0001-05

0 引言

全光纤电流互感器(fiber optic current transformer, FOCT)充分利用了光纤的法拉第磁致旋光效应,以其抗电磁干扰、动态范围大、体积小、重量轻、精度高等特点迅速发展为可行的电流测量设备^[1-3]。

但FOCT挂网运行时间相对较短,光学器件性能退化、器件内部缺陷以及光路熔点缺陷等问题影响着FOCT的长期稳定性,可能导致其产生测量误差^[4-6]。目前,针对FOCT的研究主要集中在光路告警机理、渐变故障信号特征及非线性误差识别等方面^[7-10],而FOCT光电器件性能退化对互感器测量误差影响的研究较少。

针对器件性能退化造成的FOCT测量误差,主要的评估方式是采用标准电流互感器比对校准。在现场实际作业中,此项方法的应用是在变电站停电条件下进行定期测试。FOCT定期检测的实质是对全光纤电流互感器的误差状态进行一种时域上的抽样评估,其检测结果随机性较大。如果全光纤电流互感器的测量误差在检修中发生变化,该方法可能无法及时检测出,导致对全光纤电流互感器的误差检测滞后;另一方面,由于FOCT主要应用于特高压换流站,电

压等级高、一次电流小、对标准电流互感器的要求也更高,而且与标准电流互感器进行比对检测的方法需要消耗大量的财力与物力,经济性较差。因此,需要开发一种无标准设备的在线评估方法,实时对传感器进行误差补偿。

文中从全光纤电流互感器主要器件特征参数着手,通过理论公式和实验分析,研究了特征参数对互感器测量误差的影响,构建状态量一比差数据集,提出了基于遗传算法优化BP神经网络预测模型,将特征参数数据作为输入,互感器电流比差作为输出,通过已监测数据,结合神经网络预测模型,去预测比差大小,实现全光纤电流互感器测量结果误差补偿,为提高全光纤电流互感器的测量精度提供了一种新的研究思路。

1 FOCT原理及组成结构

全光纤电流互感器的工作原理基于法拉第磁光效应和安培环路定律,通过测量传感光纤内模式正交的两束偏振光之间由于导线内电流而产生的相位差,来测量电流值,其基本组成结构如图1所示。光源发出的光经过起偏器后,分成两束正交的线偏振光,沿着保偏光纤的两个模式传输至传感头,经1/4波片被

收稿日期:2024-07-12

作者简介:周仕豪(1993),男,硕士,工程师,研究方向为特高压直流输电及继电保护技术。

转换成左旋和右旋圆偏振光,进入传感光纤,在被测一次电流的法拉第效应下产生相位偏移,又经反射镜反射后原路返回,法拉第效应加倍,在1/4波片处再次转变为两束模式正交的线偏光,最终携带电流信息的两束光经过耦合器输出到光电探测器,由信号处理单元进行操作,实现电流的测量。

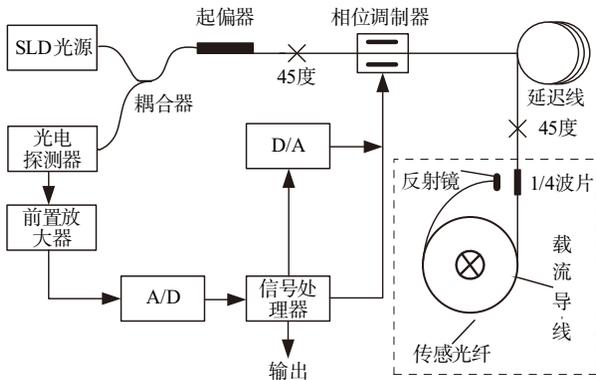


图1 全光纤电流互感器组成结构图

2 FOCT主要器件特征参数分析

通过对全光纤电流互感器器件超辐射发光二极管(SLD光源)、相位调制器、光电探测器和光纤传感环进行分析,确定FOCT主要器件特征参数包括以下几个方面:

1) 超辐射发光二极管特征参数

超辐射发光二极管为FOCT提供光信号,内部参数变化影响光源的性能。其内部参数包括发射光功率和管芯温度,其中发射光功率由光源驱动电流与管芯结温共同决定,当驱动电流大于阈值电流时,发射光功率 P 的经验表达式为^[11]

$$P = S_0 \left(1 - I_0 \exp\left(\frac{t - 25}{t_0}\right) \right) \exp\left(\frac{-(t - 25)}{t_1}\right) \quad (1)$$

式中: I_0 为25℃下的阈值电流; S_0 为25℃下的P-I曲线斜率; t 为工作温度; t_0 为阈值电流特性的特征温度; t_1 为P-I曲线斜率特性的特征温度。

2) 相位调制器特征参数

相位调制器是FOCT实现光路信号相位变化的重要光器件,其特征参数为半波电压和光模块温度,光模块温度是作用在相位调制器的温度,其参数的变化会导致半波电压发生变化,进而直接影响FCOT的测量结果,因此确定相位调制器的特征参数为半波电压。

3) 光电探测器特征参数

光电探测器用于检测传输的光信号并将其转换为电信号,具体来说,光电探测器通过测量被测电流引起的相位变化,将相位变化转换为电信号的幅度变化,以实现数据传输和控制,其特征参数为接收光功率。

4) 传感环特征参数

传感环用于感应被测电流,其特征参数为传感头温度和传感环温度补偿,传感环温度的变化会影响测量精度。为了保持FOCT测量准确性,需要对传感环的温度进行补偿,以获得准确的测量结果,由此可知,传感环温度补偿最终作用于传感环温度,因此将传感环温度确定为传感环特征参数。

变比和比差是衡量误差的重要指标,通过理论公式和实验监测数据,分析这些特征参数与互感器变比和比差之间的关系,明确主要器件关键特征对FOCT误差的影响,可以为后续互感器补偿方法提供理论基础和数据支撑。

3 主要器件关键特征对FOCT误差的影响

分析光源管芯温度、光源发射光功率、光模块温度、半波电压、接收光功率和传感环温度5个特征参数对FOCT误差的影响,具体如下:

1) 管芯温度

管芯温度变化将引起光源宽带光谱中心波长的漂移,与中心波长相关的光纤Verdet常量也相应改变,引起光纤电流互感器变比的变化,即产生误差。FOCT变比 K 与光源中心波长 λ 的关系式为^[12]:

$$K = -\frac{2^{m+1}N}{\pi} \times C \times \frac{(n^2 - 1)^2}{n} \times \frac{1}{\lambda^2} \quad (2)$$

式中: m 是数模转换器的位数; N 是光纤传感环的光纤圈数; C 是固定常数; n 是传感光纤的折射率; λ 是光中心波长。

2) 发射光功率

由于发射光功率与互感器误差之间并无直接公式关系,因此采用实验测量的方式来研究发射光功率对FOCT系统比差的影响。试验中将SLD管芯结温恒定控制在20℃,通过调节外接的可调光衰减器来改变SLD的发射光功率,得到其与FOCT误差的关系曲线见图2。

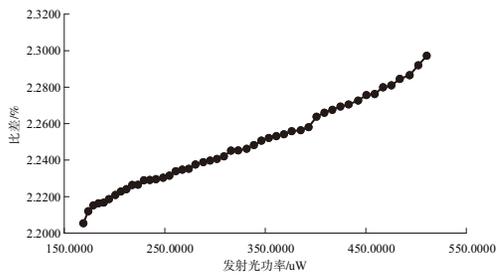


图2 发射光功率对传感器误差的影响

3) 半波电压

光纤电流互感器系统的变比 K 表达式为:

$$K = VN \frac{2^{m+1}}{K_p U_\pi} \quad (3)$$

式中: V 为传感光纤的Verdet常数; N 为传感环圈数; K_p 为相位调制器的调制系数,当调制相位为 π 的调制电压称为半波电压 U_π 。

由上式可知,调制器半波电压与FOCT变比有着直接的关系。

4) 接收光功率

探测器接收光功率的衰减会降低FOCT输出信号的信噪比,光功率在一定范围内的下降会产生系统误差。为验证探测器接收光功率对FOCT系统整体的影响,试验中在采集器光路中的光电探测器尾纤前面加入可调光衰减器,通过调节光衰减器的衰减系数以改变探测器接收光功率值,其FOCT误差的关系曲线见图3。

5) 传感环温度

FOCT传感光纤及其附近的封装材料因热膨胀系数不同,在温度发生变化时会产生额外的应力,作用在传感光纤上的应力使其特性发生变化,进而影响FOCT变比大小。为了测试光纤传感环引入的FOCT温度误差,将传感环放入高低温试验箱内,进行-40~70℃范围内温度循环试验,并测试FOCT误差变化,如图4所示。

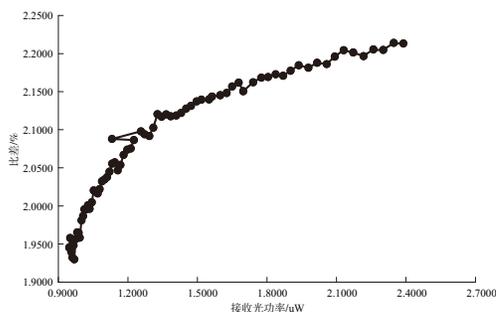


图3 接收光功率对传感器误差的影响

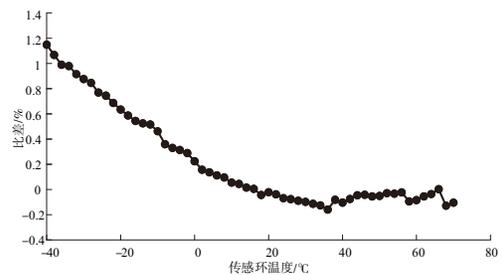


图4 传感环温度对传感器误差的影响

变比为FOCT输出量与输入待测直流电流之间的比值,而互感器的变比误差简称为比差,比差是在互感器测量电流时所产生的误差,由实际一次和二次电流比与测量得到变比不相等造成,比差可表示为:

$$C = VN \frac{K_{ID} I_2 - I_1}{I_1} \quad (4)$$

式中: C 为传感器电流比差; K_{ID} 为FOCT的额定变比; I_1 为实际的一次电流; I_2 一次电流下测得的二次电流。

得出特征参数与传感器误差之间的关系后,构建特征状态量—比差数据集,结合神经网络预测模型去预测比差大小,根据上述公式可知,当 C 和 I_2 已知,就可以反推出实际电流大小,从而能够实现传感器误差补偿。

4 基于遗传算法优化的BP神经网络FOCT比差预测

4.1 BP算法原理

BP神经网络是一种按误差反向传播(简称误差反传)训练的多层前馈网络,其算法称为BP算法,包括输入层、隐含层和输出层3层结构,其基本思想是梯度下降法,利用梯度搜索技术,使网络的实际输出值和期望输出值的误差为最小。

4.2 遗传算法优化BP神经网络

遗传算法(GA)是一种数学模型,模拟生物进化过程中的自然选择理论,以寻找最优解为核心。在该算法中,个体或染色体由一组基因编码组成,这些基因编码基于特定方式生成,其中最常用的是实数编码和二进制编码。通过执行选择、交叉和变异三种操作,染色体得以进化成更优秀的子群。评价个体优劣的依据是适应度函数,这个函数在进化过程中引导个体逐步向最优个体进化,直到满足期望的收敛要求。

遗传算法的目的是在进化过程中产生新的个体,从而跳出局部最优解。

遗传算法和神经网络都是模仿生物处理信息的方式来实现的。目前,该两种算法有着广泛的应用,受到许多学者的重视。文中是在BP网络结构下,通过遗传算法来寻找网络参数权值 w 、 v 和阈值 b 的最优值,如图5所示。步骤和改进技术如下:

1) 编码方式。文中采用了二进制编码方式,每个个体都包含网络参数。一个网络权值由输入层到隐含层再到输出层,每一层都包含权值,而阈值只存在隐含层和输出层中。文中所建立的BP神经网络模型包含5个输入、1个输出、1个隐含层,另外还有隐含层神经元个数为5,所以每个个体编码长度为 $5 \times 5 + 5 \times 1 + 5 + 1 = 36$ 。

2) 初始化种群。假设种群中有 N 个单独的个体,那么 N 的取值就至关重要,会影响到算法的效率, N 的取值一般不低于10且不超过200。

3) 选择合适的函数作为适应度值。对所有的个体通过适应度函数进行评价,文中的适应度函数 $fitness$ 为:

$$fitness = \frac{1}{E} = \frac{1}{\frac{1}{2} \sum (y_i - y'_i)^2} \quad (5)$$

式中: E 为采用BP神经网络训练得到的误差; y_i 为第 i 次实测数据; y'_i 为第 i 次预测值。

4) 进行选择、交叉、变异操作,进化种群。

遗传操作中选择、交叉和变异3种算子,具体公式为:

(1) 选择操作:计算出所有个体的适应度值,利用轮盘赌算法随机选择个体,个体的适应度值越高,被选中成下一代子群的机率则越大,个体 i 的概率公式为:

$$p(j) = \frac{fitness(i)}{\sum_{j=1}^n fitness(j)} \quad (6)$$

式中: $fitness(i)$ 为第 i 个个体的适应值; n 为种群数量。

(2) 交叉操作:选择个体的某段基因进行交换,交换后产生新的个体。

$$a_{kj} = a_{kj}(1 - b) + a_{lj}b \quad (7)$$

$$a_{lj} = a_{lj}(1 - b) + a_{kj}b \quad (8)$$

式中: a_{kj} 为第 k 个个体 a_k 的第 j 位; a_{lj} 为第 l 个个体 a_l 的

第 j 位; b 为 $[0, 1]$ 的随机数。

(3) 变异操作:通过变异概率产生新的个体

$$a_{ij} \begin{cases} a_{ij}(a_{ij} - a_{\max}) & f(n_g) > 0.5 \\ a_{ij}(a_{\min} - a_{ij}) & f(n_g) \leq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

$$f(n_g) = r_2 \left(1 - \frac{n_g}{N_g} \right) \quad (10)$$

式中: a_{\max} 为基因 a_{ij} 的最大值; a_{\min} 为基因 a_{ij} 的最小值; r_2 为 $[0, 1]$ 的随机数; n_g 为当前迭代次数; N_g 为最大迭代次数。

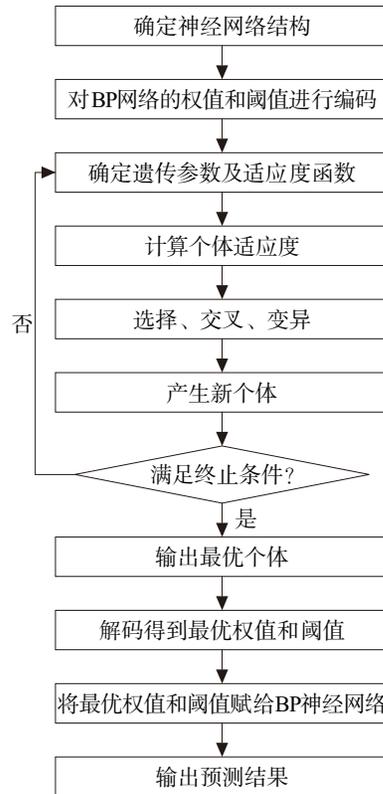


图5 优化流程图

5) 当达到最大迭代次数时,执行6),否则,继续执行3)。

6) 输出结果,解码后得到问题的最优解,对已经训练成功的模型预测数据。

4.3 FOCT比差预测模型构建

所提出的FOCT比差预测评估模型步骤如下:

1) 按照文中第3部分所提方法,建立实验平台,得到物征状态量—比差,并采用间隔抽样法对数据进行预处理,设置间隔10 min,经处理后得到数据为266组数据,建立起状态监测数据—比差数据集,部分数据如表1所示,其中第1—5列作为模型的输入,第6列作为模型的输出。

表1 特征状态量一比差数据集

管芯温度/°C	传感环境温度/°C	接收光功率/uW	发射光功率/uW	半波电压/V	比差/%
58.785 8	-40.000 0	6.793 3	613.267 0	2.463 6	1.161 0
58.781 4	-38.000 0	6.793 9	613.094 2	2.463 6	1.079 0
58.788 9	-36.000 0	6.795 0	613.139 5	2.463 7	1.001 0
58.782 8	-34.000 0	6.797 8	613.402 9	2.464 0	0.990 0
58.784 3	-28.000 0	6.800 6	614.117 6	2.462 8	0.856 0
58.789 1	-26.000 0	6.797 8	614.016 2	2.462 6	0.779 0
58.787 5	-24.000 0	6.794 4	614.017 4	2.462 9	0.754 0
58.780 9	-22.000 0	6.798 9	613.981 6	2.463 9	0.696 0
58.776 8	-20.000 0	6.797 2	614.050 8	2.463 4	0.643 0
58.780 5	-18.000 0	6.797 8	614.234 4	2.463 5	0.595 0
58.766 0	29.187 5	5.298 2	458.833 5	2.447 4	2.276 3
58.765 3	29.187 5	5.218 9	450.594 2	2.447 3	2.275 7
58.763 4	29.250 0	5.139 2	442.377 9	2.447 4	2.272 6
58.762 3	29.187 5	5.048 2	432.879 2	2.447 4	2.270 5
58.723 9	29.250 0	4.969 4	424.783 8	2.447 4	2.269 4

2) 对整理的数据集进行划分,按照8:2比例划分为两份,其中80%作为训练集,对FOCT比差预测模型进行训练,另外20%用来测试,评估模型的性能。

3) 建立基于遗传算法优化的BP神经网络的预测模型,设置模型参数如表2所示,把数据集代入基于遗传算法优化的BP神经网络的预测模型中进行训练和学习,得到FOCT比差预测值。

4) 为了更好地描述模型的性能,采用预测输出均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、平均相对误差(mean absolute percentage error, MAPE)和判定系数 R^2 (coefficients of determination R^2)作为模型的评价指标。其数学公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (11)$$

$$MAE = \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - y'_i|}{n} \quad (12)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - y'_i|}{y_i} \quad (13)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2 / n}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 / n} \quad (14)$$

式中: n 代表样本量; y_i 为比差第*i*次实测值; y'_i 为比差第*i*次预测值; \bar{y} 为比差均值。

对于模型的评价指标, RMSE、MAE和MPAE结果越接近零说明模型效果越好, R^2 结果越靠近1说明模型结果越准确。

表2 模型参数设置

参数内容	参数值	参数内容	参数值
种群大小	200	目标误差	0.006
最大迭代次数	50	最大训练步数	3000
染色体长度	36	激励函数	tanh
交叉概率	0.6	学习速率	0.005
变异概率	0.1	网络结构	5-1-1

4.4 仿真结果分析

通过把特征状态量一比差数据集代入预测模型中,把数据集代入BP神经网络预测模型作对比,GA-BP模型的预测误差如表3所示。由于数据量过多,表3只展示部分预测结果,但通过对总数据集的分析计算,基于遗传算法优化后的BP神经网络预测模型最大误差为0.034%,可见优化后的模型具有良好的预测结果。

表3 部分优化后预测结果对比

实测值	预测值	误差 %
1.480	1.464	0.016
2.035	2.069	-0.034
2.181	2.178	0.003
2.205	2.195	0.01
2.238	2.229	0.009
-0.415	-0.430	-0.015
-0.091	-0.098	-0.007
2.173	2.169	0.004
1.932	1.955	-0.023
-0.746	-0.763	-0.017

如表4所示,通过分析优化前后预测模型的结果,计算它们的RMSE、MAE、MPAE和 R^2 ,可以发现GA-BP神经网络模型的RMSE、MAE和MPAE非常接近零, R^2 非常接近于1,因此可以看出,GA-BP神经网络算法具有良好的预测性能。

表4 模型评价指标计算结果

算法类别	RMSE	MAE	MPAE	R^2
GA-BP	0.998 8	0.022 7	0.0056	0.033 8

5 结语

全光纤电流互感器主要器件特征参数与误差之间的关系具有十分复杂的特性,不同的特征参数与比差之间的关系大小无法确定,通过理论公式和实验分析研究了特征参数对互感器测量误差的影响,为预测模型的建立提供有效的数据支撑;建立特征状态量一比差数据集,构建基于遗传算法优化的BP神经网络预测模型,根据GA-BP模型来预测比差大小,实现了传感器测量结果补偿。(下转第42页)

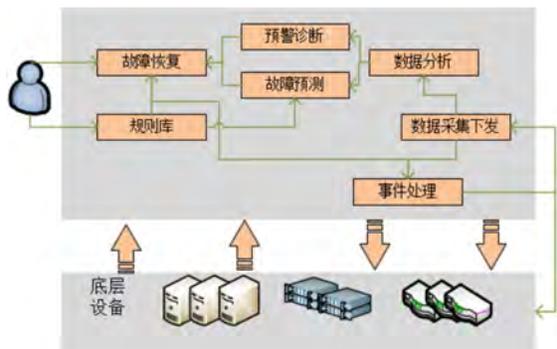


图7 故障自愈流程图

4 结语

文中通过分析智能化网络运维的现状和需求,制定解决方案,从健康检查、智能配置、智能备份、故障自愈四个方面分析了网络运维自动化的实现途径。通过构建智能化网络运维平台框架,实现了自动化部署、监控、故障排查和性能优化等核心功能,而且在实际应用中展现出了高效、稳定、易用的特点。智能化

运维平台的引入大大提高了运维效率,减少了人力成本,通过自动化的部署和监控,能够迅速定位并解决网络故障,保障网络服务的稳定运行。

参考文献:

[1] 郭桃林. 网络与信息安全重点知识[J]. 信息安全, 2018(22):7.
 [2] 张新彩. 计算机控制系统中网络通信安全问题探讨[J]. 技术安全, 2016(23):9.
 [3] 秦浩, 张丽, 张允耀. 基于信息系统运维的管理自动化措施探究[J]. 无线互联科技, 2023, 20(8): 35-37.
 [4] 陈昊阳, 唐晋生. 电力信息系统运维管理自动化的解决措施[J]. 信息系统工程, 2022(4): 141-144.
 [5] 谢春. 配网自动化成套设备运维中的问题分析及解决对策[J]. 湖北农机化, 2020(18): 149-150.
 [6] 程峻. 某电力公司IP网络配置管理系统的设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
 [7] 林亮滚. 自动化运维监测系统的应用研究[J]. 工程建设与设计, 2020(22): 247-248.

(上接第5页)

结果表明,改进后的BP神经网络预测模型对FOCT比差的预测效果较为理想,其中真实值和预测值之间的最大误差仅为0.034%,满足0.2级互感器的要求,通过预测出的比差大小反推实际电流大小,在一定程度上对全光纤电流互感器的测量精度进行补偿,提供了一种全新的思路。

参考文献:

[1] 王巍, 张志鑫, 杨仪松. 全光纤式光学电流互感器技术及工程应用[J]. 供用电, 2009, 26(1): 45-48.
 [2] 沙胜, 高锦锋, 李超, 等. 用于特高压的避雷器故障检测方法研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(7): 113-119+146.
 [3] 朱敬礼. 全光纤电流互感器解调电路研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2015.
 [4] 胡浩亮, 黄俊昌, 夏历, 等. 全光纤电流互感器长期温度稳定特性研究[J]. 电工电气, 2019(1): 5-9.

[5] 李巍巍, 邓元实, 杨兰, 等. 电力电缆全光纤电流传感器检偏原件偏差影响研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(7): 183-192.
 [6] Li Y, Zhang W, Liu X, et al. Characteristic analysis and experiment of adaptive fiber optic current sensor technology[J]. Applied Sciences, 2019, 9(2): 333.
 [7] 尹士玉, 张世昌, 吴甜. 全光纤电流互感器温度误差分析与温度误差补偿[J]. 电测与仪表, 2017, 54(7): 16-21.
 [8] 王立辉, 罗拓, 宋亮亮, 等. 光纤电流互感器渐变故障时频特征辨识[J]. 电力工程技术, 2022, 41(5): 227-232.
 [9] 孙健, 王立辉. Sagnac式光纤电流互感器的光波偏振特性建模及误差特性分析[J]. 电测与仪表, 2016, 53(16): 75-79.
 [10] 王立辉, 张文鹏, 安义岩. 基于CEEMDAN-ZCR的光纤电流互感器非线性误差识别[J]. 电力工程技术, 2022, 41(4): 199-204.
 [11] 胡蓓, 叶国雄, 肖浩, 等. 全光纤电流互感器关键状态量及其监控方法[J]. 高电压技术, 2016, 42(12): 4026-4032.
 [12] 张朝阳, 张春熹, 王夏宵, 等. 光源功率衰减对闭环光纤电流互感器变比影响研究[J]. 光子学报, 2008, 37(12): 2458-2461.