

基于支持向量机的电流互感器非线性校正方法研究

刘杰¹, 裴杰¹, 田明², 朱旋¹

(1. 哈尔滨理工大学 电气与电子工程学院 哈尔滨 150080; 2. 中国电信 黑龙江省分公司 哈尔滨 150080)

摘要: 针对电流互感器的磁滞特性引起的非线性问题, 提出了一种支持向量机的非线性回归校正算法, 对电流互感器的输出电压波形进行建模, 参数优化和线性回归, 从而达到非线性校正的目的。通过支持向量机算法对电流互感器的输出模型拟合仿真, 与 BP 神经网络相比, 支持向量机算法具有较好的非线性拟合能力, 拟合误差小于 $3.987\text{e}-05$ 。在构造回归模型的基础上采用最小二乘法建立 k 值参数与输出电压的线性函数关系式, 实现了对电流互感器输入电流的准确计算, 使电流互感器非线性输出波形幅度平均均方误差降低到 0.434 9, 相位误差小于 1.64%, 且对失真畸变的波形进行了修正, 提高了电流互感器的测量精度。

关键词: 电流互感器; 非线性校正; 支持向量机; 参数优化; 误差分析

DOI: 10.15938/j.emc.2020.10.014

中图分类号: TN 253

文献标志码: A

文章编号: 1007-449X(2020)10-0130-09

Research on nonlinear correction method of current transformer based on support vector machine

LIU Jie¹, PEI Jie¹, TIAN Ming², ZHU Xuan¹

(1. School of Electric and Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China;

2. Heilongjiang Branch of China Telecom, Harbin 150080, China)

Abstract: For the nonlinear problems caused by the hysteresis characteristics of current transformer, this paper proposes a nonlinear regression correction algorithm based on support vector machine to implement the output voltage waveform modeling of current transformer, parameter optimization and linear regression to achieve nonlinear correction. With support vector machine algorithm for fitting and simulating the output of the current transformer model, compared with BP neural network, support vector machine algorithm has better ability in nonlinear fitting, and the fitting error is less than $3.987\text{e}-05$. On the basis of constructing the regression model, the least square method was used to establish the linear function relation between the K value parameter and the output voltage, which realizes the accurate calculation of the current transformer input current. This method reduces the average squared error of the current transformer nonlinear output waveform to 0.434 9, and the phase error is less than 1.64%, which corrects the distortion waveform, and improves the measurement accuracy of the current transformer.

Keywords: current transformer; nonlinear correction; support vector machine; parameter optimization; error analysis

收稿日期: 2019-07-17

基金项目: 黑龙江省自然科学基金(F2016022)

作者简介: 刘杰(1980—), 女, 博士, 副教授, 研究方向为光纤传感及高压绝缘测试等方面的研究;

裴杰(1992—), 男, 硕士研究生, 研究方向为光纤光栅电流互感器及其非线性特性研究;

田明(1979—), 男, 工程师, 研究方向为电子通信设备监测及维护;

朱旋(1996—), 女, 硕士研究生, 研究方向为光纤光栅电流互感器及其非线性特性研究。

通信作者: 刘杰

0 引言

电流互感器(current transformer ,CT) 的稳定运行对于电力系统的监测与保护具有重要意义。电流互感器非线性问题将使二次电流发生畸变失真,造成继电保护误操作和延时等动作,严重影响着电力系统的运行。近年来,很多电流补偿方法受到了广泛关注。神经网络具有良好的非线性拟合能力,利用神经网络可以逼近任意非线性函数的能力,通过训练和学习建立网络,完成对 CT 原边电流估计的目的。但神经网络需要足够的训练样本,并通过增加网络层数和神经元数提高拟合能力,导致了网络结构复杂,运算量大进而降低了实时性^[1-5]。文献[6-8]根据 CT 磁化特性曲线来计算励磁电流,实现对二次电流的补偿,但是此方法没有考虑剩磁的影响。文献[9-10]采用电流采样点差动的饱和识别方法,识别电流互感器开放差动保护动作,但是其保护门槛值固定不变,可能引起保护灵敏度降低,反映不够迅速的问题。文献[11]采用参数可变曲线拟合法实现了对电流互感器输出信号的实时非线性校正,但是其传递函数受多组数据的影响,不易确定更准确的参数值,计算过程复杂。考虑到电流互感器磁滞非线性效应的校正,可以通过构建磁滞模型主要包括 J-A 模型^[12-13]和 preisach 模型^[14-16],但这些模型计算量大,求解繁杂,很难在实际中得到应用。

综上所述,通过分析各算法的优缺点,本文提出基于支持向量机(support vector machine ,SVM) 的电压线性回归算法,该方法先是对电流互感器的输出电压样本数据进行处理,构建出一定的电压输出模型,然后利用训练的模型对电压波形失真部分进行修正,达到校正的目的。此方法对电流互感器输出的畸变波形进行了幅度和相位的校正,并能够对输入波形有效的测量,满足了电流互感器在电力系统中正常运行的要求。

1 电流互感器的非线性校正原理

1.1 非线性产生原因

铁心作为电流互感器的一种非线性元件,当电流互感器加入交流信号时,其内部铁心将被磁化,磁场强度和磁感应强度随交流信号幅值大小和方向变化率变化。根据铁心磁化的特性曲线可以对电流互感器产生非线性的原因进行准确的分析^[17-18]。电流互感器铁心的磁化特性曲线如图 1 所示。

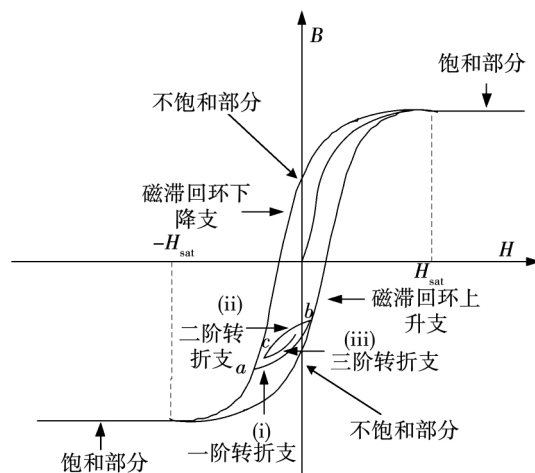


图 1 铁心磁化特性曲线

Fig. 1 Iron core magnetization characteristic curve

图 1 中,横坐标 H 表示磁场强度,纵坐标 B 表示磁感应强度, H_{sat} 和 $-H_{sat}$ 分别表示正负饱和磁场强度。当 $|H| > H_{sat}$ 时,铁心的磁化曲线为饱和部分曲线,此时磁场强度和磁感应强度满足单值线性关系;当 $|H| < H_{sat}$ 时,磁化曲线为不饱和部分,如果磁场强度出现局部极值,磁化轨迹方向将发生变化,产生极值点及新的转折支^[19]。局部极值点如图 1 中 a 、 b 和 c 所示,与之对应的新转折支为 (i)、(ii) 和 (iii)。其中, (H_{sat}, B_{sat}) 为极大值点, $(-H_{sat}, -B_{sat})$ 为极小值点。

当电流互感器通入交流信号时,电流互感器的磁滞特性会随着电流的增大愈加明显,而且非线性误差会越来越大。当输入的电流较小时,铁心磁链在零点附近交变,一次电流和二次电流之间线性传变,二次电流可以准确反映一次侧电流信息,二次侧电流不发生波形的失真;当输入的电流增大时,在铁心达到饱和之前,周围的磁场强度随之增加,磁感应强度也随之增加,当励磁电流的大小超过了铁心磁化特性曲线的线性区,电流互感器将发生饱和,导致二次侧电流发生波形的失真。

1.2 支持向量机

支持向量机由 Vapnik 最早提出,可用于解决模式分类和非线性回归问题。SVM 的主要思想是通过建立一个分类超平面作为决策曲面,使得正例和反例之间的隔离边缘被最大化;支持向量机的理论基础是统计学习理论,更精确地说,支持向量机是结构风险最小化的近似实现。

本文利用支持向量机算法的非线性回归特性来对电流互感器的输出结果进行非线性校正。支持向

量机首先是从线性可分情况下的最优分类面发展起来的,然后扩展到线性不可分的情况,后来甚至扩展到非线性函数中去,其线性可分下的分类超平面如图2所示。

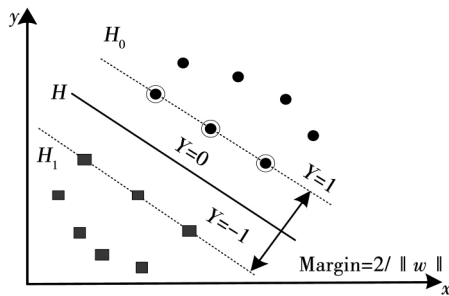


图2 分类超平面

Fig. 2 Separable hyperplane

二分类支持向量机模型,其具体形式如下:训练样本集 $T = \{(x_i, y_i) \in (X \times Y)^n\}$, 其中 $x_i \in X = \mathbb{R}^m$, $y_i \in Y = \{-1, 1\}$ ($i = 1, 2, \dots, n$), x_i 是特征向量。则一定存在一个分类超平面满足训练样本集 T 中的正负样本分布在超平面的两侧,等价于下式成立。

$$y_i [w^T x_i + b] \geq 1, i = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (1)$$

其中 w, b 分别是超平面的法向量截距。在线性不可分情况下,为了得到广义最优分类面,选取适当的参数 C ,引入松弛变量 ξ_i 满足下式成立。

$$\min_{w, b} \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i, \right. \\ \left. s. t. \begin{cases} y_i [w^T x_i + b] + \xi_i \geq 1, \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, n. \end{cases} \right\} \quad (2)$$

式中 C 是惩罚系数,满足 $C > 0$, C 越大表示惩罚越重。

核函数的选取需要一定条件,任何满足 Mercer 条件的都可作为核函数,即

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \varphi(x_j). \quad (3)$$

对于非线性问题,将输入变量映射到高维 Hilbert 空间中,选取适当的核函数,构造并求解最优化问题,其数学表达式为:

$$\max \left\{ \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l y_i y_j K(x_i, x_j) \alpha_i \alpha_j, \right. \\ \left. s. t. \begin{cases} \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i = 0, \\ C \geq \alpha_i \geq 0, i = 1, 2, 3, \dots, l. \end{cases} \right\} \quad (4)$$

常用的核函数主要有:

1) 多项式核函数。

$$K(x, x_i) = (\gamma x^T x_i + Y)^p, \gamma > 0. \quad (5)$$

2) 线性核函数。

$$K(x, x_i) = x^T x_i. \quad (6)$$

3) 径向基核函数。

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma^2}\right). \quad (7)$$

4) Sigmoid 核函数。

$$K(x, x_i) = \tanh(\gamma x^T x_i + Y). \quad (8)$$

1.3 支持向量机的核函数和参数确定

非线性核函数的引入,将输入样本空间映射到高维线性特征空间,非线性回归问题得到解决^[20]。由于径向基核函数的通用性最好,而且能够以任意小的误差逼近任何函数,因此本研究选用径向基核函数。径向基核函数中 σ 为核函数的宽度参数,控制了函数的径向作用范围,影响样本在高维空间分布的复杂程度^[21]。

此外,支持向量机的一些参数设置选项都是默认状态,经过小样本数据训练发现,默认状态参数值不能得到较好的线性回归效果,为此,本实验选用影响 SVM 算法线性回归的 2 个重要参数:正则化参数 g 和损失参数 p ,来对样本数据进行回归。通过多组样本测试,最终确定 g 和 p 的理想取值为 $g = 20000.8$, $p = 0.01$ 。

2 实验分析与仿真验证

2.1 GMM-FBG 电流互感器实验系统

光学式电流互感器由电流传感系统和 FBG 解调系统组成,其中电流传感系统包括光纤光栅和超磁致伸缩材料组成的传感探头(GMM-FBG),直流电源构成的偏置磁场;FBG 解调系统包括耦合器、DFB 激光器和光电探测器。采用的光纤光栅(FBG)中心波长为 1549.90 nm,3 dB 带宽为 0.2 nm,栅区长度为 10 mm,DFB 激光器采用 14 脚蝶形封装的半导体激光器,中心波长为 1550.0 nm,光谱线宽 3 MHz;光学电流互感器满足 10% 的变比误差,正常工作时,DFB 激光器发出的窄带光经过耦合器到达传感器 GMM-FBG,被 FBG 反射回来的光信号通过耦合器和光电探测器转换成电信号输出。GMM-FBG 电流互感器的实验系统如图 3 所示。

本实验输入的电压信号由 220 V 可调交流电压源提供,频率为 50 Hz,电流互感器初级线圈和次级线圈匝数比是 1:100。为了研究电流互感器输出非

线性的原因 我们依据图 3 搭建实验电路 进行了实验 通过数据采集系统获得了实验数据。

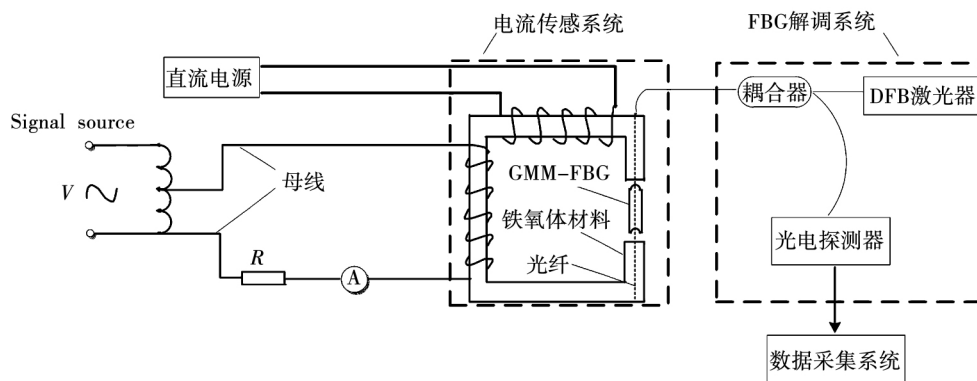


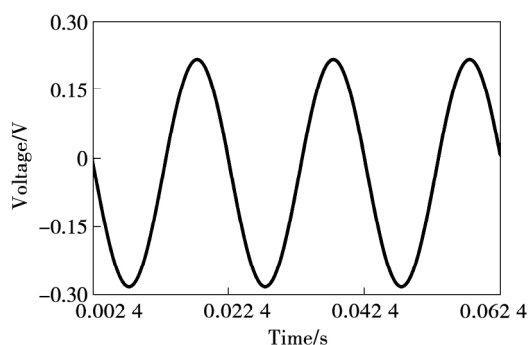
图 3 GMM-FBG 电流互感器的实验系统

Fig. 3 Experimental system of GMM-FBG current transformer

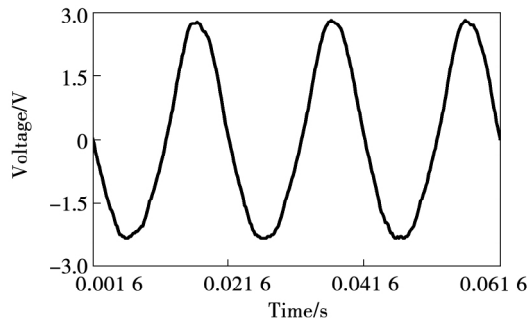
2.2 电流互感器非线性系统模型建立

实验中随着电源电压的增大,电流表的读数也逐渐增大,电流互感器的非线性特点更加明显。基于 MATLAB 软件,对采集的数据进行建模仿真,所用计算机处理器为 Intel i5 /4.2 GHz,运行内存为 8 G。以下做了 3 个实验来对电流互感器的非线性模型进行研究。

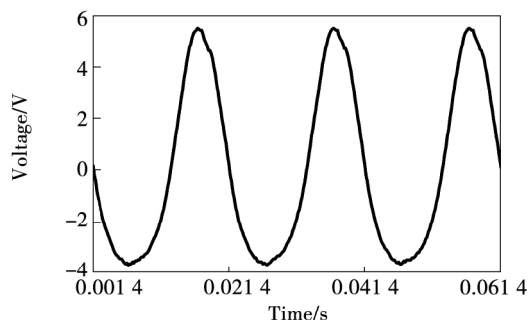
实验 1: 随机选取当输入安匝电流分别为 8.29、37.56、58.54 和 85.85 A 时的 4 组样本数据(每组样本数据取其 3 个周期)得到电流互感器在不同输入电流时输出的波形图模型如图 4 所示。



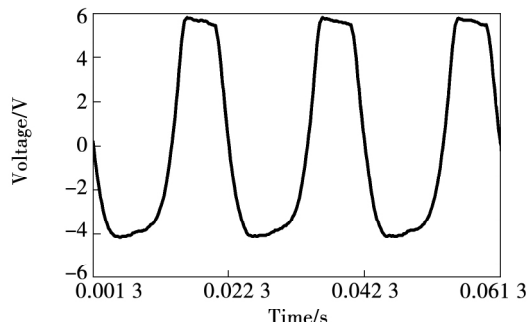
(a) 8.29 A 输入时的输出波形图



(b) 37.56 A 输入时的输出波形图



(c) 58.54 A 输入时的输出波形图



(d) 85.85 A 输入时的输出波形图

图 4 不同输入电流时输出的波形图

Fig. 4 Output waveforms at different input current

分析图 4(a) 8.29 A 输入时的波形图,当流入初级线圈的电流较小时,电流互感器的这种非线性特点不明显;图 4(b) 当输入电流为 37.56 A 时,输出的电压波形接近正弦波;图 4(c) 和图 4(d) 中当输入电流分别是 58.54 A 和 85.85 A 时,可以看出波形出现严重失真,波峰较窄,波谷较宽,而且当流入初级线圈的电流不断增大时,这种非线性现象会越来越明显。

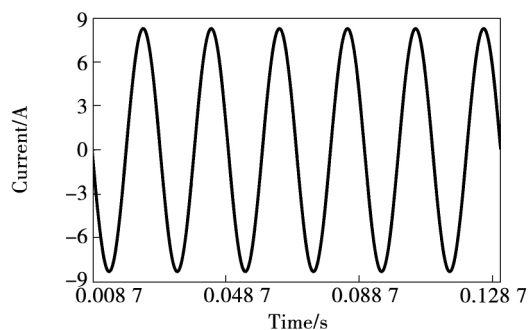
实验 2: 电流互感器的输入信号由交流可调电压源提供,信号频率为 50 Hz。根据获得样本数据对其建模并无限的去逼近实际波形,得到模型函数

表达式为

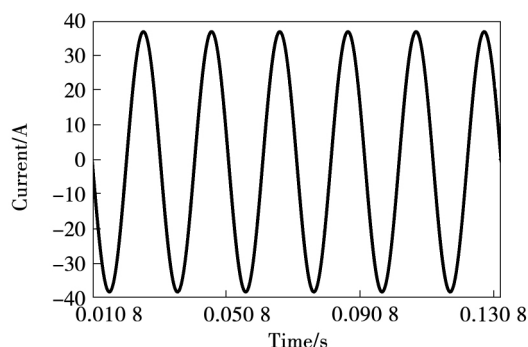
$$y = A \cos(\omega t + a) + b. \quad (9)$$

其中: A 表示幅值; ω 表示角速度; a 表示初相; b 表示偏距。

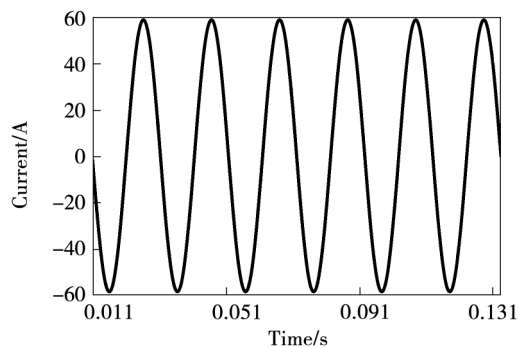
用 MATLAB 软件对实验 1 中 4 组输入样本数据仿真, 每组样本数据取其 6 个周期, 并对其进行指定函数模型(式(9)) 曲线拟合, 拟合后结果如图 5 所示。



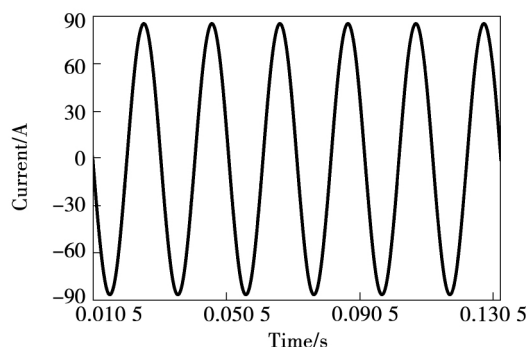
(a) 8.29 A 输入波形图



(b) 37.56 A 输入波形图



(c) 58.54 A 输入波形图



(d) 85.85 A 输入波形图

图 5 不同输入电流的波形图

Fig. 5 Waveforms of different input current

由图 5(a) ~ 图 5(d) 分析可得, 电流互感器在不同输入电流时的输入波形都满足正弦函数变化的规律, 并计算出交流信号频率 $f = 50$ Hz, 与理论分析一致。

实验 3: 为了从电流互感器输出的波形数据中得到输入的电流波形参数信息, 分析测量的实验样本数据, 将输出数据与输入数据作差

$$g(t) = y(t) - x(t). \quad (10)$$

$x(t)$ 是电流互感器的输入电信号, $y(t)$ 是电流互感器的输出信号, $g(t)$ 可以看作输出与输入的误差函数, 令 $g(t) = kf(t)$, 则式(10)变形得

$$x(t) = y(t) - kf(t). \quad (11)$$

式中 k 为自适应参数, $f(t)$ 是建立的函数模型。取不同组电流互感器输入的样本数据, 并对样本数据进行误差分析, 得到不同输入电压时的误差函数波形如图 6 所示。

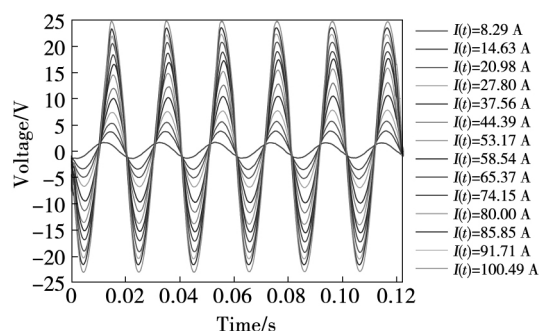


图 6 不同输入电流时的误差函数波形

Fig. 6 Error function waveform at different input current

为了建立统一的函数模型 $f(t)$, 满足 $g(t) = kf(t)$ 适应所有的误差函数, 首先把所有的误差数据进行归一化处理, 得到不同输入电流时的误差函数归一化波形, 如图 7 所示。

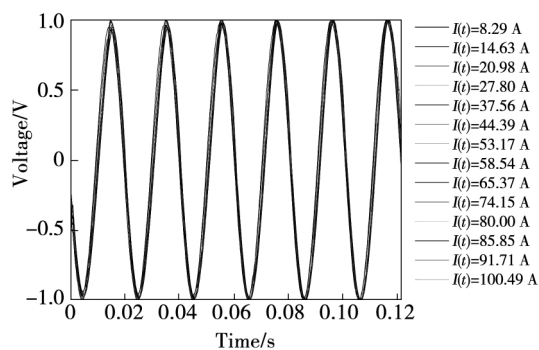


图 7 不同输入电流时的误差函数归一化波形

Fig. 7 Error function normalized waveform at different input current

当输入交流信号幅值 $I(t) = 53.17 \text{ A}$ 时,其归一化后的相位误差如图 8 所示。随着被测电流的增加,GMM 磁滞特性明显增加,导致测量信号与输入信号的相位误差增加。

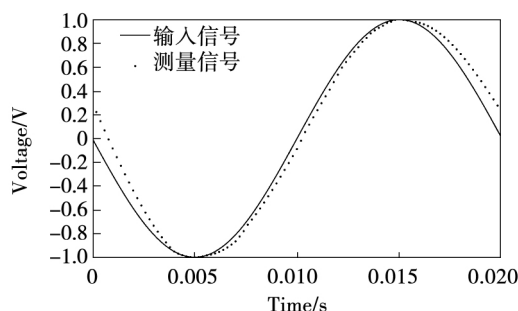


图 8 53.17 A 输入时的相位误差

Fig. 8 Phase error at 53.17 A input

2.3 比较 SVM 和 BP 神经网络在线性回归的差异

在 2.2 节实验 3 中,经过数据处理,得到了电流互感器在不同输入数据时的误差函数归一化波形(图 7),用 SVM 算法和 BP 神经网络分别对这些误差函数波形进行非线性函数拟合,其中神经网络结构设置 1-50-1,迭代次数设置 2 500,目标误差 0.001,学习率 0.01。SVM 算法和 BP 神经网络的线性回归结果分别如图 9 和图 10 所示,其均方根误差分别是 3.987×10^{-5} 和 0.001 4。

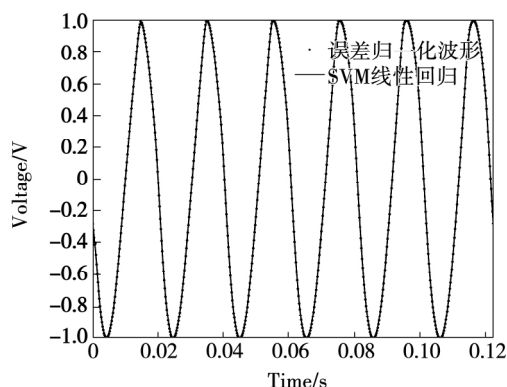


图 9 SVM 线性回归结果

Fig. 9 Linear regression results of SVM

通过比较,SVM 算法和 BP 神经网络对误差函数模型都有很好的逼近,但是 SVM 拟合效果最佳。通过 SVM 算法对不同输入数据时的误差函数线性回归,最终确定了 $f(t)$ 的函数模型,并在此基础上建立 k 值与输出波形幅值的线性关系,从而准确计

算出电流互感器的输入信号。

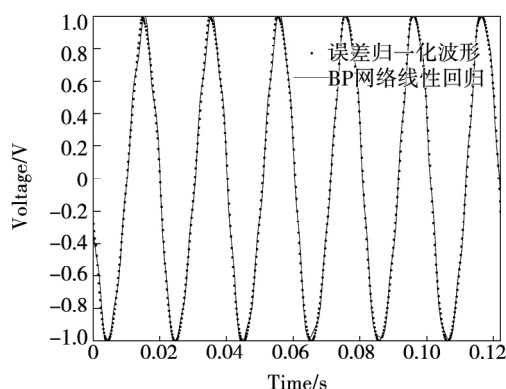


图 10 BP 神经网络的线性回归结果

Fig. 10 Linear regression results of BP neural network

当输入交流信号幅值 $I(t) = 53.17 \text{ A}$ 时,其经 SVM 算法拟合并校正后的相位误差如图 11 所示。与图 8 对比,经过校正后的电流互感器相位误差明显减小。

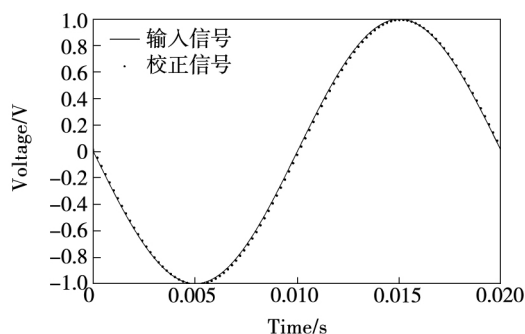


图 11 53.17 A 输入时非线性校正后的相位误差

Fig. 11 Phase error after nonlinear correction at 53.17 A input

3 非线性校正结果分析

3.1 k 值参数的计算

当电流互感器的输入电流值增大时,电流互感器的输出电压值也增大,会影响着 k 值的变化。为了研究电流互感器输出电压值和 k 值参数的函数关系,选取了其中 12 组样本数据的输出电压值数据和计算出的 k 值数据如表 1 所示。

以电流互感器输出电压为横坐标, k 值参数大小为纵坐标,用最小二乘法拟合输出电压和 k 值参数大小的关系,得到最小二乘法拟合结果如图 12 所示,并求出其拟合效果的均方根误差为 0.016 9。

表 1 输出电压和 k 值参数关系

Table1 Relationship between the output voltage and the k value parameter

输出电 压/V	K 值 参数	输出电 压/V	K 值 参数	输出电 压/V	K 值 参数
0.2	0.07	2.6	0.44	4.8	0.78
0.7	0.16	3.5	0.54	5.1	0.80
1.3	0.25	4.1	0.64	5.6	0.87
1.8	0.33	4.7	0.71	5.8	0.92

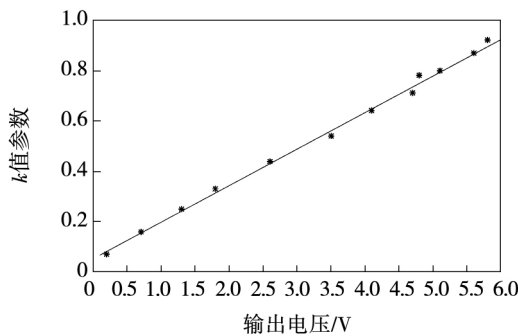


图 12 最小二乘法拟合结果

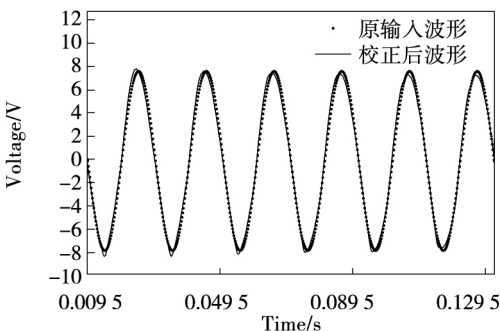
Fig. 12 Results of least squares fitting

从图 12 可知,输出电压值和 k 值参数之间是线性关系,并由此获得 k 值参数大小和输出电压之间的关系表达式。随着输入电流值的不断增大, k 值参数值也在不断的增大,这和理论分析的结果是一致的。

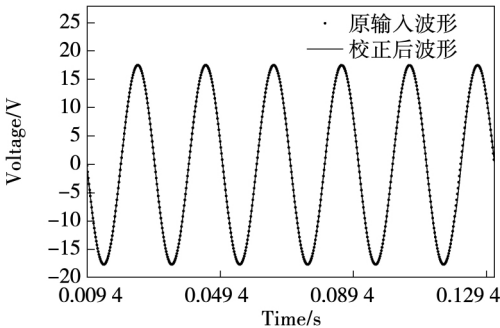
3.2 电流互感器非线性校正结果分析

采用 SVM 算法对实验数据进行线性回归,并依据 k 值参数和输出电压之间的关系对样本数据进行了校正。当输入电流分别是 $I(t) = 37.56\text{ A}$ ($x = 7.7\text{ V}$) 和 $I(t) = 85.85\text{ A}$ ($x = 17.6\text{ V}$) 两组样本数据时(每组样本数据取其 6 个周期)得到其非线性校正结果如图 13 所示。

分析图 13 非线性校正的结果,可以看出 SVM 支持向量机算法非线性回归能力强,有很好的拟合效果。校正后的波形和原输入的波形一致,满足了对电流互感器输出结果的非线性校正。此外,通过 SVM 算法非线性拟合,参数求解,对其中 14 组样本数据行了非线性校正误差分析,所得到的幅值均方根误差和相位误差(百分比)如表 2 所示。



(a) $I(t) = 37.56\text{ A}$ 波形图



(b) $I(t) = 85.85\text{ A}$ 波形图

图 13 非线性校正结果

Fig. 13 Nonlinear calibration results

表 2 非线性校正后的幅值误差和相位误差

Table 2 Amplitude error and phase error after nonlinear correction

电流/A	幅值误差(mse)	相位误差/%	电流/A	幅值误差(mse)	相位误差/%
8.29	0.714 8	0.01	58.54	1.311 5	3.00
14.63	0.277 7	2.00	65.37	0.749 4	2.00
20.98	0.290 5	1.00	74.15	0.874 0	1.00
27.80	0.182 5	2.00	80.00	0.052 7	1.00
37.56	0.276 6	4.00	85.85	0.000 1	0.01
44.39	0.232 7	3.00	91.71	0.826 2	1.00
53.17	0.157 5	2.00	100.49	0.143 1	1.00

4 结 论

本文重点分析了电流互感器磁滞特性引起的非线性问题,提出了一种支持向量机的数学建模方法。采用 SVM 算法线性回归拟合构建数学模型,并利用最小二乘法进行参数确定,通过对样本数据进行实验,仿真验证了方法的有效性。研究结果表明:

1) 与 BP 神经网络相比,SVM 算法有较好的非线性拟合能力,拟合误差小于 $3.987\text{e} - 05$ 。

2) 有效的提高了电流互感器的测量精度,使电流互感器非线性输出波形幅度平均均方误差降低到 0.434 9,相位误差小于 1.64%。

3) 该方法同样适用于其它电流互感器由于磁滞特性引起的非线性校正问题,有较好的应用价值。

参 考 文 献:

- [1] 葛宝明, Anibal T de Almeida, FERNANDO J T E Ferreira. 电力系统电流互感器饱和特性的柔性神经网络补偿法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(16): 150.
GE Baoming, Anibal T de A, FERNANDO J T E F. Flexible neural network-based compensation method for saturation characteristic of current transformer in power system [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(16): 150.
- [2] 孙诗晴, 初凤红. 基于优化神经网络算法的光纤布拉格光栅电流传感器的温度补偿[J]. 光学学报, 2017, 37(10): 69.
SUN Shiqing, CHU Fenghong. Temperature compensation of Fiber bragg grating current sensor based on optimized neural network algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(10): 69.
- [3] 陈伟根, 潘翀, 王有元, 等. 利用小波神经网络的电力变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2007, 33(8): 52.
CHEN Weigen, PAN Chong, WANG Youyuan, et al. Fault diagnostic method using wavelet neural network for power transformers [J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(8): 52.
- [4] HAGHJOO F, PAK M H. Compensation of CT distorted secondary current waveform in online conditions [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2016, 31(2): 711.
- [5] 肖建平, 李生虎, 吴可汗, 等. 一种新的基于神经网络的电力系统谐波检测方法研究[J]. 电工技术学报, 2013, 28(2): 345.
XIAO Jianping, LI Shenghu, WU Kehan, et al. A novel approach of harmonic detection in power system based on neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(2): 345.
- [6] 陈丽, 李佳琦, 贾清泉, 等. 一种电流互感器饱和误差补偿算法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(4): 41.
CHEN Li, LI Jiaqi, JIA Qingquan, et al. An error compensation algorithm for saturated current transformer [J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(4): 41.
- [7] 毕大强, 冯存亮, 葛宝明. 电流互感器局部暂态饱和识别的研究[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(31): 184.
BI Daqiang, FENG Cunliang, GE Baoming. Research on identification of partial transient saturation in current transformers [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(31): 184.
- [8] 郑涛, 马玉龙, 黄婷, 等. 保护用电流互感器铁心剩磁衰减规律分析[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(10): 126.
ZHENG Tao, MA Yulong, HUANG Ting, et al. Attenuation law analysis of core residual magnetism for protective current transformer [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 37(10): 126.
- [9] 王志鸿, 郑玉平, 贺家李. 通过计算谐波比确定母线保护中电流互感器的饱和[J]. 电力系统及其自动化学报, 2000, 12(5): 19.
WANG Zhihong, ZHENG Yuping, HE Jiali. A algorithm to distinguish current transformer's saturation by calculating the harmonics ratio of branch current [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2000, 12(5): 19.
- [10] 杨恢宏, 谢百煌, 毕大强, 等. 基于虚拟制动电流采样点差动的 CT 饱和识别方法[J]. 继电器, 2006, 34(13): 50.
YANG Huihong, XIE Baihuang, BI Daqiang, et al. Using the sampling differential protection based on the constructed restraint current to identify CT saturation [J]. Relay, 2006, 34(13): 50.
- [11] 刘杰, 康明超, 田明, 等. FBG 电流互感器非线性校正系统研究[J]. 光电子·激光, 2017, 28(2): 155.
LIU Jie, KANG Mingchao, TIAN Ming, et al. Research on nonlinear correction system for FBG current transformer [J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2017, 28(2): 155.
- [12] TRIA L A R, ZHANG Daming, FLETCHER J E. Implementation of a nonlinear planar magnetics model [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31(9): 6534.
- [13] NARAMPANAWA N B, SEE K Y, ZHANG Jie, et al. Analysis of ultra-thin and flexible current transformer based on JA hysteresis model [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(13): 4029.
- [14] 朱玉川, 徐鸿翔, 陈龙, 等. 基于双曲正切函数磁滞算子的超磁致伸缩驱动器动态 Preisach 模型[J]. 机械工程学报, 2014, 50(6): 166.
ZHU Yuchuan, XU Hongxiang, CHEN Long, et al. Dynamic Preisach model in giant magnetostrictive actuator based on hyperbolic tangent function hysteresis operators [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(6): 166.
- [15] Rezaei-Zare A, JRAVANI R, Sanaye-Pasand M, et al. An accurate current transformer model based on Preisach theory for the analysis of electromagnetic transients [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2008, 23(1): 233.
- [16] AJAEI F B, Sanaye-Pasand M, DAVARPANAH M, et al. Compensation of the current-transformer saturation effects for digital relays [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(4): 2531.
- [17] 熊兰, 周健瑶, 宋道军, 等. 基于改进 J-A 磁滞模型的电流互感器建模及实验分析[J]. 高电压技术, 2014, 40(2): 482.
XIONG Lan, ZHOU Jianyao, SONG Daojun, et al. Modeling and experimental analysis of current transformer based on modified J-A hysteretic model [J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(2): 482.
- [18] HAJIPOUR E, SALEHIZADEH M, VAKILIAN M, et al. Residual flux mitigation of protective current transformers used in an

- autoreclosing scheme[J]. IEEE Transactions on Power Delivery , 2016 ,31(4) : 1636.
- [19] 张新刚. 保护用电流互感器铁心饱和相关问题的研究[D]. 北京: 华北电力大学,2006.
- [20] 张维,高明明,洪烽,等. 基于 BP-SVM 模糊信息粒化掺烧煤泥循环流化床经济性建模[J]. 中国电机工程学报,2018 , 38(4) : 1093.
- ZHANG Wei ,GAO Mingming ,HONG Feng ,et al. Energy cost modeling for circulating fluidized bed boiler mix-burning coal slime based on BP-SVM and fuzzy information granulation [J]. Proceedings of the CSEE ,2018 ,38(4) : 1093.
- [21] DONG S ,LUO T. Bearing degradation process prediction based on the PCA and optimized LS-SVM model [J]. Measurement , 2013 ,46(9) :3143.

(编辑: 刘琳琳)