

基于物联网与BP神经网络的自适应MSC投切装置

王誉棋,王玉峰,郭玉宝

(辽宁科技大学 电子与信息工程学院,辽宁 鞍山 114051)

摘要:传统的机械式静态无功补偿(MSC)装置的等电位投切算法在单机运行上存在很多局限性问题,例如单片机控制芯片运算时间长、受硬件影响计算结果收敛性差,等等。近些年,对单机可借由物联网(IoT)平台,通过消息队列遥测传输(MQTT)协议与后端通信的设备的研究愈发成熟,而物联网技术的发展,也让将神经网络这类机器学习算法应用于单机电气设备成为现实。在实验中,通过大量数据集训练,可预测不同电气环境下的投切时间,以达到自适应等电位的投切效果,研制出的装置已实现无火花、无涌流、无过电压等的自适应投切。研发重点包括装置的等电位投切原理及仿真、装置与后端软件的物联网通信方法、BP神经网络算法的实现过程与训练结果以及投切实验的实验结果和实验分析等。

关键词:物联网设备;机械式静态无功补偿装置;Matlab 仿真;BP神经网络;等电位投切;自适应投切

中图分类号:TM52 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd24316

Adaptive MSC Switching Device Based on IoT and BP Neural Networks

WANG Yuqi, WANG Yufeng, GUO Yubao

(College of Electronic and Information Engineering, Liaoning University of Science and Technology, Anshan 114051, Liaoning, China)

Abstract: The equipotential switching algorithm of the traditional mechanical static compensator (MSC) device had many limitations in the operation of the single machine, such as the long operation time of the microcontroller control chip, the poor convergence of the calculation results had been affected by the hardware, and so on. In recent years, the research on devices that can communicate with the back end through the message queuing telemetry transport (MQTT) protocol through the internet of things (IoT) platform has becoming more and more mature, and the development of IoT technology has also made it possible to apply machine learning algorithms such as neural networks to stand-alone electrical equipment. In the experiment, through a large number of data sets training, the switching time in different electrical environments could be predicted to achieve the adaptive equipotential switching effect, the adaptive switching without spark, no inrush, no overvoltage, etc, was achieved in the developed device. The research and development focus includes the equipotential switching principle and simulation of the device, the IoT communication method between the device and the back-end software, the implementation process and training results of the BP neural network algorithm, and the experimental results and experimental analysis of the switching experiment.

Key words: internet of things (IoT) devices; mechanical static compensator (MSC) device; Matlab simulation; BP neural networks; equipotential switching; adaptive switching

电力系统的日常运行中,配电网的无功补偿方式里,最经典最常用的方法是并联电容器组。其中,使用频率最高、最经济、最有效效果的补偿装置是静态无功补偿 (static var compensator, SVC) 投切电容器^[1-2]。

从SVC的发展来看,经过多年的研究,像重燃弧、电容击穿、同步投切这些经典问题已经得到了

很大程度的解决^[3]。尤其是在机械式静态无功补偿 (mechanical static compensator, MSC) 装置的研究里,在延长其电磁机械投切装置寿命的问题上,近些年颇有成效,例如等电位投切技术,经过大量的实验和装置服役,已经非常成熟^[4-5]。

但是受限于硬件技术和成本问题的制约,例如传统的单台设备大多采取的主控芯片为 DSP

系列或者STM32系列,即使拥有高计算速度的DSP芯片,在没有强悍的运算处理能力和海量数据的储存能力的情况下,使用BP神经网络等迭代次数多、寻优算法复杂的自适应算法时,这些设备仍然做不到持续数据更新、进行反复的机器学习及自我迭代。

所以传统的单台或者通过CAN总线等完成组网的MSC设备,在等电位、自适应投切上使用的技术和算法仍然比较粗糙,造成的涌流问题、燃弧过电压等故障频率高,随着使用年限的增长,自适应投切的效率也会有所下降,不能做到很好的机器自学习和自适应控制。

随着主流物联网技术的发展,WIFI与4G,5G等通信技术的成熟,无线通信在工业应用领域也逐渐站稳脚跟,高传输效率和巨量传输的信息量也保证了装置工作的精度。

近些年,随着机器学习和寻优算法的发展,神经网络算法的发展也得到很大提升。尤其是其具有学习迭代次数较少、收敛性强、学习速率快、预测精准等优点,故BP神经网络算法也被广泛应用于工业领域的各种自适应过程控制及电力电子工程中^[6-7]。

本装置的研发基于传统MSC在等电位、自适应投切上的不足,将物联网设备传递信息量和数据量的优点,与神经网络自适应学习算法高效、精准的自适应控制特性相结合。研制出的基于物联网与BP神经网络实现的等电位、自适应的MSC投切装置,可实现长寿命的、等电位自适应的、无涌流无过压等故障可靠的功能。

1 等电位投切原理及仿真

以共补式电容器投切为例,其结构如图1所示。

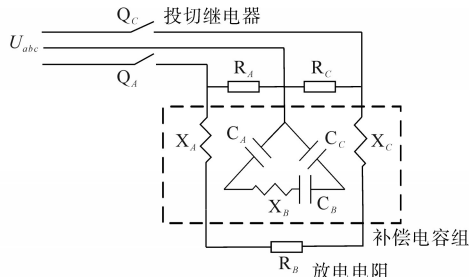


图1 共补式并联电容器电路图

Fig.1 Circuit diagram of parallel common compensation capacitor

在加入防止投入造成电路谐振和次同步振荡的串联电抗器后,投切过程对电网造成的暂态影响可以依据基尔霍夫电压定律以及电路原理分析得出。

补偿电容组电压差为 U ,定义此补偿电容组为A组,投切时,并入电网A相、B相的线路间,则A相 t 时刻电网电压表达式为 $u_A = \sqrt{2} \times U \sin(\omega t + \theta)$, ω 为参考系角频率, γ 为补偿角差, θ 为继电器投入的初相角,B相电压的表达式为 $u_B = \sqrt{2} \times U \sin(\omega t + \theta + 120^\circ)$,经过化简得到继电器两端电压 U_{qf} 的投切暂态关系式^[8]:

$$U_{qf} = \sqrt{6} \times U \sin(\omega t + \theta - 30^\circ) - \left\{ \sin(\omega t + \theta) \cdot \frac{\sqrt{2} U}{Z} (X_L - X_C) - \sin(\omega_0 t + \gamma) e^{-\delta t} \times \left[\frac{\omega_0^2}{\omega^2} \sqrt{\sin^2 \theta + \frac{\omega^2}{\omega_0^2} \cos^2 \theta + \frac{u_c(0)}{\omega_0}} - \sqrt{\sin^2 \theta + \frac{\omega^2}{\omega_0^2} \cos^2 \theta + \frac{u_c(0)}{\omega_0 \times \sqrt{LC}}} \right] \right\} \quad (1)$$

与回路中电流 I 的投切暂态关系式如下:

$$I = \frac{\sqrt{2} U}{Z} \cos(\omega t + \theta) \frac{\sqrt{6} U}{Z} \times \left[\frac{\omega_0}{\omega} \sqrt{\sin^2 \theta + \frac{\omega^2}{\omega_0^2} \cos^2 \theta} \cdot \cos(\omega_0 t + \gamma) e^{-\delta t} \right] \quad (2)$$

其中 $\gamma = \arctan\left(\frac{\omega_0}{\omega} \tan \theta\right)$

$$\delta = \frac{R}{2L} \quad \omega_0 = \sqrt{\frac{1}{LC} - \frac{R^2}{4L^2}}$$

式中: $U_c(0)$ 为最初的电容电压参数,初始值为 U ; ω_0 为初始角频率; δ 为等效阻抗角; Z 为等效阻抗和; R 为放电电阻; C 为补偿电容; L 为电抗器电感感抗; X_c 为补偿电容容抗; X_l 为电抗器感抗。

从暂态方程里不难看出,在投入补偿电容时,继电器QF两端电压与电网初相角 θ 的关系较为复杂,再加上多次投切后 $U_c(0)$ 的变量无法定量化。因此,在投入时刻,等电位投切法直接寻找继电器QF两端电压过零点投入。

在切除时,应注意涌流电流 I 的大小,涌流电流与动作时刻电网初相角 θ 有关,根据三角函数关系, θ 为0时, I 最小,也即在切除时刻寻找该相电网电流的过零点,在此时切除,投切效果最好。

在对投切时刻的暂态分析结束后,得出的等电位投切理论需进行仿真证明,下一步就是利用Matlab软件的Simulink功能模块建立共补式MSC投切拓扑,在不同的电角度进行投切仿真,分析运行结果。建立的单台共补式电容投切的拓扑

结构如图2所示,经过逻辑控制器,比较当前与 Transport Delay 模块延时输入的两个时刻波形,当波形信号真值异号,视为波形过零,以此模拟等电位投切的过零投切。

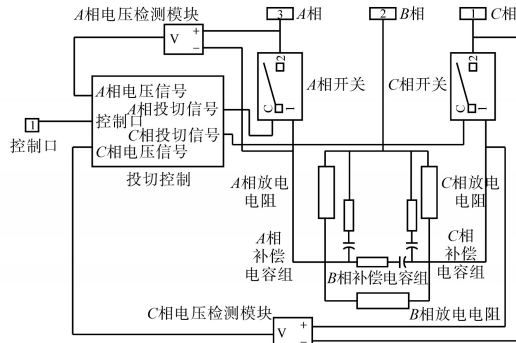


图2 单机共补式补偿电容拓扑

Fig.2 Single common compensation capacitor topology

通过改变 Transport Delay 模块延时时间,可以模拟设备对过零投切的不同精度,如果精度较差,过零投切的误差可能会差出几个电位角,涌流和过电压情况可能会很严重,具体效果和影响可以通过仿真模拟出来。

首先,依据上文提出的等电位投切理论,在继电器两端电压为0时将电容组投入,电网电流为0时切出,仿真实验波形如图3所示。

由图3可以看出,无论是投入时刻还是切除时刻,都没有发生明显的涌流现象及过电压的情况。为了产生对比效果,改变 Transport Delay 模块的延时时间,改变继电器动作角度,模拟最大精度差值电角度为 5°, 10° 以及 30° 时,继电器涌流的变化,仿真波形如图4~图6所示。

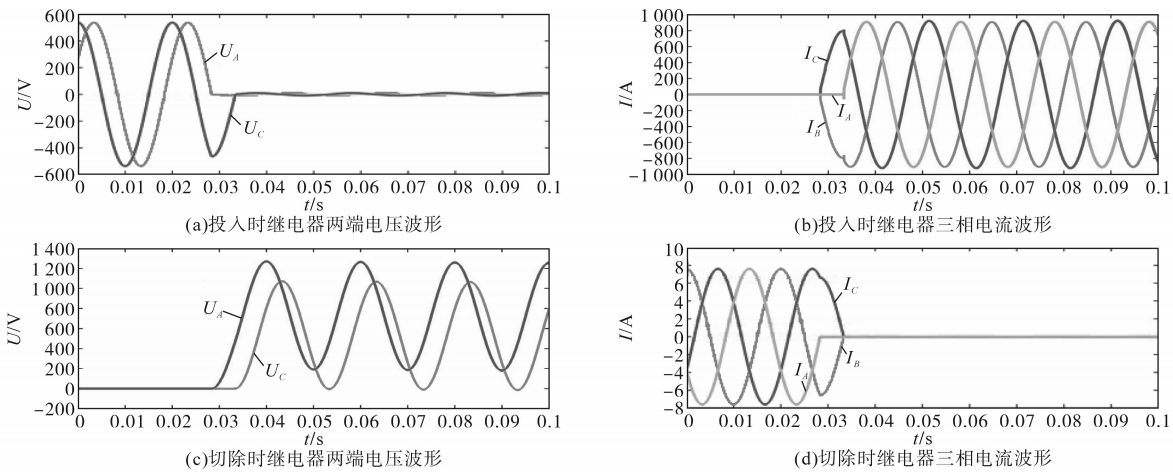


图3 Matlab示波器仿真波形

Fig.3 The simulation waveforms of Matlab

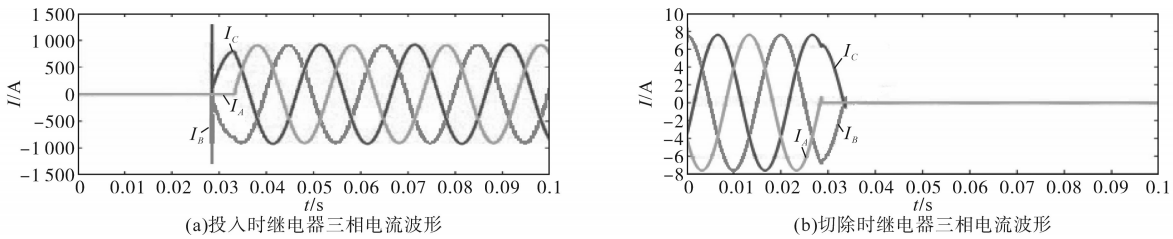


图4 5°时仿真波形

Fig.4 Simulation waveforms at 5°

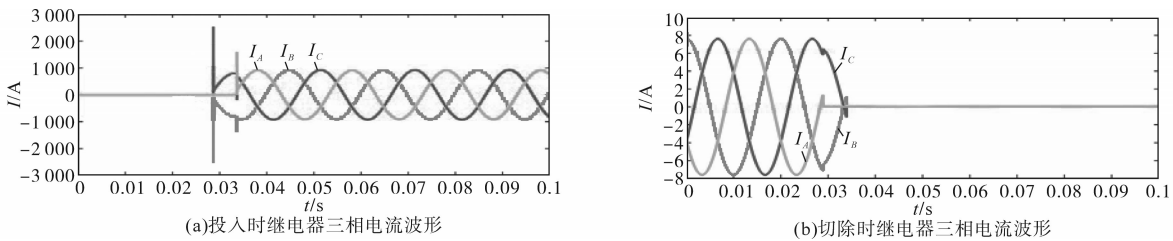


图5 10°时仿真波形

Fig.5 Simulation waveforms at 10°

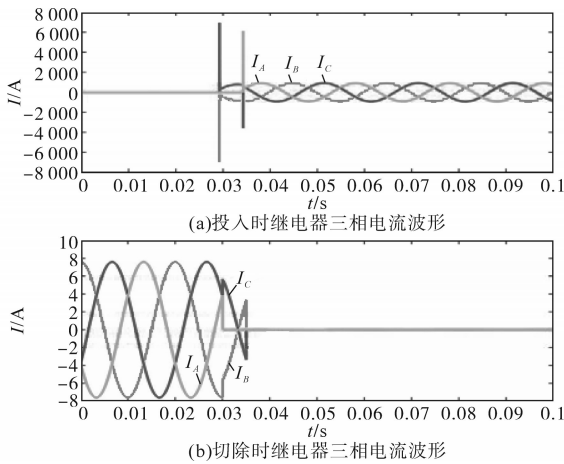


图6 30°时仿真波形

Fig.6 Simulation waveforms at 30°

由图4~图6可知,最大精度差值电角度为5°时,由于投切角度发生变化,电网中出现了涌流电流,继电器两端也有过电压的情况,但是涌流在峰值3倍以内,这对机械电磁继电器的寿命影响不大。但是,继续增大角度误差精度,会使电网中的涌流增大至远远超过3倍峰值,过电压情况也会很严重。所以,综上所述,自适应算法生成的结果一定要保证误差在电角度5°以内,也即误差比例在1.38%内。

2 基于BP神经网络的自适应投切

基于上述提出的等电位投切方法,应当依据机械式投切装置的电气特性,使用一种高效率的、准确的自适应算法——BP神经网络自适应算法。根据所使用的电磁继电器——磁保持继电器的硬件特性,完成基于BP神经网络算法的自适应投切。

2.1 磁保持继电器工作原理

近年兴起的磁保持继电器,具有着使用功耗低、体积小、稳定性高等优点,更重要的是,磁保持继电器由永磁机构提供吸合力,这使得控制方法更加简单,装置使用寿命也更长^[9]。设备选用的磁保持继电器型号为HFE66-100,其结构如图7所示,剖面图如图8所示。

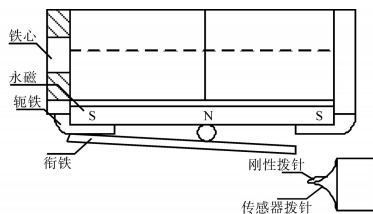


图7 磁保持继电器结构图

Fig.7 Schematic diagram of magnetic holding relay

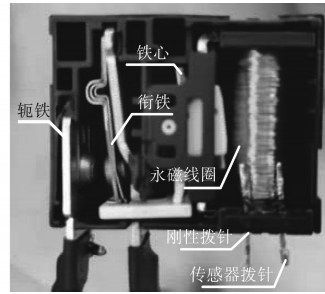


图8 磁保持继电器剖面图

Fig.8 Section of magnetic holding relay

在磁保持继电器工作特性中,有一个参数对于MSC的投切非常重要,那便是磁保持继电器的动作时间 t_d ^[10],其计算公式如下:

$$t_d = t_\alpha + t_m + t_n \quad (3)$$

式中: t_α 为电路板的触发延时,由于MCU的控制时间分散性很小,时间等级小于 μs 级,因此此时延可忽略不计; t_m 为电磁线圈励磁时间,其因变量为装置励磁电流 i_m ; t_n 为永磁体机构铁心运动时间,此时延与电路参数以及铁心运动阻尼有关^[11]。

装置励磁电流 i_m 在不同时域被分为上升段与下降段,表示如下^[12]:

$$\begin{cases} i_m = \frac{E}{r} \sin \omega(t - t_1) & 0 < \omega(t - t_1) < \frac{\pi}{2} \\ i_m = \frac{E}{r} e^{-\beta[\omega(t - t_1) - \frac{\pi}{2}]} & \frac{\pi}{2} < \omega(t - t_1) < \pi \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\omega = \sqrt{\frac{1}{LC} - \frac{r^2}{4L^2}} \quad \beta = \frac{r}{L}$

式中: E 为继电器两端施加电压; r 为继电器等效阻值; ω 为电流角频率; β 为线圈阻抗角。

从以上的分析可以得出结论:1)作为控制磁保持继电器投切的重要参数,动作时间 t_d 主要受两端电压 E 、环境温度等因素影响;2)通过BP神经网络算法来进行训练和机器学习,在新的工作环境下预测动作时间 t_d ,完成投切动作的自适应控制^[13]。

2.2 BP神经网络算法

人工神经网络模型是基于对人脑的组织结构以及活动机制的初步认识,提出的一种新型的信息处理机制,其预测效果好,计算结果精准,在自适应学习算法领域风靡一时。神经网络的网络结构是由输入层、隐含层以及输出层组成的,其中神经网络的层数由隐含层个数及输出层个数所决定,也即神经网络的层级不包含输入层。

如图9所示,以三层神经网络为例,此神经网络包含两层隐含层、一个输出层。其中第一层的隐含层节点数为3,第二层节点数为2;输入层为样本特征 x_1, x_2 ^[13]。

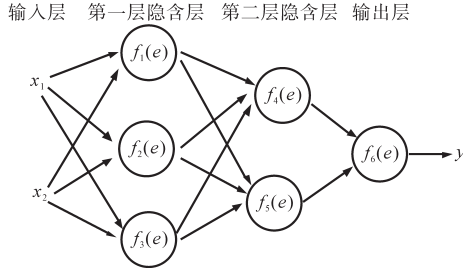


图9 三层神经网络

Fig.9 Three layers neural network

在神经网络中的每一节点,都与上一层所有节点相连接,这被称为全连接;而神经网络的上一层输出的数据是下一层的输入数据,如图9所示,原始的输入数据经过第一层隐含层的计算可以得出输出数据,然后将其传入下一层的隐含层,这样层层递推。在这个过程中,神经网络的层级由神经元组成,也成为节点,每一个神经元相当于一个感知器;每个节点都将计算出特征矩阵与权值矩阵的加权和,得到净输入 e ,然后通过激励函数 $f(e)$ 得到该节点的输出。

BP神经网络的训练过程主要包含两个重要部分:1)向前传播得到预测数据;2)反向传播更新权重。

向前传播得到预测数据的过程中,数据从输入层输入,经过隐含层、输出层的计算得到预测值,此预测值即为输出层的输出结果,网络层的输出即为该层中的所有节点的输出集合。

反向传播更新权重则需要依托样本的真实类标,计算预测模型的结果和真实类标的误差,然后将误差反向传递至所有隐含层。计算出各层之间的误差,更新权重。其学习具体过程流程图如图10所示。

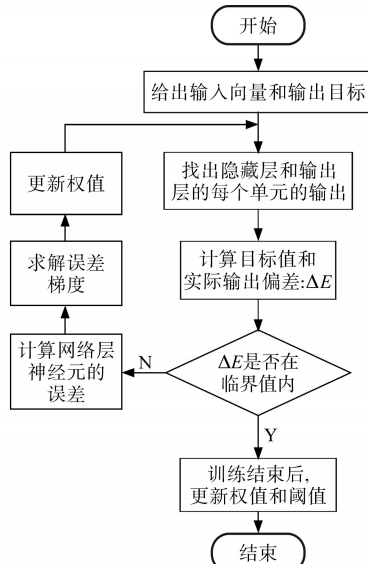


图10 神经网络训练流程图

Fig.10 Neural network training process

2.3 基于BP神经网络的自适应投切算法实现

算法实现前,首先需要明确各层级间的联系。

输出层:

$$o_k = f(\text{net}_k) \quad \text{net}_k = \sum_{j=0}^m w_{jk} y_j \quad (5)$$

隐含层:

$$y_j = f(\text{net}_j) \quad \text{net}_j = \sum_{i=0}^m v_{ji} x_i \quad (6)$$

式中: net_k 为上层信号输出量, $k=1,2,\dots,l;j=0,1,2,\dots,m$; o 为输出层输出向量; y 为隐含层输出向量; w 为隐含层映射到输出层的权值矩阵; v 为输出层映射到隐含层的权值矩阵。

$f(x)$ 为传输函数,为了保证系统的收敛性和迭代传输效果,这里选用单极性的Sigmoid函数^[14-15]:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

更新权重时,对误差 ΔE 进行定义:网络输出与期望输出不相等,此时输出误差为

$$\Delta E = \frac{1}{2} (d - o)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - o_k)^2 \quad (8)$$

式中: d 为期望输出。

结合式(7),将其映射至隐含层:

$$\begin{aligned} \Delta E &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(\text{net}_k)]^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(\sum_{j=0}^m w_{jk} y_j)]^2 \end{aligned} \quad (9)$$

进一步地,将其展开至输入层:

$$\Delta E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l \{d_k - f[\sum_{j=0}^m w_{jk} f(\sum_{i=0}^m v_{ji} x_i)]\}^2 \quad (10)$$

由上述推导得到,网络输入误差是各层权值的函数,因此调整权值可以改变误差。为了减小误差,应使得权值调整量与误差梯度下降成正比,即

$$\begin{cases} \Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial(\Delta E)}{\partial w_{jk}} \\ \Delta v_{ji} = -\eta \frac{\partial(\Delta E)}{\partial v_{ji}} \quad i=1,2,\dots,n \end{cases} \quad (11)$$

经过推导,式(11)可化为

$$\begin{cases} \Delta w_{jk} = \eta \delta_k^o y_j \\ \quad = \eta (d_k - o_k) o_k (1 - o_k) y_j \\ \Delta v_{ji} = \eta \delta_j^y x_i \\ \quad = \eta (\sum_{k=1}^l \delta_k^o w_{jk}) y_j (1 - y) x_i \end{cases} \quad (12)$$

式中: η 为学习率; δ 为当前层输出误差信号。

可以看出,BP神经网络学习算法中,各层权值调整由三个因素决定,即:学习率、本层输出的误差

信号及本层输入信号^[16-17]。

下一步就是对输入量数据集的采集,通过三相变压器和热电阻鼓风机改变继电器两端电压*E*以及装置环境温度,通过泰克示波器抓取继电器合闸的时间,以此获取训练数据集。

所有数据集的数据经归一化处理:

$$pn = 2 \times \left(\frac{p - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}} \right) - 1 \quad (13)$$

式中:*pn*为处理后数据;*p*为待处理数据;*p_{min}*为数据集最小值;*p_{max}*为数据集最大值。

部分归一化数据如表1所示。所有的数据经由MQTT测试工具MQTT.fx上传至后端软件IntelliJ IDEA 2020.1 x64,研制完成后的产品经由Modbus485的通信方式与4G模块进行数据互传,4G模块将字节数据经过MQTT协议传至后端IDEA,所有IoT传输的数据均以C.Json的形式发送。

表1 归一数据表

Tab.1 Normalized data set

电压/V	温度/°C	动作时间/s	电压/V	温度/°C	动作时间/s
0.000	0.99	0.346 5	0.000	0.695	0.409 5
0.125	0.99	0.288 0	0.125	0.695	0.357 5
0.250	0.99	0.239 6	0.250	0.695	0.302 0
0.375	0.99	0.194 5	0.375	0.695	0.208 5
0.675	0.99	0.104 0	0.675	0.695	0.191 0
0.725	0.99	0.069 5	10.725	20.695	30.135 5
40.875	50.990 0	60.034 5	70.875	80.695 0	90.097 0
100.990	110.990 0	120.010 0	130.990	140.695 0	150.076 5
160.000	170.470 5	180.517 5	190.000	200.256 5	210.566 0
220.125	230.470 5	240.455 0	250.125	260.256 5	270.528 0
280.250	290.470 5	300.423 5	310.250	320.256 5	330.489 5
340.375	350.470 5	360.371 5	370.375	380.256 5	390.427 0
400.675	410.470 5	420.278 0	430.675	440.256 5	450.357 5
460.725	470.470 5	480.243 0	490.725	500.256 5	510.330 0
520.875	530.470 5	540.215 5	550.875	560.256 5	570.271 0
580.990	590.470 5	600.173 5	610.990	620.256 5	630.260 5

IDEA建立MQTT服务器,创建tomcat拨号端口,并基于Java建立BP神经网络的训练类和预测类。将数据集导入训练类后,将学习率设置为0.275,500次迭代的误差结果如图11所示。

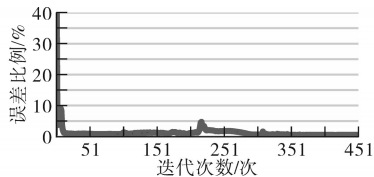


图11 训练误差结果

Fig.11 Training error results

可以看出,在迭代450次后,误差系数就稳定在1%以内了,符合上文仿真结果的同时,说明BP神经网络自适应算法的收敛速度很快。

随后用预测类预测数据归一化后的结果,以电压0.125 V,温度0.48 °C的预测结果为例,如图12所示,经过实验发现继电器动作时间误差在0.5%以内。

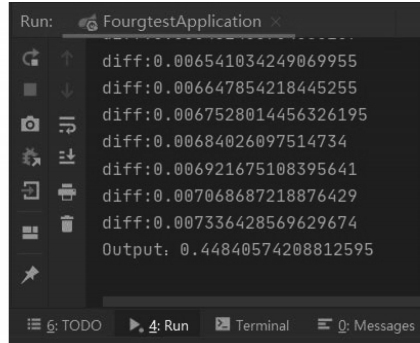
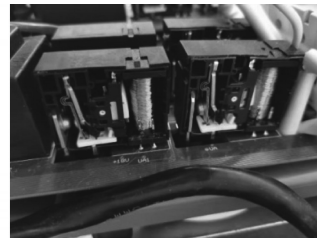


图12 IDEA输出结果

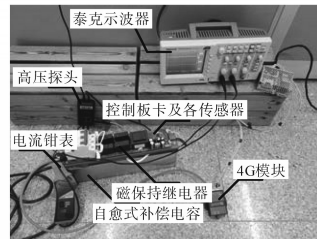
Fig.12 The output results of IDEA

3 MSC装置自适应投切实验

经过训练次数上限的学习后,进行对比实验,将两台相同容量的共补式电容器接入两套投切装置并联入同一电网节点,第一台投切继电器仅由MCU控制,继电器投切动作时间*t_d*设置为初始权值,第二台投切继电器由MCU与java后端协调控制,继电器投切动作时间*t_d*为预测值输出,进行投切次数为1 000次的投切,实验环境为暗室(如图13所示),这样有利于观察继电器火花,并



(a)磁保持继电器装机特写



(b)实验平台搭建



(c)暗室环境

图13 继电器实验

Fig.13 The experiment of switching

对继电器两端电压以及同相电流进行波形抓取,在示波器上观察有无涌流以及过电压现象。

经过观察,发现锁死继电器投切动作时间 t_{d1} 的实验组1在1 000次投切实验里,发生电火花状况,出现过涌流的情况次数较多,而实验组2未出现产生电火花情况。

以实验组1的共补式电容箱第二组C相投入时刻的波形抓取为例(如图14所示),可以看出,此时继电器投入时刻距离电压过零点稍稍延后,而产生了较大的涌流。此时观察其MCU的软件debug(如表2所示),发现其继电器投入动作时间 t_{d1} (C相投入动作时间)为设定初始值 $36T$, T 为工作周期。

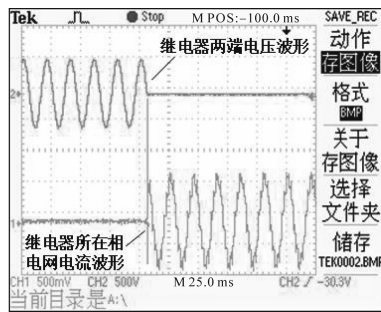


图14 实验组1投入时刻波形

Fig.14 Waveforms of experimental group 1 at input time

表2 debug数据表

Tab.2 debug data set

实验序号	实验组别	A相投入动作时间/相对值	A相切出动作时间/相对值	C相投入动作时间/相对值	C相切出动作时间/相对值
1	组1	0x24	0x12	0x24	0x12
	组2	0x25	0x12	0x23	0x12
2	组1	0x24	0x12	0x24	0x12
	组2	0x25	0x11	0x23	0x12

继而观察其对照组实验组2(如图15所示),发现其涌流较小,且投切位置正确;同时观察其MCU的软件debug,发现其继电器投入动作时间 t_{d1} (C相投入动作时间)更改为 $35T$ 。

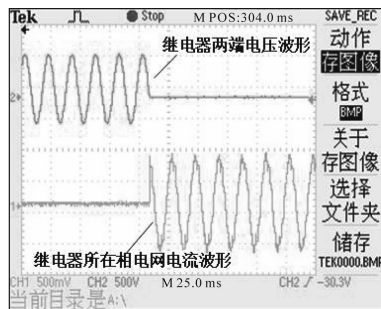
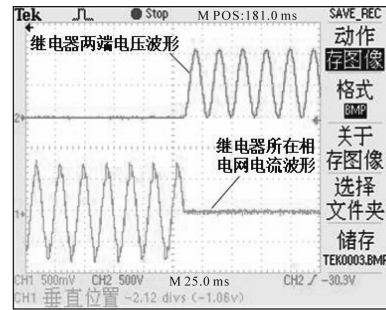


图15 实验组2投入时刻波形

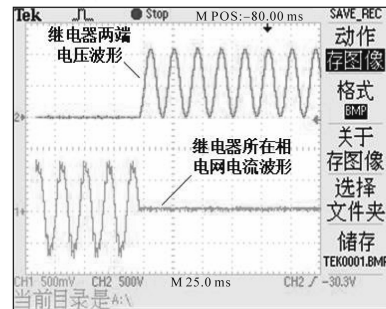
Fig.15 Waveforms of experimental group 2 at input time

同理,对比实验组1的共补式电容箱第二组

A相切出时产生电火花的情况的抓取波形(如图16所示);可以看到,实验组1虽然无涌流情况的发生,但是切出时刻稍稍超前于电流过零点,此时电压存在跳变现象,而实验组2很好地在电流过零点切出了电容,此时观察两组MCU的debug参数,可以发现实验组1的该继电器切出动作时间 t_{d2} (A相切出动作时间)仍为初始值 $18T$,而实验组2的该继电器切出动作时间 t_{d2} (A相切出动作时间)已经调节为了 $17T$ 。



(a)实验组1切除时刻实验波形



(b)实验组2切除时刻实验波形

图16 切除时刻抓取波形对比

Fig.16 Comparison of grabbing waveforms at the time of resection

经过上述实验可以发现,基于BP神经网络的等电位自适应投切对于继电器投切动作时间的预测相当有效,1 000次投切的实验结果展现的效果也相当好,装置在经过机器学习后完美地实现了自适应的等电位投切。

4 结论

本文详细介绍了通过仿真和实物开发实验相结合的形式,对基于物联网和BP神经网络算法的自适应投切MSC装置研制过程。通过对等电位投切理论以及新型磁保持继电器电气特性的研究,提出了相应的基于BP神经网络算法的自适应投切算法,并将其应用于物联网单机MSC。经过大量实验证明,物联网与BP神经网络相结合的方法,对MSC自适应投切的效果大有裨益。开发出的MSC投切电容器完全实现了小故障率、长寿命的等电位自适应投切,投切效果实

现了无涌流、无过电压。但受限于当前的硬件和网络通信技术,在物联网基础下的MSC投切装置的发展还有很大的余地,这对电力电子技术和电气装置的自适应控制的发展也一定会有更大的帮助。

参考文献

- [1] FANG Yaqi, WANG Linong, LI Rui, et al. Modelling for switching impulse breakdown of live working gaps between equipotential worker and transmission towers[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(7): 1271-1278.
- [2] 乐健,周谦,王曹,等.无功补偿设备和分布式电源协同的配电网优化控制策略研究[J].电力系统保护与控制,2020,48(18):38-47.
LE Jian, ZHOU Qian, WANG Cao, et al. Research on distributed optimal control strategy for a distribution network based on the cooperation of DGs and VAR compensators[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(18): 38-47.
- [3] 孟峥峥,齐效华,吕亮,等.隔离开关切合容性小电流试验中的重燃过电压研究[J].高压电器,2010,46(11):74-76,81.
MENG Zhengzheng, QI Xiaohua, LÜ Liang, et al. Study on re-strike overvoltage in the test of switching small capacity current with disconnecter[J]. High Voltage Appliances, 2010, 46(11): 74-76, 81.
- [4] 翟国富,崔行磊,杨文英.电磁继电器产品及研究技术发展综述[J].电器与能效管理技术,2016(2):1-8.
ZHAI Guofu, CUI Xinglei, YANG Wenying. Overview for development of research and technologies of electromagnetic relays [J]. Electrical Appliances and Energy Efficiency Management Technology, 2016(2): 1-8.
- [5] 李国锋.超大容量消弧线圈自动调谐技术和装置的研究[D].南京:南京理工大学,2008.
LI Guofeng. Study on technology of automatic resonance for super capacity auto arc suppression coil and equipment[D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2008.
- [6] 许德智,黄泊珉,杨玮林.神经网络自适应的永磁直线同步电机超扭曲终端滑模控制[J].电力系统保护与控制,2021,49(13):64-71.
XU Dezhi, HUANG Bomin, YANG Weilin. Neural network adaptive super twist terminal sliding mode control for a permanent magnet linear synchronous motor[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(13): 64-71.
- [7] WANG Yongwei, GUO Zhijun, WU Jingbo, et al. Research on vehicle adaptive cruise control based on BP neural network working condition recognition[J]. The Journal of Engineering, 2022(2): 132-147.
- [8] 王川.电容补偿同步投切系统的可靠控制方法研究与实现[D].重庆:重庆大学,2017.
WANG Chuan. Research and implementation of reliable control method on capacitor compensation synchronous switching system[D]. Chongqing: Chongqing University, 2017.
- [9] 陈亚洲.磁保持继电器冲击电流试验的技术研究[D].天津:河北工业大学,2014.
CHEN Yazhou. The technology research of impulse current test of magnetic latching relay[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2014.
- [10] 习江飞,刘成,李正辉.一种适用于真空断路器合闸的控制电路[J].电气传动,2021,51(9):32-36,54.
XI Jiangfei, LIU Cheng, LI Zhenghui. A control circuit design for vacuum circuit breaker closing[J]. Electric Drive, 2021, 51(9): 32-36, 54.
- [11] 乔维德.基于RBF神经网络的高压断路器机构故障诊断[J].电气传动自动化,2021,43(3):22-26.
QIAO Weide. High-voltage circuit breaker fault diagnosis based on RBF neural network[J]. Electric Drive Automation, 2021, 43(3): 22-26.
- [12] 蒋春容,周建华,林鹤云.不同温度条件下永磁接触器动作特性仿真分析[J].低压电器,2009(3):14-17.
JIANG Chunrong, ZHOU Jianhua, LIN Heyun. Simulation analysis of operating characteristics of permanent magnet contactor under different temperature[J]. Low Voltage Electrical Appliances, 2009(3): 14-17.
- [13] 张昭昭,乔俊飞,余文.多层自适应模块化神经网络结构设计[J].计算机学报,2017,40(12):2827-2838.
ZHANG Zhaozhao, QIAO Junfei, YU Wen. Structure design of hierarchical adaptive modular neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(12): 2827-2838.
- [14] 张万亚.多层卷积神经网络深度学习算法的应用研究[D].西安:西安电子科技大学,2017.
ZHANG Wanya. Application of deep learning algorithm of multilayer convolutional neural network[D]. Xi'an: Xidian University, 2017.
- [15] 马守明.无功补偿投切电容器同步控制技术的研究[D].沈阳:东北大学,2011.
MA Shouming. Study of the technologies of synchronization control on the switching capacitors while realize VAR compensation [D]. Shenyang: Northeastern University, 2011.
- [16] JI Yan, KANG Zhen, LIU Ximei. The data filtering based multiple-stage Levenberg-Marquardt algorithm for Hammerstein nonlinear systems[J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 2021, 31(15): 7007-7025.
- [17] 袁培,王舶仲,毛文奇,等.基于多重生成对抗网络的智能开关设备状态感知与诊断研究[J].电力系统保护与控制,2021,49(6):67-75.
YUAN Pei, WANG Bozhong, MAO Wenqi, et al. Research on state perception and diagnosis of intelligent switchgear based on multiple generation adversarial network[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 67-75.

收稿日期:2022-04-18

修改稿日期:2022-05-11