

[电力系统]

基于改进BP神经网络的断路器合闸平均速度预测

文/广东电网责任有限公司东莞供电局 刘国特 黄宪武 江栩烁 杨松 叶茂泉
三峡大学电气与新能源学院 魏业文

针对南方电网某500 kV变电站因某弹簧机构输出功不够,导致断路器出现偶尔合闸不到位的情况与BP算法存在局部极小点,收敛速度慢等缺点,在模式识别的基础上,以断路器机械特性数据为特征量,断路器合闸到位与合闸不到位为研究目标,采用改进BP神经网络算法,实现了断路器合闸到位平均速度的有效预测;算例计算结果的准确率高达99.68%,能有效预测断路器合闸到位的最低平均速度。

高压断路器担负着电力系统中控制和保护电路的双重任务,其可靠性对维护电力系统的安全稳定运行具有重大意义。目前,在高压断路器中,弹簧操动机构使用较为普遍,其中某弹簧机构在电力系统220 kV GIS断路器上应用十分广泛,并因合闸输出功不够出现偶尔合闸不到位,并导致不能分闸的情况,严重危害了电网的安全稳定。

断路器分合闸过程十分复杂,其合闸输出功的估算与分闸加速能量、压气缸消耗能量、分闸缓冲器吸收能量、分闸传动效率,合闸过程归一化质量后的运动件向上运动消耗的能量、合闸加速的能量、合闸过程触头摩擦消耗的能量、合闸缓冲器吸收的能量等因素关系密切,同时,部分消耗的能量数值为经验值,因此,无法从理论方面准确计算出断路器的合闸输出功。

近年来,BP(back propagation)神经网络因具有鲁棒性、容错性、学习过程不受专家的先验知识的影响,并能自动根据故障与故障原因,建立两者之间的线性或非线性映射关系,并能通过网络训练,主动对错误与偏差进行修正,在计算量最小条件下,能找到输入、输出样本中隐藏的规律等优点,因此,可以利用BP神经网络实现断路器能否

合闸到位的模式识别,但BP神经网络也存在计算速度太慢,多层神经网络性能曲面可能存在多个局部极小点,难以保证收敛等不足。

因此,本文针对无法从理论方面准确计算出断路器的合闸功与BP神经网络计算方法的不足,具体断路器本体的压气缸消耗等能量对合闸速度产生一定的影响,且受分闸弹簧的影响较大,可采用分闸速度对分闸弹簧压缩量进行描述。因此,利用断路器分合闸过程的机械特性数据采集的分合闸平均速度为特征量,采用改进BP神经网络对合闸平均速度进行预测,确定在分闸平均速度某个区域内的最低合闸平均速度,确保断路器可靠合闸到位,为电网的安全稳定运行提供保障。

基本原理

BP神经网络的分层网络由输入层、隐层、输出层构成,能够模拟生物神经系统对真实世界所做出的交互反应,具有容错性、自适应性等优点,同时,输入层、隐层、输出层又由大量适应性的处理元素(神经元)组成,可以大规模并行计算。因此,BP神经网络在模式识别、组合优

化、负荷预测等领域广泛应用。BP神经网络是人工神经网络的一个重要部分,根据反向传播,不断调整分层网络神经元之间的权值提升网络计算能力,使计算结果的误差达到最小值。但标准BP神经网络具有易陷入局部极小值,导致计算结果不收敛的缺点,因此本文采用LM (levenberg marquardt) 优化算法对其进行改进,提高计算结果准确性。

1. BP神经网络人工神经元模型

BP神经网络由大量的神经元互连组合而成,具有信息存储、突出学习、记忆等智能功能,神经元与大脑神经元类似,由接受信息,信息传导、输出处理结果3部分组成,其基本模型如图1所示。图1中 $P_1、P_2 \cdots P_R$ 为该神经元的输入信息; b 是阈值,输出结果为 a ;其输入与输出的关系是在 $(0, 1)$ 之间连续取值的单调可微函数,能实现输入与输出之间的非线性映射。

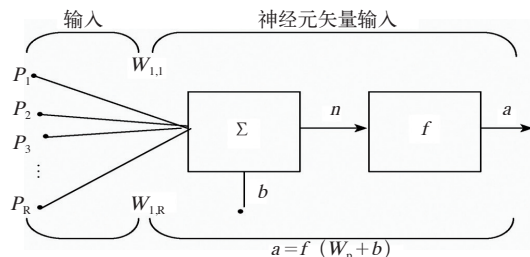


图1 指数平滑法的图解说明

图1中 f 为神经元S型变换函数, S型传递函数如图2所示。S型函数有两种,分别是单极性S型传递函数和双极性S型传递函数,其表达式分别如式(1)和式(2)所示,其中单极性S型传递函数如图2a所示,双极性S型传递函数如图2b所示。

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

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} - 1 = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

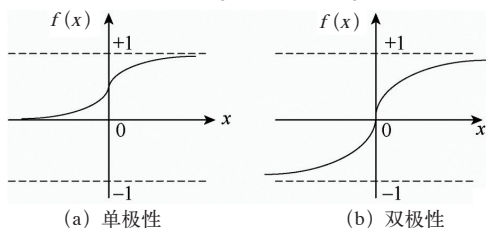


图2 S型传递函数

W 为各神经元连接权值,其表达式见式(3)

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \cdots & w_{S,R} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中 $w_{s,R}$ 表示的是输入矢量当中的第 S 个分量与第 R 个神经元的连接强度。

2. BP神经网络模型

BP神经网络结构示意图如图3所示,图3中第1层为输入层,第 n 层为输出层,其余的为隐层。 n_q 为神经元个数, w_{ij}^q 为第 q 层第 i 个神经元的连接权数值,因此,BP神经网络输入输出函数变化关系式为

$$s_i^n = \sum_{j=0}^{n_{q-1}} w_{ij}^q Y_j^{q-1}, (x_0^{q-1} = \theta_i^q, w_{i0}^q = -1) \quad (4)$$

其中

$$s_j^{q-1} = f(s_i^q) = \frac{1}{1 + e^{-s_i^q}} \quad (5)$$

$$i = 1, 2, \cdots, n_q; 1, 2, \cdots, n_{q-1}; q = 1, 2, \cdots, q$$

根据BP神经网络输入输出的 n 组样本,首先对其进行网络训练

$$\begin{cases} x_p^0 = [x_{p1}^0 & x_{p2}^0 \cdots x_{pn_q}^0] \\ d_p^0 = [d_{p1}^0 & d_{p2}^0 \cdots d_{pn_q}^0] \end{cases}, p = 1, 2, \cdots, P \quad (6)$$

式中 x 为对应的信号,由于BP神经网络上下层之间神经元实现全连接,连接权的数目众多,因此,个别神经元的损坏对输入输出关系影响很小。

图3中包含2个隐层,每层有30个神经元,沿用上面提到的表示方法,则每层都有一个连接权重矩阵 W 、一个偏置矢量 b 和一个输出矢量 a 。图3所示的就是一个具有3层的人工神经网络。

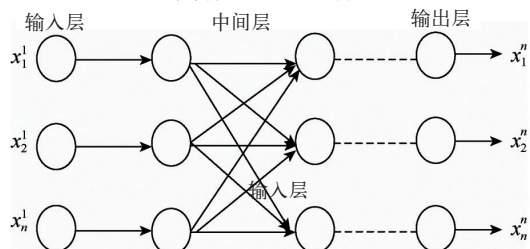


图3 模型结构

3. 学习规则

在BP神经网络学习过程中,设迭代次数为 k ,并采用式(5)对每一层权值和阈值进行修正。

$$x(k+1) = x(k) - ag(k) \quad (7)$$

式中, $x(k)$ 是经过第 k 次迭代后BP神经网络各层之间的连接权矢量或者阈值矢量; $g(k) = \frac{\partial E(k)}{\partial x(k)}$ 为经过第 k 次迭代后,在第 k 连接权矢量和阈值梯度矢量时BP神经网络各神经元的输出总误差曲面梯度; a 为其学习的速率,在BP神经网络训练时取常数。在matlab计算时,一般取值0.01; E_k 为经过第 k 次迭代后,BP神经网络输出的总误差性能函数。在matlab中,采用均方误差(mean square error,

MSE) 作为BP神经网络误差性能函数, 当只有一个输入样本时, 有

$$E(k) = E[e^2(k)] \approx \frac{1}{S^2} \sum_{i=1}^S [t_i^2 - a_i^2(k)]^2 \quad (8)$$

$$a_i^2(k) = f^2 \left\{ \sum_{j=1}^S [w_{i,j}^2(k) a_i^1(k) + b_{i,j}^2(k)] \right\} \quad (9)$$

当有 n 个输入样本, 有

$$E(k) = E[e^2(k)] \approx \frac{1}{nS^2} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^S [t_i^2 - a_i^2(k)]^2 \quad (10)$$

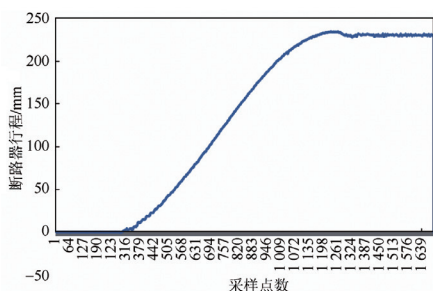
根据式(8)或式(7), 结合BP神经网络各层的传输函数, 就可计算出其第 k 次迭代后的总误差曲面梯度 $g(k)$, 将其代入式(7)即可逐次得到权值和阈值并加以修正, 并使总的误差逐渐降低, 直至达到所要求的误差性能。

4. 改进方法

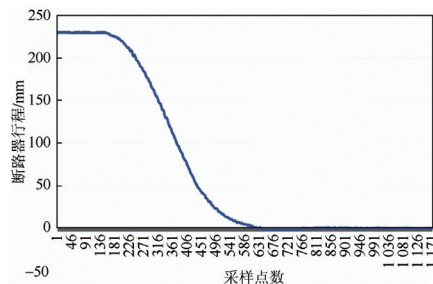
目前, 对BP神经网络算法主要有应用启发式信息的技术与研究集中在标准数值优化技术两种, 其中应用启发式信息的技术主要包括使用动量、可变的学习速度和改变比例变量等方法; 标准数值优化技术主要是将其梯度法和LM算法等应用于BP训练算法。本文采用LM优化算法来改进BP神经网络。

算例分析

本文采用南方电网某站20个间隔, 共60台GIS断路器、开关机械特性综合测试仪XHR511为西安宇恒仪器设备有限公司生产, 采集的机械特性数据如图4所示。



(a) 合闸机械特性



(b) 分闸机械特性

图4 机械特性测试数据

本文使用采集的312组平均分合闸速度作为BP网络的训练样本, 每个网络具有 n 维输出, 对应着

断路器在该分闸平均速度、合闸平均速度条件下能否合闸到位和合闸不到位两种情况。通过BP神经网络独立初始化和训练后, 得到每个网络判别错误信号集来计算各个网络输出的综合权重, 计算过程界面如图5所示, 当迭代到410次训练, 网络训练到达预定目标, BP算法误差曲线如图6所示。分类测试结果见表1, 预测精度高达99.68%。

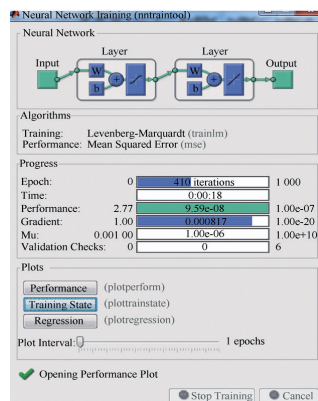


图5 计算界面

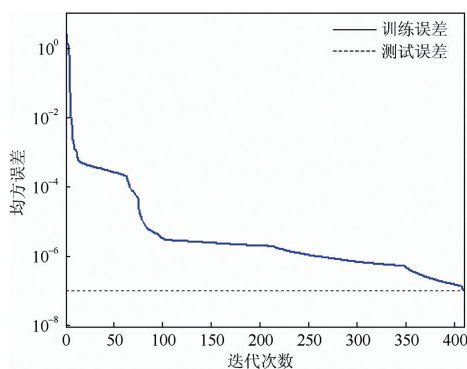


图6 BP算法误差曲线

表1 分类测试结果

信号类型	判别类型	
	合闸到位	合闸不到位
合闸到位 (300)	301	0
合闸不到位 (12)	0	11

模型验证

采用基于LM优化算法的改进BP神经网络模式识别方法, 利用南方电网某500 kV变电站20个间隔, 共60台GIS弹簧机构断路器的分合闸机械特性数据进行计算, 预测其分闸速度在7.28~7.9 m/s之间, 合闸平均速度为3.34 m/s及以上时, 断路器能合闸到位。经现场机械特性测试发现, 变电站60台GIS机构, 当将其合闸平均速度都调到3.34 m/s以上, 每台分合闸30次, 均未出现合闸不到位的情况, 同时, 运行2年也未出现断路器合闸不到位的情况, 验证了本文计算的有效性。EA

(收稿日期: 2016.10.23)

(编辑: 朱金凤)