

基于现场运行数据和 L-M 神经网络算法的滤波器场断路器合闸动作时间预测方法

王永兴¹, 张一帆¹, 倪辉², 张立岩¹, 黄智慧¹

(1. 大连理工大学电气工程学院, 大连 116024; 2. 国网宁夏电力有限公司电力科学研究院, 银川 750011)

摘要: 目前 800 kV 滤波器场断路器动作时间分散性较大, 为了提升其选相合闸的效果以及减小合闸涌流对断路器内部电气元件的损害, 基于现场运行数据, 提出了基于 L-M 神经网络的断路器合闸时间预测方法, 综合考虑温度和间歇时间的影响对断路器合闸时间进行预测, 在对现场运行数据处理和分类后, 组建了断路器动作时间数据库。通过对训练组数据进行学习, 建立了合闸时间预测模型, 并通过验证集数据得到的误差结果进行了算法的有效性分析。同时采用支持向量机算法与 L-M 神经网络算法进行对比, L-M 神经网络算法最终得到的合闸时间预测误差都优于支持向量机算法预测的合闸时间误差。结果表明, L-M 神经网络算法提高了单台断路器的预测算法精度, 满足选相合闸精度的要求。

关键词: 选相合闸; 滤波器场断路器; 动作时间预测; L-M 神经网络; 间歇时间

Prediction Method of Closing Action Time of Filter Field Circuit Breaker Based on Field Operation Data and L-M Neural Network Algorithm

WANG Yongxing¹, ZHANG Yifan¹, NI Hui², ZHANG Liyan¹, HUANG Zhihui¹

(1. School of Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. Electric Power Research Institute of Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750011, China)

Abstract: At present, the closing time dispersion of circuit breakers used in 800 kV filter fields is remarkable. In order to improve the effectiveness of phase control and reduce the impact of inrush current on electrical components, the prediction method of closing time based on L-M neural network is proposed based on actual operating data. This prediction method comprehensively considers the influence of temperature and interval time on the closing time of circuit breakers. After processing and classifying the on-site operation data, a database of closing time is established. The closing time prediction model is established by learning the training set. The effectiveness of the algorithm is verified through error analysis of the validation set. The predictive ability of Support Vector Machines and L-M neural networks is compared. The results show that the closing time prediction error of the L-M neural network algorithm is superior to that of the Support Vector Machine algorithm. The L-M neural network algorithm has improved the prediction accuracy of a single circuit breaker, which meets the requirements for phase-controlled accuracy.

Key words: phase-controlled closing; filter field circuit breaker; closing time prediction; L-M neural network; interval time of operation

0 引言

目前特高压直流输电在保障能源供应、促进经济增长方面发挥了重要作用。在直流输电系统中, 断路器在接收到合闸指令后进行合闸动作, 在这一动作下会引发较大的合闸涌流, 对断路器电气元件产生一定的损害, 断路器使用寿命会有所缩短。为减小此过程对断路器部件的影响, 目前常采用安装合闸电阻或选相合闸的方法, 对于安装合闸电阻方法来说, 其投切较复杂, 机械可靠性下降, 并且容易由于合闸电阻缺陷发生故障^[1-2], 因此为减少对断路器使用寿命的影响^[3], 可采取选相合闸方法。

选相合闸应用了相控开关技术又称同步开关技术^[4-8], 聚焦断路器操作的暂态控制与优化, 为电力系统安全稳定运行提供关键技术支撑^[9-12], 选相合闸技术的实质是根据不同负载的特性控制断路器在电压或电流的特定相位角度完成合闸操作, 实现无冲击的平滑过渡, 削弱操作暂态效应的影响^[13-14]。但是断路器的合闸时间具有分散性, 为了保证断路器在期望的电流或电压相位完成合闸动作, 在实践中需要考虑断路器合闸时间分散性的影响。通常断路器合闸时间随着环境温度、控制电压、六氟化硫气压、间歇时间等因素的变化而发生改变。南瑞继保电气有限公司针对此问题, 提出每次合闸前先空

合 1 次断路器, 获取当前各种条件参数后再进行选相合闸^[15-16]。南方电网超高压输电公司曲靖局通过设计实验, 研究分析影响选相合闸不稳定的因素, 为提高选相合闸精度工作奠定了一定的基础^[17]。大连理工大学结合断路器预击穿特性和机械分散性, 针对不同电容残压选择合适的合闸相角减小合闸涌流以及过电压^[18]。ABB 公司对选相控制策略进行优化使用灵活数据放置策略(flexible data placement strategy, FPD)提高了控制系统的响应速度^[19]。沈阳工业大学采用反向传播(back propagation, BP)神经网络算法预测断路器合闸时间, 大连理工大学采用多线程分析和 BP 神经网络算法使合闸时间预测误差绝对值 <1.5 ms, 北京航空航天大学提出了分布式径向基神经网络的合闸时间预测模型, 西安科技大学采用最小二乘法进行了分段线性拟合能很好的满足同步开关时间精度的要求, 中煤能源研究院采用现场可编程门阵列加先进精简指令集机器(advanced risc machines, ARM)的双核驱动方式对断路器分合闸时间进行测量, 提高了选相精度。为提高选相精度, 获得更准确的合闸时间至关重要, 必须分析影响合闸速度的各种因素, 间歇时间、温度、油压、六氟化硫气压等对合闸时间都有不同影响程度^[20-24], 其中温度和间歇时间对 SF₆ 断路器合闸时间的影响最为明显; 此外, 断路器电寿命监测、关键零件失效分析及关合性能检测等技术手段, 也为提升断路器整体运行可靠性提供了重要支撑^[25-27]。

综上所述, 现有合闸时间预测方法多基于先验经验或实验数据, 然而, 由此设计的预测算法并不能完全准确地反映合闸时间在实际运行工况的变化规律。为准确预测断路器合闸时间, 本文根据滤波器断路器(circuit breaker, FCB)现场运行数据, 建立基于 L-M 神经网络算法预测模型^[28-30], 根据温度和间歇时间 2 种输入参量, 通过训练后的模型可以对断路器合闸时间进行预测。针对不同的断路器, 可以使用已经训练好的预测模型, 再根据该断路器实际运行中的合闸动作时间进行在线学习, 从而不断改进预测模型, 提高对该台断路器合闸动作时间的预测精度, 从而使算法具有普适性。同时将所有断路器现场数据进行归一化处理, 进行统一训练, 得到普适性更高的预测模型, 可对同一型号任意一台断路器的合闸时间进行预测, 在后续的在线学习中不断提高预测精度。

1 滤波器场断路器合闸时间现场数据

为了确定温度和间歇时间对断路器合闸时间的影响, 对现场运行断路器开展了状态参数监测。在获取断路器动作特性的同时, 实时测量断路器每次合闸动作时断路器的环境温度, 并计算出 2 次合闸的间隔时间, 作为断路器的合闸间歇时间。现场采集了 12 台断路器的共 792 组运行数据, 根据现场运行数据可获得温度、间歇时间对断路器合闸时间的影响。将所获取的录波文件和现场运行断路器采集得到的现场数据进行整理, 得到温度、间歇时间以及对应的三相合闸时间数据库。由于断路器运行现场的温度控制装置, 温度未出现零下或过高温度数据, 研究温度与合闸时间关系时, 选用间歇时间数据为 4~8 h, 根据现有研究分析该间歇时间下对合闸时间影响并不明显, 可忽略不计。在研究间歇时间对合闸时间影响时, 根据国标 GB 1984—2014 高压交流断路器高低温试验标准对温度进行补偿, 将数据皆补偿到 20 °C 进行间歇时间与合闸时间关系分析, 实验数据仅进行定性分析, 说明间歇时间确实对合闸时间有影响。图 1、2 所示为断路器 1 在不同温度和不同间歇时间下的合闸时间数据。

由现场数据可明显看出, 断路器的合闸时间与温度、间歇时间密切相关。随着温度的升高, 断路器的合闸时间总体呈下降趋势, 而不同间歇时间下断路器合闸时间比较分散, 但未呈现出明显的上升或下降趋势。因此在本文中温度和间歇时间作为

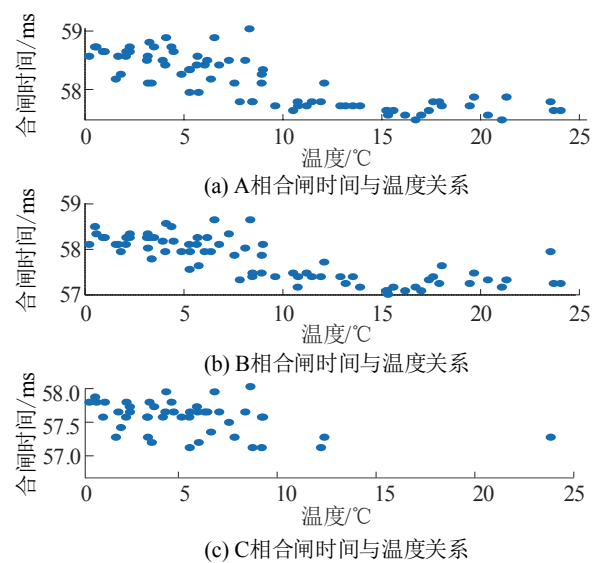


图 1 温度与合闸时间关系

Fig. 1 Relationship between the temperature and closing time

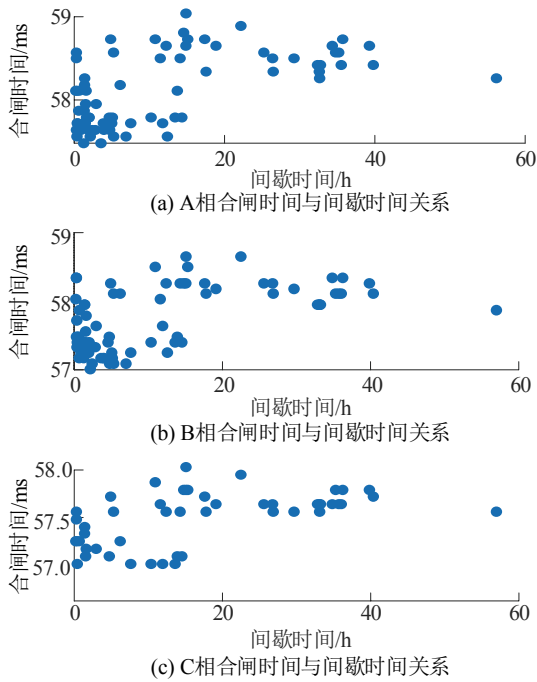


图2 间歇时间与合闸时间关系

Fig.2 Relationship between the intermittent time and the closing time

主要输入参量, 采用列文伯格-马夸尔特(Levenberg-Marquardt, L-M)算法对神经网络进行改进, 以提高断路器的选相合闸精度。

2 FCB 合闸时间的预测方法

2.1 合闸时间的预测策略和流程

依据滤波器场断路器合闸动作的现场数据, 本次研究选择温度和间歇时间作为预测算法的输入层输入量, 合闸时间作为输出层的输出量。

基于 L-M 神经网络结构图对神经网络预测算法进行编程, L-M 神经网络预测模型设计框架见图 3。

对断路器现场合闸时间数据库部分数据进行整理分析, 导入到建立好的 L-M 神经网络算法中进行训练学习。对训练好的模型进行误差分析, 不断更改改进, 使精度提高、误差减小, 最终得到所期望的 L-M 神经网络模型。对模型进行多次训练, 不断改变代码中参数, 选择不同随机种子, 经多次训练得到创建隐含层为 10 个神经元的前馈网络最优, 选择 L-M 函数作为反向训练函数, 不断改变训练集、测试集、验证集比例, 选择合适的数据集比例, 选择最优模型, 进行下一步仿真试验。

2.2 基于 L-M 的神经网络的预测算法原理

用于断路器合闸预测的 L-M 神经网络算法是根据生物结构来进行构建的, 见图 4, 主要有以下 3

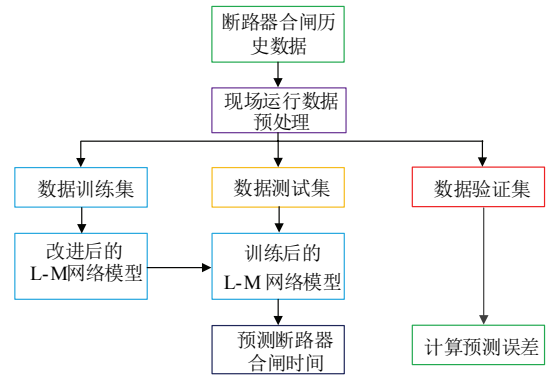


图3 L-M 神经网络结构

Fig.3 L-M neural network structure

个要素。

1) 连接权: 相当于生物体内的神经元突触, 起到信息传递的作用, 强度由权重表示, 正权重表示激活作用, 负权重表示抑制作用。

2) 求和单元: 对每个输入信号的加权和进行计算, 以便后续使用。

3) 激活函数: 用于限制输出幅度, 并实现非线性映射, 通常限制在(0, 1)或(-1, 1)之间。也称为传输函数。

此外, 还有 1 个阈值 θ_k , 以上作用可以数学式表达出来, 即:

$$u_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j, v_k = n_k = u_k - \theta_k, y_k = \varphi(v_k) \quad (1)$$

式中: x_j 为输入信号, 输入层从外界获取数据传递到下一层进行处理, 相当于生物神经元中的树突, 起接收和传递作用; p 表示第 p 个输入样本(用于区分不同的训练/推理数据); 神经元 k 的权值用 w_{kj} 表示; n_k 表示神经元的净输入; 线性组合结果用 u_k 表示; 阈值用 θ_k 表示; $\varphi(\cdot)$ 为激活函数: 神经元 k 的输出用 y_k 表示, 它起到输出信息的作用, 类似于轴突。

使用梯度最速下降法对神经网络进行优化, 此方法主要起到的作用就是调整算法中输入的各个参数值来达到最终减小算法总误差的目的, 就是说采取这种梯度最速下降法可以使期望输出与实际测量得到的结果值之间的均方误差达到最小。神经网络实际上是一种将误差后向传递后, 通过反向的反馈, 同时修正权系数, 神经网络的建立是使用了多层网络结构的, 这样既可以实现正向传播也可以完成反向传播。采用的输入信息经过输入层进行输入, 经过下一层的隐含层进行处理后反向传输进行误差的减小, 最后经过处理的结果通过输出层进行输出。每一层进行传递时, 并不影响整体的传输效果, 只对下一层的神经元状态产生影响, 输出值若与理想

期望输出有较大的出入, 就会进行误差的反向传递进行自动更改参数。对误差进行减小处理, 使误差信号沿原本的传递通道进行反向传递, 改变每一层的各系数的权重, 对误差进行进一步的缩减, 使所得到的最终结果与所期望的实际测量值更加接近。为提高准确度和收敛速度, 在原始的梯度下降法中使用了 L-M 作为反向传递函数进行优化。

在原始数据在由上一层节点输出到下一层节点时, 需要通过改变下面的连接权重减小输出误差的反向传递的作用, 即:

$$n_i^p = \sum_{j=1}^M w_{ij} o_j^p - \theta_i = \sum_{j=1}^M w_{ij} x_j^p - \theta_i, i=1, 2, \dots, q \quad (2)$$

式中: 输入节点的输入为 x_j^p , 输出为 o_j^p , 它们对于输入节点的作用相同; w_{ij} 表示连接输入层和隐含层神经元的权重; θ_i 表示阈值; M 表示输入的节点数量, 即有几个输入量。

隐含层和输出层节点的净输入不同于输入层节点, 它们的净输入是通过前一层节点输出的加权和得到的。在以上 2 个层中, 节点的输入信号、激活函数和偏值可以决定本次信息传递的一个激活程度。而对于输入层来说, 输入的信息是不加以处理的, 对于它来说, 这一层的输出即等于它的输入。

L-M 算法是一种用于非线性最小二乘优化的迭代方法, 用于优化非线性函数的参数。L-M 算法的目标函数, 即:

$$F(x) = \sum_{i=1}^m (y_i - f(x_i, \mathbf{p}'))^2 \quad (3)$$

式中: y_i 是观测值; $f(x_i, \mathbf{p}')$ 是模型函数; \mathbf{p}' 是待优化的参数向量。L-M 算法的更新规则也可以用数学公式表达出来, 即:

$$\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{p}_k - (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{r} \quad (4)$$

式中: \mathbf{p}_k 是第 k 次迭代的参数向量; \mathbf{J} 是雅可比矩阵, 其中具有目标函数对参数的偏导数; \mathbf{r} 是残差向量; λ 是阻尼因子, 它可以实现高斯-牛顿法和梯度下降法之间的平滑过渡。并且在 L-M 算法中使用了雅可比矩阵公式, 这使得算法能够有效地优化非线性模型参数, 收敛速度和精度都能得到有效的提高, 用数学表达式表达, 即:

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \frac{\partial r_i}{\partial p_j} \end{pmatrix} \quad (5)$$

总结起来 L-M 算法的核心公式为:

$$\boldsymbol{\theta}_{\text{new}} = \boldsymbol{\theta} - (\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}^T \mathbf{e} \quad (6)$$

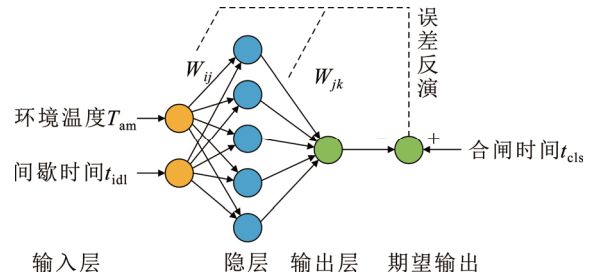


图 4 L-M 神经网络结构和训练过程

Fig.4 L-M Neural network structure and training process

式中: $\boldsymbol{\theta}_{\text{new}}$ 为第 p 次迭代后更新的参数向量; $\boldsymbol{\theta}$ 为当前(更新前)的参数向量, 是需要优化的参数集合, \mathbf{e} 为误差向量, 由“模型预测值与实际值的偏差”组成, 反映当前参数下的误差大小。

这个公式用于每次迭代中调整权重和偏置, 以最小化误差函数。

如果经过算法模型训练输出的合闸时间与本次研究期望的合闸时间不一致, 就对其产生的误差信号进行处理, 将其在最后的输出端经过反向传输通道进行反向传递回来。在这个传递的过程中, 对每一层的权重系数不断进行调整, 直到最终预测的合闸时间与预期合闸时间大致相同为止。完成样本 p 的权重调整后, 继续输入下一个样本进行类似的学习, 直到完成所有 N 个样本的训练。

使用 L-M 传递函数对 BP 神经网络算法进行优化, 它结合了梯度下降法的简单实现和高斯-牛顿法的快速收敛优势, 具有更快的收敛速度、更强的适应性, 并且极大提升了模型的预测精度。L-M 算法通过引入 1 个阻尼因子, 当算法接近最优解时, 利用牛顿法以加快收敛速度, 当远离最优解时, 采用梯度下降法以确保稳定性。因此此算法结合了梯度下降和高斯-牛顿法的优点, 具有更快的收敛速度、更强的适应性, 并且极大提升了模型的预测精度。在神经网络中使用的算法有许多种, L-M 传递函数与其他算法相比具有优势, 相对于梯度下降法, L-M 算法收敛速度更快, 精度更高, 并且处理非线性问题更高效; 与 NAG 算法相比, 其具有更稳定的收敛性, 且适应性更强; 与 RMSProp 算法相比, 其精度更高, 并且通过结合高斯-牛顿法更容易避免陷入局部最优的情况。综上所述, 在本次研究中采用 L-M 神经网络算法对滤波器场断路器合闸时间进行预测。

2.3 基于 L-M 神经网络结构建立

建立神经网络的过程其实是一个训练学习的过程, 其在各种输入参数和环境的激励下, 不断给

建立好的预测模型输入建立好的数据库模型中的数据, 在训练学习的过程中不断调整算法各层的权值比重, 一直到每一层的权值都更改到不会产生明显变化为止, 学习过程结束。神经网络是一种多层前馈网络, 并且增加了误差反向传播信号来处理非线性连续函数, 该网络由输入层、隐含层、输出层组成, 具有信号的前向传递和误差的反向传播的特点。在前向传递的过程中, 温度与间歇时间从输入层经过隐含层逐层处理, 直到输出层。每层的神经元状态只影响下层神经元状态。如果没有得到预期的合闸时间, 则进行误差的反向传播, 根据最终的误差反向调整各层权值和阈值, 从而使 L-M 神经网络预测输出的断路器合闸时间与实际的合闸时间更加接近。

针对滤波器场断路器合闸时间, 将环境温度 T_{am} 、间歇时间 t_{idl} 等参量作为基于 L-M 神经网络的输入层参数, 将合闸时间 t_{cls} 和关合时间 t_{mk} 作为输出层参数, 历史数据作为期望输出。

根据算法需要和考虑的影响动作时间的各参量设置隐层的层数和节点数; 根据前述理论分析及获得的合闸时间与各环境参量和运行参量之间的内在联系, 对 L-M 神经网络进行初始化, 对每层节点的权重进行设置, 权重动量, 误差初始值; 将环境温度 T_{am} 、间歇时间 t_{idl} 、合闸时间 t_{cls} 的一部分现场运行的数据集作为训练集, 进行训练学习, 或构建出基于 L-M 神经网络算法的断路器动作时间预测模型; 剩余的现场运行数据作为测试集或验证集对模型的有效性和预测误差进行评估。使用编程软件模拟神经网络训练过程, 对算法进行仿真验证。

3 仿真实验

3.1 仿真参数

根据现场数据, 选择温度和间歇时间作为输出层 2 个输入参数, 对断路器三相合闸时间开展预测。选择数据库中的 A、B、C 三相合闸时间为输出层参数, 对温度、间歇时间以及输出层参数三相断路器合闸时间数据进行整理, 作为本文建立的仿真模型的仿真参数。研究针对同一台断路器合闸时间建立模型, 并且研究是否具有普适性, 即将所有断路器参数进行归一化处理, 使用相同算法模型预测断路器三相合闸时间, 最终判断计算结果是否符合研究预期。

3.2 仿真试验计算分析

3.2.1 单台断路器算法仿真研究

选取每台断路器现场运行的数据进行单独训练, 进而针对该断路器进行合闸时间预测。以断路

器 1 的现场运行数据为例, 数据导入 L-M 神经网络算法训练计算, 分别预测此断路器三相合闸时间, 将温度和间歇时间作为输入层输入参数, 三相合闸时间作为输出层输出参数, 将数据按 70%、15%、15% 进行划分, 70% 的现场运行数据为训练集, 15% 的现场运行数据为测试集, 15% 的现场运行数据为验证集, 进行 L-M 神经网络算法预测断路器合闸时间计算, 对其预测结果进行分析。

对于断路器 1 来说, 现场运行数据共 110 组, 其中 77 组数据为训练集, 16 组数据为测试集, 17 组数据为验证集, 导入到 L-M 神经网络系统中进行学习训练预测。训练得到的 L-M 神经网络训练性能图如图 5 所示。

根据图 5 训练性能图分析, 3 个误差在最初的训练过程中迅速下降, 说明模型在学习数据集的过程中取得了显著进步。所有的误差线在后几个轮次后趋于平稳, 说明没有过拟合现象。最佳性能验证出现在第 5 轮, 这表明模型很快就能找到良好的参数设置。

根据图 6 训练状态图进行分析, 首先是梯度变化图, 梯度随着时间的变化逐渐下降, 并接近零点, 这说明模型逐渐找到误差最小的点。更新率在优化过程有明显的波动, 最后为避免过拟合现象出现开展了验证检查, 在这里有 6 次验证检查, 达到 6 次验证检查后触发了训练的停止。

图 7 是 L-M 神经网络误差直方图, 展示了在神经网络训练过程中训练集、验证集和测试集各个数据集的误差分布情况。直方图上的每一栏表示误差的一个范围, 而栏的高度表示该误差范围内的样本数。图表中的零误差线代表无误差的情况。误差直方图数据在 $-0.2245 \sim 0.19110$ 范围内占比 85%, 有 88 组数据, 说明预测误差满足研究要求, 模型预测误差绝对值 $< 0.37 \text{ ms}$ 。训练集、验证集和测试集的误差都有相似

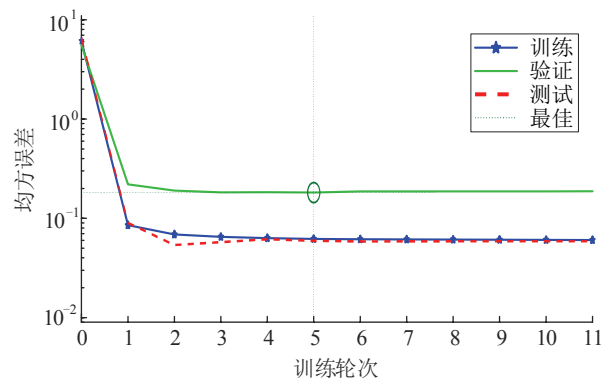


图 5 L-M 神经网络训练性能图(断路器 1)

Fig.5 L-M neural nnetwork ttraining performance graph (circuit breaker 1)

的分布模式，这意味着模型在所有这些数据上具有一致性，没有明显的过拟合或欠拟合迹象。

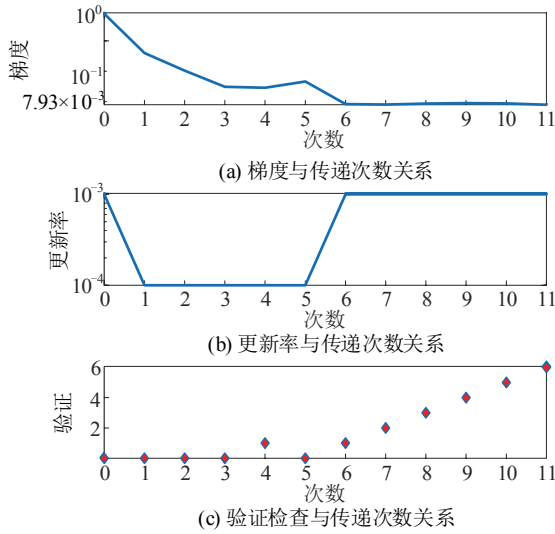


图 6 L-M 神经网络训练状态图(断路器 1)

Fig.6 Diagram of L-M neural network training status (circuit breaker 1)

图 8 显示的是 L-M 神经网络的回归图，其中 Y 分别代表训练集、验证集、测试集， T 代表实际数据，用于评估模型的预测准确度。图中展示了训练集、验证集、测试集和所有数据集 4 个不同数据集的

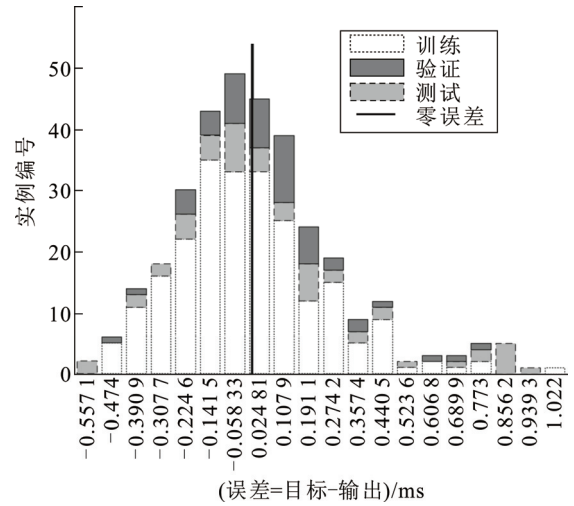


图 7 L-M 神经网络误差直方图(断路器 1)

Fig.7 Histogram of L-M neural network error (circuit breaker 1)

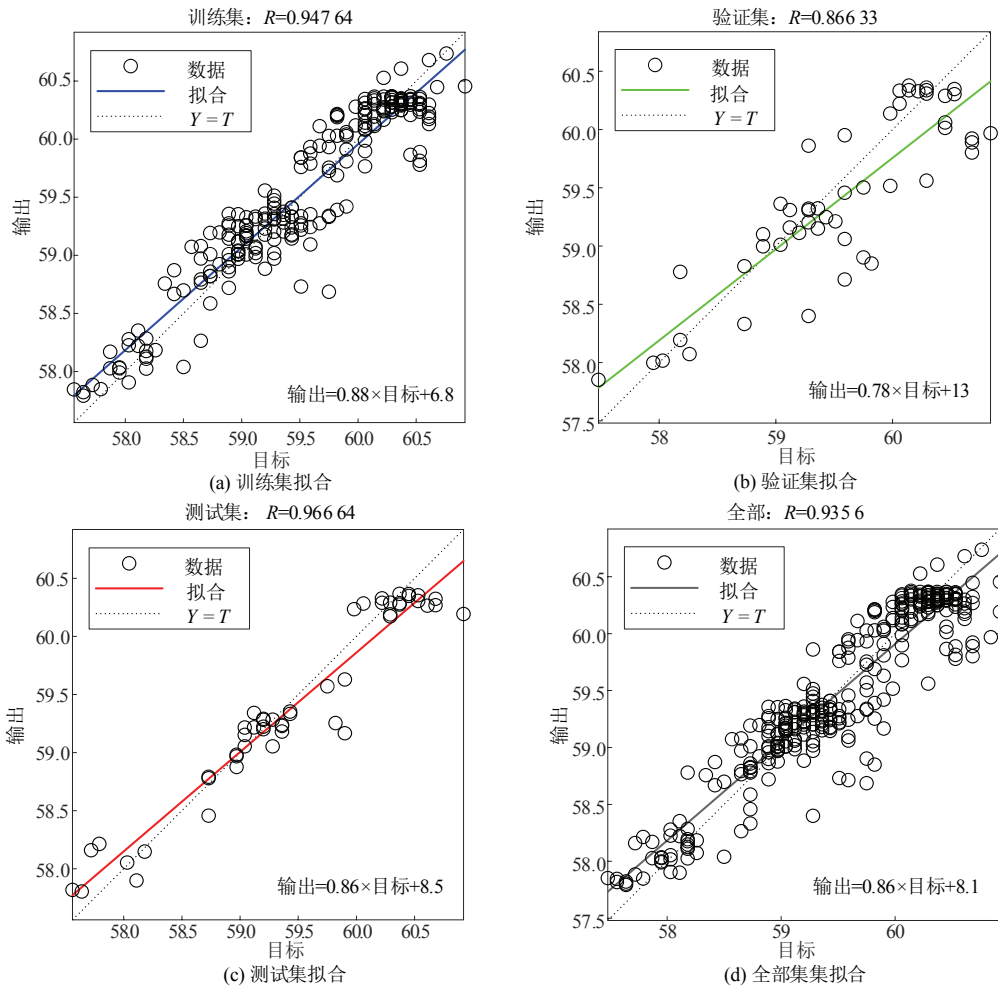


图 8 L-M 神经网络回归图(断路器 1)

Fig.8 Diagram of L-M neural network regression (circuit breaker 1)

回归分析结果。可以从每个图表的相关系数(R 值)了解模型的性能。对于训练集来说, R 值为 0.947 64, 表明模型在训练集上有很好的拟合度, 大部分数据点都紧密围绕着拟合线。这意味着模型能很好地从训练数据中学习。对于验证集来说, R 值为 0.866 33, 相较于训练集有所下降, 但仍然表示模型在验证集上具有不错的预测能力, 在没有出现过的数据上有较好的预测结果, 表明模型在验证集上也能很好地预测数据。对于测试集来说, R 值为 0.966 64, 高于训练集与验证集, 说明预测结果准确, 满足研究要求。对于所有数据来说, R 值为 0.935 6, 显示了模型对整体数据集(包括训练、验证和测试数据)的拟合程度。这个值接近于训练集和测试集的 R 值, 表明模型整体上表现一致。进行多台单台断路器数据进行仿真预测, 其中断路器 1 现场运行数据 110 组, 断路器 2 现场运行数据 62 组, 断路器 3 现场运行数据 51 组, 断路器 4 现场运行数据 56 组, 断路器 5 现场运行数据 57 组。平均预测误差如表 1 所示。

根据 5 台现场运行断路器的现场运行数据, 分别将每台断路器各自现场运行数据导入到建立好的 L-M 神经网络预测模型当中。根据表 1, 可以得出单台断路器数据库进行独立预测结果误差绝对值基本 < 0.51 ms, 断路器 3 误差较大是由于其本身现场运行数据本身受环境影响波动较大, 相对于其他断路器而言最终预测误差较大。

3.2.2 多台断路器算法仿真研究

在单台断路器算法仿真预测后, 对宁夏电科院多台断路器现场运行数据进行提取, 将多台断路器数据的三相合闸时间综合进行处理, 将得到的结果重新整合成新的数据库, 导入到相同的 L-M 神经网络算法模型中对各台断路器进行训练预测。

对于多台断路器的数据处理, 总共 792 组数据, 训练集、验证集、测试集按以下比例划分, 总数据中 70% 作为训练集共 552 组数据, 15% 作为验证集共 120 组数据, 15% 作为测试集共 120 组数据。相应仿真结果如图 9—图 12 所示。

与上述章节单台断路器分析相同, 在 10 轮时达到最佳性能, 在前 10 个轮次 3 条曲线迅速下降, 说明训练状态良好没有过拟合现象出现。

根据训练状态图分析可知, 梯度和 μ 都在极小的状态, 验证检查为 82 次, 在第 82 次时达到误差最小, 训练完成, 停止训练, 避免算法模型过拟合现象的出现。

表 1 断路器平均误差

断路器编号	3 项最大平均误差/ms
1	± 0.37
2	± 0.40
3	± 0.51
4	± 0.30
5	± 0.20

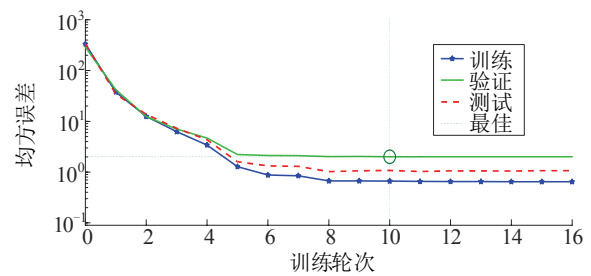


图 9 L-M 神经网络训练性能图(多台)

Fig.9 Diagram of L-M neural network training performance (multiple units)

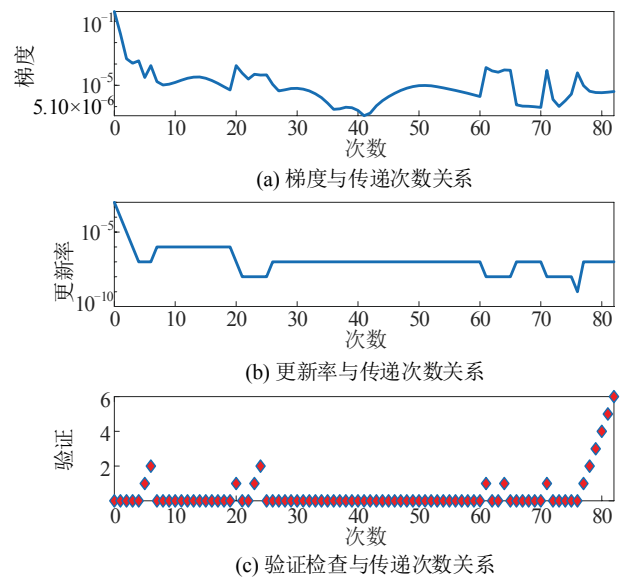


图 10 L-M 神经网络训练状态图(多台)

Fig.10 Diagram of L-M neural network training status (multiple units)

由图 11 可知, 3 组数据均集中在无误差附近, 代表误差较小。但与单台断路器 1 预测回归图不同, 图 12 显示 4 条拟合直线 R 值均未超过 0.65, 其中图 12 纵坐标表示通过计算式出来的结果。

3.3 算法效果分析

以断路器 1 为例, 对单独训练的单台断路器算法和综合多台数据进行训练的多台断路器算法进行效果对比分析, 表 2 是单台断路器 L-M 神经网络算

法对断路器 1 合闸时间预测的三相实际值方差、标准差以及平均误差结果, 算法验证的结果见图 13。

根据图 13 对比分析, 以及实际值与预测值各种误差分析, 对于单台断路器来说, L-M 神经网络预测较为准确, 误差绝对值满足在 0.37 ms 以内, 满足研究要求。

对于多台断路器 L-M 神经网络算法预测结果分析, 选取验证集进行验证, 结果如图 14 所示。由于三相合闸时间均进行过归一化处理, 在 120 组验证集中多次出现三相实际值与预测值误差在 0.05 附近, 而进行去归一化处理以后, 多次数据结果误差 >3 ms, 预测值与实际结果差距较大, 不能很好反映不同断路器合闸时间预测, 根据对数据库数据的分析, 由于多台断路器数据整合过程中, 数据量大, 在现场测量及导入数据时, 部分数据由于人为或者

硬件故障原因采集时出现错误, 应进一步对整合完成的数据进行优化处理。

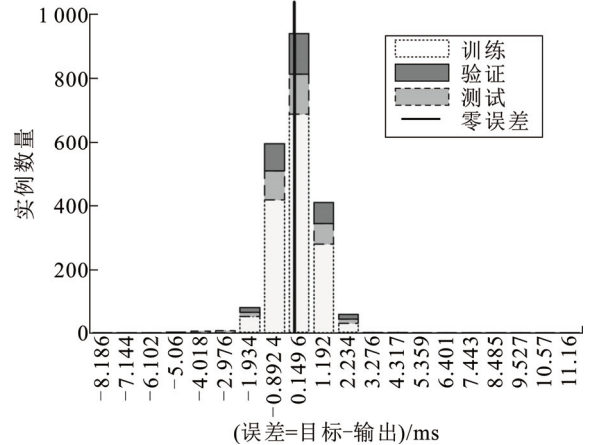


图 11 L-M 神经网络误差直方图(多台)

Fig.11 Histogram of L-M neural network error (multiple units)

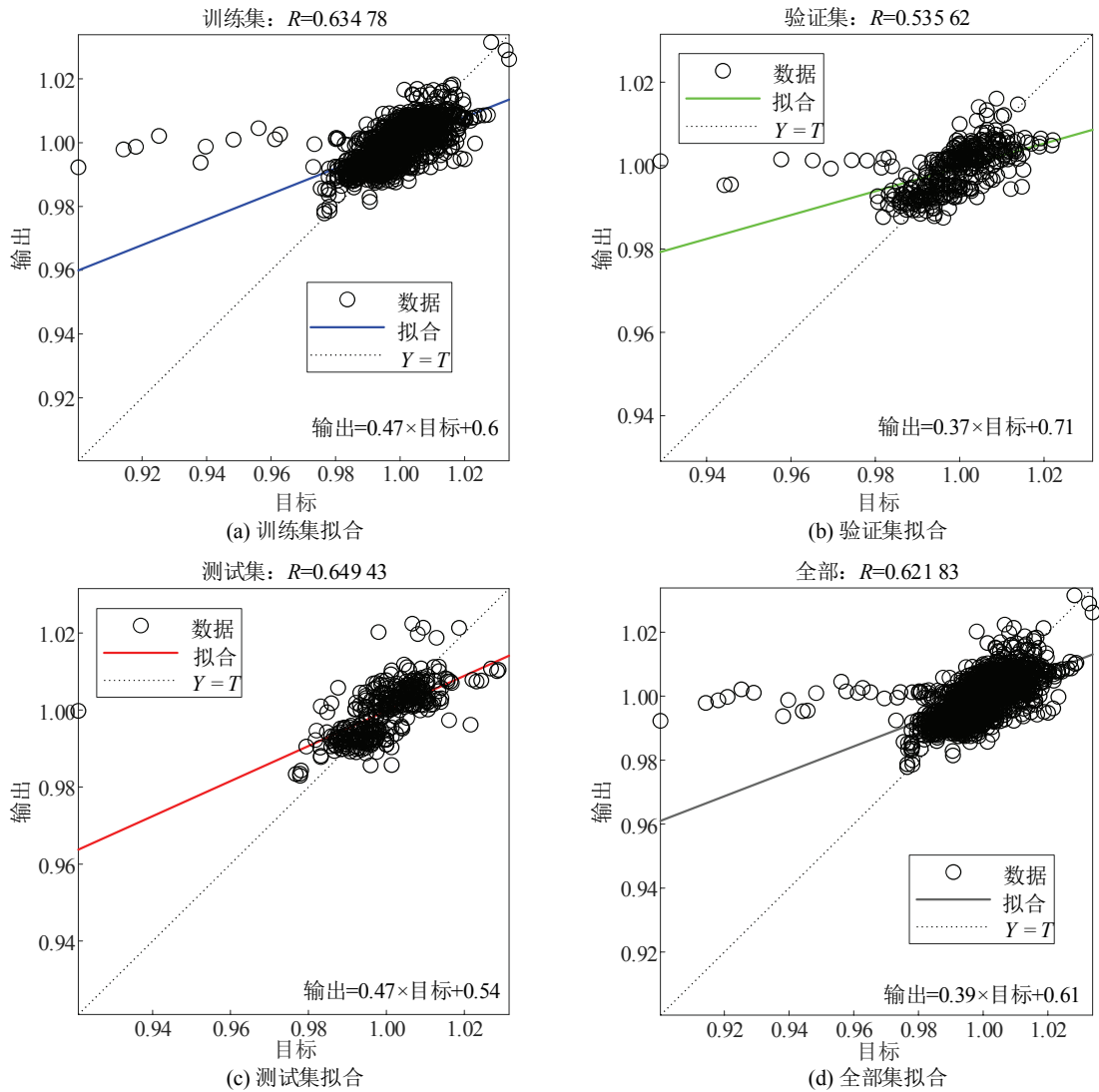


图 12 L-M 神经网络回归图(多台)

Fig.12 Diagram of L-M neural network regression (multiple units)

表 2 断路器预测误差

Table 2 Average errors of circuit breaker

相类名称	实际值方差	实际值标准差	平均误差
A 相	0.494 89	0.703 49	0.363 58
B 相	0.359 62	0.599 69	0.292 51
C 相	0.347 64	0.589 61	0.294 83

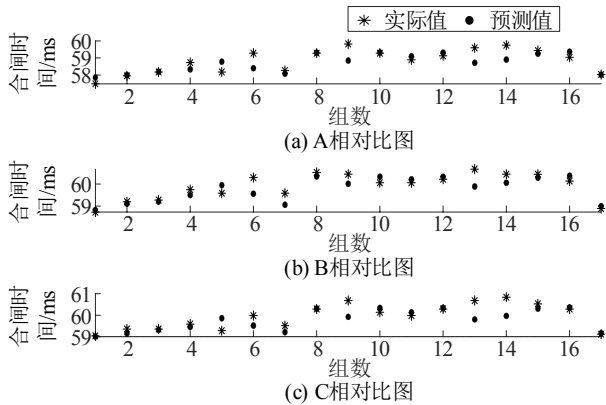


图 13 L-M: 验证集实际值与预测值对比图(断路器 1)
Fig.13 L-M: comparison graph of actual values vs. predicted values of the validation set (circuit breaker 1)

3.4 算法效果对比

为检验基于 L-M 神经网络算法的有效性, 使用支持向量机算法对同一台断路器数据进行处理, 这里选用相同的断路器 1 进行训练学习。得到验证集以下误差数据如表 3 所示。

根据图 15 支持向量机算法测试集预测值与实际值的对比分析, 可以看出对三相合闸时间的预测每相都有个别误差较大的值, 尤其是对断路器 1 的 A 相合闸时间的预测与实际值差距较大。支持向量机算法的误差绝对值 <math><0.43\text{ ms}</math>, 而 L-M 神经网络对于同一台断路器 1 来说误差绝对值可以控制在 0.37 ms 以内, 使用 L-M 神经网络取得了一定提升。重复上述方法, 对其他 4 台断路器现场运行数据使用支持向量机算法进行训练学习, 其得到的结果与 L-M 神经网络算法训练得到的误差进行对比分析, 结果如表 4 所示。

对于 L-M 神经网络来说其结合了 2 阶导数信息, 收敛速度快、精准度高; 而对于支持向量机算法来说, 其准确度和数据复杂度、数据集规模和特征维度有关, 对大数据集的扩展性较差。在以上 5 台断路器现场运行数据使用 2 种不同算法训练计算的结果对比中, 可以看出支持向量机算法误差较大, 在断路器 3 预测过程中出现 $\pm 1.10\text{ ms}$ 的合闸时间误差。综合对比断路器的合闸时间预测, 基于 L-M 的

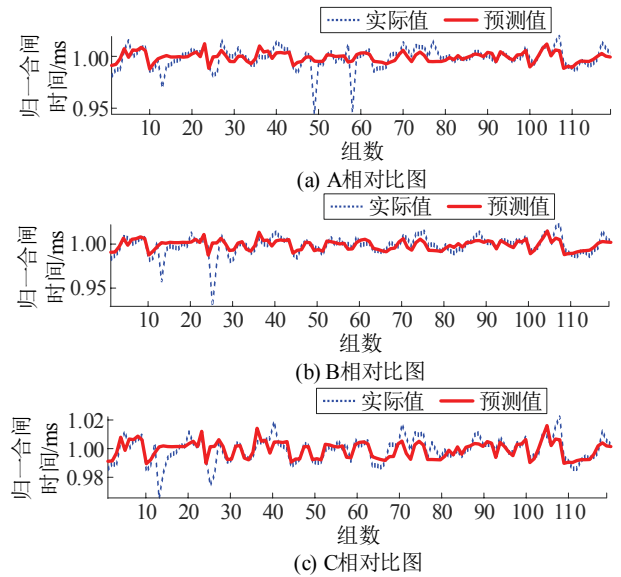


图 14 验证集实际值与预测值对比图(多台)
Fig.14 Comparison graph of actual values vs. predicted values of the validation set(multiple units)

表 3 断路器预测误差

Table 3 Circuit breaker average error table

相类名称	实际值方差	实际值标准差	平均误差
A 相	0.280 52	0.529 65	0.422 71
B 相	0.179 71	0.423 92	0.312 65
C 相	0.165 98	0.407 41	0.296 56

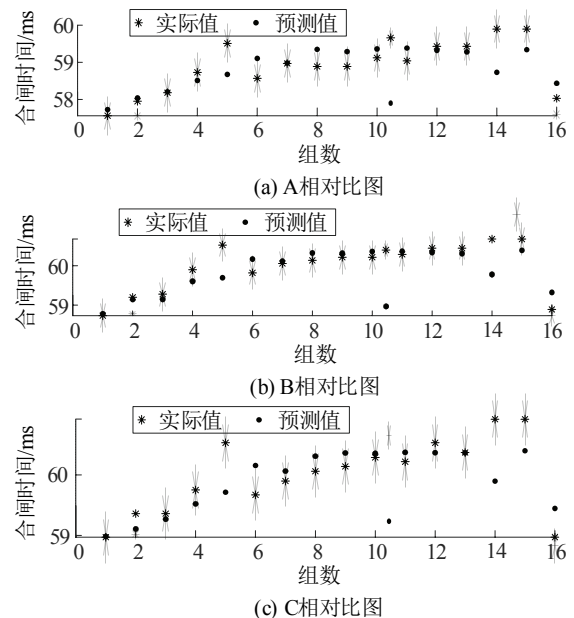


图 15 支持向量机: 验证集实际值与预测值对比图(断路器 1)
Fig.15 SVM: comparison graph of actual values vs. predicted values of the validation set (circuit breaker 1)

神经网络算法是优于支持向量机算法的。

3.5 多台断路器合闸时间预测算法改进

为进一步提高算法的普适性, 对同一型号断路

器合闸时间预测均能有效预测, 将现场运行的 12 台断路器运行数据进行整合归一化处理, 且对所有数据进行优化处理, 排除错误数据, 设置多次训练轮数, 对预测算法进行改进, 选取最佳预测模型, 导入到建立好的预测模型中进行训练学习。全部数据共 792 组, 按上述比例分配训练集、测试集以及验证集。实际值与预测值结果对比如图 16 所示。

根据下图分析, 对于归一化处理后的数据进行训练, 最终三相平均误差为 0.63、0.87、0.83 ms, 预测精度可控制在 0.87 ms 以内, 可对同一型号的任意 1 台断路器的合闸时间进行预测。在后续的信息采集和在线学习过程中, 该算法精度将会不断提高, 能够满足本次研究的需求。

4 结论

1) 依据滤波器场断路器现场试验数据通过试验与仿真结果分析, 温度和间歇时间对断路器三相合闸时间影响较大, 其中不同间歇时间对断路器合闸时间有明显影响; 在现场数据温度范围内, 温度越高, 断路器三相合闸时间越短。

2) 建立基于 L-M 神经网络模型, 以温度和间歇时间作为输入量, 对三相合闸时间进行了预测分析。采用单台断路器数据对该断路器开展单独预测, 预测结果比较准确, 误差绝对值可控制在 0.51 ms 以内, 同时其预测精度较支持向量机算法更加准确。

3) 综合多台断路器数据, 采用 L-M 神经网络对各台断路器合闸时间开展预测, 预测结果可控制在 0.87 ms 以内, 在受数据量大小的影响下, 预测误差与单台预测误差相比较较大, 但在后续的信息采集和在线学习的过程中, 数据量将不断增加, 进行归一化处理后的算法预测精度将会不断提高, 可对该型号任意 1 台断路器合闸时间进行准确预测。

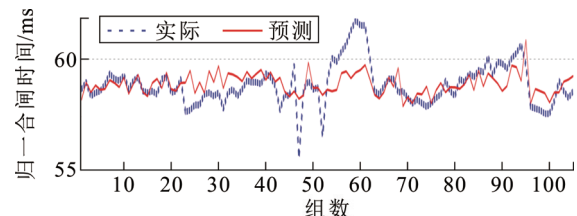
参考文献 References

- [1] 姚灿江, 徐刚, 孙龙勇, 等. 选相合闸断路器机械稳定性研究与设计[J]. 高压电器, 2022, 58(11): 67-175, 183.
YAO Canjiang, XU Gang, SUN Longyong, et al. Research and design on mechanical stability of phase selective closing circuit breaker[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11): 167-175, 183.
- [2] 宋宇, 林莘, 徐建源, 等. 高压断路器中 C₄F₇N/CO₂ 混合气体的开断性能[J]. 高电压技术, 2023, 49(3): 971-981.
SONG Yu, LIN Xin, XU Jianyuan, et al. Interruption performance of C₄F₇N/CO₂ gas in high-voltage circuit breaker[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(3): 971-981.
- [3] 孙曙光, 唐尧, 王景芹, 等. 基于多信号特征融合的断路器操作机构寿命预测[J]. 高电压技术, 2022, 48(11): 4455-4468.
SUN Shuguang, TANG Yao, WANG Jingqin, et al. Life prediction of operating mechanism for circuit breaker based on multiple signal feature fusion[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(11): 4455-4468.

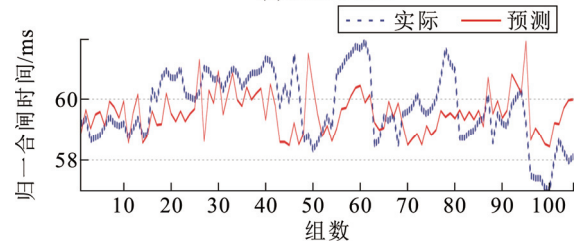
表 4 断路器预测误差

Table 4 Average errors of circuit breaker

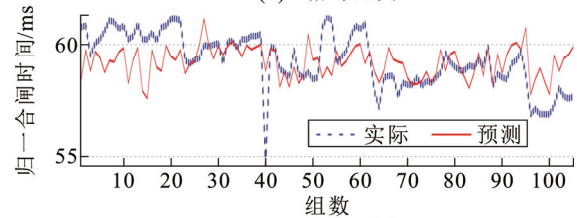
断路器编号	L-M 神经网络预测	支持向量机预测
	误差/ms	误差/ms
2	±0.40	±0.43
3	±0.51	±1.10
4	±0.30	±0.88
5	±0.20	±0.40



(a) A相对比图



(b) B相对比图



(c) C相对比图

图 16 验证集实际值与预测值对比图(归一化)

Fig.16 Comparison graph of actual values vs. predicted values of the validation set (normalized)

- [4] 刘亚魁, 李红运, 林天然, 等. 基于机器视觉的高压断路器机械特性测量方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(S1): 222-230.
LIU Yakui, LI Hongyun, LIN Tianran, et al. Research on mechanical characteristic measurement method of high voltage circuit breaker based on machine vision[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(S1): 222-230.
- [5] 王玉梅, 李国楷. 永磁真空断路器同步控制关键技术的研究[J]. 控制工程, 2021, 28(7): 1451-1459.
WANG Yumei, LI Guokai. Study on key technology of synchronous control for permanent magnet vacuum circuit breakers[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(7): 1451-1459.
- [6] 张华赢, 杨兰均, 李良书, 等. 投切电容器组专用真空断路器性能研究[J]. 电力电容器与无功补偿, 2011, 32(3): 38-44.
ZHANG Huaying, YANG Lanjun, LI Liangshu, et al. Study on the performance of special vacuum breaker for switching capacitor banks[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2011, 32(3): 38-44.
- [7] 段雄鹰, 廖敏夫, 丁富华, 等. 基于真空断路器的并联电容器组相控投切装置[J]. 电工技术学报, 2007, 22(10): 78-84.
DUAN Xiongying, LIAO Minfu, DING Fuhua, et al. Controlled vacuum circuit breaker for shunt capacitor banks[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2007, 22(10): 78-84.
- [8] 彭晶, 邓云坤, 王科, 等. 真空断路器预击穿特性对选相关合电容器组抑制涌流的影响[J]. 电器与能效管理技术, 2022(1): 7-13, 26.
PENG Jing, DENG Yunkun, WANG Ke, et al. Effect of vacuum circuit breakers prestrike characteristics on inrush current suppression of con-

- trolled switching capacitor banks[J]. *Electrical & Energy Management Technology*, 2022(1): 7-13, 26.
- [9] 吕冬春, 刘军, 李孝尊, 等. 基于改进调制积分观测器的相控断路器基波提取方法[J]. *电工技术*, 2020(11): 26-29.
LÜ Dongchun, LIU Jun, LI Xiaozun, et al. Fundamental extraction of phase-controlled circuit breaker with improved modulated integral observer[J]. *Electric Engineering*, 2020(11): 26-29.
- [10] 倪 辉, 陈晓慧, 何春应, 等. 750 kV 交流滤波器断路器的合闸暂态特性及其抑制措施[J]. *高电压技术*, 2022, 48(5): 1846-1854.
NI Hui, CHEN Xiaohui, HE Chunying, et al. Switching transient characteristics and its suppression measures of 750 kV AC filter circuit breaker[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(5): 1846-1854.
- [11] 张高潮, 翟小社. 高压断路器电流零点延迟开断回路计算及试验[J]. *高电压技术*, 2023, 49(11): 4775-4781.
ZHANG Gaochao, ZHAI Xiaoshe. Calculation and experiment of current zero delay breaking of high-voltage circuit breakers[J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(11): 4775-4781.
- [12] 方春恩, 曾俊龙, 陈川江, 等. 基于三相联动断路器的空载变压器选相合闸[J]. *高电压技术*, 2020, 46(3): 898-905.
FANG Chunen, ZENG Junlong, CHEN Chuanjiang, et al. Controlled closing of unloaded transformer with ganged three-operated circuit breaker[J]. *High Voltage Engineering*, 2020, 46(3): 898-905.
- [13] 范兴明, 葛琳, 张鑫, 等. 基于选相合闸技术的变压器励磁涌流的仿真分析[J]. *高压电器*, 2014, 50(2): 54-59, 67.
FAN Xingming, GE Lin, ZHANG Xin, et al. Analysis and simulation of power transformer inrush current based on the phase selection switch technology[J]. *High Voltage Apparatus*, 2014, 50(2): 54-59, 67.
- [14] 陈川江, 方春恩, 李伟, 等. 计及剩磁的中性点不接地变压器选相合闸仿真与实验[J]. *高电压技术*, 2019, 45(11): 3521-3528.
CHEN Chuanjiang, FANG Chunen, LI Wei, et al. Simulation and experiment of controlled switching for isolated neutral transformer considering residual flux[J]. *High Voltage Engineering*, 2019, 45(11): 3521-3528.
- [15] 董辉波, 王明君. 选相控制器现场应用改进思路[J]. *湖北电力*, 2022, 46(2): 51-56.
DONG Huibo, WANG Mingjun. Improvement idea of phase selection controller field application[J]. *Hubei Electric Power*, 2022, 46(2): 51-56.
- [16] 朱哲晓, 袁召, 陈立学, 等. 电磁斥力机构结构应力分析与优化设计[J]. *高电压技术*, 2020, 46(8): 2692-2699.
ZHU Zhexiao, YUAN Zhao, CHEN Lixue, et al. Structural stress analysis and optimization design of electromagnetic repulsion mechanism[J]. *High Voltage Engineering*, 2020, 46(8): 2692-2699.
- [17] 马飞越, 姚晓飞, 刘志远, 等. 2/3 匝线圈式纵磁触头大开距真空断路器分闸速度设计[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(11): 4139-4152.
MA Feiyue, YAO Xiaofei, LIU Zhiyuan, et al. Design of opening velocities for large-gap vacuum circuit breakers with 2/3 coil-type axial magnetic field contacts[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(11): 4139-4152.
- [18] 段雄英, 陈一豪, 张帆, 等. 选相抑制交流滤波器合闸涌流及过电压研究[J]. *高压电器*, 2021, 57(5): 14-20, 28.
DUAN Xiongying, CHEN Yihao, ZHANG Fan, et al. Study on closing inrush current and overvoltage by phase selective suppression of AC filter[J]. *High Voltage Apparatus*, 2021, 57(5): 14-20, 28.
- [19] LIU A M, WU Z H, WANG Y C, et al. A novel control strategy of phase-controlled switching technology for vacuum circuit breaker[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 43571-43582.
- [20] CHONG J L, ZHAO L, WANG L. Research and analysis on the sensor for testing the opening and closing speed of circuit breakers[C]//Proceedings of the 2023 IEEE 5th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology. Dali, China: IEEE, 2023: 206-209.
- [21] YAN H K, LIN X, XU J Y. Research on the influencing factors of motion characteristics and buffering of electromagnetic repulsion mechanism of high voltage circuit breakers[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 2022: 7856299.
- [22] 傅中, 陈维江, 李志兵, 等. SF₆ 断路器动态接触电阻测量方法及影响因素[J]. *高电压技术*, 2017, 43(5): 1535-1542.
FU Zhong, CHEN Weijiang, LI Zhibing, et al. Measurement method and influencing factors of the dynamic contact resistance of SF₆ circuit breakers[J]. *High Voltage Engineering*, 2017, 43(5): 1535-1542.
- [23] 郭彦勋, 王要强, 李海锋, 等. 机械式直流断路器自适应重合闸策略[J]. *高电压技术*, 2022, 48(5): 1961-1969.
GUO Yanxun, WANG Yaoqiang, LI Haifeng, et al. An adaptive reclosing strategy for mechanical DC circuit breaker[J]. *High Voltage Engineering*, 2022, 48(5): 1961-1969.
- [24] SU H B, MO W X, WANG Y, et al. Influence of different factors on the interruption characteristics of paralleled of high-voltage SF₆ circuit breakers with a highly coupled split reactor[C]//Proceedings of the 21st International Symposium on High Voltage Engineering. Cham, Germany: Springer, 2020: 300-307.
- [25] 李辰辉, 褚继峰, 龙潇, 等. 基于弧触头接触振动特征分析的高压 SF₆ 断路器电寿命在线监测方法[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(15): 4883-4895.
LI Chenhui, CHU Jifeng, LONG Xiao, et al. Online monitoring method of electrical life of high voltage SF₆ circuit breaker based on analysis of arcing contact vibration characteristics[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(15): 4883-4895.
- [26] 周学, 李东晖, 金玥, 等. 考虑空间形位偏差的万能式断路器关键零件断裂失效研究[J]. *电工技术学报*, 2022, 37(6): 1595-1605.
ZHOU Xue, LI Donghui, JIN Yue, et al. Fracture failure process of key part of air circuit breaker considering spatial shape and position deviation[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2022, 37(6): 1595-1605.
- [27] 段雄英, 张帆, 廖敏夫, 等. 特高压相控断路器关合性能研究[J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(17): 5271-5278.
DUAN Xiongying, ZHANG Fan, LIAO Minfu, et al. Closing performance of phase-control circuit breakers in ultra-high voltage networks[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(17): 5271-5278.
- [28] 肖臣臣. 基于大数据技术的断路器动作时间预测研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.
XIAO Chenchen. Research on actuation time forecasting of circuit breakers based on big data technology[D]. Dalian, China: Dalian University of Technology, 2019.
- [29] 王振兴, 刁目鑫, 肖光宇, 等. 基于 QPSO-SVR 算法的 SF₆ 断路器触头烧蚀状态评估[J]. *高电压技术*, 2023, 49(9): 3907-3917.
WANG Zhenxing, DIAO Muxin, XIAO Guangyu, et al. SF₆ circuit breaker contact state assessment based on QPSO-SVR algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(9): 3907-3917.
- [30] 赵佳, 吕家锋. 基于分布式神经网络的同步合闸时间预测方法研究[J]. *上海电气技术*, 2009, 2(1): 36-39, 54.
ZHAO Jia, LÜ Jiafeng. Synchronous closing time precalculation based on distributed neural network[J]. *Journal of Shanghai Electric Technology*, 2009, 2(1): 36-39, 54.



ZHANG Liyan
Ph.D.

Corresponding author



WANG Yongxing
Ph.D.

Associate professor

张立岩(通信作者)

1993—, 男, 博士

主要从事电力开关设备在大容量、高电压、智能化、高可靠性、相控技术等方面的研究工作

E-mail: ZhangLiyang@dlut.edu.cn

王永兴

1973—, 男, 博士, 副教授, 硕导

主要从事智能电器、高压电器的可靠性理论及试验研究

E-mail: yxwang@dlut.edu.cn