

上海轨道交通不间断电源设备状态评估系统的 设计和应用

谷梦勋¹ 万衡¹ 黄怡婷² 王枫³ 唐许良¹

(1. 上海应用技术大学轨道交通学院, 201418, 上海; 2. 上海轨道信息科技股份有限公司杭州分公司, 310063, 杭州;
3. 上海申通地铁集团有限公司维保供电分公司, 200050, 上海//第一作者, 硕士研究生)

摘要 UPS(不间断电源)设备作为保障城市轨道交通供电系统正常运行的重要组成部分, 其状态性能关系到供电系统的正常运行。以上海轨道交通供电系统 UPS 设备所积累的历史数据为基础, 设计了 UPS 设备状态评估系统, 并采用 BP 神经网络智能算法, 对评估系统规则评分优化以及故障预测进行了研究。该系统具备了精准评估 UPS 设备健康状态、预判 UPS 装置隐患的功能。

关键词 城市轨道交通; 不间断电源设备; 状态评估

中图分类号 U231.8

DOI:10.16037/j.1007-869x.2022.10.035

Design and Application of Shanghai Rail Transit UPS Equipment Status Evaluation System

GU Mengxu, WAN Heng, HUANG Yiting, WANG Feng, TANG Xuliang

Abstract As an important component to ensure the normal operation of urban rail transit power supply system, UPS (uninterruptable power system) equipment affects the normal operation of the power supply system with working status and performance. Taking the accumulated historical data of Shanghai rail transit power supply system UPS equipment as basis, a status evaluation system of the equipment is designed. By adopting the BP neural network intelligent algorithm, the evaluation system rule scoring optimization and fault prediction are studied. The system has the function of accurately assessing the health status and predicting the hidden dangers of UPS equipment.

Key words urban rail transit; UPS equipment; status evaluation

First-author's address School of Railway Transportation,
Shanghai Institute of Technology, 201418, Shanghai, China

供电系统作为地铁列车的牵引动力来源, 也是列车安全运行的重要因素。轨道交通供电系统的传统定时检修模式效率相对低下, 成本居高不下,

因此实现供电智能化运维是必由之路^[1]。目前, 上海轨道交通供电系统已经初步完成了智能化监控平台整体框架的构建并上线运行。该系统具备相关数据的采集、远程传输、显示等功能, 可以反映供电设备的实时数据如环境、故障等状态信息。但对于所获数据尚未深度挖掘, 且在数据的加工和处理上仍有欠缺。作为供电系统重要部件之一的 UPS (不间断电源) 设备, 其状态亦缺乏完整的、可量化的评价依据^[2]。针对以上现状, 根据 UPS 设备的统计数据、UPS 设备状态评估系统的构成及维修流程等相关信息, 设计出一套互联互通、统一规划的 UPS 设备状态评估系统。

1 UPS 设备状态评估系统的整体设计

以上海轨道交通积累的运行和故障数据为基础, 深入了解轨道交通供电 UPS 设备状态评估系统的结构和作用, 参考供电专家的意见, 将该系统分为 6 大评分模块。其中, 每大类均以 100 分为基准分值, 通过各模块内部包含的影响健康状态的各小类因子依次加减分, 来实现将定性分析转化成各小项的健康度量化分数。其具体的分值增减准则主要依据故障数据、维修量、部件重要性、备份冗余程度等相关数据, 并结合专家经验和多次运算测验后调整确定, 构建了 UPS 设备状态评估系统的基本框架, 实现对该系统的整体设计。

由于上海轨道交通 UPS 设备积累数据比较完整且型号齐整, 有利于相关智能算法对其信息数据进行处理分析。本课题采取智能化控制相关理论对 UPS 设备状态评估系统进一步开展评分细化以及预测的研究^[3]。因此, 作为上海轨道交通供电智能化运维功能扩展深化的内容, 本课题以 UPS 设备为对象, 根据上海轨道交通积累的历史数据, 采用

BP 神经网络算法对该系统内部进行改进与优化, 实现对 UPS 设备故障状态的预判功能^[4]。

2 UPS 设备状态评估系统的模块构成

本课题所规划的 UPS 设备状态评分系统整体框架主要由其所处环境、UPS 及蓄电池的运行状态与故障情况, 以及 UPS 设备的预防性试验、维护保养和大修改造等 6 大评分模块组成^[5]。由于部件之间存在相对独立性, 因此, 以非相关影响为依据选取 6 大模块内部的评分因子, 以各部件单元不出现负分为评分原则。

2.1 环境评分模块

UPS 设备所处的环境对其影响至关重要, 机房中温度、湿度及灰尘等环境因素的操控不当都可能会损害到 UPS 设备的后期运行。因此, 本系统从 UPS 设备所处环境中挑选出影响最大的 3 个环境条件作为评分因子参与计算, 其公式如下所示:

$$S_{\text{en}} = S_{\text{de}} + S_{\text{du}} + S_{\text{hu}} + S_{\text{te}} \quad (1)$$

式中:

S_{en} ——环境得分;

S_{de} ——默认分;

S_{du} ——粉尘得分;

S_{hu} ——湿度得分;

S_{te} ——温度得分。

其中, S_{du} 为人工手动录入项, 而湿度与温度得分可自动从系统监测点中获取。

2.2 UPS 及蓄电池运行状态评分模块

蓄电池是 UPS 的核心部件之一。本系统根据历史数据和使用手册, 筛选出影响最大的 7 个小类作为蓄电池评分因子参与计算, 其公式如下所示:

$$S_{\text{UACCr}} = S_{\text{de}} + S_{\text{sp}} + S_{\text{Up}} + S_{\text{ACCp}} + S_{\text{c}} + S_{\text{Ur}} + S_{\text{Uy}} + S_{\text{ACCt}} \quad (2)$$

式中:

S_{UACCr} ——UPS 及蓄电池运行状态得分;

S_{sp} ——备品备件得分;

S_{Up} ——UPS 报警情况得分;

S_{ACCp} ——蓄电池报警情况得分;

S_{c} ——当前状态得分;

S_{Ur} ——UPS 负载率得分;

S_{Uy} ——UPS 运行年限得分;

S_{ACCt} ——蓄电池后备时间得分。

其中, S_{sp} 为人工手动录入项, 该录入项是相关元器件的数量, 按件计算扣相应评分; 其余 5 项可从

系统中自动获取, 同时 S_{Up} 和 S_{ACCp} 亦是统计当天报警次数后按次扣分。

2.3 UPS 及蓄电池故障评分模块

与第 2.2 节蓄电池运行状态评分模块类似, 本评分模块也考虑到蓄电池在 UPS 设备状态评分系统中所占的重要地位。但不同于第 2.2 节针对 UPS 设备状态评分系统的现实状况进行评判。此模块主要是从历史故障方面考虑对 UPS 设备性能的影响。因此, 本系统从能够体现 UPS 及蓄电池过去状况的监测数据中挑选出影响最大的 3 个小类作为评分因子参与计算, 其公式如下所示:

$$S_{\text{UACCF}} = S_{\text{de}} + S_{\text{Uf}} + S_{\text{ACCf}} + S_{\text{ACCy}} \quad (3)$$

式中:

S_{UACCF} ——UPS 及蓄电池故障得分;

S_{Uf} ——UPS 故障情况得分;

S_{ACCf} ——蓄电池故障情况得分;

S_{ACCy} ——蓄电池运行年限得分。

2.4 预防性试验评分模块

除了 UPS 设备实时的监测数据, 定期的预防性试验也可以在一定程度上体现设备的运行状况, 从而对评估 UPS 设备目前的健康情况具有参考价值。因此, 本系统将针对于 UPS 设备常见的 5 个预防性试验作为评分因子参与计算, 其公式如下所示:

$$S_{\text{pt}} = S_{\text{de}} + S_{\text{cf}} + S_{\text{At}} + S_{\text{AD}} + S_{\text{Bs}} + S_{\text{ACCc}} \quad (4)$$

式中:

S_{pt} ——预防性试验得分;

S_{cf} ——充电功能得分;

S_{At} ——交流两路切换试验得分;

S_{AD} ——交直流切换试验得分;

S_{Bs} ——旁路切换试验;

S_{ACCc} ——蓄电池核容试验得分。

式(4)中的各项变量数据均可从 UPS 设备状态评分系统中直接获取, 并可通过试验性工单查看最新一次试验的详细结果。

2.5 维护保养评分模块

重要部件的维护保养对于提升 UPS 设备的健康度有很大的影响, 进行过不同程度维护保养的 UPS 设备得分普遍较高于未进行维护保养的设备, 故该小项为加分项。根据不同的规则而加分不同, 其公式如下所示:

$$S_{\text{m}} = S_{\text{em}} + S_{\text{cm}} + S_{\text{si}} \quad (5)$$

式中:

S_{m} ——维护保养得分;

S_{em} ——设备整体保养得分;

S_{cm} ——主要部件深度保养得分;

S_{si} ——专项排查整改得分。

式(5)中,各小项得分皆为人工手动录入,但主要部件深度保养与专项排查整改两小类的录入项是与相关元器件的数量有关,需按件累计所加的相应评分。

2.6 大修改造评分模块

大修改造会涉及到对 UPS 设备升级,或针对其中的主要部件更换,在一定程度上也会直接影响 UPS 设备的健康度,故此项也为加分项。根据不同部件的更换,对其分数进行相加,得到的大修改造得分如下:

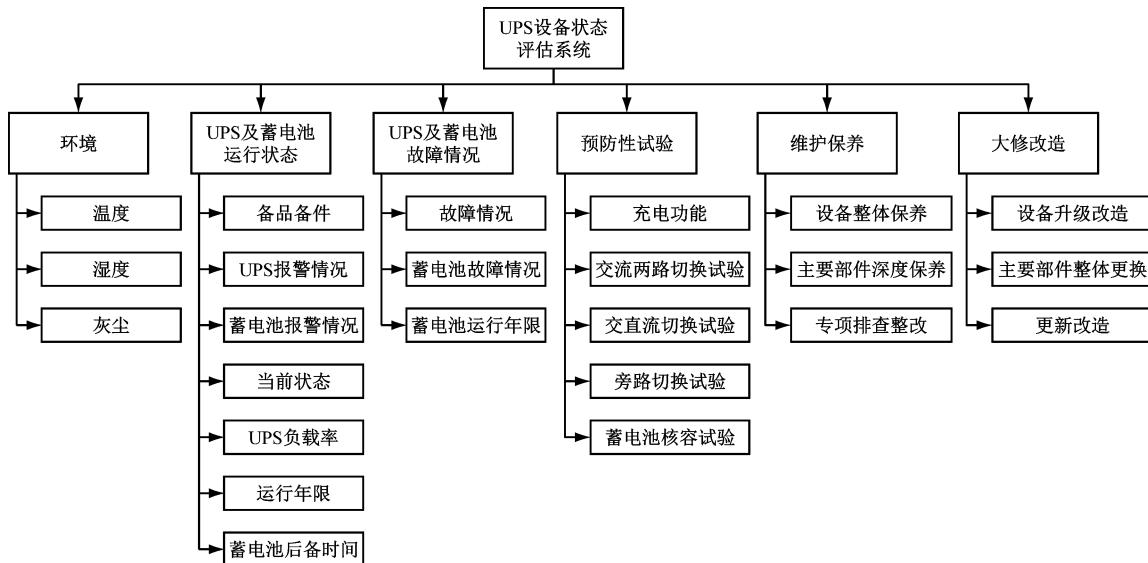


图 1 UPS 设备状态评估系统的基本框架图

Fig. 1 Basic framework diagram of the UPS equipment status evaluation system

图 1 中,在各小类因子所组成的 6 大评分模块的基础上,运用专家分析体系对上海积累的 UPS 设备相关数据归类统一和分析处理,并在上海轨道交通 17 号线(以下简称“17 号线”)中多次测试应用后对其进行调整,最终确定当天 UPS 设备状态评估系统的整体得分公式:

$$S_{\text{Ue}} = (S_{\text{Uey}} S_e S_{\text{UACC},r} S_{\text{UACC},m} S_{\text{rrp}} S_{\text{rrm}} S_{\text{rrb}}) / 10^{12} \quad (7)$$

$$S_{\text{Uey}} = S_{\text{de}} + (S_{\text{Uy}} + S_{\text{ACCy}}) / 2 \quad (8)$$

式中:

S_{Ue} ——当天 UPS 设备评估得分;

S_{Uey} ——本年度 UPS 设备得分;

S_e ——当天环境得分;

$$S_{\text{rr}} = S_{\text{er}} + S_{\text{mr}} + S_{\text{ur}} \quad (6)$$

式中:

S_{rr} ——大修改造得分;

S_{er} ——设备升级改造得分;

S_{mr} ——主要部件整体更换得分;

S_{ur} ——更新改造得分。

其中,各小项得分皆为人工手动录入,但设备升级改造与主要部件整体更换两小类的录入项是与相关元器件的数量有关,需按件对相应评分进行累加。

综上所述,本课题所设计的 UPS 设备状态评分系统的基本框架如图 1 所示。

$S_{\text{UACC},r}$ ——当天 UPS 及蓄电池运行状态得分;

$S_{\text{UACC},m}$ ——当天 UPS 及蓄电池故障情况得分;

S_{rrp} ——当天预防性试验得分;

S_{rrm} ——当天维护保养得分;

S_{rrb} ——当天大修改造得分。

式(7)中, S_{Ue} 体现的是当地铁开始运行至查看运行评分的时间段所得到的分数,其小项中的人工手动录入项则取当天最新录入的结果,而系统自动获取项则根据具体要求取其总和或平均值。目前,UPS 设备状态评估系统已经嵌入上海申通地铁股份有限公司的供电智能化运维系统中,并在 17 号线的运行系统中得到了测试和应用。

3 基于智能算法的 UPS 设备状态评估系统优化

如上所述,UPS 设备状态评估系统在 17 号线中进行了测试。其结果表明,该系统的 UPS 设备的状态评分具备了反映 UPS 设备相对工况的能力,实现了对 UPS 设备目前阶段性状态的评估对比,有利于工作人员了解其健康情况;证明了本系统关于 UPS 设备相关数据的筛选、整理及分析的合理性和有效性;选取的 6 大模块和设置规则转换出的量化分数具有参考价值。

UPS 设备状态评估系统在试运行过程中发现,其第二模块即运行状态模块的评分变化波动幅度最大,对 UPS 评估总分的影响最强。若选取智能算法代替其中的人为评估环节,将使得该评估系统更为客观,且这一模块与 UPS 实时监测数据的关联性较好,具有实现算法改进的可行性。据此,本课题以运行状态模块为对象,选取智能控制算法代替其中的人为评估流程,使得 UPS 评估准则可以更加贴合监测数据的实时变化,同时进一步具备了 UPS 的视情维修即评估设备状态的预测功能^[6-7]。面对地铁供电系统中 UPS 设备实时运行状态这种非线性、非平稳的复杂系统,传统的预测方法实现困难且解决效果欠佳,本课题选择了智能算法中基于时间序列的 BP 神经网络模型^[8]。在验证目前所设计的状态评估系统初步可靠的前提下,以 17 号线为试点,开展针对于 UPS 设备系统状态评分的改进与预测。

本课题以 17 号线中的 UPS 设备作为数据的来源依据。其中,使用 480 组数据用于训练,120 组数据用于验证与测试。依靠 MATLAB 软件的神经网络工具箱搭建 3 层 BP 神经网络模型,将 UPS 的实时监测数据作为 UPS 设备状态评估系统中运行状态模块的组成部分,所形成新的 6 大模块包含的总体数据作为输入层的神经元,其相应 17 号线 UPS 设备状态评估系统以往的评分可作为输出层神经元。如表 1 所示,经过仿真参数多次调试后可知,当隐含层神经元个数为 14 时,其预测值与实测值之间的各种常见误差最小,算法训练达到最优^[9-10]。

其中,BP 神经网络模型的迭代训练过程如图 2 所示。当模型迭代至第 15 代时,最佳 E_{MS} 可达到 0.000 43,其对应的训练结果如图 3 所示。此时训练集、验证集和测试集的回归预测值 R 分别为 0.999 40、0.998 99、0.997 73,再次体现了迭代次数

表 1 不同隐藏层节点数的对应指标取值

Tab. 1 Value of corresponding index the node number in different hidden layers

隐藏层节点数/个	E_{MA}	E_{MS}	E_{RMS}
13	0.325 69	0.419 96	0.648 05
14	0.220 55	0.163 74	0.404 65
15	0.230 38	0.174 40	0.417 62
16	0.355 81	0.425 58	0.652 37
17	0.266 11	0.223 39	0.472 64
18	0.240 61	0.235 70	0.485 49
19	0.292 81	0.368 69	0.607 20
20	0.275 05	0.477 09	0.690 72

注: E_{MA} 为平均绝对误差; E_{MS} 为均方误差; E_{RMS} 为均方根误差。

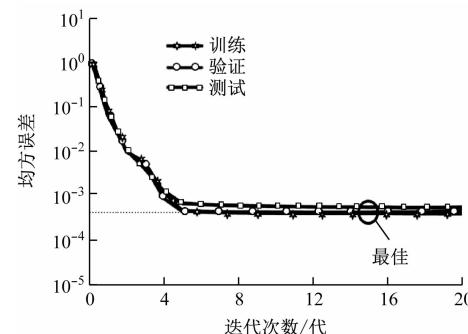


图 2 BP 神经网络模型均方误差-迭代次数关系曲线

Fig. 2 Relationship curve of mean square error-iteration times of BP neural network model

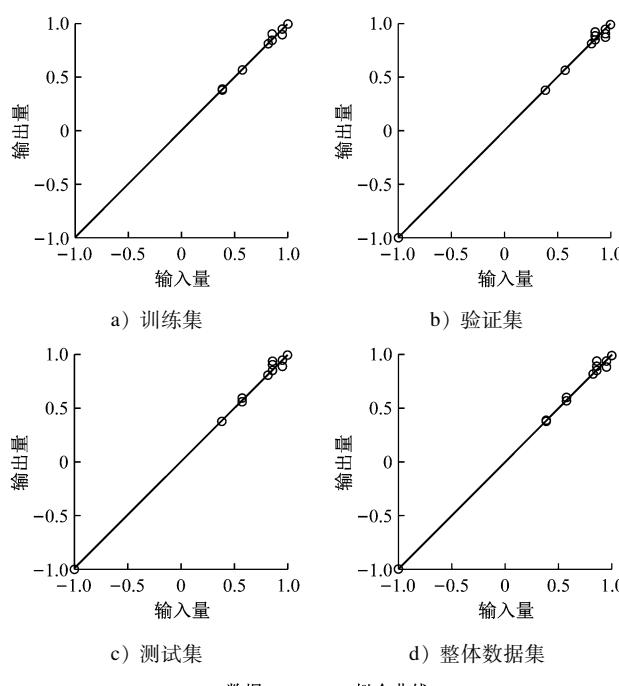


图 3 仿真模型相关性指标训练结果图

Fig. 3 Training result graph of the correlation indicators in simulation model

为15次时训练模型的预测误差最小、精度最高,即仿真结果最优。

根据以上设定,将样本数据代入仿真模型中进行预测,所得到的输出预测值与实际值对比如图4所示。由图4可见,其输出结果的预测值与实际值吻合程度较高、变化趋势相同,且误差变化波动小,模型预测稳定。

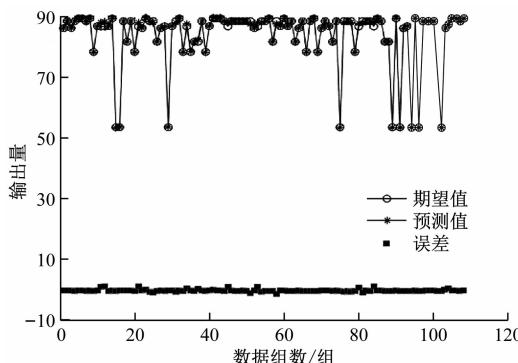


图4 仿真模型输出的预测值与实际值对比

Fig.4 Comparison of predicted values and measured values of simulation model output

研究表明,在经过训练的BP神经网络模型中输入测试样本数据后,所得到的评分预测值与真实值基本吻合,模型的精度可达99%,表明本课题运用BP神经网络算法构建模型预测系统状态评分,通过实时监测数据细化UPS设备评估准则方法的可行性。伴随着后期17号线中UPS设备的不断运行,评分数据的不断增加将会进一步充实BP神经网络模型的训练样本,其系统状态评分的预测结果亦将更加精准。这有利于未来全系统实现针对UPS设备的视情维修,最大程度保障轨道交通安全、准点、高效的运营。

4 结语

针对城市轨道交通供电系统中UPS设备智能检测维修的需求,本课题在上海轨道交通智能监控系统平台所提供的数据基础上,进行UPS设备状态评估系统的设计,并将该系统在17号线中成功应用。在此基础上,首次采用智能控制BP神经网络对UPS设备中的重要部分运行状态模块继续开展评分预测研究。该系统具备了对UPS设备状态评估的预测功能,提升了供电系统运维的智能化程度,为今后地铁供电系统中UPS设备的故障预测提供了可靠的理论参考。

参考文献

- [1] 徐维甲.城市轨道交通供电设备智能运维系统[J].城市轨道交通研究,2021(9):212.
- [2] XU Weijia. Intelligent operation and maintenance system for urban rail transit power supply equipment[J]. Urban Mass Transit, 2021(9):212.
- [3] RODRIGUES L R. A maintenance cost optimization strategy based on prognostics and health monitoring information[C]//2021 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management (ICPHM). Detroit, MI: IEEE, 2021.
- [4] 郭德龙.地铁供电系统智能运维架构与功能实现[J].城市轨道交通研究,2020(12):155.
- [5] GUO Delong. Realization of metro power supply system intelligent operation and maintenance structure and functionality[J]. Urban Mass Transit, 2020(12):155.
- [6] 李林才.不间断电源关键技术及其相应故障诊断研究[D].广州:华南理工大学,2012.
- [7] LI Lincai. Research on the key technologies of uninterruptible power supply and its fault diagnosis[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2012.
- [8] 徐铭泽. UPS蓄电池的故障分析[J].广播电视台信息,2020(10):103.
- [9] XU Mingze. UPS battery fault analysis[J]. Radio and Television Information, 2020(10):103.
- [10] DEUTSCH J, HE D. Using deep learning-based approach to predict remaining useful life of rotating components [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018: 11.
- [11] ZHOU C, WU Z, LIU C. A study on quality prediction for smart manufacturing based on the optimized BP-AdaBoost model[C]//2019 IEEE International Conference on Smart Manufacturing, Industrial & Logistics Engineering (SMILE). Hangzhou: IEEE, 2019.
- [12] MEI N, QIAN F, YAN L, et al. Energy efficiency prediction of screw chillers on BP neural network optimized by improved genetic algorithm[C]//2018 International Computers, Signals and Systems Conference (ICOMSSC). Dalian: IEEE, 2018.
- [13] 林济铿,任怡睿,闪鑫,等.基于Logistic回归深层神经网络的电力系统故障概率诊断[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2021(2):186.
- [14] LIN Jikeng, REN Yirui, SHAN Xin, et al. Power system fault probability diagnosis based on the logistic regression deep neural network[J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2021(2):186.
- [15] 崔子豪,鲍长春.基于广义合成分析和深度神经网络的自回归系数估计方法[J].电子学报,2021(1):29.
- [16] CUI Zihao, BAO Changchun. Auto-regressive coefficient estimation based on the GABS and DNN[J]. Acta Electronica Sinica, 2021(1):29.

(收稿日期:2022-04-18)