人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估

周 明

（北京中铁建电气化设计研究院有限公司，北京 100043）

摘要：针对当前铁路电力自动化系统可靠性评估过程存在的问题，以获得更加理想的评估效果，提出了人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估模型。首先分析铁路电力自动化系统可靠性评估研究进展，指出各种评估模型存在的局限性；然后提取铁路电力自动化系统可靠性特征，将特征作为最小二乘支持向量的输入向量，采用粒子群算法搜索最小二乘支持向量最优参数，建立铁路电力自动化系统可靠性评估模型；最后与其他铁路电力自动化系统可靠性评估模型进行了仿真对比实验。结果表明，人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估准确度高，平均耗时短，评估整体性能明显优于其他模型，为解决铁路电力自动化系统可靠性评估提供了一种新的研究工具。

关键词：人工智能技术；铁路电力；自动化系统；粒子群算法；评估效果

Reliability evaluation of railway power automation system based on artificial intelligence technology

ZHOU Ming

(Beijing China Railway Construction Electrification Design and Research Institute Co., Ltd,. Beijing 100043, China)

Abstract: In view of the problems existing in the reliability evaluation process of railway electric power automation system at present, in order to obtain more ideal reliability evaluation effect of railway electric power automation system, the reliability evaluation model of railway electric power automation system based on artificial intelligence technology is proposed. Firstly, the research progress of reliability evaluation of railway electric power automation system is analyzed, and the limitations of various evaluation models are pointed out. Secondly, we extract the reliability characteristics of railway power automation system, as the input vector of least square support vector, use particle swarm optimization algorithm to search the optimal parameters of least square support vector, establish the reliability evaluation model of railway power automation system, and carry out simulation and comparison experiments with other reliability evaluation models of railway power automation system. The results show that the reliability evaluation of the railway power automation system based on artificial intelligence technology has high accuracy, short average time and obvious overall performance, which provides a new research tool for solving the reliability evaluation of the railway power automation system.

Key words: artificial intelligence technology; railway power; automation system; particle swarm optimization algorithm; evaluation effect

0 引言

随着我国经济的发展，铁路成为人们出行的一个重要交通工具，这样对铁路电力自动化系统可靠性提出了更高的要求，如何保证铁路

电力自动化系统的稳定性显得日益重要，铁路电力自动化系统可靠性评估成为铁路研究领域的一个重要方向[1-2]。

多年以来，全世界学者对铁路电力自动化系统可靠性评估进行了大量的研究，出现了许多相关文献，并涌现出了一些有效的铁路电力自动化系统可靠性评估模型[3]。可靠性评估的研究可以划分两个阶段：传统模型和现代模型。传统模型主要为一些线性铁路电力自动化系统可靠性评估模型，如多元线性回归的铁路电力自动化系统可靠性评估模型，它们是一种线性的变化态势，对其变化态势进行建模和拟合，由于现代铁路电力自动化系统十分复杂，可靠性变化不只有线性变化态势，还具有周期性，同时具有一些非线性变化特点，如随机性、非平稳性等，这样传统模型无法高准确度拟合于铁路电力自动化系统可靠性变化态势，也无法满足实际应用的要求[4-5]；现代模型是主要以神经网络为代表的铁路电力自动化系统可靠性评估模型，它们属于现代统计学理论研究范畴，具有较强的自学习、自适应和自组织能力，可以对铁路电力自动化系统可靠性变化态势进行较好的刻画，获得比传统模型更优的铁路电力自动化系统可靠性评估结果[6]。在实际实用中，神经网络对铁路电力自动化系统可靠性评估的训练样本规模要求比较苛刻，即样本数要大，使得铁路电力自动化系统可靠性评估的成本高，如果不能满足大样本要求，则铁路电力自动化系统可靠性评估结果的稳定性不够，铁路电力自动化系统可靠性评估偏差比较大[7]。支持向量机是一种现代统计学理论，其与神经网络工作原理不同，采用结构风险最小化原则进行建模，对铁路电力自动化系统可靠性评估的训练样本数量要求不高，在小样本的条件下，也可以得到较高准确度的铁路电力自动化系统可靠性评估结果。但支持向量机的训练时间比较长，无法满足铁路电力自动化系统可靠性评估实时性。相对于支持向量机，最小二乘支持向量机的训练速度明显加快，降低了训练的时间复杂度，并且得到了成功的应用，但是最小二乘支持向量机的参数对铁路电力自动化系统可靠性评估结果有决定性的影响，目前该问题还没有得到有效的解决，铁路电力自动化系统可靠性评估结果有待进一步改善。

为了提高铁路电力自动化系统可靠性评估准确度，设计了人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估模型。在相同实际环境下，与当前经典铁路电力自动化系统可靠性评估模型进行了对比实验，验证了人工智能技术用于铁路电力自动化系统可靠性评估的有效性和优越性。

1 人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估原理

铁路电力自动化系统可靠性评估是一个系统工程，而且不同铁路电力自动化系统可靠性变化特点有一定差异性，差异性主要由特征来描述。一个铁路电力自动化系统可靠性共有m个特征，它们组合在一起产生一个量集合：$\boldsymbol{X}=\{x_1,x_2,\cdots,x_m\}$，相应铁路电力自动化系统可靠性为$Y$，两者间存在非映射关系，可以采用如下形式描述

$$Y=f(x_1,x_2,\cdots,x_m) \tag{1}$$

式中，$f()$为非映射关系的拟合函数。

要获得最优的铁路电力自动化系统可靠性评估结果，必须选择最优$f()$，本文选择最小二乘支持向量机作为非映射关系的拟合函数，同时采用粒子群算法对最小二乘支持向量机的参数进行优化。基于人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估原理如图1所示。

2 人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估模型

2.1 铁路电力自动化系统可靠性特征

对于铁路电力自动化系统，采用Hilbert变换提取可靠性信号特征，Hilbert变换为

$$\hat{x}(t)=H[x(t)]=\frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{\infty}\frac{x(\tau)}{t-\tau}\mathrm{d}\tau \tag{2}$$

解析函数定义如下

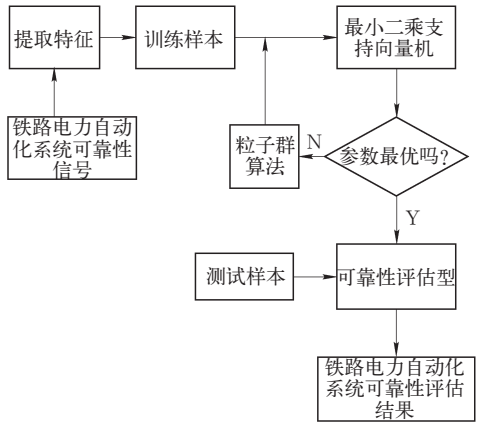

图1 人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估原理

Fig. 1 Reliability evaluation principle of railway power automation system based on artificial intelligence technology

$$z(t)=x(t)+\mathrm{j}\hat{x}(t)=A(t)\mathrm{e}^{\mathrm{j}\theta(t)} \tag{3}$$

铁路电力自动化系统可靠性的信号瞬时幅值、相位值和频率分别为

$$A(t)=\sqrt{x^2(t)+\hat{x}^2(t)} \tag{4}$$

$$\theta(t)=\arctan\frac{\hat{x}(t)}{x(t)} \tag{5}$$

$$\omega_i(t)=\frac{\mathrm{d}\theta(t)}{\mathrm{d}t} \tag{6}$$

采用铁路电力自动化系统可靠性信号的瞬时幅值、相位值和瞬时频率作为评估特征。

2.2 最小二乘支持向量机

铁路电力自动化系统可靠性评估的训练样本集合为$\{x_k,y_k\}_{k=1}^{l}$，$x_k\in R^l$为第k个铁路电力自动化系统可靠性评估样本的特征向量；$y_k\in R$为第k个样本的铁路电力自动化系统可靠性评估期望值，采用最小二乘支持向量机可以建立如下关系式

$$f(x)=\omega^{\mathrm{T}}\varphi(x)+b \tag{7}$$

式中，$\varphi(\cdot)$为样本变换到高维空间的函数。

对式（7）进行求解，首先获得变量ω和b的值，直接得到ω和b十分困难，因此将其转换为如下的一个带约束的最优化问题，即

$$\begin{aligned}&\min J(\omega,\xi)=\frac{1}{2}\omega^{\mathrm{T}}\omega+\frac{1}{2}\gamma\sum_{i=1}^{l}\xi_i^2\\&\text{s. t.}\\&\begin{cases}y_i=\omega^{\mathrm{T}}\varphi(x_i)+b+\xi_i\\i=1,2,\cdots,l\end{cases}\end{aligned} \tag{8}$$

式中，γ为正则化参数，主要用于平衡铁路电力自动化系统可靠性评估误差和复杂度；ξ_i为平衡铁路电力自动化系统可靠性评估误差变量。

采用拉格朗日算子$\alpha_i(i=1,\cdots,l)$求解式（8）的优化问题，则有

$$\begin{aligned}L(\omega,b,\xi,\alpha_i)=&\frac{1}{2}\omega^{\mathrm{T}}\omega+\frac{1}{2}c\sum_{i=1}^{l}\xi_i^2-\\&\sum_{i=1}^{l}\alpha_i(\omega\varphi(x_i)+b+\xi_i-y_i)\end{aligned} \tag{9}$$

根据KKT最优条件，对式（9）中的ω、b、ξ_i和α_i进行求偏导，并且使偏导的值为0，具体如下

$$\begin{aligned}&\frac{\partial L}{\partial\omega}=0\rightarrow\omega=\sum_{i=1}^{l}\alpha_i\varphi(x_i)\\&\frac{\partial L}{\partial b}=0\rightarrow\sum_{i=1}^{l}\alpha_i=0\\&\frac{\partial L}{\partial\xi_i}=0\rightarrow\alpha_i=c\xi_i\\&\frac{\partial L}{\partial\alpha}=0\rightarrow y_i=\omega^{\mathrm{T}}\varphi(x_i)+b+\xi_i\end{aligned} \tag{10}$$

消除ξ_i和ω，可以建立一个如下线性方程组

$$\begin{bmatrix}0&I^{\mathrm{T}}\\I&\varphi(x_k)^{\mathrm{T}}\varphi(x_i)\end{bmatrix}\begin{bmatrix}b\\\alpha\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}0\\y\end{bmatrix} \tag{11}$$

式中，$y=[y_1,y_2,\cdots,y_l]$；$I=[1,1,\cdots,1]^{\mathrm{T}}$，$\alpha=[\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_l]$。

选择Mercer条件的RBF核函数$K(x_i,x_j)=\varphi(x_j)^{\mathrm{T}}\varphi(x_j)=\exp(1-|x_i-x_j|/\sigma^2)$，其中，$\sigma$为核参数，对于一个新的铁路电力自动化系统可靠性评估样本，最小二乘支持向量机的估计结果为

$$f(x^*)=\sum_{i=1}^{l}\alpha_iK(x^*,x_i)+b \tag{12}$$

2.3 粒子群算法优化最小二乘支持向量机的参数

粒子群算法中，在第$t+1$时刻粒子速度向量和位置向量分别为$V_{ik}(t+1)$和$X_{ik}(t+1)$，可以采用下式进行确定，即

$$\begin{aligned}V_{ik}(t+1)=&\omega V_{ik}(t)+c_1r_1(P_{ik}(t)-X_{ik}(t))+\\&c_2r_2(P_{gk}(t)-X_{ik}(t))\end{aligned} \tag{13}$$

$$X_{ik}(t+1)=X_{ik}(t)+V_{ik}(t+1) \tag{14}$$

粒子群算法是一种通用性、鲁棒性强的启发

式搜索算法，本文选择其对最小二乘支持向量机的σ和γ进行优化和确定，具体过程如图2所示。

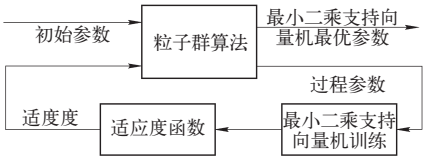

图2 最小二乘支持向量机参数优化的过程

Fig. 2 Process of parameter optimization of LSSVM

2.4 人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估建模步骤

1）对一个铁路电力自动化系统可靠性状态信号进行采集。

2）采用Hilbert变换提取铁路电力自动化系统可靠性状态特征。

3）由于评估特征量纲不同，因此采用如下形式对铁路电力自动化系统可靠性状态的原始特征进行处理，即

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \times 0.8 + 0.1 \tag{15}$$

式中，x为原始特征；$x_{\min}$和$x_{\max}$分别为铁路电力自动化系统可靠性状态特征的最小和最大值。

4）根据可靠性信号特征数量设计最小二乘支持向量机的结构，并确定相关参数初始值。

5）根据一定比例将可靠性稳定历史数据划分为两部分：一部分为训练样本数据；另一部分为验证数据，训练数据的规模通常要大于验证数据。

6）根据铁路电力自动化系统可靠性训练样本，最小二乘支持向量机进行自适应学习，并通过粒子群算法搜索最小二乘支持向量机的σ和γ的最优值。

7）根据参数的最优值构建铁路电力自动化系统可靠性评估模型。

8）采用验证数据对铁路电力自动化系统可靠性评估模型性能进行测试。

3 仿真实验

3.1 数据来源

为了测试基于人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性的评估模型性能，采用VC 2010编程实现铁路电力自动化系统可靠性的评估程序，并收集到100个铁路电力自动化系统可靠性历史数据，采用分值进行量化，变化曲线如图3所示，采用这些数据作为实验对象。

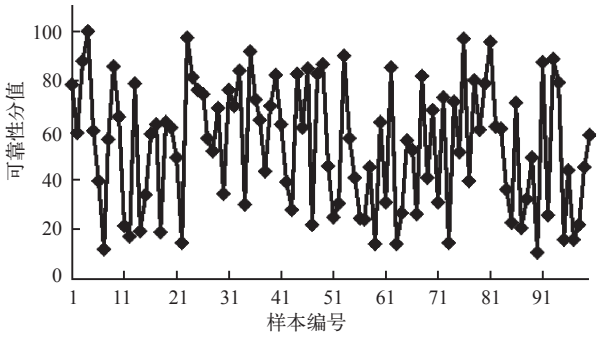

图3 铁路电力自动化系统可靠性历史数据

Fig. 3 Reliability history data of railway power automation system

3.2 PSO－LSVM的铁路电力自动化系统可靠性评估结果

采用人工智能技术对前50个铁路电力自动化系统可靠性数据点进行建模，然后对后50个数据点的值进行估计，作为验证样本，得到铁路电力自动化系统可靠性评估结果如图4所示。

由图4可知，人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估结果很准确，证明人工智能技术用于铁路电力自动化系统可靠性评估是可行的。

3.3 与其他评估模型的性能对比

选择多元线性回归算法(MLR)、BP神经网络（BPNN）和标准最小二乘支持向量机进行对比测试，并选择评估准确度和建模时间作为铁路电力自动化系统可靠性评估结果的评估标准，具体结果如下表所示。从表中可知，采用人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估的整体性能要明显优于对比模型，降低了评估误差，加快了评估速度。

4 结束语

为了改善铁路电力自动化系统可靠性评

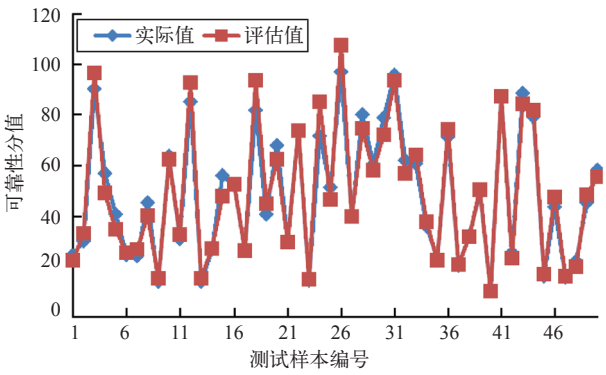

图4 人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估

Fig. 4 Reliability evaluation of railway power automation system based on artificial intelligence technology

表 与其他模型的评估性能比较

Tab. Comparison of reliability evaluation performance of railway power automation system with other models

评估模型	评估准确度（%）	建模时间 /s
MLR	88.21	4.76
BPNN	90.35	6.78
最小二乘支持向量机	90.85	4.89
本文模型	96.73	3.03

估效果，设计了人工智能技术的铁路电力自动化系统可靠性评估模型，并与其他评估模型进行了对比测试。结果表明，人工智能技术提高了评估准确度，减少了评估误差，加快了评估速度，改善了评估效率，获得了理想的评估结果，因此是一种准确度高、效率高的铁路电力自动化系统可靠性评估模型。

参考文献

[1] 张涛．电气化铁路牵引供电系统谐波分析与治理[J]．高速铁路技术，2015，6(2)：1-5．

[2] 陈维荣，姜天，戴朝华，等．电气化铁路接入下的铁路电力自动化系统概率潮流分析[J]．中国电机工程学报，2019，39(23)：6899-6907，7103．

[3] 林晓鸿，林圣，温曼越，等．电气化铁路电力贯通线无通道保护方案[J]．电力自动化设备，2018，38(9)：212-219．

[4] 孙大航．高速铁路铁路电力自动化系统10 kV贯通线路补偿方式的比较[J]．高速铁路技术，2013，4(5)：55-58．

[5] 周逊泉．甬台温铁路铁路电力自动化系统中性点接地方式探讨[J]．电气应用，2010，29(21)：76-78，96．

[6] 屈志坚，蒋士林，王健，等．异步传输的分布式铁路10 kV电力监控系统[J]．电力自动化设备，2011，31(2)：129-133．

[7] 张策，刘莉，王达，等．电气化铁路对电网谐波影响及抑制措施分析[J]．沈阳工程学院学报（自然科学版），2018，14(1)：50-55．

作者简介

周 明

周明（1984－），男，硕士研究生，高级工程师，主要研究方向为铁道电力设计。

(收稿日期：2020－02－25)EA