

基于 Elman 神经网络的装备状态组合预测方法

王少华, 张耀辉, 韩小孩

(装甲兵工程学院 技术保障工程系, 北京 100072)

摘要: 针对单一预测模型在利用多维状态特征信息进行状态预测时效果常常不够理想的情况, 提出以灰色理论等模型作为单项预测模型, 运用 Elman 神经网络进行变权组合预测的建模方法; 考虑神经网络容易因过拟合导致预测时泛化能力变差的问题, 运用遗传算法对神经网络隐层节点数和训练误差阈值进行优化求解, 建立了完整的基于 Elman 神经网络的组合预测建模方法; 最后, 通过案例分析验证了该预测方法的有效性, 结果表明组合预测能够将三步以内的预测相对误差控制在 10% 以内, 大大优于定权组合预测模型。

关键词: 组合预测; 多维特征参数; Elman 神经网络; 遗传算法

Combination Forecasting Methods for Equipment Technical Condition Based on Elman Neural Network

Wang Shaohua, Zhang Yaohui, Han Xiaohai

(Department of Technology Support Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China)

Abstract: According to the problem that unique forecasting model usually can't perform well as expected when the forecasting outcome of equipment condition relies on multi-dimensional characteristic parameters, a combination of forecasting output mode is taken as the combination forecasting method of condition. Considering the fact that static weighted combination forecasting methods often runs short in ability of generalization when dealing with complicate time series data, a variable weighted combination forecasting method based on Elman neural network is proposed. Genetic algorithm is utilized to optimize structural parameters of the network, the modeling process of forecasting model is finally determined. Finally, the model is verified by study of a case.

Keywords: combination forecasting; multi-dimensional characteristic parameters; elman neural network; genetic algorithm

0 引言

状态预测是实施状态维修的关键, 状态预测就是根据过去和现在的状态, 对被测系统的状态发展趋势做出预测和推断, 为维修决策提供技术支持。本文以状态评估指标为预测目标, 这类状态预测实际上就是建立在状态评估基础上的时序数列预测。

振动、温度、压力等状态特征参数能够从不同的角度反映维修对象在运行过程中产生的理化效应, 更加准确地评估整体劣化趋势, 提高状态预测和维修决策的有效性, 因此本文利用这些多维状态特征参数对装备状态进行预测^[1]。

由于不同的特征参数具有不同的变化规律而且常常包含噪声数据, 导致利用这些多源信息建立的状态评估参数在时间轴上并不具备明显的趋向性, 而且单一的预测模型难以准确地预测装备状态, 因此本文提出采用组合预测方法进行状态预测, 以结合各模型的优势, 提高状态预测的精度。

本文提出的预测方法为结果组合预测, 结果组合预测是将不同预测模型的预测结果进行适当的加权, 从而提高预测精度。结果组合的关键是加权系数的确定, 根据权重确定方法的不同可分为定权重组合和变权重组合, 定权重组合通常采用简单平均法、预测历史权重法、贝叶斯法及最小方差法等^[2-3]方

法确定各模型的权重, 建立组合预测模型。由于单一预测模型在应用中常常表现出“时好时坏”的不稳定性, 导致定权重组合预测方法的效果也具有较大的波动性, 因此具有较强适应性的动态加权组合预测方法正得到越来越多的研究和应用, 文献 [4-5] 分别利用自组织神经网络和灰色理论实现了变权组合预测, 但这类模型通过对训练数据的拟合进行误差控制, 影响了预测的精度。针对这种情况, 本文决定利用预测误差控制预测精度, 建立 Elman 神经网络实现变权组合预测。

1 Elman 神经网络组合预测模型的建立

1.1 Elman 神经网络组合预测建模过程

基于 Elman 神经网络的组合预测建模流程如图 1 所示, 建模的前置工作主要包括确定状态特征参数和状态评估方法, 通过这两个步骤可得到状态评估值的时间序列。以状态评估时间序列为训练样本建立状态预测的单一预测模型, 以各模型的预测值和实际状态值构造训练样本, 对 Elman 神经网络的结构参数进行优化, 建立泛化能力最佳的组合预测模型。对模型进行验证, 若满足要求则确定预测模型, 若不满足精度要求, 则分析选择新的单一预测模型, 继续进行建模分析。

Elman 神经网络属于含反馈的前向神经网络^[6], 该网络的特点是在模型中引入了承接层来记忆隐层节点前一时刻的输出值, 通过这种自我反馈使神经网络对历史数据具有较强的敏感性, 增强了模型处理复杂动态数据的能力。Elman 神经网络具有反映系统动态特性的功能, 能够刻画具有时变特征的系统, 因此采用 Elman 神经网络实现变权组合预测。

1.2 Elman 神经网络组合预测模型的原理

基于 Elman 神经网络的组合预测模型由 4 层神经元组成:

收稿日期: 2013-12-17; 修回日期: 2014-03-13。

基金项目: 军队科研计划项目 (51327020303)。

作者简介: 王少华 (1986-), 男, 在读博士生, 主要从事装备维修理论与技术方向的研究。

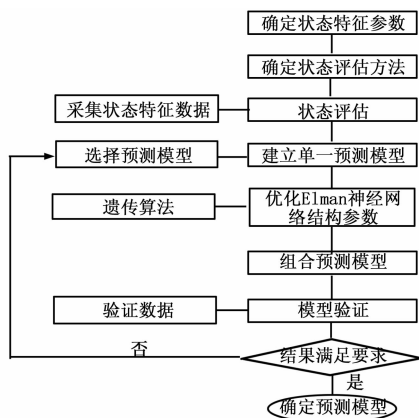


图 1 基于 Elman 神经网络的组合预测建模过程

输入层、隐含层、承接层和输出层，其结构如图 2 所示，其中 $U(k-1)$, $X(k)$, $X_c(k)$, $Y(k)$ 分别表示 r 维输入向量， n 维隐含层结点向量、 n 维反馈向量和 m 维输出向量。 w^1 、 w^2 、 w^3 分别表示输入层到隐含层、承接层到隐含层、隐含层到输出层的连接权值向量，如 w^1 可表示为：

$$w^1 = \begin{bmatrix} w_{11}^1 & w_{12}^1 & \cdots & w_{1n}^1 \\ w_{21}^1 & w_{22}^1 & \cdots & w_{2n}^1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ w_{r1}^1 & w_{r2}^1 & \cdots & w_{rn}^1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

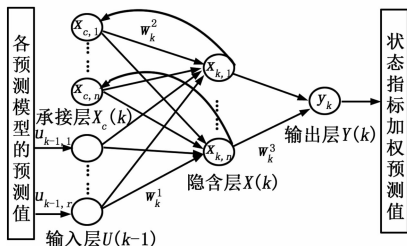


图 2 Elman 神经网络组合预测模型的结构

在模型中，输入层接受输入数据，这里即为各单一预测模型对某时间点装备状态的预测值；输出层节点通过线性加权得到对应的加权拟合值，隐含层的激活函数通常采用阶跃函数、分段线性函数或 S 型函数；承接层用来记忆隐含层前一时刻的输出值，并在下一时刻连同网络输入一起作为隐含层节点的输入，相当于进行一步延迟，从而使得网络具有动态记忆的功能。由于 Elman 神经网络的目的是实现对预测值的动态加权，因此输出层神经元数为 1；隐含层节点数和激活函数通常依据经验进行设置。

Elman 神经网络的输入输出函数关系为：

$$X(k) = f(w^1 X_c(k) + w^2 U(k-1)) \quad (2)$$

$$X_c(k) = X(k-1) \quad (3)$$

$$Y(k) = g(w^3 X(k)) \quad (4)$$

其中： $f(\cdot)$ 为隐含层节点的传递函数； $g(\cdot)$ 为输出神经元的传递函数。

1.3 Elman 神经网络的学习算法

神经网络训练的目的在于利用学习算法不断调整网络的权值和阈值，使网络的输出与期望值的误差达到最小。本文采用 LM (Levenberg-Marquardt) 算法^[7]，即非线性最小二乘算

法，该算法结合了牛顿法和最速下降法的优点。

设第 k 步网络的实际输出为 Y_k ，期望输出为 \hat{Y}_k ，网络的权值向量为 w ，网络的误差函数为：

$$E_k(w) = \frac{1}{2} (\hat{Y}_k - Y_k)^T (\hat{Y}_k - Y_k) \quad (5)$$

则网络的权值调整率为：

$$\Delta w_k = [J_k^T J_k + uI]^{-1} J_k^T e_k \quad (6)$$

式中， I 为单位矩阵， $e_k = (\hat{Y}_k - Y_k)$ 为第 k 步的误差向量， J_k 是网络误差 e_k 对网络权值 w 偏导数的雅可比矩阵， u 是学习率，在训练过程中可以动态地调整。当 u 较小时，式 (6) 趋向于牛顿算法；当 u 较大时，式 (6) 趋向于最速下降梯度法，通过调整 u ，可以使学习算法从牛顿法到最速下降梯度法的灵活过渡，提高学习训练效率。

2 Elman 神经网络组合预测模型结构参数的优化

Elman 神经网络具有极强的非线性映射能力，但神经网络的参数优化一直缺乏客观的方法，对模型的应用效果产生了很大的影响。文献 [8] 提出了基于遗传算法的神经网络模型结构优化方法并将其应用于航空发动机状态预测中。本文即采用这一思路对 Elman 神经网络预测模型的结构参数进行优化。

2.1 优化目标函数

泛化能力是评价预测模型的关键指标，泛化能力的好坏可以通过预测模型对检验数据的拟合结果来反映，预测值与实际值相差越小，预测模型越理想。因此，将状态值样本按照时序进行划分，将前一部分作为预测模型的训练样本，将后一部分作为模型的检验样本。采用均方根相对误差 (MSRE, Mean Square Relative Error) 作为模型评价函数：

$$MSRE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\frac{x(n) - \hat{x}(n)}{x(n)} \right]^2 \quad (7)$$

其中： N 为检验样本的个数， $x(n)$ 为实际状态指标值， $\hat{x}(n)$ 为模型预测值。MSRE 越小，表明预测效果越好。

2.2 基于遗传算法的网络结构参数优化

Elman 神经网络的可控参数很多，包括隐含层节点数、隐含层激活函数、输出层激活函数、学习函数、学习率、迭代次数和误差目标值等。文献 [8] 发现影响神经网络预测能力的主要参数是输入层节点数 r 、隐含层节点数 n 以及训练误差目标值 e 。由于典型的神经网络预测是通过相空间重构构造训练样本，其输入层节点数 r 是可控参数，而本文利用 Elman 神经网络实现变权组合预测，其输入节点由筛选得到的单一预测模型数量确定，因此这里将隐含层节点数 n 和训练误差目标值 e 作为优化参数。

针对典型交叉验证方法步骤繁琐、效率不高的缺点，采用遗传算法^[9]对预测模型参数 n 和 e 进行优化。利用检验数据的 MSRE 构造遗传算法的适应度函数 f ：

$$f = \frac{1}{MSRE} \quad (8)$$

当 f 取得最大值时，对应的 n^* 和 e^* 即为网络的最优结构参数。

以 n 和 e 为变量构造染色体，在设定适当的种群数、进化代数、交叉率和变异率后，通过迭代遗传得到最优化的 Elman 神经网络组合预测模型，遗传算法迭代求解过程如图 3 所示。

通过遗传算法迭代，即可求得最优的 Elman 神经网络结

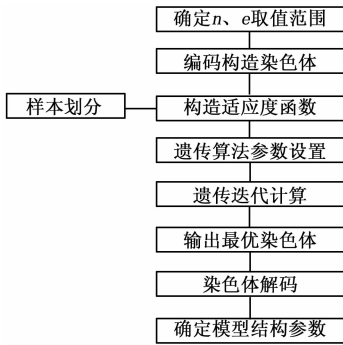


图 3 遗传算法迭代求解过程

构参数, 同时确定网络各层的连接权重和阈值, 将各单一预测模型的预测值输入该网络, 即可实现对各预测值的变权组合。

3 状态预测实例分析

利用文献 [15] 中的 CF6-80C2A5 型航空发动机状态监测数据, 运用基于 Elman 神经网络的组合预测模型对该型发动机的状态进行预测, 以验证本文提出的状态预测方法的有效性。

文献 [10] 利用多维状态特征参数构造了参数 z , 利用 z 修正故障强度函数并作为状态维修决策依据, z 值越大则故障强度越高, 其表达式为:

$$z = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6] \begin{bmatrix} 0.0161 \\ -0.0499 \\ -0.1924 \\ -0.0864 \\ 0.1873 \\ 0.0090 \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中: $x_1 \sim x_6$ 分别表示排气温度偏差、燃油消耗量偏差、高压转子转速偏差、低压转子振动值偏差、高压转子振动值偏差、排气温度裕度这 6 类状态特征参数。

以 205 h 为监测间隔期对某台发动机的 6 类特征参数进行监测, 获得 31 个样本, 将各样本代入式 (9) 得到了各时间点的状态指标值 z , 如图 4 所示。

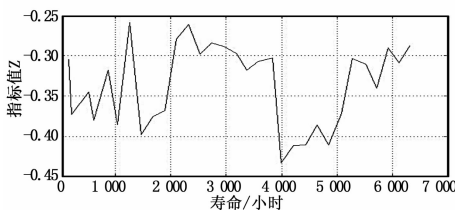


图 4 某台发动机的状态指标值 z

由图 4 可知, 该台装备的状态指标值的趋势并不明显, 选择一元线性回归、一元二次多项式回归和灰色预测这 3 类模型作为单一预测模型。对全部样本数据进行划分, 取前 27 个样本作为训练样本, 后 4 个样本作为检验样本, 对各模型参数进行估计。通过计算, 得到灰色预测模型为:

$$\hat{z}(t_{k+1}) = -61.717(1 - e^{-0.0052})e^{0.0052k\Delta t} \quad (10)$$

其中: $\hat{z}(t_{k+1})$ 表示 t_{k+1} 时刻的状态指标预测值, $t_{k+1} = t_0 + (k+1)\Delta t$, 这里 t_0 为 161 h, Δt 为 205 h。

一元线性回归预测模型为:

$$\hat{z}(t) = -0.32035 - 8.7248 \times 10^{-6}t \quad (11)$$

一元二次多项式回归预测模型为:

$$\hat{z}(t) = -1.267 \times 10^{-8}t^2 + 5.6291 \times 10^{-5}t - 0.3750 \quad (12)$$

将上述 3 类单一模型预测得到的各监测点对应的状态值作为输入数据, 以相应的真实状态值作为输出数据, 构造 Elman 神经网络组合预测模型的训练样本和检验样本, 利用式 (8) 建立遗传算法适应度函数。

遗传算法的训练参数为: 种群数为 40, 进化代数为 50, 交叉率为 0.6, 变异率为 0.08。n 的取值范围取 2~20, e 的取值范围取 $10^{-5} \sim 10^{-1}$, 对这两个变量进行二进制编码, 构造遗传染色体。

通过遗传算法优化后得到的神经网络最优结构参数, 求得 $n^* = 10$, $e^* = 1.2 \times 10^{-3}$ 。遗传算法过程解如图 5 所示, 由图可知, 在第 40 次迭代后适应度值已收敛于 570 附近, 表明模型对检验样本的拟合精度达到了 0.001 8, 拟合效果较好。

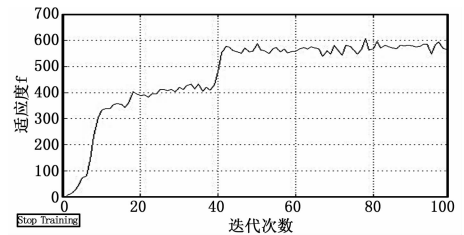


图 5 遗传算法迭代过程解

为了验证 Elman 神经网络组合预测方法的优越性, 运用相同的单一预测模型, 建立定权组合预测模型, 对两类模型的预测性能进行对比分析。以各预测模型对训练样本的拟合误差为依据, 对误差的倒数进行归一化处理, 建立定权组合预测模型。通过计算得到各预测模型的权重向量为 $[0.349 \ 1 \ 0.297 \ 5 \ 0.353 \ 4]^T$, 得到定权组合预测模型。

分别运用上述定权组合预测方法和本文提出的 Elman 神经网络组合预测方法对状态参数 z 进行拟合和预测, 得到容量为 50 的预测结果, 如图 6 所示, 其中前 27 个为模型对训练样本的拟合值, 第 28~第 31 个为模型对检验样本的拟合值, 第 32 个~第 50 个为无检验的预测值。

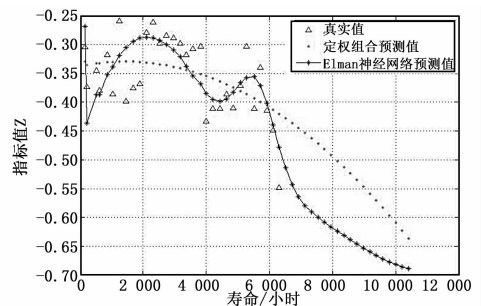


图 6 两类组合预测方法的预测结果

由图 6 可知, 与定权组合预测模型相比, Elman 神经网络组合预测模型对训练样本和检验样本的拟合精度都相对较高, 该模型能够更好地预测 z 指标的变化趋势。两类模型对检验样本拟合值的对比结果如表 1 和图 7 所示。

表 1 两类预测方法对检验样本的拟合结果

寿命 /h	真实值	定权组合预测模型		本文预测模型	
		拟合值	相对误差/(%)	拟合值	相对误差/(%)
5 719	-0.340 1	-0.399 4	17.44	-0.371 8	9.32
5 922	-0.414 0	-0.406 2	1.88	-0.403 6	2.51
6 114	-0.448 9	-0.413 0	8.00	-0.441 3	1.69
6 308	-0.547 9	-0.420 1	23.33	-0.478 4	12.68

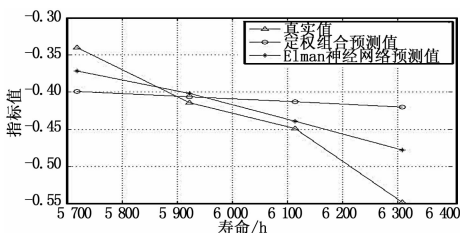


图 7 两类组合预测方法对检验样本的拟合结果对比图

由表 1 可以看出,与定权组合预测方法相比,Elman 神经网络组合预测模型的预测精度更高,前 3 个预测值的相对误差都在 10%以内,第 4 个预测值的相对误差达到了 12.68%,之后的预测值出现明显的下降趋势,预测精度进一步降低,因此认为该模型的能够以可接受的精度预测未来 600 h 以内的状态,为状态维修计划的制定和实施提供充分的反应时间。

4 结论

本文利用 Elman 神经网络建立了装备状态的组合预测模型,实现了对单一预测模型的动态组合预测,一定程度上解决了单一预测模型适用范围不广、预测精度不高的问题。针对神

神经网络结构参数设计困难的问题,提出了运用遗传算法,以网络泛化能力为决策目标的参数优化方法,有效地提高了模型的预测精度和预测步长。在模型应用的过程中,随着状态监测的不断进行,对训练样本和验证样本进行更新并通过训练得到新的 Elman 神经网络,能够保持模型对新数据的敏感性,提高预测结果的可信性。

参考文献:

[1] 李爱民,张耀辉,张仕新. 装甲车辆工况监测参数的选择 [J]. 装甲兵工程学院学报, 2006, 20 (4): 32-35.
 [2] 任淑红,左洪福. 基于性能衰退的航空发动机剩余寿命组合预测方法 [J]. 机械科学与技术, 2011, 30 (1): 23-29.
 [3] 王培光,李扬,宗晓萍. 一种基于支持向量机与灰色的组合预测新方法 [J]. 河北省科学院学报, 2008, 25 (4): 5-7.
 [4] 蒋丽英,王蕾,席剑辉. 航空发动机磨损趋势变权重组合预测技术研究 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47 (28): 228-231.
 [5] 余健明,燕飞,杨文字,等. 中长期电力负荷的变权灰色组合预测模型 [J]. 电网技术, 2005, 29 (17): 26-29.
 [6] 贾文铜,周瑞祥,张忠,等. 基于 Elman 神经网络的齿轮故障诊断研究 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 12 (5): 1173-1176.
 [7] 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2005: 143-149.
 [8] 陈果. 神经网络模型的预测精度影响因素分析及其优化 [J]. 模式识别和人工智能, 2005, 18 (5): 528-533.
 [9] 刘泽双,闫付强. 基于遗传算法的就业需求量组合预测模型 [J]. 系统工程, 2009, 27 (8): 62-68.
 [10] 戎翔. 民航发动机健康管理中的寿命预测与维修决策方法研究 [D]. 南京航空航天大学, 2008: 73-75.

(上接第 2484 页)

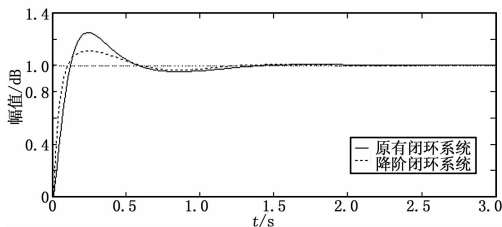


图 7 原有模型系统和降阶模型系统阶跃响应

4 结论

本文利用分数阶系统不仅具有类似于整数阶系统的良好鲁棒性,而且具有更好的动态性能等特点,对 H_2 范数模型降阶方法进行改进,并对降阶后的模型行动进行基于频域的最优分数阶 PID 控制器设计。通过仿真研究证明,改进型 H_2 范数模型降阶方法的逼近效果较好,且与原有模型闭环控制系统相比,基于频域最优分数阶 PID 控制器构建的闭环系统响应速度快、调节时间短、超调量小,具备更好的动态性能和更强的鲁棒性。

参考文献:

[1] Podlubny I. Fractional-order systems and controllers [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1999, 44 (1): 208-214.
 [2] 严慧,刘坤,汪木兰. 分数阶 $PI^{\lambda}D^{\mu}$ 控制器控制性能的研究 [J]. 计算机仿真, 2009, 26 (11): 335-338.

[3] 胡海波. 分数阶 PID 控制器参数的整定和研究 [D]. 淮南: 安徽理工大学, 2010.
 [4] Monje C A, Calderon A J, Vinagre B M. On fractional PI^{λ} controllers: some tuning rules for robustness to plant uncertainties [J]. Nonlinear Dynamics, 2004, 38: 369-381.
 [5] 李大字,刘展,靳其兵,等. 分数阶控制器参数整定策略研究 [J]. 系统仿真学报, 2007, 19 (19): 4402-4406.
 [6] 严慧. 分数阶 $PI^{\lambda}D^{\mu}$ 控制器的设计及数字实现 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.
 [7] 刘晋胜,彭志平,周靖. 一种多策略并行遗传算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 18 (5): 1188-1190.
 [8] Zamani M, Ghartemani M K, Sadati N, et al. Design of a fractional order PID controller for an AVR using particle swarm optimization [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2009, 17: 1380-1387.
 [9] Chen Y Q, Vinager B M, podlubny I. Continued fraction expansion approaches to discretizing fractional order derivatives an expository review [J]. Nonlinear Dynamics, 2004, 38 (1-4): 155-170.
 [10] 薛定宇. 控制数学问题的 Matlab 求解 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.
 [11] 王静,张庆灵,刘万泉. 离散广义系统的 H_2 模型降阶 [J]. 东北大学学报, 2002, 23 (12): 1139-1142.
 [12] 王静,张庆灵,刘万泉. 广义系统的 H_2 及 H_{∞} 次优模型降阶 [J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25 (3): 335-338.
 [13] 彭军. 最优分数阶 PID 控制器的设计与研究 [D]. 沈阳: 东北大学, 2009.