

基于 Elman 网络的导引头舱停放 温度环境条件预计

鹿瑶^{1,2}, 张建军^{1,2}, 傅耘^{1,2}, 刘聪³

(1.中国航空综合技术研究所, 北京 100028; 2.国家质量监督检验检疫总局质量基础设施效能研究
重点实验室, 北京 100028; 3.西南技术工程研究所, 重庆 400039)

摘要: **目的** 克服现场温度测试难以短时间内获得高温极值的缺陷, 准确制定导弹导引头舱机场停放高温环境条件, 提出一种导引头舱内高温预计的方法。**方法** 在导引头舱内温度测试数据基础上, 建立基于 Elman 网络的导引头舱温度预计模型, 并与 BP 网络预计模型、线性网络预计模型进行对比, 通过均方误差 (MSE)、拟合相对误差 (MRE) 和最大绝对误差 (MAE) 等指标评估 3 种模型的预计能力。**结果** 基于 Elman 网络的温度预计模型精度比 BP 网络高出约 1 °C, 比线性网络高出约 1.5 °C。**结论** Elman 网络温度预计模型具备准确预计导引头舱内温度的能力, 该方法可用于导弹停放温度预计工作, 为确定导弹贮存温度环境适应性要求提供参考。

关键词: 停放温度环境条件预计; Elman 网络; 导弹导引头舱

DOI: 10.7643/issn.1672-9242.2020.07.005

中图分类号: TJ760 **文献标识码:** A

文章编号: 1672-9242(2020)07-0021-06

Seeker Cabin Temperature Prediction Based on Elman Neural Network in Airport Parking Conditions

LU Yao^{1,2}, ZHANG Jian-jun^{1,2}, FU Yun^{1,2}, LIU Cong³

(1. China Aero-Polytechnology Establishment, Beijing 100028, China; 2. Key Laboratory of Quality Infrastructure Efficacy Research, AQSIQ, Beijing 100028, China; 3. Southwest Technology and Engineering Research Institute, Chongqing 400039, China)

ABSTRACT: The paper aims to propose a method for predicting the high temperature in the seeker cabin to solve the problem that it is difficult to obtain the high temperature extreme value in a short time in the site temperature measurement and customize the high temperature environment conditions for airplane parking of missile seeker cabin. An Elman network model for temperature prediction was established based on seeker cabin measured data. Compared with BP network model, linear network model, the prediction capacity of the three models were evaluated in terms of mean square error (MSE), mean relative error (MRE), maximum absolute error (MAE) and other indicators. The precision of temperature prediction model based on Elman network was about 1 °C higher than that of BP network, and was about 1.5 °C higher than that of linear network. Elman network temperature prediction model has the ability to accurately predict the temperature in the seeker cabin. This method can be

收稿日期: 2020-05-29; 修订日期: 2020-06-20

Received: 2020-05-29; Revised: 2020-06-20

基金项目: 典型航空装备平台环境因素数据积累与规律研究 (HDHDW5901010401)

Fund: Research on Data Accumulation and Regularity of Environmental Factors of Typical Aviation Equipment Platform (HDHDW5901010401)

作者简介: 鹿瑶 (1993—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为装备环境工程。

Biography: LU Yao (1993—), Female, Postgraduates, Research focus: equipment environment engineering.

used to predict the parking temperature of missiles. It provides reference for determining the environmental adaptability conditions of missile storage temperature.

KEY WORDS: parking temperature conditions prediction; elman network; missile seeker cabin

导引头是导弹的重要制导设备,负责跟踪、捕获目标,实现精确打击。现代导引头由光学系统、调制盘、动力随动陀螺和探测器等精密仪器构成^[1]。高温环境会导致导引头内精密仪器故障,从而影响导弹作战。导弹装备具有“长期贮存、一次使用”的特点,其服役周期内 80%以上时间处于仓库贮存或机场停放环境。在机场停放时,导弹将面临更严酷的高温环境^[2-3],因此确定导弹高温停放环境十分重要。另一方面,我国在制定导弹高温贮存环境试验条件时,由于缺乏外场实测环境数据,使用工程经验的 60℃ 还是 GJB 150A 中的 70℃ 存在一定争议,所以基于导弹部分停放环境实测数据开展导引头舱的高温环境极值预计显得尤为重要。

目前国内外在飞机和导弹的温度预计中均已经开展了一系列的研究工作。2005年 Mahulikar 等^[4]通过多节点换热模型预计了飞机机身表面温度分布,以湍流驱动的对流过程为基本输入,分别以加入或不加入辐射过程作为附加输入建立模型,验证了辐射过程对机身表面温度有重要影响。2013年李会兵^[5]提出了基于 BP 神经网络的温度预计方法,提升了引信实际工作温度测量的精度,改善了传感器测温延时的缺陷。2017年丁晨等^[6]采用基于热网络的换热模型预计了贮存环境下导弹舱室内温度变化,以外壁间、内外壁间的导热过程、对流换热过程以及太阳辐射过程为输入建立模型,预计出导弹日高温极值。2018年 PANG 等^[7]采用基于热网络的多节点换热模型预计了无人机在高海拔长途飞行过程中电子设备舱的温度变化,以热传导-辐射-对流过程为基本输入,分别以加入或不加入飞行速度值作为附加输入建立模型,验证了空中飞行速度对电子设备舱动态温度变化有重要作用。综上所述,目前温度预计模型主要有基于传热机理和基于数据驱动两类。基于传热机理建模以传热物理过程为依据,客观且建模数据量需求小,然而存在占用计算资源多,缺乏自学习能力,模型精度受制于传热机理研究深度等缺陷。

为准确预计导弹导引头舱在机场停放环境下温度随外界环境变化的响应情况,确定导引头舱高温极值条件,文中将建立基于数据驱动的 Elman 动态神经网络模型进行温度预计。Elman 网络是具有局部记忆单元和局部反馈连接的局部回归网络模型,对历史状态数据具有敏感性,具有处理动态信息的能力,可以实现动态建模^[8]。目前国内外针对 Elman 网络预计模型已开展一系列研究工作。2009年 Welch^[9]建立了基于 Elman 网络的阵风风速预报模型,从均方误差

(MSE)和拟合相对误差(MRE)两个评估指标说明,Elman 网络比前向神经网络 MLP 预计精度高。2014年 Wang^[10]结合经验模态分解(EMD)方法和 Elman 网络建立基于 EMD-Elman 的风速预报模型,有效提升了风速预报的准确性。2015年 Shen 等^[11]建立了基于 Elman 网络的温度漂移预计模型,提升了对微机电系统(MEMS)陀螺仪温度漂移的预计能力。目前 Elman 网络建模已经在风速、仪器温漂等预计中取得较好效果。文中首先将基于 Elman 网络建立导弹导引头舱预计模型,并进行停放高温环境预计,然后选取 4 个评估指标与 BP 网络和线性网络模型预计精度进行对比分析,验证 Elman 网络预计模型的预计精度,为后续确定导弹停放高温条件提供技术支持。

1 温度预计模型建立

1.1 Elman 神经网络

Elman 神经网络,以下简称 Elman 网络,其网络拓扑结构如图 1 所示。模型分为 4 层:输入层、隐含层、连接层和输出层。隐含层输出通过连接层延迟存储,自连到输入层,构成反馈结构,从而建立动态预计模型,目前已证实该网络擅长解决时序数据预计问题^[12]。

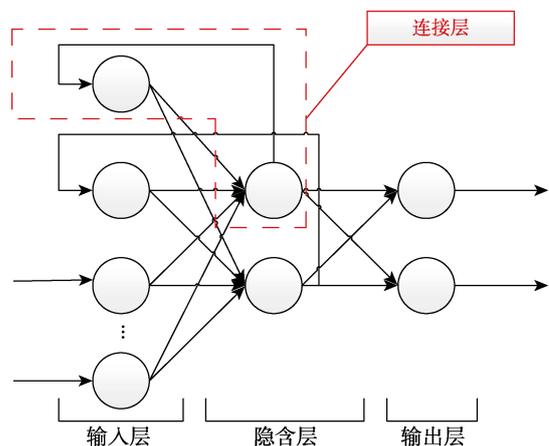


图 1 Elman 网络拓扑结构
Fig.1 Elman network topology

1.2 温度预计模型

导弹挂载在机翼下时,与周围空气对流换热,导引头舱内温度受大气温度影响。同时,导引头舱受太阳直射,且距地面高度低,舱内温度受太阳与地表辐射双重影响。此外,根据大气环境变化规律,舱内温度与周围空气湿度呈负相关关系。综上所述,选取大气温度、地表温度、太阳辐射与相对湿度四个气象要

素（以下简称为气象环境数据）作为温度预计模型输入，初始输入 $[t_1, t_n]$ 时段气象环境数据，预计 t_{n+1} 时刻舱内温度变化值，模型拓扑结构如图 2 所述。

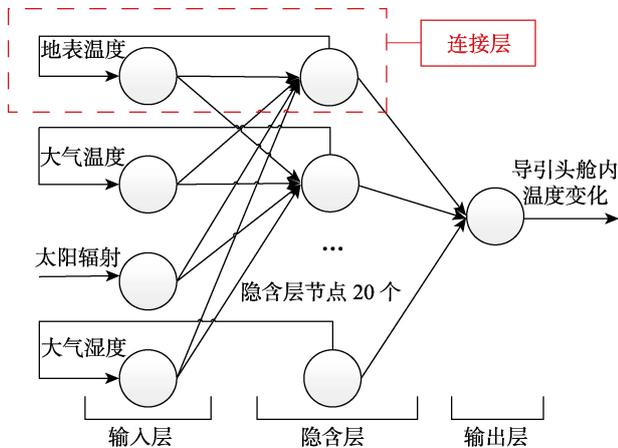


图 2 基于 Elman 网络的温度预计模型拓扑结构
Fig.2 Topology of temperature prediction model based on Elman network

网络拓扑结构根据输入输出变量个数和工程经验设置为 4-20-1，即输入层节点数为 4，隐含层节点数为 20，输出层节点数为 1。网络的权值和阈值采用 Nguyen-

Widroe 方法初始化。输入层数据采用 Stravinsky-Golay 滤波器平滑，输入层至隐含层采用非线性函数 tansig 函数传递。隐含层接收输入层输入和连接层反馈的数据，采用 traingdx 训练函数进行迭代学习，连接层通过线性函数将数据传递至输出层。

将 2015 年 7 月 1 日到 7 月 20 日哈密机场实测气象环境数据与导引头舱内温度数据作为训练样本，采样周期为 60 s。每天取 9 时到 15 时共 9 h 数据组成一个样本，共有 20 组样本。最大迭代次数为 6500 次，MSE 误差精度设置为 0.001。

网络创建训练过程如图 3 所示。随训练次数增加，代价函数梯度快速下降，至网络训练完成时，已下降为 0.0003，此时学习率为 1.5464，已达到较小值。模型训练有效性检查数值为 0，证明模型训练过程有效。以均方误差（MSE）作为模型评价指标，当训练至 6500 次时，达到最佳误差指标 0.0006。迭代训练次数与误差分布直方图显示误差值 -0.002 41 附近的迭代次数最多，约 3800 次，其次是误差值 0.016 29 附近，迭代次数约 2900 次。模型训练次数与误差值呈正态分布，误差下降越多，需要的训练次数越多，符合模型训练的客观规律。

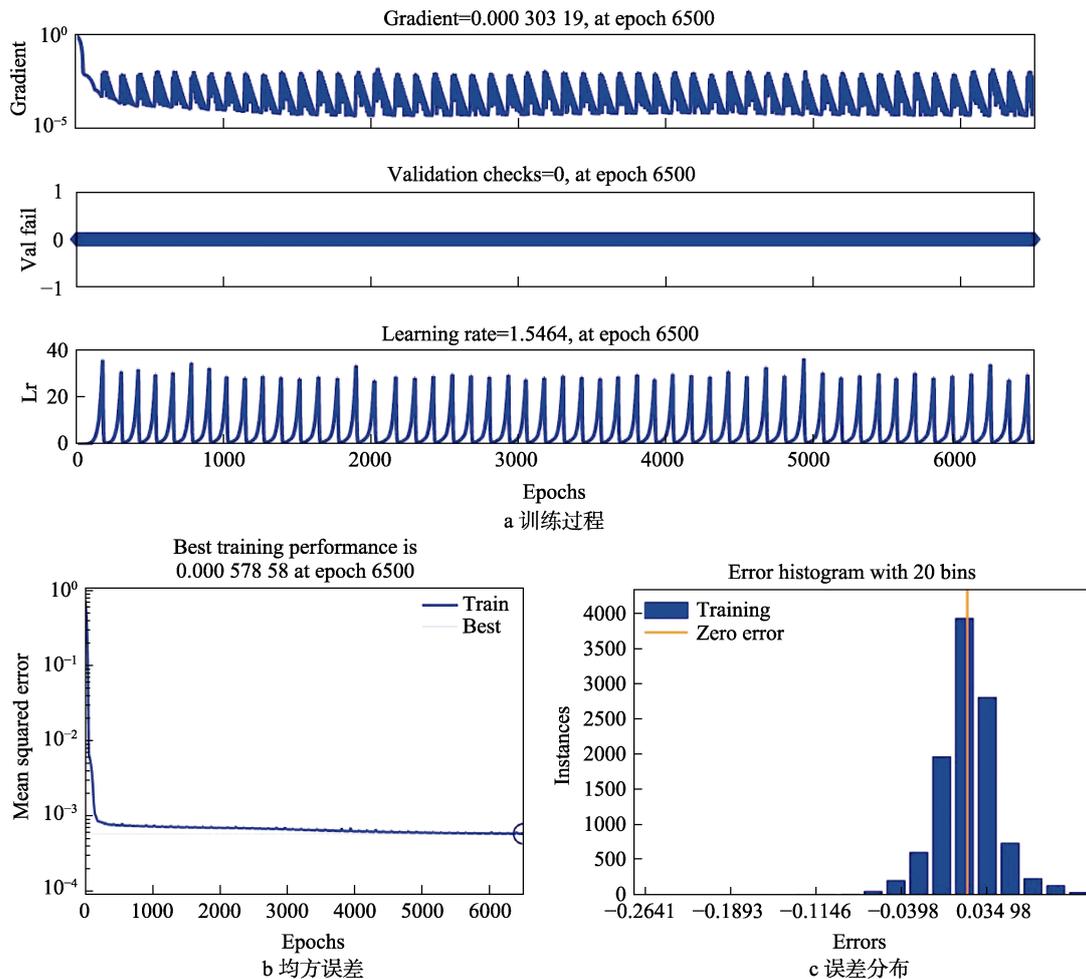


图 3 Elman 网络温度预计模型训练图
Fig.3 Training chart of Elman network temperature prediction model:
a) training process; b) mean square error; c) error distribution

2 模型验证

2.1 温度预计模型检验

为验证 Elman 模型精度，采用与建立 Elman 网络同样的训练数据样本建立 BP 网络和线性网络温度预计模型。以哈密机场 2015 年 7 月 21 日 6 时至 15 时实测气象环境数据作为测试样本，输入三组模型，选取均方误差 η_{MSE} 、拟合残差平均值 η_{MRE} 、平均绝对误差 η_{AAE} 和最大绝对误差 η_{MAE} 作为评估模型预计能力的误差指标，公式如下：

$$\eta_{MSE} = \frac{1}{Q} \sum_{n=1}^Q (d(n) - x^T(n)\omega(n))^2 \quad (1)$$

$$\eta_{MRE} = \frac{1}{Q} \sum_{n=1}^Q \left| \frac{d(n) - x^T(n)\omega(n)}{d(n)} \right| \times 100\% \quad (2)$$

$$\eta_{AAE} = \frac{1}{Q} \sum_{n=1}^Q |d(n) - x^T(n)\omega(n)| \quad (3)$$

$$\eta_{MAE} = \max_{n=1}^Q (|d(n) - x^T(n)\omega(n)|) \quad (4)$$

式中： $d(n)$ 为实测真实值； x^T 为模型输入向量； ω 为模型权值向量； $x^T(n)\omega(n)$ 表示模型输出，共有 Q 个预计值。四个指标均为数值越小，预计能力越好。

2.2 验证结果分析

三种温度预计模型预计结果对比见表 1，基于 Elman 网络的温度预计模型均方误差、平均相对误差、最大绝对误差以及平均绝对误差数值均为最小。由此看出，Elman 网络温度预计模型预计精度高于基于 BP 网络或线性网络建立的温度预计模型。

表 1 Elman 网络、BP 网络、线性网络温度预计结果对比
Tab.1 Comparison of temperature prediction results of Elman network, BP network and linear network

网络类型	均方误差	平均相对误差/%	最大绝对误差/℃	平均绝对误差/℃
Elman 网络	0.49	1.34	1.54	0.52
BP 网络	1.22	2.22	1.97	0.93
线性网络	4.94	5.16	3.31	2.11

三种模型预计结果日变化过程如图 4 所示，其中图 4a 为预计温度随时间变化，图 4b 为预计绝对误差随时间变化。观察温度变化过程可以发现，BP 网络、Elman 网络与线性网络均能预计舱内测点温度随外界环境的变化趋势，但预计精度不同。线性网络预计精度最低，其次是 BP 网络，预计精度最高的是 Elman 网络模型。线性网络预计舱内温度绝对误差最大值为 3.3℃，对应时刻 9 时，最小值为 1.5℃，对应时刻 13 时；BP 网络预计舱内温度绝对误差最大值为 2℃，对应时刻 10:20，最小值为 0℃，对应时刻 13:00；Elman 网络预计舱内温度绝对误差最大值为 1.5℃，

对应时刻 9 时，最小值为 0℃，对应时刻 11:45 和 13:30。对比三种模型的全局绝对误差变化，Elman 网络预计精度最高，其绝对误差最大值在三模型中最小，并且 15 时对应的高温极值预计误差最小。

进一步分析三类网络特性如下：

1) 线性网络模型预计精度最低，原因在于外界热辐射引起导引头舱温度的变化属于非线性过程，而线性网络在模拟非线性关系时，将在预计过程中累积迭代误差，导致预计结果偏大，难以准确预计舱内温度。

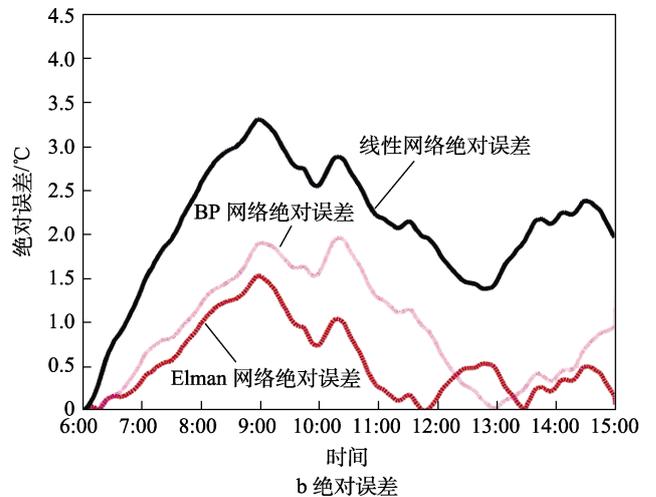
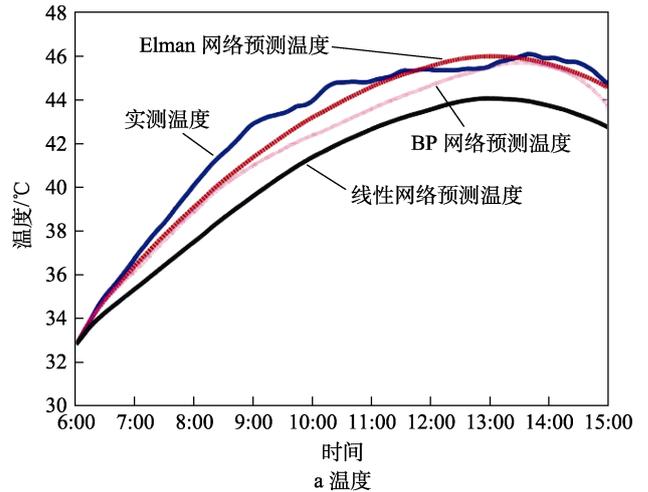


图 4 BP 网络、Elman 网络、线性网络测试数据温度预计结果
a) 温度; b) 绝对误差

Fig.4 Temperature prediction results of BP network, Elman network and linear network test data: a) temperature; b) absolute error

2) BP 网络是经典前向网络，各层神经元节点接收前一层输入数据，处理后输出到下一层，数据正向流动，没有反馈连接，存在样本依赖性和初始权重敏感性，缺乏稳定性，容易陷入局部最优。

3) Elman 网络在 BP 网络基础上，隐含层后增加了连接层，将隐含层输出返回至输入，进行反馈调整。其连接层可以存储内部状态，增强网络实时应变能力，提升预计精度。这是基于 Elman 网络的温度预

计模型预计精度高于其他两类神经网络模型的根本原因。

3 导引头舱内高温环境极值确定

为确定导引头舱高温贮存环境条件，给出停放高温极值，采用 Elman 网络预计模型预计导弹在机场停放时的最高温度。温度预计模型输入采用 GJB 150A 中给出的高温日循环条件，具体量值如图 5a—c 所示。其中大气温度 6—16 时逐渐上升至 49 °C，16—20 时逐渐下降。太阳辐射强度 6—12 时逐渐上升至

1200 W/m² 附近，12—20 时逐渐下降。相对湿度 7—13 时逐渐下降至 3% 附近，13—19 时保持平稳，19—21 时逐渐上升。午后太阳辐射、相对湿度与大气温度相继达到极值，其对应的最高气温、最强太阳辐射与最低相对湿度代表了世界范围内最严酷高温自然环境下的气象数据。模型预计结果如图 5d 所示，午后导引头舱内温度出现高温极值。高温日循环条件及预计舱内温度极值及其对应时刻见表 2，导引头舱内温度高温极值为 66.61 °C，对应时刻 15:51。舱内温度达到高温极值对应时刻早于大气温度，晚于太阳辐射及相对湿度极值时刻。

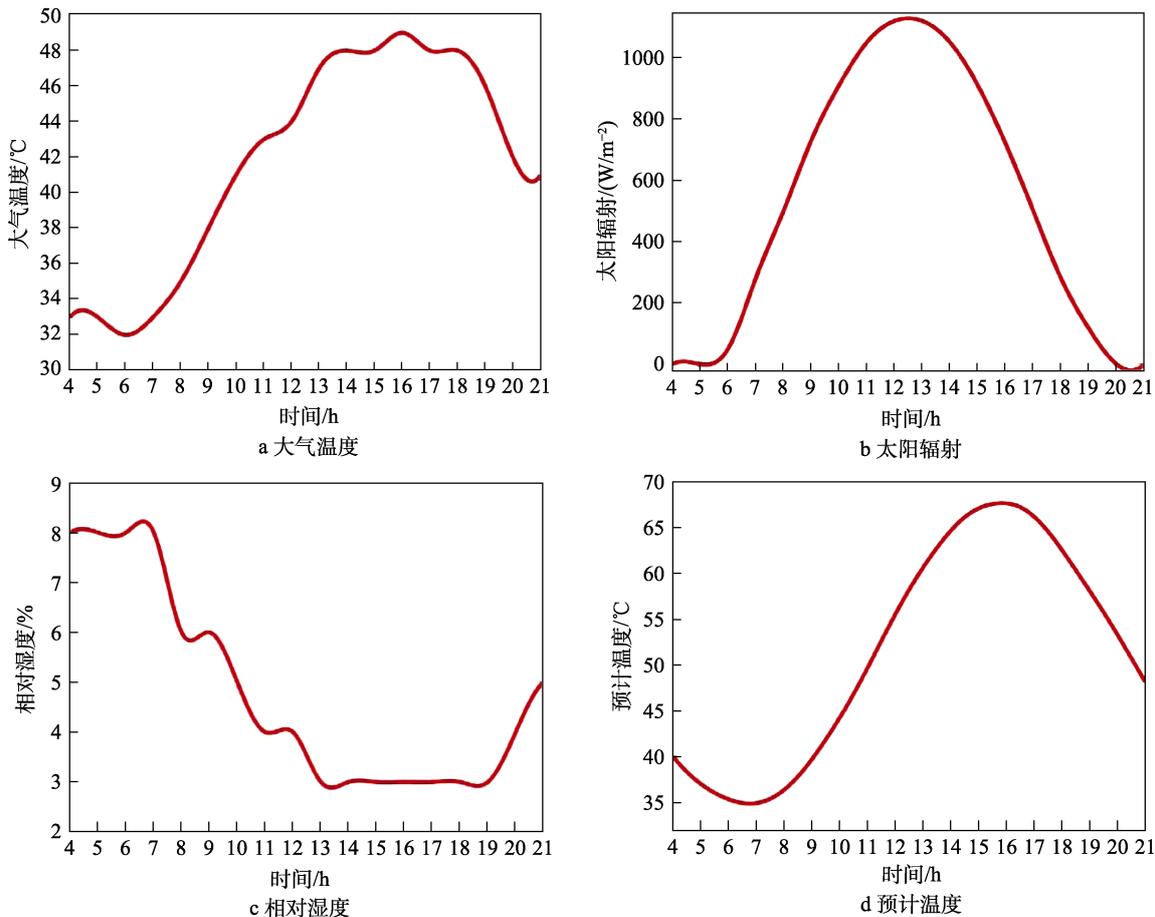


图 5 导引头舱内高温环境预计极值分析

Fig.5 Analysis on predicted extreme value of high temperature environment in seeker cabin: a) atmospheric temperature; b) solar radiation; c) relative humidity; d) predicted temperature

表 2 高温日循环条件及预计舱内高温极值信息

Tab.2 Daily cycle conditions of high temperature and predicted extreme value of high temperature in cabin

类型	极大/极小	数值	对应时刻
舱内温度	极大	67.61 °C	15:51
大气温度	极大	49.00 °C	16:00
太阳辐射	极大	1128.50 W/m ²	12:31
相对湿度	极小	2.89%	13:24

4 结语

基于 Elman 网络的导引头舱内温度预计模型可

以根据导弹停放环境太阳辐射、相对湿度、大气温度以及地表温度 4 个因素，对导引头舱内日循环温度与日高温极值进行预计。模型预计与实际舱内温度一致性较高，进一步通过与目前广泛应用的神经网络模型对比，验证了该模型在同类模型中达到了较高的预计精度，可用于预计导弹停放环境高温极值，为确定其环境适应性试验条件提供重要参考。

参考文献：

[1] 汤永涛, 林鸿生, 陈春. 现代导弹导引头发展综述[J].

- 制导与引信, 2014, 35(1): 12-17.
- TANG Yong-tao, LIN Hong-sheng, CHEN Chun. The Development and Summary of Modern Missile Seeker[J]. Guidance & Fuze, 2014, 35(1): 12-17.
- [2] 谭源源. 装备贮存寿命整机加速试验技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- TAN Yuan-yuan. Research on Assembly Level Accelerated Testing for Storage Life Assessment of Equipments[D]. Changsha: National University of Defense Science and Technology, 2010.
- [3] 朱冕, 王卫国, 吴昌. 某型空空导弹贮存寿命研究[J]. 国防技术基础, 2007(5): 40-44.
- ZHU Mi, WANG Wei-guo, WU Chang. Research on Storage Life for Air-to-Air Missile[J]. Technology Foundation of National Defence, 2007(5): 40-44.
- [4] MAHULIKAR S P, KOLHE P S, RAO A G. Skin-Temperature Prediction of Aircraft Rear Fuselage with Multimode Thermal Model[J]. Journal of Thermophysics & Heat Transfer, 2005, 19(1): 114-124.
- [5] 李会兵. 基于 BP 神经网络的温度预计方法[J]. 电子测试, 2013(19): 62-64.
- Li Hui-bing. BP Neural Network Prediction Method Based on Temperature[J]. Electronic Test, 2013(19): 62-64.
- [6] 罗成, 万军, 丁晨, 等. 基于热网络模型的导弹贮存温度预计方法[J]. 装备环境工程, 2017, 14(6): 89-92.
- LUO Cheng, WAN Jun, DING Chen, et al. Predicting Method of Missile Storage Temperature Based on Thermal Network Model[J]. Equipment Environmental Engineering, 2017, 14(6): 89-92.
- [7] PANG Li-ping, ZHAO Miao, LUO Kun, et al. Dynamic Temperature Prediction of Electronic Equipment under High Altitude Long Endurance Conditions[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(6): 1189-1197.
- [8] 刘佳林, 李刚, 王腾飞. 基于 Elman 神经网络模型的短期光伏发电功率预计[J]. 科技与创新, 2019(02): 43-45.
- LIU Jia-lin, LI Gang, WANG Teng-fei. Short Term Photovoltaic Power Prediction Based on Elman Neural Network Model[J]. Science and Technology & Innovation, 2019(2): 43-45.
- [9] WELCH R L, RUFFING S M, VENAYAGAMOORTHY G K. Comparison of Feedforward and Feedback Neural Network Architectures for Short Term Wind Speed Prediction[C]// IJCNN 2009. Atlanta: IEEE, 2009.
- [10] WANG J, ZHANG W, LI Y, et al. Forecasting Wind Speed Using Empirical Mode Decomposition and Elman Neural Network[J]. Applied Soft Computing, 2014, 23: 452-459.
- [11] CHONG S, RUI S, JIE L, et al. Temperature Drift Modeling of MEMS Gyroscope Based on Genetic-Elman Neural Network[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2016, 72-73: 897-905.
- [12] 陈明. Matlab 神经网络原理与实例精解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
- CHEN Ming. Matlab Neural Network Principle and Case Study[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2013.