

弹药贮存微环境温度智能化预测

张云*, 杜琴, 王竟成, 张志明, 谢兰川, 陈阳
(西南技术工程研究所, 重庆 400039)

摘要: 高效、准确获取弹药贮存微环境温度变化规律是开展弹药寿命评估与延寿的关键。结合神经网络算法以及传热学原理,研究了弹药贮存微环境温度预测模型,并基于此模型开发了一套弹药包装箱微环境预测软件,用以预测不同气候环境下包装箱内部的温度变化。在敦煌、漠河进行了相关试验,用以验证软件预测正确性以及参数优化。结果表明:应用基于神经网络算法开发的包装箱微环境预测软件,根据不同包装箱材料,调控贮存地点以及控制贮存起始温度,可以实现对箱内温度的控制。

关键词: 弹药贮存; BP神经网络; 微环境温度; 预测模型

中图分类号: TJ089 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2024)01-204-08

Intelligent prediction model for ammunition storage microenvironment temperature

ZHANG Yun*, DU Qin, WANG Jingcheng, ZHANG Zhiming, XIE Lanchuan, CHEN Yang
(Southwest Technology and Engineering Research Institute, Chongqing 400039, China)

Abstract: It is the key for evaluating and prolonging the life of ammunition to acquire the temperature variation law of ammunition storage microenvironment efficiently and accurately. With the help of the neural network and the heat transfer theory, a model for predicting the microenvironment of ammunition storage was studied, and based on the model, a set of ammunition packaging box prediction software was developed to predict the temperature changes inside the box under different climatic environment. Relevant test was progressed to verify the software correctness and parameter optimization in Dunhuang and Mohe. Results show that with the help of the microenvironment prediction software of packing box developed on the basis of the neural networks algorithm, the microenvironment temperature control can be achieved by adjusting the storage location and storage initial temperature according to different packaging box materials.

Keywords: ammunition storage; BP neural network; microenvironment temperature; prediction model

弹药武器系统贮存可靠性是衡量弹药武器水平一项重要的战技指标。然而,部分弹药武器在使用前都会经历长时间存储,甚至整个生命周期都不会使用。因此,武器的存储环境将伴随它一生,对其自身的寿命、性能等有重大影响^[1]。弹药存储过程会受诸多环境因素的影响,如温度、湿度、压力、腐蚀介质等,它们将直接影响长期实际贮存下的腐蚀效应等,进而影响武器使用性能。其中,温度对于贮存效果的影响最为广泛^[2]。以制导弹药为例,其最直接接触的环境是其包装箱内部的微环境,这赋予了微环境研究的重大意义。然而,弹药贮存时间往往长达几年甚至十几年,传统试验的方式研究其微环境不仅耗时长、成本高,并且弹药的贮存方式一般都是密封存储,使得其包装箱内部微环境的测量极为困难。因此,急需一种快速、精准的贮存包装箱内部温度预测方法。

已有许多学者将计算机仿真技术引入各类微环境的研究中,并取得相应成果。程卫民等基于 Fluent 软件对人员作业主要微环境因素进行仿真研究,实现了对人员作业微环境方案的优化^[3]。在贮存弹药微环境方面,潘文庚等利用 ANSYS 软件对贮存弹药环境温度场进行了仿真分析,以获得室内库存和野外存放时弹体内部各点受库存温度影响的分布规律^[4]。李迪凡等用有限元方法研究了微环境温湿度模型,并用实测数据进行比对和验证,其最大相对误差不超过 11%^[5]。李昌禧等应用软测量技术分析密封箱体内的相对湿度,他们首先通过透湿机理对箱内湿度建立数学模型,再进一步应用 MATLAB 对其进行仿真分析,研究了包装箱内湿度的各个影响因素^[6]。

目前,在弹药贮存微环境方面,借助其他分析软件进行仿真研究的比较多,自主研发的环境因

素预测软件较少,且大多数研究成果重点关注包装箱内部的环境因素分布,忽略了弹药存储过程中外部环境因素的变化对其影响的重要性。因此,本文基于神经网络算法,结合传热原理,研究了弹药包装箱外部环境以及内部微环境温度变化情况,并借助 MATLAB 中 App Designer 工具自主研发了贮存微环境预测系统软件(以下简称为软件),为包装箱的设计和弹药贮存微环境预测提供理论支撑和设计指导。需要说明的是,除温度外,湿度、腐蚀气氛等对武器存储仍有很大的影响,但是由于这些影响因素可以通过吸湿剂、吸附剂等控制其含量,降低其影响,因此本文重点研究温度的影响。

1 理论分析

弹药的贮存时间往往高达 10 年甚至 20 年,贮存外界环境变化千差万别,尤其是极端天气,全年温差可高达 40 ℃。虽然弹药包装箱一般都是密封的,但是由于材料的导热性,包装箱内部的温度还是会受外部环境温度的影响,并且贮存时间内外环境的温度也是变化的,因此本文首先通过神经网络研究包装箱外部环境的温度变化情况,再通过导热原理研究包装箱内部温度变化情况。

1.1 基于神经网络预测外部温度变化

虽然一年四季每天的温度变化都不一样,但是年复一年整体变化规律是不变的,因此本文借用反向传播(back propagation, BP)神经网络算法,通过机器学习实现对未来环境温度的预测。

机器学习是指机器通过算法从大量的历史数据中学习规律,从而进一步对新的样本做智能识别或对未来做预测^[7]。神经网络则是机器学习的算法之一,已经在各行各业得到广泛应用^[8-12]。BP 神经网络是一种多层前馈神经网络,其主要特点是信号向前传递,误差反向传播。在前向传递汇总,输入信号从输入层经隐藏层逐层处理,直至输出层,每一层的神经元状态只能影响下一层神经元状态。如果输出层得不到期望输出,则转入反向传播,根据预测误差调整网络权值和阈值,从而使 BP 神经网络预测输出不断逼近期望输出^[13]。

基于以上 BP 神经网络原理,本文用 5 年的环境温度作为数据源,建立了含 3 个隐藏层、每层 9 个神经单元的神经网络用于环境温度预测(图 1)。训练神经网络时,以 2016—2019 年的日最高温度、日最低温度作为输入,以 2020 年日最高温度及日最低温度作为期望输出。其中每个神

经元都可看作一个激励函数,BP 神经网络常用的函数为 Sigmoid 函数。神经元接收前一层输入,经过 Sigmoid 函数变换后,输出到下一层。随后,计算实际输出温度与期望输出温度误差,再根据误差反向逐层调整权值和阈值,直到满足需求为止。

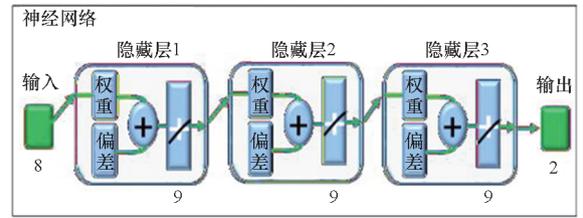


图 1 BP 神经网络结构

Fig. 1 Structure diagram of BP neural network

1.2 基于传热分析预测内部温度变化

由于弹药包装箱的密封性,外界环境温度对包装箱内部温度的影响主要是通过材料传热性能实现。包装箱内部温度受三个方面的影响:包装箱的初始温度(T_1)、包装箱存放过程中受外界环境温度传热(T_2)以及包装箱内部化学反应带来的吸热或者放热(T_3)。用 T_4 表示包装箱内部温度,则满足:

$$T_1 + T_2 = T_3 + T_4 \quad (1)$$

本文中,包装箱的初始温度 T_1 即为存放时的环境温度;由于投放的包装箱里面没有存放弹药,因此包装箱内部不存在化学反应,即 T_3 等于 0。 T_2 则根据传热学原理计算:当包装箱内外具有温度差时,包装箱内外导热规律满足傅里叶定律^[14],即单位时间内通过给定截面的导热量,正比于该截面的温度梯度,而热量传递的方向则与温度梯度方向相反,其数学表示式如下:

$$\Phi = -\lambda A \cdot \text{grad } T \quad (2)$$

$$\text{grad } T = \frac{\partial T}{\partial x} \mathbf{i} + \frac{\partial T}{\partial y} \mathbf{j} + \frac{\partial T}{\partial z} \mathbf{k} \quad (3)$$

其中: Φ 表示导热热流量, W; λ 表示材料导热系数, W/(m · k); A 表示垂直于热流方向的截面积, m²; grad T 表示温度梯度, K/m; 负号表示热流方向沿着温度降低方向,与温度梯度方向相反。

传递的热量将通过改变包装箱内密封气体的内能进一步影响箱内温度。气体内能表示为:

$$E = \frac{i}{2} k T n N_A \quad (4)$$

式中: E 表示内能, J; i 表示自由度; k 表示玻耳兹曼常数, J/K; T 表示温度, K; n 表示物质的量, mol; N_A 表示阿伏加德罗常数。联立式(2)和式(4)便可求出由于包装箱材料传热引起的包装

箱内部温度变化值。

2 软件开发框架及功能

MATLAB App Designer 是用于构建 MATLAB 应用程序的环境,本文借助该工具,基于以上理论分析,设计软件界面如图 2 所示。主要由三部分组成:参数输入模块、外部环境温度变化显示模块、内部温度变化显示模块。整个软件的设计思路为:输入相关参数,即可通过神经网络计算出包装箱外部环境温度,并显示变化曲线及时间节点温度;进一步通过传热原理计算出包装箱内部温度变化,并显示变化曲线和时间节点温度。

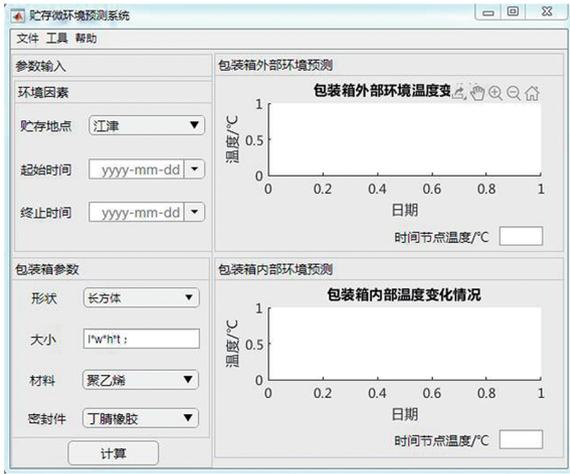


图 2 贮存微环境预测系统界面

Fig.2 Interface of storage microenvironment prediction system

2.1 参数输入模块

参数输入模块的整体框架设计如图 3 所示,参数主要分为环境因素和包装箱参数两部分。环境因素参数设置目的是构建环境数据库:本文建立的环境库有重庆江津、海南万宁、甘肃敦煌、西藏拉萨、黑龙江漠河五个典型气候点。首先,从天气网历史天气频道(lishi.tianqi.com)上面下载了五个地方 2016—2020 年的历史天气,然后根据选择的贮存时间,通过神经网络计算出所选时间内温度变化情况,建立相应的临时数据库。包装箱参数的设置目的是提取包装箱表面积、体积、厚度以及导热系数等参数,作为传热计算的输入参数。

2.2 外部环境温度变化显示模块

图 2 右上部分为外部环境温度变化曲线显示部分。由于在贮存地点和时间参数选择时,便已经建立好了外部环境数据库,因此这一部分只需读取相应时间段数据,并绘制图形即可。

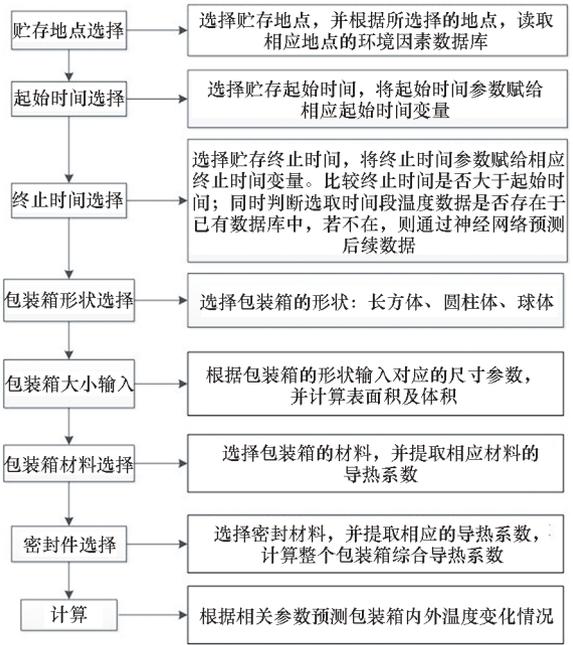


图 3 参数输入模块整体框架

Fig.3 Overall framework of parameter input module

2.3 内部温度变化显示模块

图 2 右下部分为包装箱内部温度变化曲线显示部分。相比于外部环境温度变化,包装箱内部温度变化需要建立从外部温度到包装箱内部的传热模型,逐点计算包装箱内部温度,再绘制温度变化曲线。

2.4 数据输出功能

除常规的打开、保存等文件编辑功能之外,本软件还设置了数据输出功能,即将所有结果,包括时间、包装箱外部温度数据、包装箱内部温度数据输出到 excel 表格中,以使用户根据需求自行处理。

3 结果分析

基于西南技术工程研究所的自然环境试验站,本文首先建立了江津、敦煌、拉萨、万宁和漠河五个地方 2016—2020 年的温度数据库(日平均温度),分别代表“亚热带季风性湿润气候”“热带海洋性季风气候”“暖温带大陆性季风气候”“高原山地气候”以及“寒温带大陆性季风气候”典型气候特征,以供各个用户根据自身需求选择贮存气候。

3.1 包装箱外部环境温度预测功能

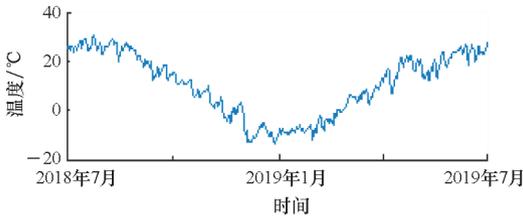
包装箱外部环境温度预测主要分为两步:当数据库内包含所选择的时间段数据,则直接选取数据绘图;若所选择的时间段超出了数据库范围,则通过神经网络算法逐年预测并增加数据库,再读取相

应时间段数据绘图。图 4 展示了软件对不同贮存地点(包括江津、敦煌、拉萨、万宁、漠河)包装箱外部环境因素的预测读取以及绘图功能。图 4(a) ~ (e) 为直接读取五个地方的数据库得到的外部环境变化曲线,图 4(f) ~ (j) 中红框圈出来部分为软件基于 2016—2020 年的数据预测的 2021—2025 年的环境温度变化曲线。从中可以看出,所



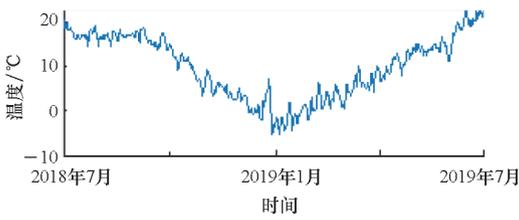
(a) 直接读取的温度变化——江津

(a) Temperature changes directly read—Jiangjin



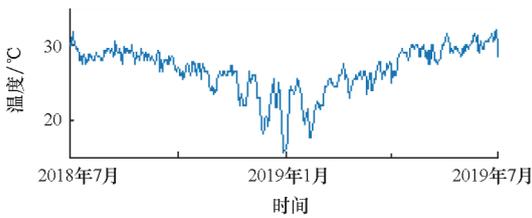
(b) 直接读取的温度变化——敦煌

(b) Temperature changes directly read—Dunhuang



(c) 直接读取的温度变化——拉萨

(c) Temperature changes directly read—Lasa



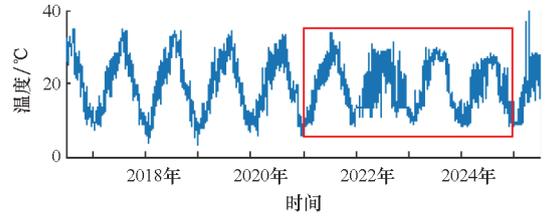
(d) 直接读取的温度变化——万宁

(d) Temperature changes directly read—Wanning



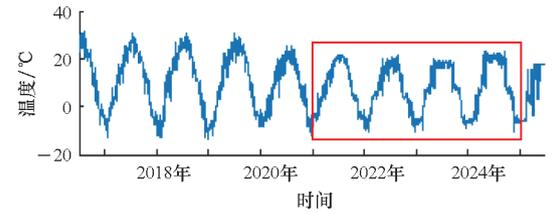
(e) 直接读取的温度变化——漠河

(e) Temperature changes directly read—Mohe



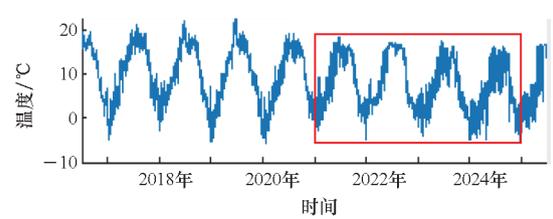
(f) 神经网络预测的温度变化情况——江津

(f) Temperature prediction through neural network—Jiangjin



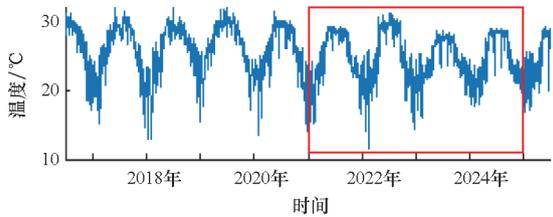
(g) 神经网络预测的温度变化情况——敦煌

(g) Temperature prediction through neural network—Dunhuang



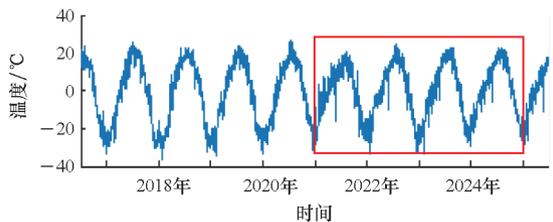
(h) 神经网络预测的温度变化情况——拉萨

(h) Temperature prediction through neural network—Lasa



(i) 神经网络预测的温度变化情况——万宁

(i) Temperature prediction through neural network—Wanning



(j) 神经网络预测的温度变化情况——漠河

(j) Temperature prediction through neural network—Mohe

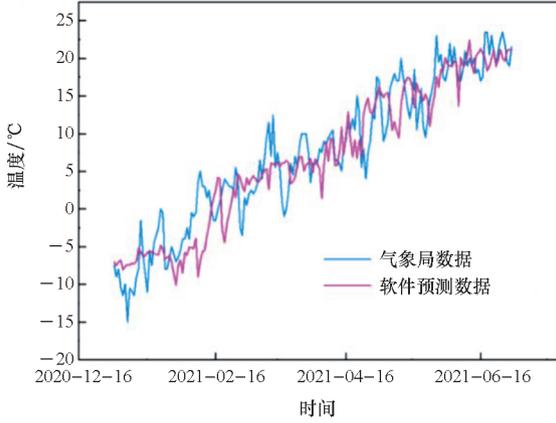
图 4 不同贮存地点外部温度预测情况

Fig. 4 Prediction of external temperature at different storage sites

有地点的预测数据变化规律以及上下幅值均与已有数据保持一致,证明了神经网络对包装箱外部

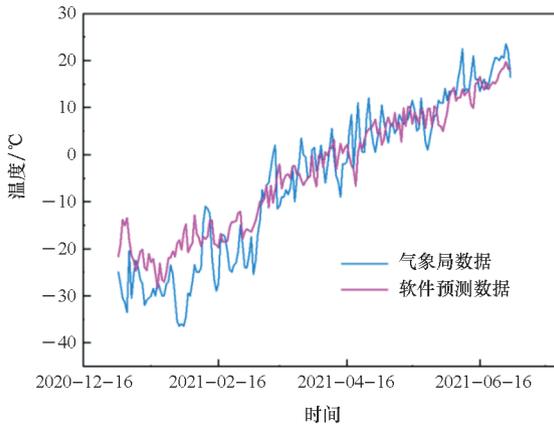
环境预测的准确性。

为了进一步验证神经网络预测准确性,本文收集了各个试验点 2021 年 1 月到 6 月的温度数据。图 5 展示了敦煌和漠河两个站点神经网络预测数据与天气网站下载数据曲线,两者温度变化趋势保持一致,再次证明了神经网络的准确性。



(a) 敦煌 2021 年上半年温度变化情况

(a) Temperature changes in the half of 2021 in Dunhuang



(b) 漠河 2021 年上半年温度变化情况

(b) Temperature changes in the half of 2021 in Mohe

图 5 神经网络预测数据与气象局数据对比

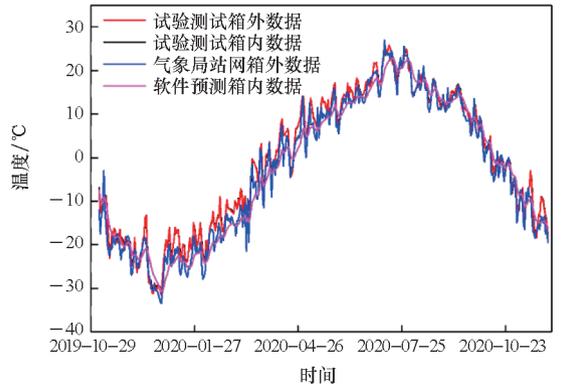
Fig. 5 Comparison between neural network prediction data and Meteorological Bureau data

3.2 包装箱内部温度预测功能

包装箱内部温度的预测是在包装箱外部环境变化的基础上,通过热传导计算的温度。软件开发的同时,我们在敦煌、漠河等地点同时投放了相应的包装箱,用以验证软件准确性、校正软件精度以及为软件后续改进提供数据支撑。

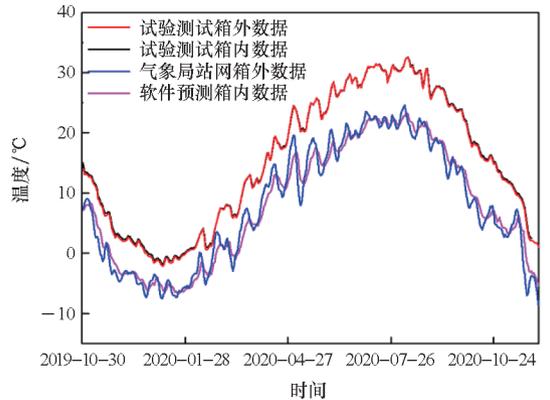
图 6 为箱外试验测试与气象局数据对比及箱内试验测试与软件预测数据对比图。值得注意的是,由于目前的试验数据量不足以支撑软件神经网络计算的需求,因此软件目前的数据输入来源于气象局网站上面的输入。由于气象局网站数据

为当地的日平均温度数据,因此与实测的站点数据有一定差异。图 6 对比了敦煌和漠河两个站点 2019 年 11 月至 2020 年 11 月整整 13 个月的温度数据,其中图 6(a) 为漠河站点这 13 个月包装箱内外的温度变化情况,图 6(b) 为敦煌站点相应的温度变化情况。从图中可以看出,漠河站点实测的外部温度数据同气象局温度数据保持一致,但是敦煌站点气象局的数据比站点实测数据整体低了 5 °C 左右,这可能是由于测试站点位置与气象局观测位置不同带来的差异。图中黑色曲线、紫色曲线分别为这 13 个月站点实测的包装箱内部温度变化和软件预测的包装箱内部温度变化情况,从图中可以看出,当外界环境温度与实测环境温度一致时,通过软件预测的包装箱内部温度变化情况与实测数据保持一致;当外界环境温度比实测温度低,软件预测内部温度整体也比实测



(a) 漠河站点包装箱外部环境及内部温度变化对比

(a) Comparison of outside environment and inside temperature changes at Mohe



(b) 敦煌站点包装箱外部环境及内部温度变化对比

(b) Comparison of outside environment and inside temperature changes at Dunhuang

图 6 包装箱外部环境及内部温度对比

Fig. 6 Comparison of ambient temperature outside and inside the packing case

低,但是整体的变化情况,包括温度的起降只有细微的差别,这证明了软件的理论机制准确性。值得一提的是,此软件的输入是开源的,只要有足够的的数据,可随时替换神经网络输入信息,因此此软件可用于任何地方的贮存包装箱内部环境温度预测。与此同时,我们的试验也还在进行中,争取采集更多的包装箱实际环境数据,随后替换从网上下载的数据,用以提高软件在需求站点的适用性。

4 贮存微环境影响因素分析

软件的目的不仅仅是对包装箱内部温度的预测,更重要的是根据预测结果,改进贮存方案,为弹药提供最优的贮存环境。本文基于软件预测功能,简要从贮存地点以及时间选择进行分析。

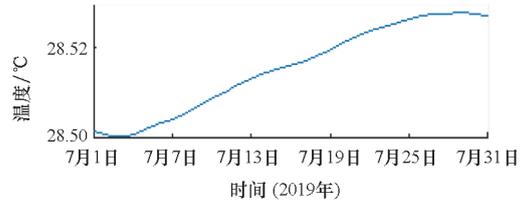
4.1 包装箱形状及材料对包装箱内部温度的影响

包装箱的形状尺寸是由贮存弹药决定的,因此其改动性不大。对比图 7(a) 和图 7(c) 所示,改变包装箱的形状,对包装箱内部的变化影响并不大。包装箱的材料应根据需求,在权衡各方面性能的条件下,做出最优选择。本软件暂时给出常用的三种材料:铝合金、聚乙烯、不饱和树脂。图 7(a)、(b)、(d) 为相同外界条件、相同形状大小、相同密封材料下,不同包装箱材料对包装箱内部温度的影响,其结果与实际理论保持一致,即:材料导热系数越大,导热性越好,则包装箱内部温度受环境温度影响越大;相反,包装箱材料导热系数越小,则导热性越差,包装箱内部温度受外部环



(c) 包装箱 c: 圆柱体(1 800 mm × 500 mm × 5 mm)/铝合金

(c) Packing c: cylinder(1 800 mm × 500 mm × 5 mm)/aluminum alloy



(d) 包装箱 d: 长方体(1 800 mm × 350 mm × 350 mm × 5 mm)/不饱和树脂

(d) Packing d: cuboid(1 800 mm × 350 mm × 350 mm × 5 mm)/unsaturated resin

图 7 改变包装箱材料、形状对包装箱内部温度的影响
Fig. 7 Influence of changing the material and shape of a packing case on the temperature inside the packing case

境温度影响越小。

4.2 贮存起始时间对包装箱内部温度的影响

贮存起始时间决定了包装箱内部的初始温度。图 8 展示了漠河站点投放的铝合金和聚乙烯两种材料的包装箱,分别在冬天和夏天投入使用一年的温度变化情况,其中冬天投入使用起始时间为 2019 年 1 月 1 日,夏天投入使用起始时间为 2019 年 7 月 1 日。聚乙烯导热系数很低,所以环境温度的变化对它影响并不大,不管其起始时间是夏天还是冬天,其温差幅值都在 4 °C 范围内。所以,投放初始时间对包装箱内部的影响很大,甚至直接影响其贮存时间内的平均温度,因此对于隔热性好的材料,选择初始时间非常重要。反观铝合金材料,不管在什么时候投入,其箱内温度变化情况均与环境温度变化保持一致。因此对于导热性好的材料,相比于贮存起始时间,环境温度变化对其影响更大。

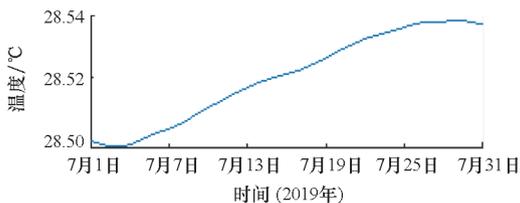
4.3 贮存地点对包装箱内部温度的影响

贮存地点决定了包装箱外部环境变化情况,如漠河全年温差可高达 40 °C,而万宁几乎全年都保持在 20 ~ 30 °C。图 9 为不同材料包装箱贮存地点对内部温度的影响,从图中得出,对于导热系数高的材料,选择贮存地点时可将该地点的环境温度变化情况作为重要的影响因素,而对于导热



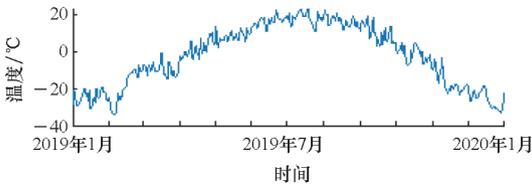
(a) 包装箱 a: 长方体(1 800 mm × 350 mm × 350 mm × 5 mm)/铝合金

(a) Packing a: cuboid(1 800 mm × 350 mm × 350 mm × 5 mm)/aluminum alloy

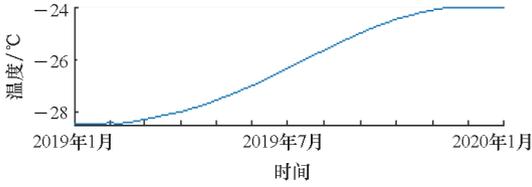


(b) 包装箱 b: 长方体(1 800 mm × 350 mm × 350 mm × 5 mm)/聚乙烯

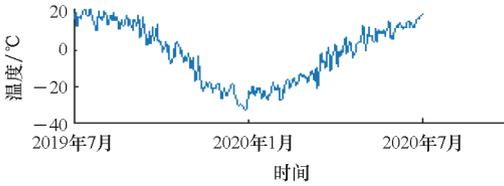
(b) Packing b: cuboid(1 800 mm × 350 mm × 350 mm × 5 mm)/polyethylene



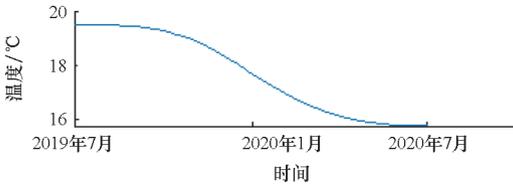
(a) 包装箱 a 和 c 外部:起始时间为冬天
 (a) Outside packing a and c: starts in winter



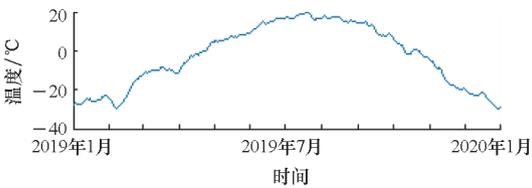
(b) 包装箱 a 内部:聚乙烯,起始时间为冬天
 (b) Inside packing a: polyethylene, starts in winter



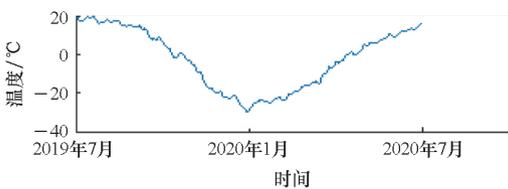
(c) 包装箱 b 和 d 外部:起始时间为夏天
 (c) Outside packing b and d: starts in summer



(d) 包装箱 b 内部:聚乙烯,起始时间为夏天
 (d) Inside packing b: polyethylene, starts in summer

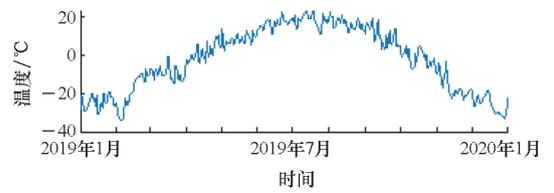


(e) 包装箱 c 内部:铝合金,起始时间为冬天
 (e) Inside packing c: aluminum alloy, starts in winter

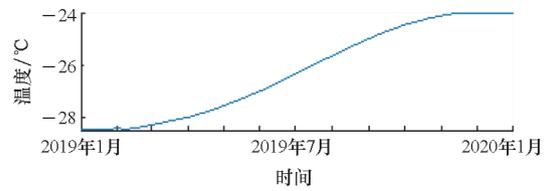


(f) 包装箱 d 内部:铝合金,起始时间为夏天
 (f) Inside packing d: aluminum alloy, starts in summer

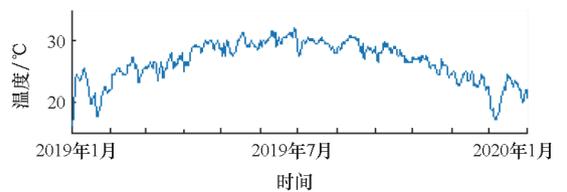
图 8 不同材料包装箱贮存起始时间对内部温度的影响
 Fig. 8 Influence of storage start time on internal temperature of packaging box with different materials



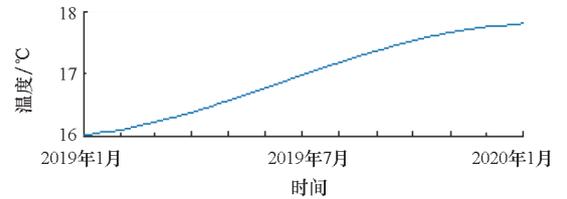
(a) 包装箱 a 和 c 外部:地点为漠河
 (a) Outside packing a and c: location is Mohe



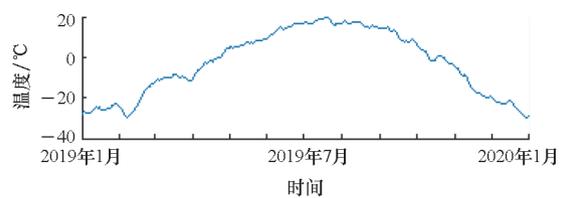
(b) 包装箱 a 内部:聚乙烯,地点为漠河
 (b) Inside packing a: polyethylene, location is Mohe



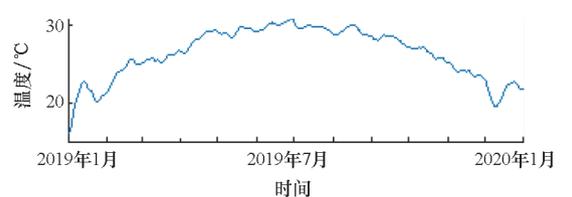
(c) 包装箱 b 和 d 外部:地点为万宁
 (c) Outside packing b and d: location is Wanning



(d) 包装箱 b 内部:聚乙烯,地点为万宁
 (d) Inside packing b: polyethylene, location is Wanning



(e) 包装箱 c 内部:铝合金,贮存地点为漠河
 (e) Inside packing c: aluminum alloy, location is Mohe



(f) 包装箱 d 内部:铝合金,地点为万宁
 (f) Inside packing d: aluminum alloy, location is Wanning

图 9 不同材料包装箱贮存地点对内部温度的影响
 Fig. 9 Influence of storage location of packaging box with different materials on internal temperature

系数低的材料,贮存环境对其影响同样是通过影响其初始温度进一步影响其内部温度变化的。因此,对于导热系数低的材料,可在存放前通过控制初始温度从而实现对内部环境温度的控制。

5 结论

本文基于 MATLAB App Designer 开发了一款贮存微环境预测程序软件。该软件以神经网络以及传热理论为基础,实现了江津、万宁、漠河、拉萨、敦煌五个站点的外部环境温度预测以及在对站点贮存包装箱内部温度变化预测。并通过将软件预测数据同敦煌和漠河试验数据对比,证明了软件预测温度变化情况与实测数据的高度一致性。进一步根据预测结果,提出可根据不同包装箱材料,进一步调控贮存地点以及控制贮存起始温度,从而实现对箱内温度的控制。

参考文献 (References)

- [1] ALLGAIER N, PAUNILA S. Ammunition stockpile management: a global challenge requiring global responses[J]. *Journal of Conventional Weapons Destruction*, 2019, 23(2): 37-41.
- [2] ZEČEVIĆ B, ZEČEVIĆ N, TERZIC J, et al. Researching influence of climatic environmental parameters on performance of large caliber ammunition during storage[C]//*Proceedings of 1st International Conference on Environmental Science and Technology*, 2015.
- [3] 程卫民, 谢瑶, 于海明, 等. 人员作业微环境仿真试验设计及模拟优化[J]. *安全与环境学报*, 2018, 18(4): 1375-1380.
CHENG W M, XIE Y, YU H M, et al. Optimal design and simulation of the micro-environment experiment with the personnel working post arrangement[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2018, 18(4): 1375-1380. (in Chinese)
- [4] 潘文庚, 王晓鸣, 陈瑞, 等. 航空弹药贮存环境温度场仿真研究[J]. *系统仿真学报*, 2008, 20(12): 3258-3261.
PAN W G, WANG X M, CHEN R, et al. Temperature field value simulation of aerial ammunition stockpile environment[J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(12): 3258-3261. (in Chinese)
- [5] 李迪凡, 王艳艳, 李泽华, 等. 密封包装容器微环境温湿度模型的建立与仿真[J]. *装备环境工程*, 2019, 16(7): 91-94.
LI D F, WANG Y Y, LI Z H, et al. Establishment and simulation of microenvironment temperature and humidity model for sealed packaging container [J]. *Equipment Environmental Engineering*, 2019, 16(7): 91-94. (in Chinese)
- [6] 李昌禧, 陈晓玲, 葛强. 密封箱体内相对湿度的数学模型与仿真[J]. *华中科技大学学报(自然科学版)*, 2005, 33(11): 80-82.
LI C X, CHEN X L, GE Q. Mathematical model and computer simulation of relative humidity inside sealed boxes[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition)*, 2005, 33(11): 80-82. (in Chinese)
- [7] 余凯, 贾磊, 陈雨强, 等. 深度学习的昨天、今天和明天[J]. *计算机研究与发展*, 2013, 50(9): 1799-1804.
YU K, JIA L, CHEN Y Q, et al. Deep learning: yesterday, today, and tomorrow[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2013, 50(9): 1799-1804. (in Chinese)
- [8] HAN T Y, NEBELUNG S, PEDERSOLI F, et al. Advancing diagnostic performance and clinical usability of neural networks via adversarial training and dual batch normalization[J]. *Nature Communications*, 2021, 12: 4315.
- [9] GRAPOTTE M, SARASWAT M, BESSIÈRE C, et al. Discovery of widespread transcription initiation at microsatellites predictable by sequence-based deep neural network[J]. *Nature Communications*, 2021, 12(1): 3297.
- [10] SHEN J X, LIU F, TU Y H, et al. Finding gene network topologies for given biological function with recurrent neural network[J]. *Nature Communications*, 2021, 12: 3125.
- [11] ZHANG D H, XU Z, HUANG Z Y, et al. Neural network based 3D tracking with a graphene transparent focal stack imaging system [J]. *Nature Communications*, 2021, 12: 2413.
- [12] 王春哲, 安军社, 姜秀杰, 等. 融合神经网络与超像素的候选区域优化算法[J]. *国防科技大学学报*, 2021, 43(4): 145-155.
WANG C Z, AN J S, JIANG X J, et al. Region proposals optimization algorithm combining neural networks and superpixels [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2021, 43(4): 145-155. (in Chinese)
- [13] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
WANG X C, SHI F, YU L, et al. Analysis of 43 cases of MATLAB neural network[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics & Astronautics Press, 2013. (in Chinese)
- [14] 张靖周, 常海萍. 传热学[M]. 2版. 北京: 科学出版社, 2015.
ZHANG J Z, CHANG H P. Heat transmission science[M]. 2nd ed. Beijing: Science Press, 2015. (in Chinese)

(编辑:熊立桃,罗茹馨)