

# 基于反馈人工神经网络算法的冷链包装方案定制的应用终端研究

曾台英, 周三琪, 杨佳文, 张晨光  
(上海理工大学, 上海 200093)

**摘要:** **目的** 实现基于反馈人工神经网络算法的冷链物流包装方案定制的应用终端研究与开发。**方法** 通过实验, 建立各种影响因素下的冷藏物流要求的保温箱保温性能数据集; 总结经典反馈神经网络算法的固有局限性, 在此基础上提出一种更稳健、更高效的算法——SAHId-Elman, 基于该算法设计冷链物流包装方案定制的人机交互界面。**结果** 所提出的 SAHId-Elman 模型在判定系数  $R^2$ 、均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 和平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 等评价指标上均优于其他 3 种模型, 分别达到 0.999 88、0.006 38、0.056 31; 所设计的人机交互界面的应用终端, 无需专业技术背景即可操作, 单次运行时间仅为 26 s, 预估保温时间约 12.86 h, 与物理实验中的约 12.92 h 相比, 误差仅为 0.06 h, 预估准确率达 99.53%。**结论** 基于优化的 SAHId-Elman 算法设计的应用终端能够准确预估保温时间, 表明它在冷链物流包装方案制定应用中具有可行性和可靠性。

**关键词:** 冷链物流; 保温箱; 反馈人工神经网络; 保温性能; 应用终端

中图分类号: TB485.3; TP183 文献标志码: A 文章编号: 1001-3563(2025)07-0150-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2025.07.018

## Application Terminal with Feedback Neural Network Algorithm for Cold Chain Packaging Solution Customization

ZENG Taiying, ZHOU Sanqi, YANG Jiawen, ZHANG Chenguang

(University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**ABSTRACT:** The work aims to achieve research and development of an application terminal for customized cold chain logistics packaging solutions based on the feedback artificial neural network algorithm. Through experiments, a dataset of insulation performance of refrigerated logistics requirements under various influencing factors was established. The inherent limitations of classic feedback neural network algorithms were summarized. On this basis, a more robust and efficient algorithm - SAHId-Elman was proposed. Based on this algorithm, a human-computer interaction interface for customized cold chain logistics packaging solutions was designed. The proposed SAHId-Elman model outperformed the other three models in terms of evaluation indicators such as coefficient of determination  $R^2$ , mean square error MSE, and mean absolute error MAE, reaching 0.999 88, 0.006 38, and 0.056 31 respectively; The application terminal of the designed human-computer interaction interface could be operated without a professional technical background, with a single run time of only 26 seconds, and the predicted insulation time was 12.86 hours, with an error of only 0.06 hours compared with the 12.92 hours in the physical experiment, and the prediction accuracy rate was 99.53%. In conclusion, the application terminal designed based on the optimized SAHId-Elman algorithm can accurately predict insulation time,

收稿日期: 2024-10-31

基金项目: 国家新闻出版署智能与绿色柔版印刷重点实验室招标课题 (ZBKT202405); 高水平大学学科建设医工交叉创新项目 (10-22-309-501)

indicating its feasibility and reliability in the application of cold chain logistics packaging solution formulation.

**KEY WORDS:** cold chain logistics; insulation box; feedback neural network; insulation performance; application terminal

随着生鲜和医药领域的发展, 为保证产品品质, 对冷链物流提出更为严格的要求。与纯保温箱和机械压缩式制冷保温箱相比, 无冷源蓄冷式保温箱因具备无源环保、方便小巧以及能够实现精准温控等显著特性, 在短途和小批量冷链物流配送领域获得极为广泛的应用<sup>[1-2]</sup>。鉴于此, 本文将无冷源蓄冷式保温箱(以下简称保温箱)作为研究对象。

保温箱的保温性能是影响冷链运输质量的关键因素。考虑到实验研究具有复杂性和高成本的特点, 数值模拟研究需要丰富的经验与技能, 对保温性能的评估将会投入一定成本。在迅猛发展的人工智能技术中, 神经网络算法具有非线性、自我学习、并行处理等特点, 可作为评估冷链物流包装性能的可行性方法。合适的算法模型能够预测冷链保温箱的保温性能, 对提高冷链物流配送质量、优化路径规划、提升物流效率以及控制成本具有重大意义<sup>[3]</sup>。

目前, 在国内外的研究中, 神经网络技术在冷链物流领域已有诸多应用。Shan 等<sup>[4]</sup>首先将神经网络应用于冷链物流领域, 精准监测冷藏运输车辆内的温度, 确保产品冷链运输安全。Badia-Melis 等<sup>[5]</sup>将冷藏室的环境温度纳入影响因素并作为神经网络的输入数据, 预估口粮托盘中的产品温度, 绝对误差得到 95.3% 的改进。Lorenco 等<sup>[6]</sup>以保温箱运行周期的数据为样本, 应用神经网络分析温度曲线, 成功对超过 82% 的冷链中断进行早期预测和控制。潘珠<sup>[7]</sup>和李敏杰等<sup>[8]</sup>分别利用 BP 和 RBF 神经网络有效预测海南省农产品与水产品的冷链物流需求, 为冷链物流运力调配和决策制定提供可靠建议。Zheng<sup>[9]</sup>建立 BP 神经网络模型, 评估农产品冷链物流的性能, 确保全环节的产品质量和安全。杨佳文等<sup>[10]</sup>提出 Random-Walk-RBFNN 神经网络算法, 用于保温箱蓄冷剂的选择分析。尽管国内外对冷链物流领域的神经网络应用研究已相对全面, 涉及运输路径优化、库存管理、温度监控等多个方向, 但对冷链保温箱的保温性能还缺乏全局深入研究。

本文提出一种优化的反馈神经网络模型, 用于评估不同影响因素作用下保温箱的保温性能, 并基于该算法模型设计一个冷链物流包装定制方案的应用终端。该终端旨在为无专业技术背景的广大用户定制冷链物流包装方案, 准确评估保温箱的保温性能。

## 1 数据样本的建立

冷链保温箱组成结构如图 1 所示, 其保温性能的影响因素包括保温材料的壁厚、导热系数、比热容、密度、

蓄冷剂的预冷温度和预冷时长、摆放位置、相变潜热、相变温度以及环境温度。本文按照 ASTM D3103-20<sup>[11]</sup>和文献[12]的实验仪器与步骤进行保温箱保温性能的物理测试实验, 每组参数实验 3 次, 取平均值。

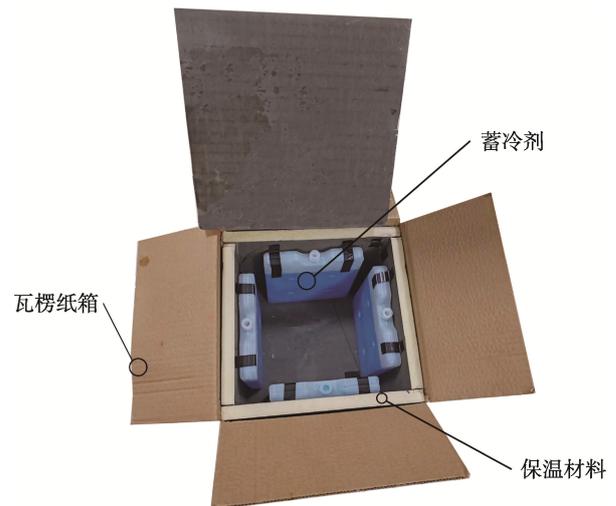


图 1 保温箱组成结构

Fig.1 Composition of thermal insulation box

实验材料: 尺寸为 300 mm×300 mm×300 mm、厚度为 3 mm 的瓦楞纸箱; 不同导热系数、密度、比热容和厚度的各类保温材料; 多种相变潜热及相变温度的蓄冷剂各 4 个, 尺寸均为 175 mm×25 mm×230 mm; 耐高温绝热的铝箔胶带。实验中 8 个温度传感器的位置如图 2 所示。

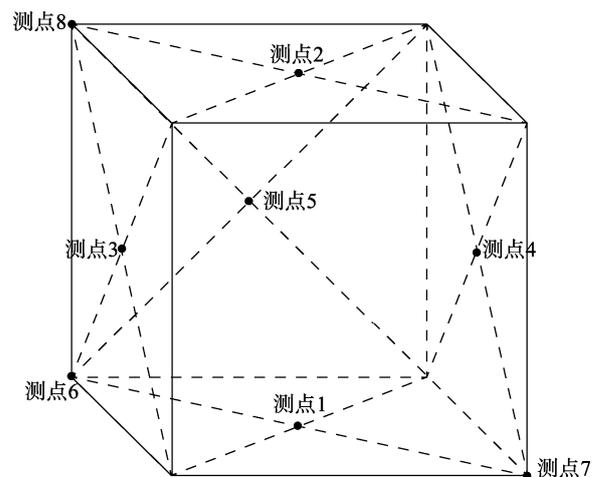


图 2 8 个温度传感器的位置

Fig.2 Location of 8 temperature sensors

8 个测点的温度曲线如图 3 所示。其中, 保温材料的导热系数为 0.025 W/(m·K), 比热容为 1 500 J/(kg·K), 密度为 34 kg/m<sup>3</sup>, 壁厚为 25 mm, 预冷温度为 0 °C, 预

冷时间为 24 h；蓄冷剂相变潜热为 320 kJ/kg，相变温度为 2 °C，侧摆布置；环境温度为 30°。在图 3 中的“a”阶段，蓄冷剂与外部环境进行热交换，从而快速升温；“b”阶段为蓄冷剂从固体到液体的相变转变阶段，保温箱内温度变化不大，可见最大保冷时间由“b”阶段主导<sup>[12]</sup>。考虑到非特殊品类生鲜果蔬的冷藏温度上限为 8 °C，确定保温箱的最大保冷时长为 1.92 h。最低温度点选择测点 3~5 的平均温度，原因是这 3 个测点与最低温度点近似，且在整个测试过程中比较稳定。

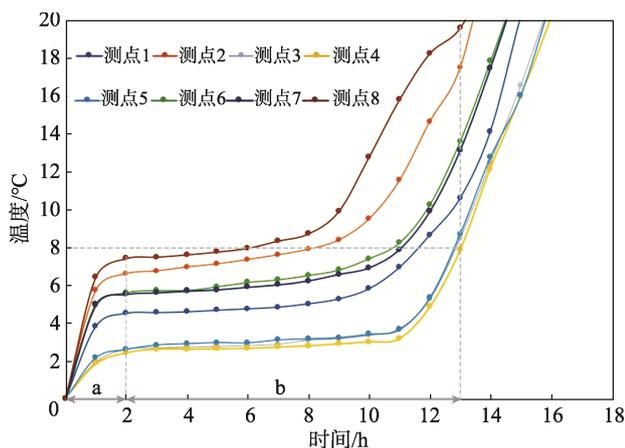


图 3 8 个测点的温度曲线

Fig.3 Temperature curves at 8 measuring points

神经网络算法的输入数据集基于上文的物理测试实验和江海林<sup>[13]</sup>的仿真实验研究，具体参数设定如表 1 所示，其中蓄冷剂摆放位置为侧摆、顶角、对角、间隔。输出数据集为对应测得的最大保冷时间，共得到 104 976 组数据，作为满足冷藏冷链物流运输要求的数据集。

表 1 实验参数及其数值

Tab.1 Experimental parameters and their values

实验参数	数值
保温材料壁厚/mm	10、20、32
保温材料导热系数/(W·m <sup>-1</sup> ·K <sup>-1</sup> )	0.01、0.025、0.05
保温材料比热容/(J·kg <sup>-1</sup> ·K <sup>-1</sup> )	500、1 500、2 500
保温材料密度/(kg·m <sup>-3</sup> )	34、136、272
保温材料预冷温度/°C	0、4、8
保温材料预冷时间/h	6、12、18、24
蓄冷剂相变潜热/(kJ·kg <sup>-1</sup> )	40、200、320
蓄冷剂相变温度/°C	0、4、8
环境温度/°C	10、30、50

## 2 反馈神经网络优化模型和预测性能分析

### 2.1 经典反馈神经网络算法分析

反馈神经网络 (Feedback Neural Network,

FBN) 中的神经元不但接收来自其他神经元的输出，还接收自身前一时刻的输出作为反馈信号<sup>[14]</sup>。FBN 具有记忆功能，在不同时刻呈现不同状态，可有效消除噪声干扰，能够出色处理动态系统，应对非线性关系。当前性能较优的多层反馈人工神经网络中，经典模型包括 Elman<sup>[15]</sup>、循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN)<sup>[16]</sup>、盒中脑状态 (Brain State in a Box, BSB)<sup>[17]</sup>等，它们均在单层反馈人工神经网络的基础上增加隐藏层和承接层，能够更好地完成模型识别、优化问题及非线性回归问题。

针对 Elman、RNN 和 BSB 反馈人工神经网络展开研究，发现存在如下问题：

- 1) 训练和调整均基于误差梯度的近似值，容易陷入局部极小值的状况；
- 2) 可能出现梯度消失、梯度爆发等问题，导致具有长期依赖关系的序列数据处理难度较大；
- 3) 模型复杂时，训练和调整网络参数较为困难，需要较长的时间与较多的计算资源；
- 4) 参数调整较为重要且难以操作，需要用到很多经验与技巧，若参数设定不佳，可能导致预测结果出现振荡和不稳定的情况。

针对以上问题，在经典反馈人工神经网络中引入其他算法以优化其性能，使得预测更加精确。本文以 Elman 反馈人工神经网络为例进行优化。

### 2.2 优化的 SAHId-Elman 算法

模拟退火 (Simulated Annealing, SA) 算法由 Metropolis 等提出，是一种随机全局优化算法<sup>[18]</sup>。该算法设定初始温度后，通过外循环降低温度系数来寻找全局最优解，内循环在固定温度下通过可控概率跳出局部极小值点<sup>[19]</sup>，具有全局搜索能力强、参数易调整、操作简单便捷等优势。基于此，将 SA 算法用于 Elman 反馈人工神经网络隐藏层节点的动态调整，使网络跳出局部最小值点，提升预测性能。新提出的神经网络命名为 SAHId-Elman 人工神经网络，其框架结构如图 4 所示。

SAHId-Elman 人工神经网络的步骤原理如下。

- 1) 将实验所得 Excel 数据表格作为读取的样本数据。
- 2) 将样本数据随机分配为训练样本和测试样本，比例为 4 : 1。
- 3) 将训练样本、测试样本归一化到 [-1, 1]。
- 4) 设定初始温度为  $t_0 = 1$ ，初始隐藏层节点数  $h_0 = 4$ ，目标函数通过此隐藏层节点数，利用 newlm 函数求得预测值与真实值的均方误差 MSE，迭代次数  $D = 1\ 000$ ，终止条件  $t_{\text{end}} = 1 \times 10^{-8}$ ，衰减系数  $\alpha = 0.95$ 。

5) 利用 newlm 函数优化 Elman 反馈人工神经网络算法模型，采用 traingdx 梯度下降动量优化算法

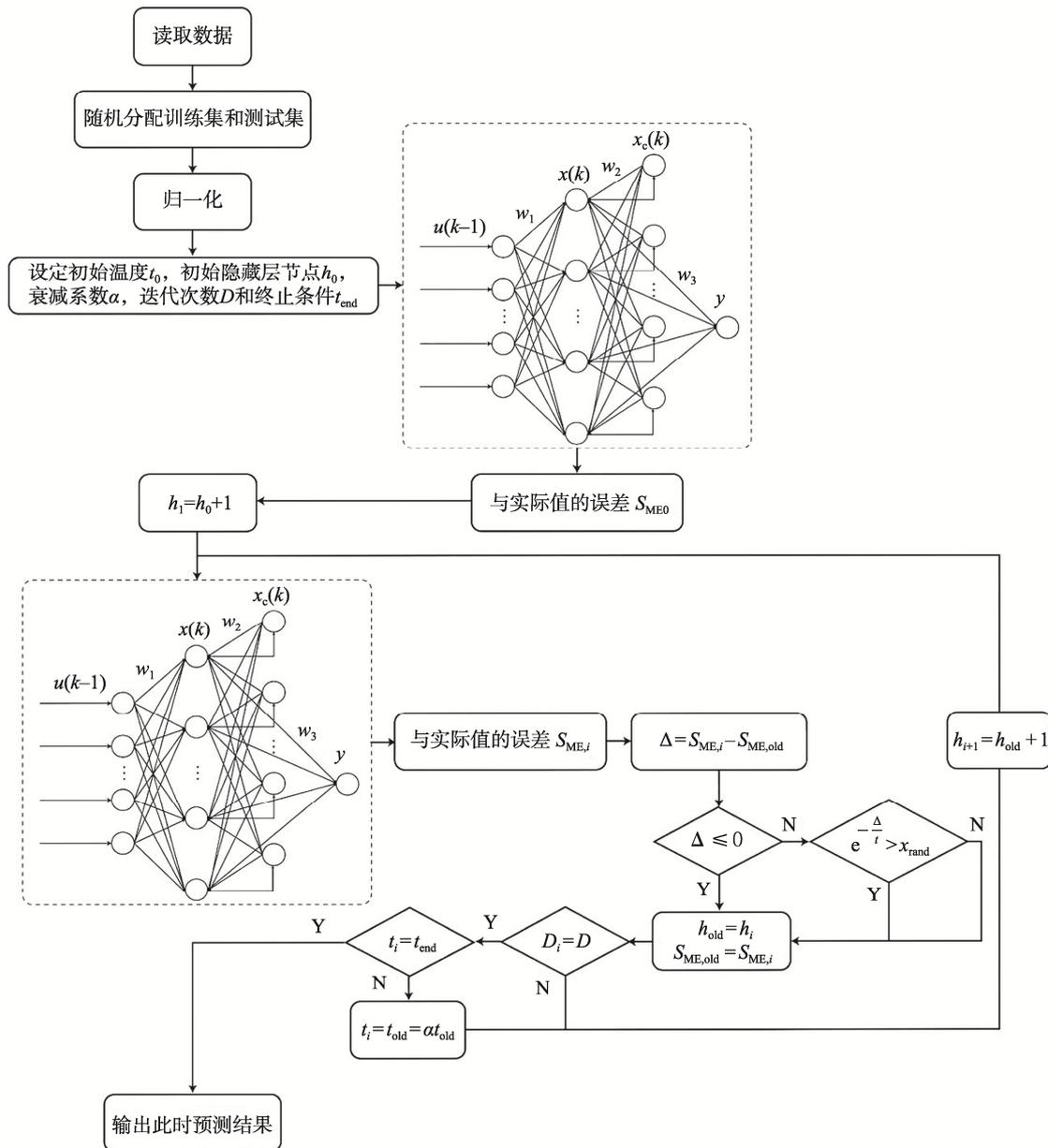


图 4 SAHId-Elman 框架结构  
Fig.4 Structural framework of SAHId-Elman

进行训练, 设定各层各节点权重。具体依据式 (1) 计算输入层到隐藏层各节点的输出结果, 通过式 (2) 计算承接层与隐藏层的关系, 按照式 (3) 计算隐藏层到输出层的预测结果。

$$x(k) = \text{tansig}(w_1 u(k-1) + w_2 x_c(k)) = \frac{2}{1 + e^{-2[w_1 u(k-1) + w_2 x_c(k)]}} - 1 \quad (1)$$

式中:  $x(k)$  为隐藏层此时的输出结果;  $u(k-1)$  为输入样本值;  $x_c(k)$  为此时承接层的结果;  $w_1$  为输入层到隐藏层的权重值;  $w_2$  为承接层到隐藏层的权重值。

$$x_c(k) = x(k-1) \quad (2)$$

$$y = \text{purelin}(w_3 x(k)) = w_3 x(k) \quad (3)$$

式中:  $y$  为输出层预测结果;  $w_3$  为隐藏层到输出

层的权重值。

6) 得到初始隐藏层节点数后, 利用 newelm 函数求得预测值与真实值的初始均方误差  $S_{ME0}$ 。

7) 第 1 次迭代的隐藏层节点数  $h_1 = h_0 + 1 = 5$ 。

8) 开始迭代计算。

9) 以同样方式利用 newelm 函数构建 Elman 反馈神经网络, 隐藏层节点数设为  $h_i (i=1, 2, 3, \dots, n)$ 。

10) 得到隐藏层节点数  $h_i$  后, 利用 newelm 函数求得预测值与真实值的均方误差  $S_{ME,i}$ 。

11) 计算新隐藏层节点数和上一次迭代接收的隐藏层节点数, 利用 newelm 函数求得预测值与真实值的均方误差, 分别记为  $S_{ME,i}$  和  $S_{ME,old}$ , 两者差值  $\Delta = S_{ME,i} - S_{ME,old}$ 。

12) 通过  $\Delta$  的大小决定是否接受新隐藏层的节点

数。如果  $\Delta \leq 0$ ，则接受新隐藏层节点数  $h_i$ ，并用它代替旧新隐藏层节点数，即  $h_{old}=h_i$ ，同时  $S_{ME,old} = S_{ME,i}$ ；如果  $\Delta > 0$ ，则生成一个  $[0, 1)$  的随机数  $x_{rand}$ ，并计算  $e^{-\frac{\Delta}{t}}$ 。

如果  $e^{-\frac{\Delta}{t}} > x_{rand}$ ，则接受新隐藏层节点数  $h_i$ ，并用它代替旧隐藏层节点数，即  $h_{old}=h_i$ ，同时  $S_{ME,old} = S_{ME,i}$ ；如果  $e^{-\frac{\Delta}{t}} \leq x_{rand}$ ，则不接受新隐藏层节点数  $h_i$ ， $h_{old}$  保持不变。

13) 判断迭代次数是否到达  $D$ 。如果迭代次数到达  $D$ ，则前往步骤 14)；如果迭代次数未到达  $D$ ，则前往步骤 15)。

14) 判断温度是否到达终止条件  $t_{end}$ 。如果温度到达终止条件  $t_{end}$ ，则输出此时利用 newelm 函数求得的预测值；如果温度没有到达终止条件  $t_{end}$ ，则  $t_i=t_{old}=\alpha t_{old}$ ，即原来的温度下降 95% 并作为新的  $t_{old}$ ，然后前往步骤 15)。

15) 计算得到新的隐藏层节点数  $h_{i+1}=h_{old}+1$ ，前往步骤 8)，重新开始计算。

### 2.3 评价标准

神经网络常用评价指标包括判定系数 ( $R^2$ )、相关系数 ( $R$ )、均方误差 (MSE) 和平均绝对误差 (MAE)。其中， $R^2$  衡量神经网络拟合度<sup>[20]</sup>，计算见式 (4)； $R$  评估预测值与真实值的线性关系强度<sup>[21]</sup>，计算见式 (5)；MSE 评估预测值与真实值的偏离程度<sup>[22]</sup>，计算见式 (6)；MAE 测量同一现象成对观测值间的误差<sup>[23]</sup>，计算见式 (7)。

$$R^2 = \frac{\left( N \sum_{i=1}^N f(x_i)y_i - \sum_{i=1}^N y_i \sum_{i=1}^N f(x_i) \right)^2}{\left( N \sum_{i=1}^N f^2(x_i) - \left[ \sum_{i=1}^N f(x_i) \right]^2 \right) \times \left( N \sum_{i=1}^N y_i^2 - \left( \sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right)} \quad (4)$$

式中： $N$  为实验组数； $y_i$  为神经网络预测值； $f(x_i)$  为实验所得真实值。

$$R = \frac{N \sum_{i=1}^N f(x_i)y_i - \sum_{i=1}^N y_i \sum_{i=1}^N f(x_i)}{\sqrt{\left( N \sum_{i=1}^N f^2(x_i) - \left[ \sum_{i=1}^N f(x_i) \right]^2 \right) \times \left( N \sum_{i=1}^N y_i^2 - \left( \sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right)}} \quad (5)$$

$$S_{ME} = \frac{\sum_{i=1}^N [f(x_i) - y_i]^2}{N} \quad (6)$$

$$A_{ME} = \frac{\sum_{i=1}^N |f(x_i) - y_i|}{N} \quad (7)$$

### 2.4 预测分析

将 104 976 组数据分别输入 Elman、RNN、BSB

和 SAHId-Elman 人工神经网络，以 4:1 的比例随机分成训练样本和测试样本。针对输出的数据，对 4 个算法模型计算评价指标。

4 种神经网络的预测性能比较和预测表现见表 2 及图 5~8，可见它们的预测值与实验所得真实值极为接近，基本呈拟合状态。对于  $R^2$ ，SAHId-Elman 人工神经网络模型回归直线拟合实验真实值的程度最佳，高达 0.999 98，相较于 Elman、RNN 和 BSB 算法模型，分别提升 0.06%、0.09% 和 0.32%；对于 MSE，SAHId-Elman 人工神经网络模型预测值与真实值之间的差异最小，为 0.006 38，相较于 Elman、RNN 和 BSB 算法模型，分别提升 81.98%、88.34% 和 96.29%；对于 MAE，SAHId-Elman 人工神经网络模型预测值的误差最小，为 0.056 31，相较于 Elman、RNN 和 BSB 算法模型，分别提升 62.09%、69.31% 和 82.62%。

由表 2 及图 5~8 可知，各反馈神经网络预测值与真实值间的相关性均很强。其中，SAHId-Elman 人工神经网络的  $R$  可达 0.999 94，相较于 Elman、RNN 和 BSB 算法模型，分别提升 0.03%、0.05% 和 0.16%。

表 2 4 种神经网络的预测性能比较  
Tab.2 Comparison of prediction performance of four kinds of neural networks

神经网络	$R^2$	$R$	MSE	MAE
Elman <sup>[15]</sup>	0.999 28	0.999 65	0.035 40	0.148 52
RNN <sup>[16]</sup>	0.998 96	0.999 48	0.054 72	0.183 48
BSB <sup>[17]</sup>	0.996 71	0.998 35	0.171 89	0.324 04
SAHId-Elman	0.999 88	0.999 94	0.006 38	0.056 31

综上所述，经过优化的 SAHId-Elman 人工神经网络在  $R^2$ 、 $R$ 、MSE 和 MAE 等多个方面均得到提升，所提出的 SAHId-Elman 算法能够有效改善陷入局部最优解的情况。

## 3 面向用户的人机交互界面设计

### 3.1 人机交互界面参数设定

人机交互界面的设计需要高度重视用户体验，致力于提供直观且易用的操作方式。首先，在参数设定方面，为避免复杂化，依据影响参数进行分类，以引导的方式完成包装方案的定制设置。其次，为满足非专业人员制定方案的需求，在定制选择界面上，基于不同层面的供应商、电商价格咨询及对相关材料性能调研给出指导和参考。最后，交互设计在前期技术参数分类的基础上展开，充分体现技术与应用形成良好闭环的特点。人机交互界面参数与保温箱保温性能影响参数的对应关系如表 3 所示。

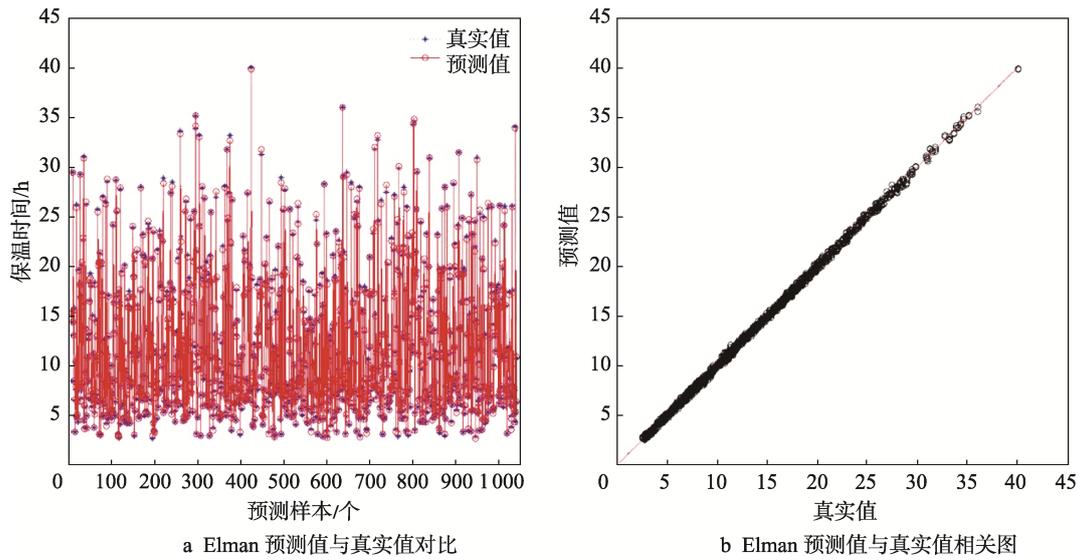


图 5 Elman 预测表现  
Fig.5 Predictive performance of Elman

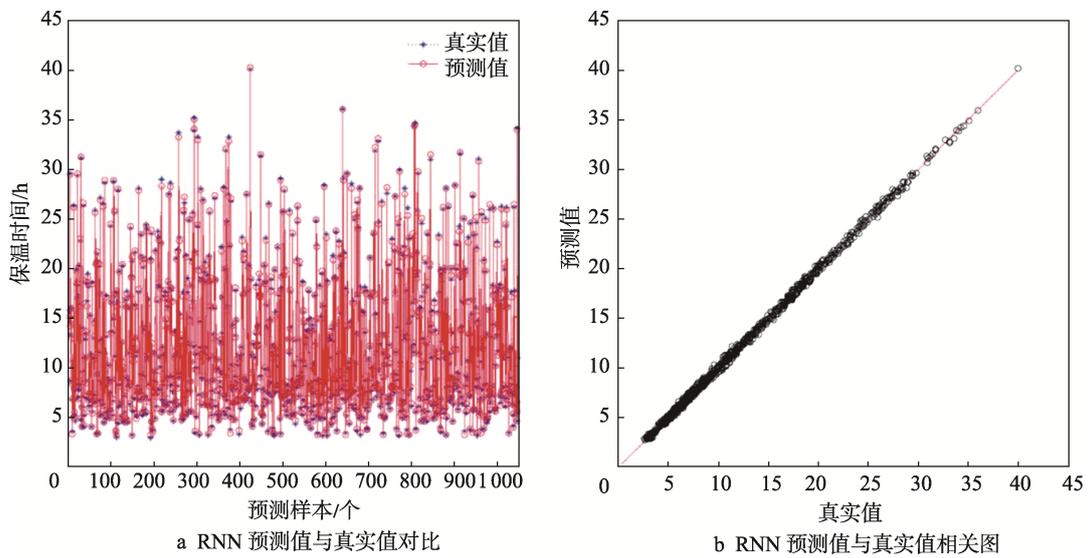


图 6 RNN 预测表现  
Fig.6 Predictive performance of RNN

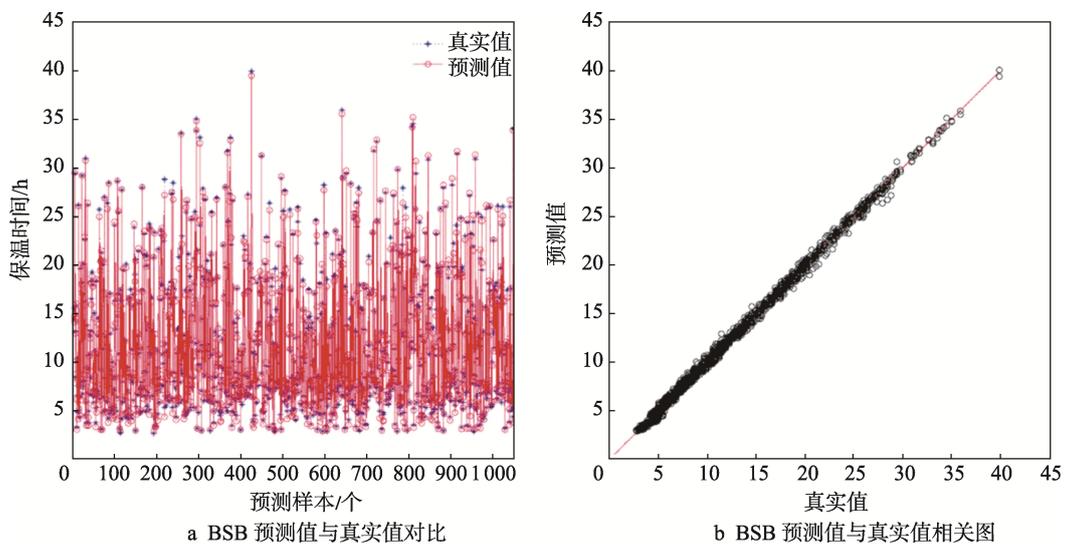


图 7 BSB 预测表现  
Fig.7 Predictive performance of BSB

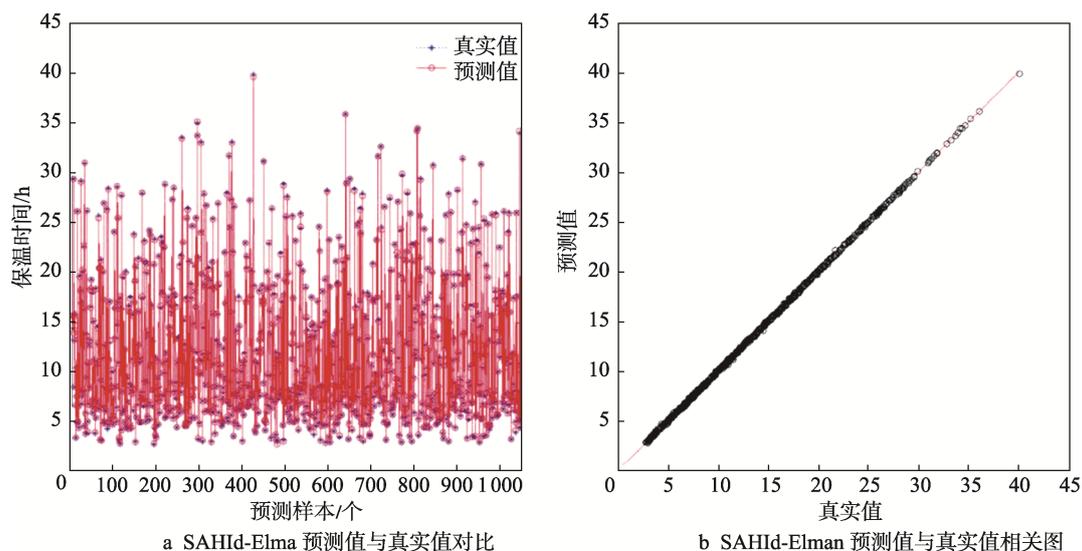


图 8 SAHId-Elman 预测表现  
Fig.8 Predictive performance of SAHId-Elman

表 3 人机交互界面参数与保温箱保温性能影响参数的对应关系

Tab.3 Relationship between application interface and influence parameters of thermal insulation box

人机交互界面参数	选择分类	保温箱影响参数
界面 1: 冷链运输物流要求	冷冻	预冷时间、预冷温度
	冷藏	
界面 2: 保温材料选择	发泡聚丙烯塑料 EPP (低价位)	导热系数、密度、比热容
	挤塑聚苯乙烯 XPS (中价位)	
	聚氨酯 PU (高价位)	
	真空隔热板 VIP (高价位)	
界面 3: 保温材料壁厚设定	壁厚	壁厚
界面 4-5: 蓄冷剂及其二级选择	有机蓄冷剂: 石蜡 (低价位)、脂肪烃类 (中价位)、聚多元醇类 (高价位)	相变潜热、相变温度
	无机蓄冷剂: 水 (低价位)、冰 (中价位)、水合共晶盐 (高价位)	
	复合蓄冷剂: 共晶混合相变蓄冷材料 (低价位)、水合物相变蓄冷材料 (低价位)、聚合物相变蓄冷材料 (中价位)、泡沫金属相变蓄冷材料 (高价位)、纳米相变蓄冷材料 (高价位)	
界面 6: 蓄冷剂的摆放方式选择	侧摆方式	摆放位置
	顶角方式	
	对角方式	
	间隔方式	
界面 7: 环境温度设定	环境温度	环境温度

### 3.2 人机交互界面案例

以提出的 SAHId-Elman 人工神经网络为核心算法, 创建冷链物流包装方案应用终端的保温性能预测人机交互界面, 如图 9 所示。图 9 中共有 8 个界面, 其中界面 1~7 为用户参数选择或输入设定, 界面 8 为预估保温时间输出界面。

### 4 应用效果

为了进一步验证冷链物流包装方案应用终端对保温箱保温时长预测的准确性, 将实验中的具体参数在图 9a~g 各交互界面中进行选择、输入, 最终得到如图 9h 所示的预估保温时间。



图 9 交互界面与验证案例设置

Fig.9 Interaction interface and verification case setup

交互界面参数设置完成后, 经过约 26 s 的等待, 得到预估保温时间约 1.86 h。将它与物理实验测得的约 1.92 h 进行对比, 发现利用 SAHId-Elman 神经网络得到的预测值与真实值仅相差 0.06 h, 预估准确率高达 99.53%, 充分表明该预测模型具有极高的精度, 所设计的冷链物流包装方案应用终端对冷链保温箱的保温性能预估具备较高的准确性与可靠性。当前运行时间约为 26 s, 可进一步优化设计, 以实现在移动端的应用。

## 5 结语

本文成功构建优化的反馈神经网络 SAHId-Elman 算法, 用以预估冷链物流包装中不同影响因素下保温箱的保温性能。与经典的反馈神经网络 Elman、RNN 和 BSB 算法模型相比, SAHId-Elman 神经网络算法在  $R^2$ 、 $R$ 、MSE 和 MAE 等评估标准方面均有显著提升, 其数值分别为 0.999 88、0.999 94、0.006 38 和 0.056。基于优化后的 SAHId-Elman 反馈神经网络算法开发的应用终端, 预估保温时长约 12.86 h, 与物理实验得到的约 12.92 h 仅相差 0.06 h, 预估准确率高达 99.53%。该设计降低了应用门槛, 极大地提高了操作简便性, 无技术背景的用户能够轻松使用该终端定制冷链物流包装方案, 推动了冷链物流行业的发展。

## 参考文献:

[1] 张莉伟, 付志强, 张蕾, 等. 环境温度和导热系数条件下保温箱壁厚分析[J]. 包装工程, 2020, 41(5): 97-102.  
ZHANG L W, FU Z Q, ZHANG L, et al. Analysis of Wall Thickness of Incubator under Ambient Temperature and Thermal Conductivity[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(5): 97-102.

[2] 江海林, 曾台英, 丁逸秋. 基于冷链物流条件下保温箱蓄冷剂的选择分析[J]. 包装工程, 2021, 42(7): 168-174.  
JIANG H L, ZENG T Y, DING Y Q. Selection and Analysis of Phase Change Material for Incubator Based on Cold Chain Logistics Conditions[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(7): 168-174.

[3] 孙惠. 基于大数据技术的智慧冷链物流发展与创新分析[J]. 中国航务周刊, 2024(13): 63-65.  
SUN H. Analysis on the Development and Innovation of Intelligent Cold Chain Logistics Based on Big Data Technology[J]. China Shipping Weekly, 2024(13): 63-65.

[4] SHAN Q, LIU Y, PROSSER G, et al. Wireless Intelligent Sensor Networks for Refrigerated Vehicle[C]// Proceedings of the IEEE 6th Circuits and Systems Symposium on, 2004.

[5] BADIA-MELIS R, BRECHT E, LOWE A, et al. Pallet Wide Temperature Estimation and Mapping for Perishable Food[C]// Proceedings of the Poster on Annual Conference ASABE, 2013.

[6] LORENC A, CZUBA M, SZARATA J. Big Data Analytics and Anomaly Prediction in the Cold Chain to Supply Chain Resilience[J]. FME Transactions, 2021, 49(2): 315.

[7] 潘珠. 基于 BP 神经网络的海南省农产品冷链物流需求预测分析[J]. 物流技术, 2020, 39(11): 69-72.  
PAN Z. Forecast and Analysis of Cold Chain Logistics Demand of Agricultural Products in Hainan Province Based on BP Neural Network[J]. Logistics Technology, 2020, 39(11): 69-72.

[8] 李敏杰, 王健. 基于 RBF 神经网络的水产品冷链物流

- 需求预测研究[J]. 中国农业资源与区划, 2020, 41(6): 100-109.
- LI M J, WANG J. Prediction of Demand for Cold-Chain Logistics of Aquatic Products Based on RBF Neural Network[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2020, 41(6): 100-109.
- [9] ZHENG L. Research on the Performance Evaluation Method for Cold Chain Logistics of Agriculture Products Based on BP Neural Network Mode[J]. The Open Cybernetics & Systemics Journal, 2015, 9(1): 2168-2172.
- [10] 杨佳文, 曾台英. 人工神经网络在不同蓄冷剂参数下保温性能评估的应用[J]. 包装工程, 2023, 44(15): 175-183.
- YANG J W, ZENG T Y. Application of Artificial Neural Network in Evaluating Thermal Insulation Performance under Different Parameters of Cool Storage Agents [J]. Packaging Engineering, 2023, 44(15): 175-183.
- [11] ASTM International. Standard Test Method for Thermal Insulation Performance of Distribution Packages: ASTM D3103-20[S]. American: ASTM International, 2020.
- [12] ZENG T Y, JIANG H L, HAO F Y. Study on the Effect of Aluminium Foil on Packaging Thermal Insulation Performance in Cold Chain Logistics[J]. Packaging Technology and Science, 2022, 35(5): 395-403.
- [13] 江海林. 生鲜冷链物流包装箱的保性能研究[D]. 上海: 上海理工大学, 2022.
- JIANG H L. Research on the Guarantee Performance of Fresh Cold Chain Logistics Packaging Box[D]. Shanghai: University of Shanghai for Science and Technology, 2022.
- [14] 迈克尔·尼尔森. 深入浅出神经网络与深度学习[M]. 朱小虎, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2020: 11-13.
- MICHAEL N. Neural Networks and Deep Learning[M]. ZHU X H, Translated. Beijing: People's Posts and Telecommunications Press, 2020: 11-13.
- [15] LIN W, WU Y Q, HUA F, et al. Modeling and Simulation of Gas Emission Based on Recursive Modified Elman Neural Network[J]. Mathematical Problems in Engineering: Theory, Methods and Applications, 2018, 2018(2): 1-10.
- [16] MASUMURA R, ASAMI T, OBA T, et al. Latent Words Recurrent Neural Network Language Models for Automatic Speech Recognition[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2019(12): 2557-2567.
- [17] MAURO D M, MAURO F, LUCA P, et al. Convergence of Discrete-Time Cellular Neural Networks with Application to Image Processing[J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2023, 33(10): 149-159.
- [18] AGGARWAL C C. Neural Networks and Deep Learning[M]. Germany: Springer, 2023.
- [19] 刘双双, 李军. 基于模拟退火法的模拟预失真研究[J]. 数据通信, 2023 (2): 42-45.
- LIU S S, LI J. Research on Analog Predistortion Based on Simulated Annealing[J]. Data Communications, 2023(2): 42-45.
- [20] HANS-PETER P. An Adjusted Coefficient of Determination ( $R^2$ ) for Generalized Linear Mixed Models in One Go[J]. Biometrical Journal, 2023, 65(7): e2200290.
- [21] KASUYA E. On the Use of R and R Squared in Correlation and Regression[J]. Ecological Research, 2019, 34(1): 235-236.
- [22] SAYOUD A, DJENDI M, GUESSOUM A. A New Speech Enhancement Adaptive Algorithm Based on Fullband-Subband MSE Switching[J]. International Journal of Speech Technology, 2019, 22(4): 993-1005.
- [23] EIDOUS O M, ANANBEH E. Approximations for Cumulative Distribution Function of Standard Normal[J]. Journal of Statistics and Management Systems, 2022, 25(3): 541-547.