doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.06.006

基于 HACCP 内控数据的水产品质量安全风险预警

葛　艳[1,2]　陈　睿[1]　邹一波[1,2]　陈　明[1,2]　王文娟[1,2]
(1. 上海海洋大学信息学院, 上海 201306; 2. 农业农村部渔业信息重点实验室, 上海 201306)

摘要: 为了加强水产品冷链加工及物流企业对内控数据的隐含质量安全风险管理,实现降本增效,以生食牡蛎 HACCP 计划为例,从风险指标体系构建入手,构建了质量安全风险预警指标体系,并结合风险预警监控数据的多模态特点,构建了融合群专家领域经验知识与深度学习算法的质量安全风险预警模型。在基于 HACCP 计划设计质量安全预警数据采集点并获得监控数据的基础上,采用 AHP 方法获得专家的风险指标效用值方案,又采用熵权法优选多专家群决策中的效用值方案,进而确定评级数据,由监控数据以及优选的专家评级数据一起构成原始数据集。为保证预警的敏感度,分别采用了合格数据集和完整数据集作为数据集,融合具有捕捉多维数据中复杂关系能力的 LSTM 模型与具有处理复杂分类边界能力的 RBF 模型构建预警模型开展仿真实验,并做 LSTM 模型、RBF 模型以及融合的 LSTM - RBF 模型在不同数据集上的对比分析。实验结果表明,融合的 LSTM - RBF 模型在合格数据集和完整数据集上都有 96% 和 90% 的准确率,而且合格数据集上的测试效果明显更好。

关键词: HACCP; 内控数据; 深度学习; 群决策; 预警
中图分类号: TS207.7　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)06-0067-11　　**OSID**:

Early Warning of Aquatic Product Quality and Safety Risk Based on HACCP Internal Control Data

GE Yan[1,2]　CHEN Rui[1]　ZOU Yibo[1,2]　CHEN Ming[1,2]　WANG Wenjuan[1,2]
(1. *College of Information Technology*, *Shanghai Ocean University*, *Shanghai* 201306, *China*
2. *Key Laboratory of Fisheries Information*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Shanghai* 201306, *China*)

Abstract: In order to strengthen the implied quality and safety risk management of aquatic products cold chain enterprises on internal control data and realize cost reduction and efficiency, taking the HACCP plan of raw oysters as an example, the quality and safety risk warning indicator system was constructed from the construction of the risk indicator system and combined with the multimodal characteristics of the risk warning monitoring data to construct the quality and safety fusion of group experts' domain empirical knowledge and deep learning algorithms. On the basis of designing quality and safety early warning data collection points and obtaining monitoring data based on the HACCP plan, the AHP method was used to obtain the utility value scheme of the experts' risk indicators, and the entropy weight method was used to optimize the utility value scheme of multi-expert group decision-making, and then the rating data was determined, which constituted the original dataset from the monitoring data as well as the optimized expert rating data. In order to ensure the sensitivity of the early warning, the qualified dataset and the complete dataset were adopted as the dataset, and the LSTM model with the ability to capture the complex relationships in the multidimensional data and the RBF model with the ability to deal with the complex classification boundaries were fused to construct the early warning model to carry out the simulation experiments, and to do the comparative analyses between the LSTM model, the RBF model, and the fused LSTM - RBF model on the different datasets. The experimental results showed that the fused LSTM -RBF model had 96% and 90% accuracies on both qualified and complete datasets, and the test results on qualified datasets were significantly better.

Key words: HACCP; internal control data; deep learning; group decision making; early warning

收稿日期: 2025 - 02 - 03　修回日期: 2025 - 03 - 06
基金项目: 广东省重点领域研发计划项目(2021B0202070001)
作者简介: 葛艳(1974—),女,副教授,博士,主要从事质量安全风险评价、溯源和农业信息化研究,E-mail: yge@shou.edu.cn
通信作者: 陈明(1966—),男,教授,博士,主要从事农业信息技术和食品冷链物流智能化技术研究,E-mail: mchen@shou.edu.cn

0 引言

近年来,水产品的安全性越来越受到关注[1]。HACCP 计划作为水产品生产过程的重要安全标准,已成为企业内部安全生产的基本规范,很多学者也针对 HACCP 体系实施开展了多角度研究[2-10]。

为降低质量安全风险,食品相关企业将风险做前置处理,开展了大量预警研究[11-13]。

在水产品领域,文献[14]通过风险分类方案评估不同鱼类物种中寄生虫的暴露风险,构建了基于风险的预警模型,增强了对鱼类产品中寄生虫风险的监测和管理能力。文献[7]针对质量溯源的可信度及有效度,以生食牡蛎为研究对象,提出质量溯源模型。文献[15]从供给、需求、经济及政策等影响大菱鲆出池价格的因素出发,以大菱鲆出池价格的波动率作为其养殖业风险预警的警情指标,运用灰色预测时间序列方法对大菱鲆养殖业风险警兆指标进行预测。文献[6]结合语义建模和区块链技术,提出了巴氏杀菌蟹肉增强 HACCP 计划可信可视溯源模型,并实现可视化展示。文献[16]以南美白对虾为原料,对相关蛋白质指标建立径向基函数神经预测模型,预测微冻贮藏过程中南美白对虾肌肉蛋白质品质的变化。文献[17]基于生鲜水产品抽检样本构建机器学习风险预测模型。

以上研究为 HACCP 计划在水产品领域的预警研究奠定了基础。但从企业现有的有关质量安全风险监管的内部数据出发,全面分析其内在风险并实现预警的研究明显不足。鉴于水产品种类繁多,每一种水产品在质量安全风险防范中也有其特殊性,本文以生食牡蛎为例,在已经构建的质量安全风险监控及溯源模型的基础上[7],一方面借用质量溯源模型可以汇聚的日常监控的内控数据[6],一方面考虑 HACCP 计划的动态性,基于 HACCP 计划拓展预警所需的内控数据覆盖范畴[8],构建预警模型,并通过不同数据集和多种模型的融合对比分析,开展水产品质量安全预警问题的细致研究。

1 基于 HACCP 内控数据的预警模型架构

在水产品的生产、加工企业通常需要实施 HACCP 体系[18],特别是对于出口的水产品[19]。《食品安全法》以及《农产品质量安全法》等法规都对水产品的安全性提出了明确的要求,这使得水产品行业的 HACCP 实施成为一种强制性要求。于是,结合企业实施的生食牡蛎 HACCP 计划[20],确定可能产生风险的关键控制点,通过收集和分析 HACCP 内控数据,补充专家的评价数据信息,并由此建立预警模型。完整的质量安全风险预警模型架构如图 1 所示。

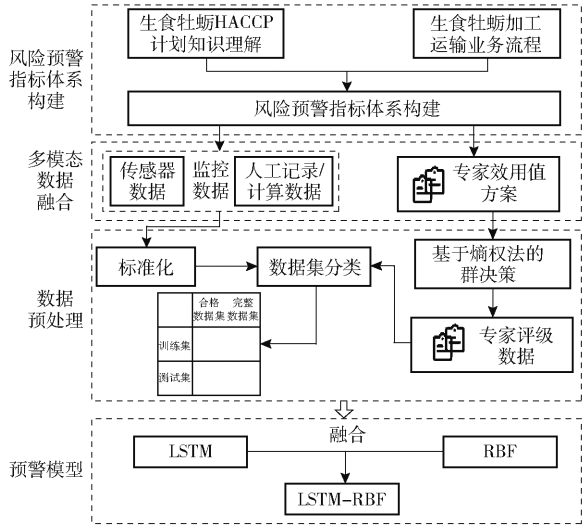

图 1 质量安全风险预警模型架构

Fig. 1 Quality and safety internal control risk warning model

首先是风险预警指标体系的构建。对照业务流程,分析每个环节的安全风险,在已确定的关键控制点(CCP)基础上,考虑 HACCP 计划实施的动态性和安全风险的多样性和复杂性,整合 CCP 与非 CCP 中可能产生风险的业务环节,一起构建风险预警指标体系,在一定程度上弥补 HACCP 计划非零风险计划的局限,实现相对更全面的质量安全风险预警。

其次,进行多模态数据融合。对应待预警业务环节,找到在这个环节中对质量风险影响最关键的数据点,构建风险预警指标体系[21],并将其作为监控数据点,并按照指定频率搜集其监控数据,形成质量风险预警的内控数据。同时由专家提供基于风险预警指标体系的效用值方案和基于监控数据和外在感官评测的评级数据。然后,对数据进行预处理[22]。预处理分为两类,第 1 类是监控点数据的一致性预处理。考虑到监控点从多个不同的数据采集设备获取到数据的不一致问题,通过预处理消除不一致,为模型提供可信的输入。第 2 类是对多专家的风险评级数据、多专家给出效用值方案进行预处理,与监控点预处理数据构成完整的数据集。对于监控数据而言,HACCP 计划都有明确的关键限值和操作限值的要求,操作限值要严格于关键限值,用以降低风险的关键控制点数据。在操作限值以下的监控数据是没有安全风险的数据,在关键限值以上的数据是已经会影响到质量安全的监控数据,在关键限值和操作限值之间的数据是风险预警中存在更大风险控制空间的数据,也是风险预警中关键数据。

在构造预警数据集时,将所有监控数据结合专家评级数据构成的数据集称为完整数据集,而将其

中专家评级为 1 ~ 3 级的数据形成的数据集从完整数据集中分离出来，形成合格数据集。同时，从后续数据预警算法处理的视角，又将数据集按 8∶2 的比例随机分成了训练集和测试集，形成两个维度 4 个数据集。然后，优选预警分析模型。生食牡蛎的质量风险受到多种因素的影响，上述经过预处理后的监控数据、专家评级数据都蕴含了这些关键影响因素值，深度学习算法能够有效处理和融合这些来自不同来源的数据[23]，理解复杂的非线性关系，在以上数据集数据中发现潜在的风险信号，实现风险预警。在预警模型选择上，考虑到风险预警指标与风险评级之间的复杂非线性关系，选择能较好捕捉多维数据复杂关系的 LSTM（长短期记忆网络）；由于是多分类问题，选择能较好处理复杂分类边界的 RBF（径向基函数），以及将二者融合形成的 LSTM - RBF，围绕上述 3 种模型开展实验。

针对模型预警结果，开展预警分析并与领域专家及企业一线质管人员的交流，分析结果的合理性，并进一步指导实际的生产过程。

2　关键技术

2.1　HACCP 计划风险预警指标体系构建

（1）业务流程监控点提取

在 HACCP 计划中，可以了解到影响生食牡蛎品质、产生质量风险的相关因素[20]。活牡蛎接收环节中，对于可能的致病菌污染、环境化学污染物、天然毒素的危害，采取拒收来自关闭水域、非许可水域、没有捕捞标识牌或标识不当的原料可以有效控制。可能发生的危害是致病菌生长。

干法冷藏环节中可能发生的危害是致病菌生长。剥肉、清洗/沥水、包装环节中可能有致病菌生长的危害，其中牡蛎碎壳这个内在缺陷经过分析表明不易导致食品的不安全性，金属碎片也不易发生。牡蛎肉储存环节中致病菌生长是可能的危害。

（2）关键内控点提取

结合企业调研经验，通过上述 HACCP 计划分析，总结出 HACCP 计划业务流程关键内控点如图 2 所示。

由于剥肉时间、清洗/沥水时间、包装时间实际是累计在储藏时间中，目前仅局限于 HACCP 计划关键控制点构建包含以下指标的风险预警指标体系[24]：捕捞到接收时间、干法冷藏库温度、储藏时间、冷藏库温度、超出规定温度时间、干法冷藏库转移到牡蛎储藏间的时间。

2.2　数据获取

在已有部分传感器采集温度数据的基础上[6]，

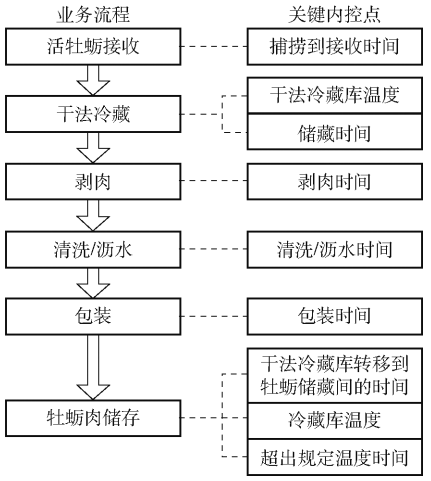

图 2　HACCP 计划业务流程的关键内控点

Fig. 2　Key internal control points of HACCP plan business process

通过传感器记录数据以及人工记录数据的时间点计算时间间隔，从而得到时间相关数据，由此构成监控数据。

针对每一组监控数据，为了得到更为准确的风险评级数据，采用多专家群决策的方式来获取来自专家的专业判断。具体获取内容包括以下几个部分：

（1）获取专家对于监控指标重要度的效用值：为了相对准确获得专家对监控指标重要性的判断，引入指标重要度比较的判断矩阵，如表 1 所示。在这个矩阵中，专家对监控指标 $A_i(i=1,2,\cdots,6)$ 和 $A_j(j=1,2,\cdots,6)$ 的重要度做两两比较，标度值为 1 ~ 9 的整数，两个指标 A_i 和 A_j 同样重要时，矩阵元素 $a_{ij}=1$；A_i 比 A_j 稍重要时，$a_{ij}=3$；A_i 比 A_j 明显重要时，$a_{ij}=5$；A_i 比 A_j 极其重要时，$a_{ij}=7$；A_i 比 A_j 强烈重要时，$a_{ij}=9$，标度值 2、4、6、8 表示上述判断的中间值；而矩阵元素 $a_{ji}=1/a_{ij}$。于是，根据专家意见得到上三角或者下三角矩阵后，即可得到完整判

表 1　专家判断矩阵 *A*

Tab. 1　Expert judgment matrix *A*

指标	捕捞至接收时间 A_1	干法冷藏库温度 A_2	储藏时间 A_3	转移时间 A_4	冷藏库温度 A_5	超出规定温度时间 A_6
捕捞至接收时间 A_1	1	a_{12}	a_{13}	a_{14}	a_{15}	a_{16}
干法冷藏库温度 A_2	a_{21}	1	a_{23}	a_{24}	a_{25}	a_{26}
储藏时间 A_3	a_{31}	a_{32}	1	a_{34}	a_{35}	a_{36}
转移时间 A_4	a_{41}	a_{42}	a_{43}	1	a_{45}	a_{46}
冷藏库温度 A_5	a_{51}	a_{52}	a_{53}	a_{54}	1	a_{56}
超出规定温度时间 A_6	a_{61}	a_{62}	a_{63}	a_{64}	a_{65}	1

断矩阵。在得到判断矩阵 $\boldsymbol{A}$ 后,利用 AHP(层次分析法)方法中计算相对重要度的求和法或求根法,得到指标权重,经一致性检验,如果一致性比率小于 0.1,则判断矩阵的一致性可以接受,否则,说明专家给出的判断矩阵存在不一致的情况,需要重新完成判断矩阵的判定。通过一致性校验的指标权重即可作为每个专家的效用值方案。

由多位专家各自完成判断矩阵,分别计算每个判断矩阵、并完成一致性校验,即可得多专家综合效用值方案,如表 2 所示。

表 2 多专家综合效用值方案

Tab. 2 Multi expert comprehensive utility value scheme

专家效用值方案	捕捞至接收时间	干法冷藏库温度	储藏时间	转移时间	冷藏库温度	超出规定温度时间
专家 1	v_{11}	v_{12}	v_{13}	v_{14}	v_{15}	v_{16}
专家 2	v_{21}	v_{22}	v_{23}	v_{24}	v_{25}	v_{26}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
专家 M	v_{M1}	v_{M2}	v_{M3}	v_{M4}	v_{M5}	v_{M6}

表格每一行代表一个专家的效用值方案,其中每个数值都是一个 0 ~ 1 之间的权重,反映专家对于指标的重要性判定,权重越大表示专家认为该项目对评级影响越重要。

(2)获取专家对生食牡蛎的风险评级数据:由领域专家分析监控过程数据结合操作限值和关键限值,并观察实际的生食牡蛎品相,给出评级[25]。评级分为 1 ~ 4 级,其中 1 级为最好,说明牡蛎的存储和处理完全符合 HACCP 标准,质量为最佳状态,无质量安全风险;2 级说明牡蛎品质合格,但某些关键内控点接近或者略超出操作限值或者专家认为品相不完美,属于低风险;3 级说明牡蛎质量合格,但某些关键内控点远超出操作限值,接近关键限值,或者专家认为品相上有些问题,存在一定潜在风险,数据高风险,需要采取措施降低风险;4 级说明品质不符合标准,某些关键内控点超出关键限值或者专家从品相上观察认为已经不合格,这是质量安全风险控制中不希望出现的状态,在与领域专家沟通中也发现,如果监控数据超出关键限制,不需要专家判定,也会作为不合格产品直接处理的,即将其标记为 4 级。

2.3 数据预处理

(1)监控数据预处理

通过监控关键内控点获得监控数据。由于数据源不同,捕捞到接收时间的单位为小时,而其他与时间相关的数据单位为分钟,为了确保数据的一致性,将与时间相关的数据统一为以小时为单位,将与温度相关的数据统一为以摄氏度为单位。在神经网络中处理这些不同量纲的输入特征时,为了使这些特征具有可比性,首先实现无量纲化,本文采用标准化方式,即将特征值缩放到均值为 0,标准差为 1 的标准正态分布[26]。将模型中覆盖的监控数据首先做单位的统一化处理,然后进行标准化处理,完成监控数据统一量纲的预处理。

(2)评级数据预处理

由于多位专家的效用值方案不完全相同,这种主观赋权直接反映了专家的观点,所以给出评级数据也不完全相同,得到多专家评价后,需要从中挑选出一位有代表性的专家给出评级数据加入到数据集中。

为了将这些判断信息集结为群体决策结果,确定每个专家在决策过程中的权重是群决策的一个重要内容[27]。常用的群决策方法有德尔菲法、投票法、熵权法等[28]。熵权法在处理复杂多指标问题时,能够通过客观数据计算权重。

熵权法是一种用于确定多指标综合评价中的权重分配方法[29],基于数据本身进行权重计算,不依赖于单个专家的主观判断,从而提高了权重分配的客观性。权重的确定过程仅基于原始数据的统计特性,减少了人为偏见的影响,这使得熵权法特别适用于需要客观分析的多指标决策问题。

采用熵权法基于多专家效用值方案中的数据,开展计算,根据结果挑选具有代表性的效用值方案,进而确定由该专家给出评价数据,将其加入数据集,从而完成评级数据预处理。

使用熵权模型[30],根据专家的效用值方案,计算专家权重。表 2 的专家效用值方案构成效用矩阵

$$\boldsymbol{V}=\begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \cdots & v_{1N} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ v_{M1} & v_{M2} & \cdots & v_{MN} \end{bmatrix}= (\boldsymbol{V}^{(1)},\boldsymbol{V}^{(2)},\cdots,\boldsymbol{V}^{(M)})^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

在当下的预警指标体系中,$N=6$,即表 2 中的 6 列指标。

对 $\boldsymbol{V}$ 进行归一化得到 $\boldsymbol{R}=\{r_{ij}\}$,其中

$$r_{ij}=v_{ij}\Big/\sum_{j=1}^{N}v_{ij}\quad(i=1,2,\cdots,M) \tag{2}$$

计算成员熵值 E_i,有

$$E_i=-\frac{1}{\ln n}\sum_{j=1}^{N}(r_{ij}\ln r_{ij}) \tag{3}$$

计算成员熵权 θ_i,有

$$\theta_i=(1-E_i)\Big/\left(M-\sum_{t=1}^{M}E_t\right)\quad\left(0\leqslant\theta_i\leqslant1;\ \sum_{i=1}^{M}\theta_i=1\right) \tag{4}$$

因为熵可以衡量不同权重分布的离散程度，低熵值方案能够反映更集中、更一致的群体意向。这样的方法有助于在多位专家的评价中找到最具代表性的决策方案。熵值较小、熵权较大的效用值方案对应的权重分布较集中，表明专家在某些指标上有一致的偏好或共识。

2.4　基于深度学习算法的预警模型

深度学习模型能够从大量数据中学习复杂的模式和关系，在处理复杂且非线性的预警任务时更准确[31-32]，而且，它能够自动从原始数据中提取特征，减少了人为干预和错误，经过训练的模型可以快速进行预测，适用于需要实时预警的场景[33-34]。基于深度学习算法的预警模型流程如图 3 所示。

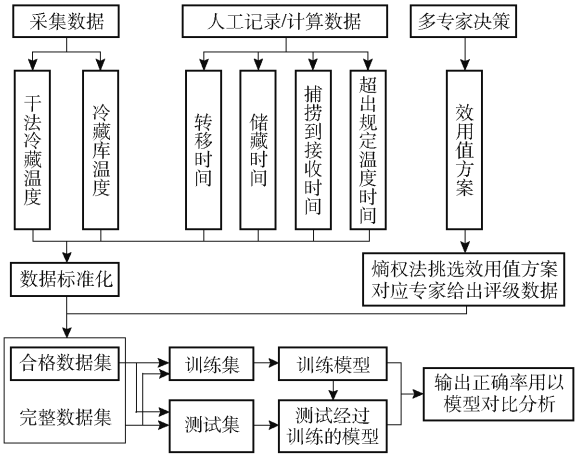

图 3　基于神经网络的预警模型流程图

Fig. 3　Flowchart of warning model based on neural network

在构建预警模型时，输入层数据包括风险预警指标体系中的多维数据，输入向量 $\boldsymbol{X}=(x_i, i=1,2,\cdots,6$|捕捞至接收时间，储藏时间，干法冷藏库温度，转移时间，冷藏库温度，超出规定温度时间），输出层设定为多分类，输出不同风险评级概率分布，选择概率最大的评级作为最终评级，使用合格数据集时，输出分为 3 类；使用完整数据集时，输出分为 4 类。

尽管 LSTM 通常用于处理时序数据，它的门控机制允许它选择性地保留或丢弃信息。即使没有时序性，这些机制仍能有效捕捉多维数据中的复杂关系。LSTM 对输入特征的筛选能力较强，能有效应对特征间复杂的相互关系，有助于更精准地提取信息。LSTM 具有重复模块链的形式[35]。

LSTM 重复模块的核心是细胞状态，并包含 3 个门来控制细胞状态。LSTM 的第一步是决定细胞状态需要丢弃的信息，通过遗忘门 f_t 实现，公式为

$$f_t=\sigma(W_f[h_{t-1},x_t]+b_f) \tag{5}$$

式中　σ——激活函数

h_{t-1}——上一时刻 LSTM 的输出值

x_t——当前时刻输入值

W_f、b_f——遗忘门的权重、偏置

下一步是决定给细胞状态添加的新信息，通过输入门 i_t 操作，公式为

$$i_t=\sigma(W_i[h_{t-1},x_t]+b_i) \tag{6}$$

$$C_t'=\tanh(W_c[h_{t-1},x_t]+b_c) \tag{7}$$

其中，W_i 和 b_i 分别为输入门的权重和偏置，C_t' 是新的候选细胞信息，这些信息可能会被更新到细胞信息中，W_c 和 b_c 分别为候选状态的权重和偏置。

接下来更新细胞状态 C_t，即

$$C_t=f_t\odot C_{t-1}+i_t\odot C_t' \tag{8}$$

通过输出门 o_t 来判断输出细胞的状态特征，公式为

$$o_t=\sigma(W_o[h_{t-1},x_t]+b_o) \tag{9}$$

其中，W_o 和 b_o 分别为输出门的权重和偏置。

当前时刻 LSTM 的输出值 h_t 公式为

$$h_t=o_t\odot\tanh(C_t) \tag{10}$$

RBF 神经网络通过径向基函数将生食牡蛎生产过程中的温度、时间等具有复杂非线性关系的输入特征映射到高维空间，使得非线性关系变为线性可分。相比于传统的线性模型，RBF 可以更好地拟合数据中的复杂模式[36]。预警指标中的某些特征可能会产生噪声，由于 RBF 层的激活函数对远离中心的数据点响应较弱，可以减少输入数据中的噪声对模型的影响，提高模型的鲁棒性。

RBF 神经网络是一种前馈神经网络，输入层将数据传递给隐含层，隐含层使用径向基函数 $\varphi(x)$ 作为激活函数，用于计算输入向量与该中心的距离。然后将这个距离通过径向基函数转换为一个激活值。径向基函数公式为

$$\varphi(\boldsymbol{x})=\exp(-\gamma\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{c}_i\|^2) \tag{11}$$

其中，$\boldsymbol{x}$ 表示输入向量，$\boldsymbol{c}_i$ 是第 i 个 RBF 单元的中心，$\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{c}_i\|$ 表示输入向量 $\boldsymbol{x}$ 和中心向量 $\boldsymbol{c}_i$ 之间的欧氏距离，γ 是一个参数，控制 RBF 单元的响应范围。

将不同模型的算法结合起来使用可以发挥两者的优势[37-38]，使得模型比单独使用其中一种更具有优势[13,23]。LSTM 和 RBF 的结合构建的 LSTM-RBF 模型如图 4 所示，输入层设置 6 个神经元接收风险预警指标数据，隐含层第 1 层为包含 64 个 LSTM 单元的 LSTM 层，隐含层第 2 层为包含 32 个 LSTM 单元的 LSTM 层，隐含层第 3 层为全连接层，包含 64 个神经元，使用 ReLU 激活函数，隐含层第 4 层为包含 32 个 RBF 单元的 RBF 层，输出层使用 Softmax 函数用来输出评级概率分布。可以有效弥补各自单体模型的不足，使得模型在处理复杂、非线性数据时更具优势。通过 LSTM 提取数据的深层次

特征,形成有意义的特征表示,RBF 层对这些特征进行多中心的非线性映射,能够更好地处理复杂的分类边界。这使得 LSTM – RBF 模型不仅可以通过 LSTM 层捕获数据中的复杂模式,还可以通过 RBF 层增强非线性分离能力,从而提高分类的准确性。

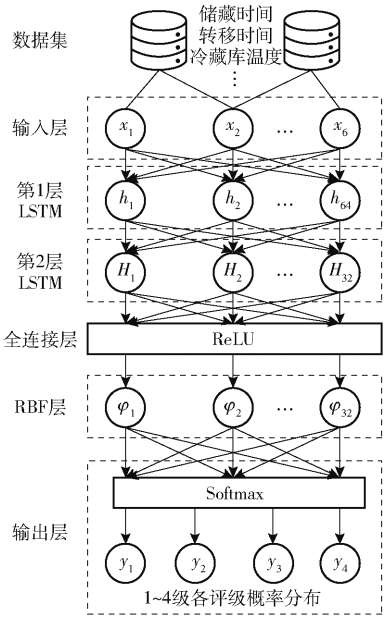

图 4 LSTM – RBF 融合网络模型

Fig. 4 LSTM – RBF fusion network model

3 仿真实验和结果分析

在多家相关水产企业的调研过程中发现,企业的质量内控数据涉及敏感信息,并不对外公开,因此接下来的研究将基于 HACCP 计划的规范模拟各类监控环境生成测试数据集并与企业进行沟通,形成较为合理的实验数据集。

3.1 实验数据集

通过 2.1 节的 HACCP 计划分析,可得预警指标数据合格范围,如表 3 所示。

基于上述范围以及部分已有监控数据,模拟生成了合格范围内的监控数据,以及部分超出合格范围的监控数据,再请多位专家提供指标判断矩阵,计算获得专家效用值方案,通过熵权法遴选熵权较大的专家效用值方案,并选择这位专家的评级作为此批次数据的评级结果,从而构建模拟数据集,其中完整数据集有 600 条数据,合格数据集有 500 条数据,具体数据如表 4 所示。其中,风险等级,在合格数据集中 1 ~3 级是合格,其中 1 级为最好,在完整数据集中包含 1 ~4 级,其中 4 级为不合格。

表 3 预警指标数据合格范围

Tab. 3 Qualified range of warning indicator data

风险指标	范围
捕捞至接收时间/h	≤20
干法冷藏库温度/℃	≤7.2
储藏时间/h	≤2
转移时间/h	≤3
冷藏库温度/℃	≤7.2
超出规定温度时间/h	≤2

表 4 模拟数据集

Tab. 4 Simulated dataset

捕捞到接收时间/h	储藏时间/h	干法冷藏库温度/℃	转移时间/h	冷藏库温度/℃	超出规定温度时间/h	风险等级	备注
13.7	1.4	1.9	0.9	4.9	0	2	合格
7.8	0.9	3.8	0.6	2.5	0	1	合格
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
8.4	1.8	5.7	1.3	8.3	3.6	4	不合格
16.8	1.5	2.7	1.3	5	0	2	合格
4.7	0.5	3.3	0.7	3.9	0	1	合格

3.2 仿真实验

实验先后构建了 3 个预警模型。首先构建的是 LSTM 模型,输入层设计了 6 个神经元用于接收风险预警指标体系对应的 6 个指标的监控数据,这些数据是用来判断牡蛎质量安全风险等级的关键监控变量,LSTM 层用于提取特征间的复杂模式,识别各关键内控点之间的非线性关系,选择将 50、64、128 个 LSTM 单元进行对比,发现准确率并没有明显的提升,但过拟合现象越来越明显,因此模型构建选择 50 个 LSTM 单元。最后的输出层使用 Softmax 函数来生成每个评级的概率分布,通过选择概率最高的类别来确定最终评级,由于是多分类任务,模型的损失函数选择交叉熵损失函数。LSTM 模型在不同测试集上的真实值和预测值对比如图 5 所示。

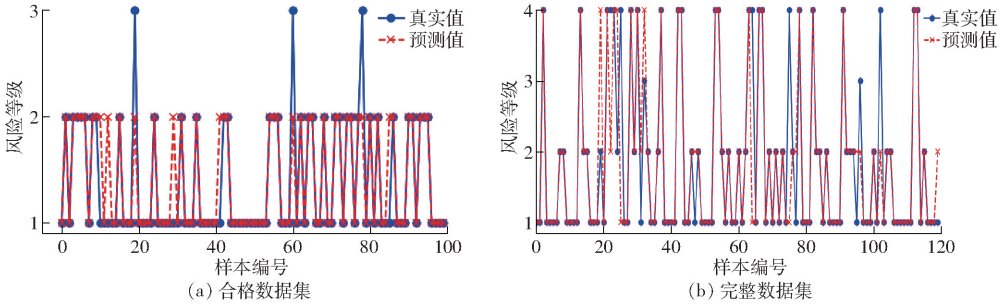

图 5 LSTM 在不同测试集的真实值和预测值对比

Fig. 5 Comparison of true and predicted values of LSTM on different test sets

然后构建的是 RBF 模型，输入层有 6 个神经元用于接收影响生食牡蛎质量的关键内控点，利用这些数据来预测生食牡蛎的风险评级，RBF 层使用高斯函数作为激活函数，通过非线性映射，RBF 层处理复杂的分类边界，针对 RBF 节点数，选择 32、64、128 进行实验，其中，32 相比于 64 的准确率低，而 128 相比于 64 的准确率没有明显的提升，而过多的节点数可能会出现过拟合，所以模型构建选择 64 个 RBF 单元，输出层使用 Softmax 函数进行多分类，将隐含层输出映射成每个评级的概率分布，选择概率最高的类别来确定最终评级，模型的损失函数选择使用交叉熵损失函数。RBF 模型在不同测试集上的真实值和预测值对比如图 6 所示。

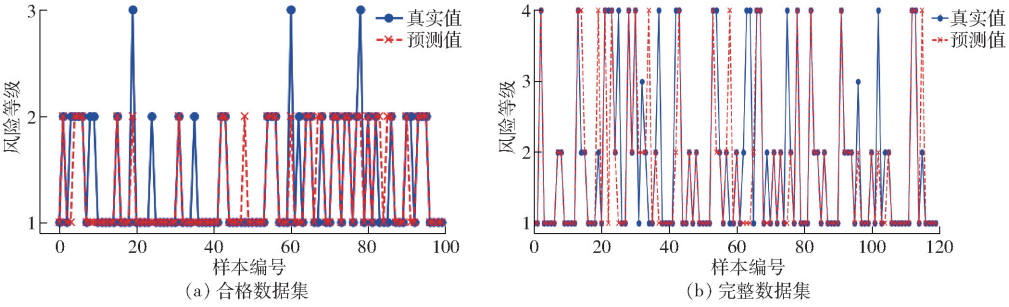

图 6　RBF 在不同测试集的真实值和预测值对比

Fig. 6　Comparison of true and predicted values of RBF on different test sets

最后，基于 LSTM 的深度特征提取优势和 RBF 非线性分离优势的认知，吸取两个模型的经验，将二者融合构建的 LSTM－RBF 模型，输入层用于接收风险预警指标体系对应的 6 个指标的监控数据。包含 64 个 LSTM 单元的第 1 层 LSTM 层，在生食牡蛎运输和加工储存的场景中，温度、时间等因素之间可能存在复杂关系，使用 LSTM 捕捉这种复杂关系；包含 32 个 LSTM 单元的第 2 层 LSTM 层，用于进一步提取深层特征，识别出关键内控点之间更复杂的关系；全连接层使用 ReLU 激活函数，结合了温度、时间等信息，创建了一个综合的牡蛎质量特征，使不同风险评级之间的差异更加明显，便于之后对不同等级进行分类；包含 32 个 RBF 单元的 RBF 层用于非线性映射，通过高斯激活函数，将前面提取到的特征映射到一个非线性空间，实现更清晰的生食牡蛎类别分割。输出层用于最终的分类，将隐含层提取到的特征映射到目标类别空间，使用 Softmax 激活函数，将输出转换为生食牡蛎每个风险评级的概率分布，最后选择概率最高的类别来确定最终评级，模型损失函数为交叉熵损失函数。LSTM－RBF 模型在不同测试集上的真实值和预测值对比如图 7 所示。

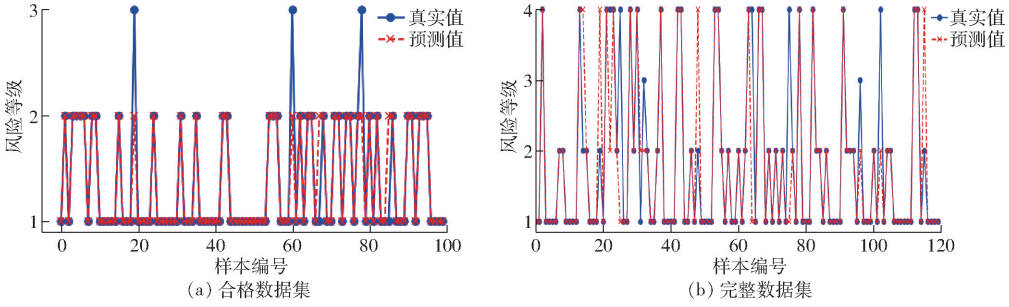

图 7　LSTM－RBF 在不同测试集的真实值和预测值对比

Fig. 7　Comparison of true and predicted values of LSTM－RBF on different test sets

对模型损失值和准确率进行分析。LSTM、RBF、LSTM－RBF 在不同数据集上的训练和验证损失值及准确率如图 8～10 所示。

LSTM 模型和 LSTM－RBF 模型的训练和验证损失曲线变化说明了模型的损失值随着训练轮数的增加而逐渐降低，并在较低值处趋于平稳，说明 LSTM 模型和 LSTM－RBF 在合格数据集和完整数据集上训练均较为理想。而 RBF 模型的训练和验证的损失值虽然随着训练轮数的增加而降低，但并未趋于平稳，这说明 RBF 模型没有很好地捕捉数据特征，需要更多训练轮数才能更好的收敛。这也符合 LSTM 相比 RBF 能更好地捕捉特征间的复杂关系。

由图 8 可以看出，LSTM 模型的训练准确率高而验证准确率低，表明 LSTM 在完整数据集上有些过拟合，在 LSTM－RBF 模型的构建中，在 LSTM 层

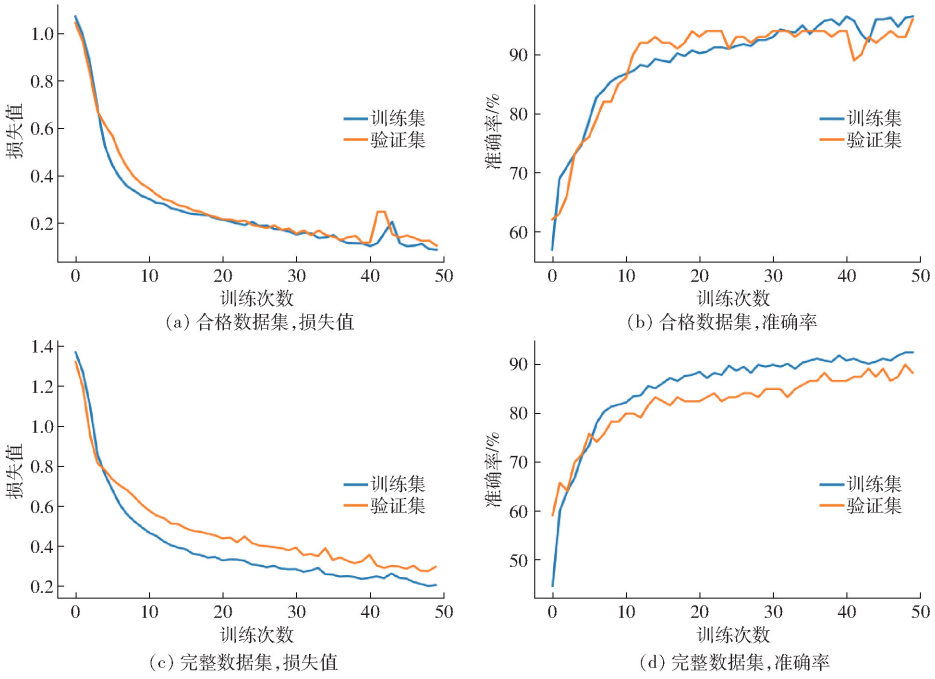

图 8 LSTM 在不同数据集上的训练和验证损失及准确率

Fig. 8 Training and validation loss and accuracy of LSTM on different datasets

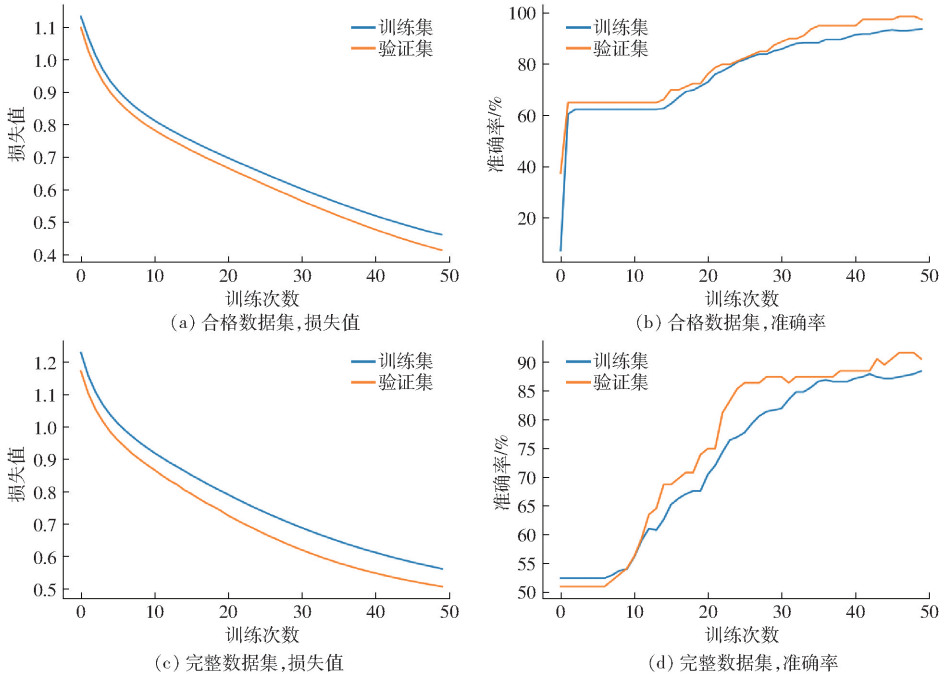

图 9 RBF 在不同数据集上的训练和验证损失及准确率

Fig. 9 Training and validation loss and accuracy of RBF on different datasets

输出后加上 Dropout 层,避免了模型在复杂的业务数据上的过拟合,增强了模型泛化能力。

通过图 8 ~ 10 对比可以看出模型结构对分类任务的影响,LSTM - RBF 模型在准确率和损失值方面表现优于 LSTM 和 RBF 模型,说明其结构能够更好地提取业务数据中的复杂特征,适合处理多类别的质量安全风险等级分类任务。

对不同模型在数据集上的准确率进行统计分析,结果如表 5 所示。

4 结束语

中国水产养殖的生产模式已由粗放型向集约型转变,低质量的水产品以及缺乏安全保障等问题都严重制约中国水产养殖业的快速发展,通过质量安全风险预警模型架构,可以激活企业沉积多年的内控数据,并辅助领域专家经验知识和熵权法完全群决策优化,形成深度学习的基础数据源,然后借助多种深度学习模型,深挖潜在的风险点,进一步从源

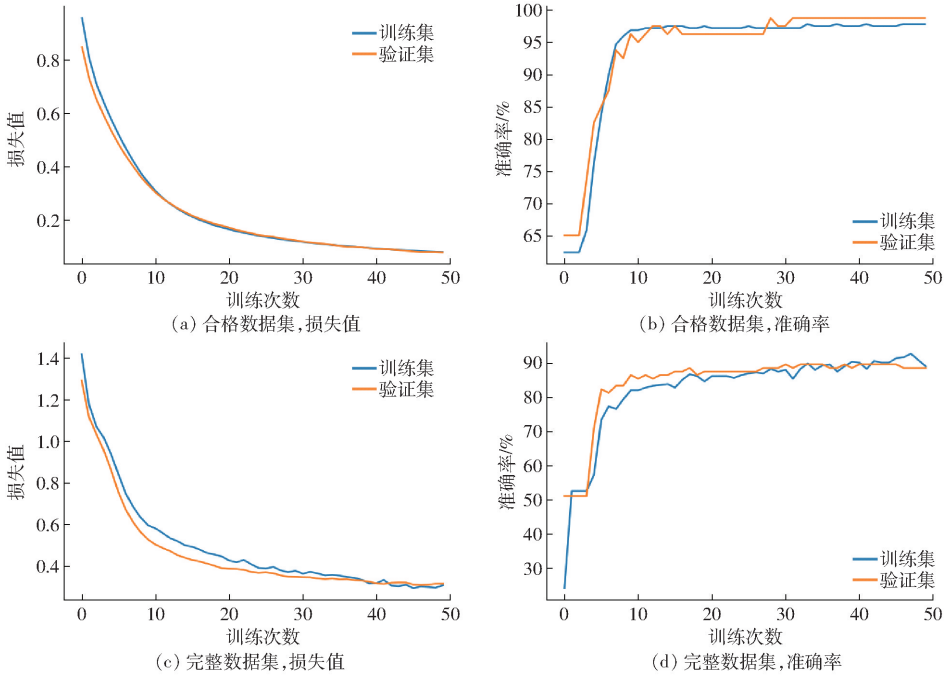

图 10　LSTM－RBF 在不同数据集上训练和验证损失及准确率

Fig. 10　Training and validation loss and accuracy of LSTM－RBF on different datasets

表 5　不同模型在数据集上的准确率

Tab. 5　Accuracy of different models on datasets

模型	准确率/%		优势
	合格数据集	完整数据集	
LSTM	94	88	LSTM 细胞单元有记忆能力，可以捕捉特征之间的复杂模式和关系
RBF	87	80	RBF 网络具有很强的非线性拟合能力，能够映射复杂的非线性关系，分类性能较好
LSTM－RBF	96	90	结合 LSTM 的特征提取能力和 RBF 的非线性映射优势，使模型更好地处理复杂的非线性分类问题

头更早识别风险点，将质量安全问题扼杀在萌芽中，降低企业质量安全风险，因而这是一种低成本发现并降低企业质量安全风险的方法。经过仿真实验的测试可以看出，在合格数据集上的预警准确率比完整数据集高。分析完整数据集的数据构成会发现，完整数据集是在合格数据集的基础上增加了专家评价为不合格的数据以及监控点监控到的至少有一个超出关键限值的数据。目前看来，这些数据的存在会干扰到模型的识别能力。因而，针对监控数据而言，如果发现了超出关键限值的数据，最好实时报警，这对于 HACCP 监控而言是有必要的，而没有超出关键限值的数据，则进入预警模型，经综合预测后，根据预测等级再做出预警，可以实现不重复预警的双重保险，既合理又高效。

参　考　文　献

[1] ZHAO S, ZHANG H, ZHAO Z, et al. Integrated DNA barcoding methods to identify species in the processed fish products from Chinese market[J]. Food Res. Int., 2024, 182: 114140.

[2] WANG L, TING J S L, IP W H. Design of supply-chain pedigree interactive dynamic explore (SPIDER) for food safety and implementation of hazard analysis and critical control points (HACCPs)[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 90: 14－23.

[3] 牟向伟, 陈燕, 曹妍. 农产品冷链 HACCP 管理体系知识建模与推理[J]. 农业工程学报, 2016, 32(2): 300－308.
MU Xiangwei, CHEN Yan, CAO Yan. HACCP knowledge modeling and reasoning for agricultural products cold-chain logistics [J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(2): 300－308. (in Chinese)

[4] FENG H, CHEN J, ZHOU W, et al. Modeling and evaluation on WSN-enabled and knowledge-based HACCP quality control for frozen shellfish cold chain[J]. Food Control, 2019, 98: 348－358.

[5] 邹一波, 李清雨, 陈明, 等. 基于生食牡蛎 HACCP 计划的语义建模研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(12): 290－299.
ZOU Yibo, LI Qingyu, CHEN Ming, et al. Semantic modeling based on raw oyster HACCP program[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 290－299. (in Chinese)

[6] 葛艳, 郑珂亦, 邹一波, 等. 增强 HACCP 计划的可信可视溯源应用研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 385－396,411.
GE Yan, ZHENG Keyi, ZOU Yibo, et al. Enhanced HACCP credibility and visualization traceability model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 385－396, 411. (in Chinese)

[7] 葛艳, 黄朝良, 陈明, 等. 基于区块链的 HACCP 质量溯源模型与系统实现[J]. 农业机械学报, 2021, 52(6): 369 - 375.
GE Yan, HUANG Chaoliang, CHEN Ming, et al. HACCP quality traceability model and system implementation based on blockchain[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(6): 369 - 375. (in Chinese)
[8] 李佳利, 陈宇, 钱建平, 等. 融合 HACCP 体系的农产品区块链追溯系统精准上链机制改进[J]. 农业工程学报, 2022, 38(20): 276 - 285.
LI Jiali, CHEN Yu, QIAN Jianping, et al. Improvement of the precise up-chain mechanism of the agricultural products blockchain traceability system integrating the HACCP system[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(20): 276 - 285. (in Chinese)
[9] 熊溶溶, 刘静, 徐欢, 等. 食源性致病菌交叉污染风险的数学模拟及精准防控策略研究进展[J]. 食品科学, 2024, 45(14): 288 - 298.
XIONG Rongrong, LIU Jing, XU Huan, et al. Research progress in mathematical simulation and precise prevention and control strategies for cross-contamination risk of foodborne pathogens[J]. Food Science, 2024, 45(14): 288 - 298. (in Chinese)
[10] CHON J, KOO R, SONG K, et al. Strategies for expanding HACCP certification rate using an awareness survey of dairy farmers[J]. International Journal of Dairy Technology, 2021, 74(3): 453 - 461.
[11] NIU B, ZHANG H, ZHOU G, et al. Safety risk assessment and early warning of chemical contamination in vegetable oil[J]. Food Control, 2021, 125: 107970.
[12] GENG Z, LIU F, SHANG D, et al. Early warning and control of food safety risk using an improved AHC - RBF neural network integrating AHP - EW[J]. Journal of Food Engineering, 2021, 292: 110239.
[13] GENG Z, WANG X, JIANG Y, et al. Novel IAPSO - LSTM neural network for risk analysis and early warning of food safety [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 230: 120747.
[14] SMALDONE G, ABOLLO E, MARRONE R, et al. Risk-based scoring and genetic identification for anisakids in frozen fish products from Atlantic FAO areas[J]. BMC Veterinary Research, 2020, 16(1): 65.
[15] 陈明康, 杨正勇. 我国大菱鲆养殖业风险预警研究[J]. 中国渔业经济, 2021, 39(4): 23 - 30.
CHEN Mingkang, YANG Zhengyong. Early warning research on risk of turbot aquaculture industry in China[J]. Chinese Fisheries Economics, 2021, 39(4): 23 - 30. (in Chinese)
[16] 孙康婷, 陈胜军, 潘创, 等. 南美白对虾微冻贮藏期间蛋白质品质变化及预测模型的建立[J]. 中国食品学报, 2023, 23(7): 317 - 326.
SUN Kangting, CHEN Shengjun, PAN Chuang, et al. The changes and prediction model of protein quality of *Litopenaeus vannamei* during partial freezing storage[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2023, 23(7): 317 - 326. (in Chinese)
[17] 周洁红, 魏珂, 金宇, 等. 基于机器学习的食品安全风险预测与监管政策启示——以生鲜水产品为例[J]. 农业经济问题, 2024(5): 4 - 19.
ZHOU Jiehong, WEI Ke, JIN Yu, et al. Food safety risk prediction and regulatory policy implications based on machine learning:evidence from fresh aquatic products[J]. Issues in Agricultural Economy, 2024(5): 4 - 19. (in Chinese)
[18] ALLATA S, VALERO A, BENHADJA L. Implementation of traceability and food safety systems (HACCP) under the ISO 22000:2005 standard in North Africa: the case study of an ice cream company in Algeria[J]. Food Control, 2017, 79: 239 - 253.
[19] WALLACE C A, HOLYOAK L, POWELL S C, et al. HACCP—the difficulty with hazard analysis[J]. Food Control, 2014, 35(1): 233 - 240.
[20] 中国国家标准化管理委员会. 水产品危害分析与关键控制点(HACCP)体系及其应用指南: GB/T 19838—2005[S]. 北京: 中国标准出版社, 2005.
[21] 王艳萍, 冯正强. 供应链视角下林下经济产品质量安全预警模型研究[J]. 中南林业科技大学学报, 2019, 39(5): 138 - 144.
WANG Yanping, FENG Zhengqiang. Research on quality safety warning model of undergrowth economic products from the perspective of supply chain[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology, 2019, 39(5): 138 - 144. (in Chinese)
[22] 曾欣平, 吕伟, 刘丹. 基于供应链和可拓物元模型的乳制品企业食品质量安全风险预警研究[J]. 安全与环境工程, 2019, 26(3): 145 - 151.
ZENG Xinping, LÜ Wei, LIU Dan. Risk early warning of food quality and safety of dairy enterprises based on supply chain and extension matter element model[J]. Safety and Environmental Engineering, 2019, 26(3): 145 - 151. (in Chinese)
[23] 王小艺, 李柳生, 孔建磊, 等. 基于深度置信网络-多类模糊支持向量机的粮食供应链危害物风险预警[J]. 食品科学, 2020, 41(19): 17 - 24.
WANG Xiaoyi, LI Liusheng, KONG Jianlei, et al. Risk pre-warning of hazardous materials in cereal supply chain based on deep belief network - multiclass fuzzy support vector machine (DBN - MFSVM)[J]. Food Science, 2020, 41(19): 17 - 24. (in Chinese)
[24] XIONG Y, LI W, LIU T. Risk early warning of food quality safety in meat processing industry[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2020, 17(18): 6579.
[25] 裴丽娜,陈明,葛艳. 基于层析分析法的凡纳滨对虾品质评价因素分析[J]. 江苏农业科学,2015,43(9):334 - 337.
PEI Li'na,CHEN Ming,GE Yan. Analysis of quality evaluation factors of *Penaeus vannamei* based on chromatography analysis method[J]. Jiangsu Agricultural Sciences,2015,43(9):334 - 337. (in Chinese)
[26] 史运涛, 任鹏, 李书钦, 等. 基于长短期记忆神经网络的重大活动中鲜(冻)肉制品铅含量风险预测[J]. 食品安全质量检测学报, 2022, 13(7): 2326 - 2333.
SHI Yuntao, REN Peng, LI Shuqin, et al. Risk prediction of lead content in fresh (frozen) meat products in major activities based on long short-term memory neural network[J]. Journal of Food Safety and Quality, 2022, 13(7): 2326 - 2333. (in

Chinese)
[27] 孙霞，曾守桢. 群体综合评价中兼顾权威与共识的专家权重方法研究[J]. 数学的实践与认识，2014，44(8)：42－47.
SUN Xia，ZENG Shouzhen. A method based on authority and consistency for determining experts's weights in group comprehensive evaluation[J]. Mathematics in Practice and Theory，2014，44(8)：42－47.（in Chinese）
[28] 刘翠玲，戴月，赵琦. 农产品质量安全风险评估方法探索[J]. 食品科学技术学报，2016，34(6)：79－84.
LIU Cuiling，DAI Yue，ZHAO Qi. Study on risk assessment method of agricultural product quality and safety[J]. Journal of Food Science and Technology，2016，34(6)：79－84.（in Chinese）
[29] MA B，HAN Y，CUI S，et al. Risk early warning and control of food safety based on an improved analytic hierarchy process integrating quality control analysis method[J]. Food Control，2020，108：106824.
[30] 徐选华，陈晓红，王红伟. 一种面向效用值偏好信息的大群体决策方法[J]. 控制与决策，2009，24(3)：440－445，450.
XU Xuanhua，CHEN Xiaohong，WANG Hongwei. A kind of large group decision-making method oriented utility valued preference information[J]. Control and Decision，2009，24(3)：440－445，450.（in Chinese）
[31] GENG Z，DUAN X，LI J，et al. Risk prediction model for food safety based on improved random forest integrating virtual sample[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence，2022，116：105352.
[32] ANSARI M S，BARTOS V，LEE B. GRU-based deep learning approach for network intrusion alert prediction[J]. Future Generation Computer Systems，2022，128：235－247.
[33] 李鑫鑫，郑丹，杨建喜，等. 基于 GA－BP 神经网络的施工区域水质预测及预警模型研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版)，2020，39(12)：106－110.
LI Xinxin，ZHENG Dan，YANG Jianxi，et al. Water quality prediction and early warning model of construction area based on GA－BP neural network[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University(Natural Science)，2020，39(12)：106－110.（in Chinese）
[34] GENG Z，ZHAO S，TAO G，et al. Early warning modeling and analysis based on analytic hierarchy process integrated extreme learning machine (AHP－ELM)：application to food safety[J]. Food Control，2017，78：33－42.
[35] GENG Z，LIANG L，HAN Y，et al. Risk early warning of food safety using novel long short-term memory neural network integrating sum product based analytic hierarchy process[J]. British Food Journal，2022，124(3)：898－914.
[36] GENG Z，SHANG D，HAN Y，et al. Early warning modeling and analysis based on a deep radial basis function neural network integrating an analytic hierarchy process：a case study for food safety[J]. Food Control，2019，96：329－342.
[37] ZHANG W，PENG X，GUO J，et al. Pyrolysis kinetic analysis and model constructions of different ranks of coal and validation by GA－BP neural networks[J]. Journal of Analytical and Applied Pyrolysis，2024，182：106659
[38] 石庆兰，束金阳，李道亮，等. 基于 BiLSTM－GRU 融合网络的稻虾养殖溶解氧含量预测[J]. 农业机械学报，2023，54(10)：364－370.
SHI Qinglan，SHU Jinyang，LI Daoliang，et al. Dissolved oxygen prediction in rice and shrimp culture based on BiLSTM－GRU fusion neural networks[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(10)：364－370.（in Chinese）
[39] 李道亮，刘畅. 人工智能在水产养殖中研究应用分析与未来展望[J]. 智慧农业(中英文)，2020，2(3)：1－20.
LI Daoliang，LIU Chang. Recent advances and future outlook for artificial intelligence in aquaculture[J]. Smart Agriculture，2020，2(3)：1－20.（in Chinese）

(上接第 55 页)

[24] 孙传恒，袁晟，罗娜，等. 基于区块链和边缘计算的水稻原产地溯源方法研究[J]. 农业机械学报，2023，54(5)：359－368.
SUN Chuanheng，YUAN Sheng，LUO Na，et al. Traceability method of rice origin based on blockchain and edge computing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(5)：359－368.（in Chinese）
[25] 陈锦雯，罗得寸，唐呈俊，等. 基于区块链的农业物联网可信溯源体系[J]. 信息安全学报，2022，7(2)：139－149.
CHEN Jinwen，LUO Decun，TANG Chengjun，et al. The trusted traceability system of agricultural internet of things based on blockchain[J]. Journal of Cyber Security，2022，7(2)：139－149.（in Chinese）
[26] YANG X，YANG X，YI X，et al. Blockchain-based secure and lightweight authentication for Internet of Things[J]. IEEE Internet of Things Journal，2021，9(5)：3321－3332.
[27] 王少华，孙传恒，罗娜，等. 面向预制食品溯源的隐私数据加密共享方法研究[J]. 农业机械学报，2024，55(5)：405－418.
WANG Shaohua，SUN Chuanheng，LUO Na，et al. Privacy data encryption sharing method for prepared food traceability[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2024，55(5)：405－418.（in Chinese）
[28] 孙传恒，魏玉冉，邢斌，等. 基于智能合约和数字签名的马铃薯种薯防窜溯源研究[J]. 农业机械学报，2023，54(7)：392－403.
SUN Chuanheng，WEI Yuran，XING Bin，el al. Anti-channeling traceability of seed potatoes based on smart contracts and digital signatures[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(7)：392－403.（in Chinese）
[29] 李永峰. 基于区块链与内容提取签名的数据共享技术研究[D]. 包头：内蒙古科技大学，2023.
LI Yongfeng. Research on data sharing technology based on blockchain and extracted signatures[D]. Baotou：Inner Mongolia University of Science & Technology，2023.（in Chinese）
[30] ZHANG L，PENG M，WANG W，et al. Secure and efficient data storage and sharing scheme for blockchain-based mobile-edge computing[J]. Transactions on Emerging Telecommunications Technologies，2021，32(10)：e4315.