

DOI: 10.16210/j.cnki.1007-7561.2024.05.025

葛振林. 基于 DBN-MFSVM 的玉米跨境供应链风险预警方法[J]. 粮油食品科技, 2024, 32(5): 202-210.

GE Z L. Risk warning method of corn cross-border supply chain based on DBN-MFSVM[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2024, 32(5): 202-210.

基于 DBN-MFSVM 的玉米跨境 供应链风险预警方法

葛振林

(宁波职业技术学院, 浙江 宁波 315800)

摘要: 针对当前玉米跨境供应链系统中存在大量的非结构化数据, 具备多源异构特点。传统的风险预警方法存在过度依赖人工决策、预警准确率偏低等缺陷。为解决上述问题, 提出基于深度置信网络和多类模糊支持向量机的玉米跨境供应链系统风险预警方法。首先基于嵌入编码与归一化原理, 预处理玉米跨境供应链系统中的大量非结构化数据, 转化为结构化数据, 便于后续计算; 然后基于深度置信网络, 提取数据高纬度特征, 自适应挖掘出玉米跨境供应链系统中风险指标变化趋势与关联性; 最后将提取出的高维度特征输入到多类模糊支持向量机模型中进行训练, 实现玉米跨境供应链风险分级预警。所提算法能够在运行时间相近的情况下, 准确率达到 94.88%, 较最差算法提升 52.17%, 综合性能较其他算法优越, 能够为玉米跨境供应链系统风险监管应用提供理论支撑。

关键词: 玉米跨境供应链; 深度置信网络; 支持向量机; 风险预警

中图分类号: TP183; F752 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-7561(2024)05-0202-09

网络首发时间: 2024-08-28 09:58:26

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/11.3863.TS.20240827.1508.022>

Risk Warning Method of Corn Cross-border Supply Chain Based on DBN-MFSVM

GE Zhen-lin

(Ningbo Polytechnic, Ningbo, Zhejiang 315800, China)

Abstract: There is a large amount of unstructured data in the current corn cross-border supply chain system and it has the characteristics of multi-source heterogeneous. Traditional risk early warning methods have defects such as over-reliance on manual decision-making and low accuracy of early warning. In order to solve the above problems, this paper proposed a system risk early warning method of corn cross-border supply chain based on deep belief network and multi-class fuzzy support vector machine. Firstly, based on the principle of embedding coding and normalization, a large number of unstructured data in the corn cross-border supply chain system were preprocessed and converted into structured data for subsequent

收稿日期: 2024-06-18

基金项目: 2022 年度浙江省高校国内访问工程师校企合作项目 (FG2022039); 中国高校产学研创新基金 (2022IT130)

Supported by: School-enterprise Cooperation Project for Domestic Visiting Engineers of Colleges and Universities in Zhejiang Province in 2022 (No. FG2022039); China Higher Education Institution Industry-University-Research Innovation Fund (No. 2022IT130)

作者简介: 葛振林, 男, 1990 年出生, 硕士, 讲师, 研究方向为跨境供应链管理, E-mail: gezhenlin@nbu.edu.cn

calculation. Then, based on the deep belief network, the high-latitude features of the data were extracted, and the change trend and correlation of risk indicators in the corn cross-border supply chain system were adaptively mined. Finally, the extracted high-dimensional features were input into the multi-class fuzzy support vector machine model for training to realize the risk classification early warning of corn cross-border supply chain. The accuracy of the algorithm proposed in this paper can reach 94.88% under the condition of similar running time. It is 52.17% higher than that of the worst algorithm, and the comprehensive performance was superior to other algorithms which can provide theoretical support for the application of system risk regulation of corn cross-border supply chain.

Key words: corn cross-border supply chain; deep confidence network; support vector machine; risk early warning

随着经济全球一体化的不断深化与推进，特别是近年来“一带一路”的高质量发展以及跨境贸易的快速发展，玉米跨境供应链系统作为连接处于不同国家与地区的企业、单位和管理部分的核心环节，日趋复杂化^[1-2]。安全问题是多领域运行的基础支撑技术^[3]，面对当前产品源头多、转运环节多、运输成本高、库存精细化管理等现状，以及应对国际政治波动、贸易摩擦以及自然灾害等不确定性突发事件，玉米跨境供应链的安全问题作为系统运行的关键，其对经济运行与发展的重要性日益凸显。因此构建玉米跨境供应链系统风险评估指标以及对系统风险预警问题进行研究，能够有效把控供应链系统风险，为产品资源的优化配置提供决策依据^[4-6]。

供应链系统安全问题作为供应链管理中的核心问题，是当前学者研究的热点，当前用于供应链系统安全问题的主流方法主要有两种：（1）定性分析，主要是借助调查问卷、访谈交流、专家咨询等方法获得原始评价数据，定性分析关联程度。该方法主观性强，忽略影响因素在供应链环节中的耦合关联作用。（2）数据挖掘，主要是利用层次分析法、回归分析法、系统分析法、模糊评价法、机器学习等方法，实现对风险的定量分析。Nguyen P H 等^[7]基于层次分析法，通过评估风险，挖掘供应链中的风险点。张道宏等^[8]利用前景理论建立供应商决策者风险偏好模型，为供应链整体安全运行与环节优化提供理论支撑。Fahim ul Amin 等^[9]将模糊理论引入到多准则妥协解排序法中，为供应链风险管理提供风险识别与管理的指导。Lu S Q 等^[10]结合机器学习方法和供

应链风险评估时间要求设置系统功能模块，构建整体系统结构。

通过当前供应链系统安全问题的研究情况来看，基于定性分析的供应链系统风险预警研究方法无法挖掘数据隐藏的耦合信息；基于数据挖掘的供应链系统安全研究需要大量人工决策，过度依赖专家经验，难以有效发挥日常供应链系统风险预警与管理的积极作用。同时现有方法难以从海量多源异构运行数据中准确挖掘和识别出风险的产生与作用机理，风险预警准确率始终处于低水平。而且当前针对供应链系统安全领域的学术研究集中在系统安全指标的构建与评估，对供应链系统风险预警问题的研究较少，尤其是玉米跨境供应链系统风险预警问题，还存在大量研究盲区。

为解决供应链管理中数据具有非线性、不确定性等问题，提出基于深度置信网络（Deep belief network, DBN）与多类模糊支持向量机（Multi-class fuzzy support vector machine, MFSVM）的风险预警方法。DBN 模型不需要提前考虑数据输入输出之间的关联关系，能够处理模糊类别数、区间数值等不确定数据，特征提取能力强，且与其他模型兼容性好^[11]。同时 MFSVM 模型能够考虑样本数据的模糊性特征，解决离群点和噪声点对分离超平面的影响，泛化性较强^[12]。两种算法都能很好符合供应链管理中数据特点。结合 DBN 与 MFSVM 的模型优势，构建玉米跨境供应链系统风险预警模型，准确掌握玉米跨境供应链系统内影响系统安全的风险因素以及变化趋势，提升风险预警准确率。

1 构建玉米跨境供应链系统风险指标体系

1.1 指标选取

由于供应链系统的本质为单回路、传导式的“链式”结构，其风险点分布在系统链路各个部位。通过查阅玉米跨境供应链系统领域相关文献^[13-15]以及对玉米跨境供应链系统领域专家进行咨询调研等方式，从外、中、内部 3 个风险角度考虑，确定影响玉米跨境供应链系统安全运行的风险指标，指标如图 1 所示。

经过对玉米跨境供应链系统风险指标体系进行分析，可以发现原始数据具有多源头、多属性、强关联等异构特点，数值型与非数值型指标并存。比如汇率变动频率、跨境周期等指标属于数值型指标，运输政策阻力（难、中、易）属于非数值型指标。

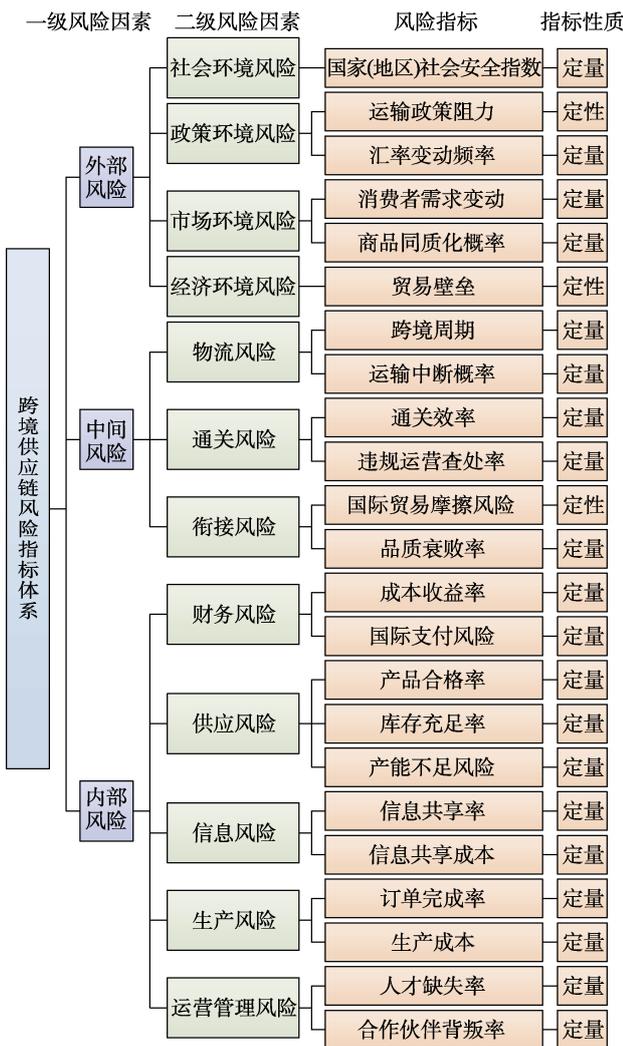


图 1 玉米跨境供应链风险指标体系

Fig.1 Risk index system of corn cross-border supply chain

1.2 数据预处理

对于给定的 n 个样本训练数据 $X_n = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 以及风险预警等级 y_n ，由于玉米跨境供应链中存在多维异构的非结构化数据，比如存在数值型与类别型数据特征，需要对类别型数据进行处理，将定性指标转化为定量指标，便于模型识别与处理。独热编码 (One-Hot Encoding) 不仅能够处理非连续数据特征、扩充特征维度，而且能够将类别变量转化为机器学习算法便于利用的形式。嵌入编码能够解决独热编码中由于类别多造成的维度灾难，两者结合能够有效处理玉米跨境供应链中存在的非结构化数据。

首先基于标签编码原理，将非数值化的变量类别特征转化为数值型变量。然后基于独热编码原理，增加列属性，使得数值“0”和“1”分布在不同的列中，表示类别值的有/无。基于标签独热编码原理，对样本数据中特征 x_m 进行处理，过程表示为：

$$x_m \mapsto \delta_{x_m \alpha} \tag{1}$$

式中， $\delta_{x_m \alpha}$ 表示克罗内克函数， x_m 和 α 是输入数据。

通过以上处理可以将类别特征数据转化为连续的数值型变量，但会导致维度快速增加，因此需要对特征数据进行神经网络嵌入，挖掘数据的内在关联，如下所示：

$$X_m \equiv \sum_{\alpha} w_{\alpha \beta} \delta_{x_m \alpha} = w_{x_m} \beta \tag{2}$$

式中， $w_{\alpha \beta}$ 表示独热编码层和嵌入层之间的数值权重， β 为嵌入层索引。

同时为消除量纲差距对模型训练的影响，对数据进行归一化预处理。

1.3 指标测度

本文根据熵权法流程，确定指标权重，然后利用 TOPSIS 法 (Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution) 获得指标综合测度。针对评价矩阵 $X = (x_{ij})_{n \times m}$ ， $i = 1, 2, \dots, n$ ， $j = 1, 2, \dots, m$ ，其中 x_{ij} 表示第 i 个样本数据中第 j 个指标的评价值， x'_{ij} 表示 x_{ij} 标准化处理后的数据，第 j 个指标的熵权 E_j 和权重 w_j 分别为：

$$E_j = -\lambda \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln p_{ij} \quad \text{式 (3)}$$

$$w_j = \frac{1 - E_j}{\sum_{j=1}^m 1 - E_j} \quad \text{式 (4)}$$

式中, $\lambda = \frac{1}{\ln n}$, $p_{ij} = \frac{x'_{ij}}{\sum_{i=1}^n x'_{ij}}$, $0 \leq w_j \leq 1$,

$$\sum_{j=1}^m w_j = 1。$$

利用 TOPSIS 法获得的指标综合测度 C_i 为:

$$C_i = \frac{Sep_i^-}{Sep_i^+ + Sep_i^-}, C_i \in [0,1] \quad \text{式 (5)}$$

式中, Sep_i^+ 和 Sep_i^- 分别表示正贴近度和负贴近度。

2 DBN-MFSVM 模型

2.1 DBN 特征提取

DBN 模型能够将复杂关系转化为数据特征, 并通过大样本数据训练挖掘有用的信息, 可由多层受限玻尔兹曼机 (Restricted Boltzmann machine, RBM) 和单层 BP 网络构成, 按照预训练与微调两个阶段进行数据训练^[16-17]。

2.1.1 数据预训练阶段

基于对比散度模型原理, 对网络中的权重与偏置的数值参数进行逐层调整优化。DBN 模型结构如图 2 所示, 总共包括 1 个可见层 (v) 与 2

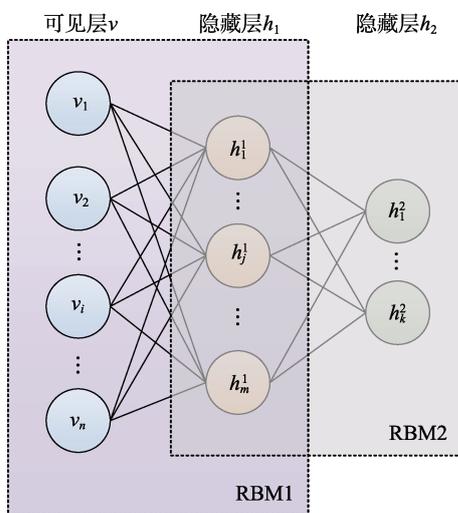


图 2 DBN 特征提取结构

Fig.2 DBN feature extraction structure

个隐藏层 (h_1, h_2), 相邻两层结构构成 1 个 RBM 模型 ($v-h_1, h_1-h_2$)。DBN 模型数据包括权重矩阵 W 、可见单元偏置数据 A 和隐单元偏置数据 B 。可见层 v 的输入为按照 1.2 节数据嵌入归一化预处理后的数据, $v_i (1 \leq i \leq n)$ 与 $h_j (1 \leq j \leq m, k)$ 分别为可见单元 i 和隐单元 j , n 为可见单元数量, m 与 k 分别为两个隐单元数量。 W_{ij} 为可见单元 i 与隐单元 j 两个单元连接的权值数据, a_i 和 b_j 分别表示可见单元 i 和隐单元 j 的偏置数值。

根据 RBM 模型原理, 由于网络中具有层间全部连接以及层内无相应连接的特性, 在给定的可见单元和隐单元状态下, 各可见层单元和隐藏层单元的激活状态相互独立。可见层单元 i 的激活概率 $P(v_i = 1 | h)$ 表示为:

$$P(v_i = 1 | h) = f \left(a_i + \sum_j W_{ij} h_j \right) \quad \text{式 (6)}$$

第 j 个隐藏层单元激活概率 $P(h_j = 1 | v)$ 如下所示:

$$P(h_j = 1 | v) = f \left(b_j + \sum_i v_i W_{ij} \right) \quad \text{式 (7)}$$

式中, $f(\cdot)$ 表示 sigmoid 激活函数, 用于把数据值域从 $(-\infty, \infty)$ 映射到 $[0,1]$ 。

2.1.2 数据微调阶段

将 RBM 模型训练后的输入空间数据引入到 BP 网络结构的输入空间, 分阶段进行前向传播和反向传播, 然后将模型训练的误差反馈到网络中, 对可见层和隐藏层中的参数进行优化微调, 降低模型误差。然后将通过 DBN 模型提取出的特征信息作为多类模糊支持向量机的输入数据, 构建玉米跨境供应链风险预警模型。

2.2 多类模糊支持向量机

为解决传统支持向量机 (Support vector machine, SVM) 在多类风险预警问题上存在预警偏差、精确度低、模型泛化能力差等缺陷, 将模糊理论引入到传统 SVM 模型中, 输入与输出数据均采用模糊理论进行表述, 由此构建多类模糊支持向量机模型。

将 DBN 模型提取出的特征信息作为 MFSVM

模型的输入数据，并基于有向无环图 (Directed acyclic graphs, DAG) 原理, 将输入输出模糊 SVM 应用到多级分类问题, 构建 MFSVM 模型, 提升 SVM 的综合分类性能以及泛化性^[18]。

为解决边缘样本数据在 SVM 模型中容易被错分的情况, 将模糊理论引入到 SVM 中, 精确描述样本数据分布情况。现在对隶属度函数 s_i 进行定义, 该变量与模型超平面相垂直, 用来描述样本数据的重要程度, 通过对不同隶属度函数 s_i 进行组合, 构建 MFSVM 模型, 实现目标函数的惩罚函数 C 和松弛变量 ξ 的平衡, 减少样本数据的不可分概率。基于模糊理论的划分超平面的目标函数表示为:

$$\min L(w, \xi, s) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n s_i \xi_i \quad \text{式 (8)}$$

$$s.t. \quad y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

式中, w 表示超平面法向量, b 表示超平面截距, s_i 为样本数据属于标签的可能性, 取值范围为 (0,1], 用于对惩罚函数 C 数值进行限制, 提升分类器性能稳定性。

MFSVM 模型中, 隶属度函数 s_i 的选择与设计是关键, 用于计算样本数据的权值。本文中选用基于样本数据到类中心的距离的方式来对隶属度进行衡量, 随后基于 DAG 方法, 将两类分类器转化为多类分类器, 实现 MFSVM 在多类分级问题的应用。针对 k 级分类问题, 设计出数量为

$k(k-1)/2$ 的二类分类器个体构建多类分类器。分类决策时, 基于相关原理, 所有的内部节点均为二类分类器, 将叶子节点作为模型最终的分类类别。对于给定的样本数据, 从根节点至叶子节点, 依据分类器输出数据值, 决定其走向左侧/右侧, 直至获取该测试样本数据的分类类别, 最终构建出基于 MFSVM 模型的玉米跨境供应链系统风险等级预警模型。

2.3 基于 DBN-MFSVM 的风险等级预警模型

根据 DBN 特征提取与多类模糊支持向量机原理, 可以构建基于 DBN-MFSVM 的风险等级预警模型, 架构如图 3 所示。

基于 DBN-MFSVM 的风险等级预警方法步骤如下。

步骤 1: 数据预处理。基于嵌入编码操作对输入数据中的类别特征进行处理, 再进行归一化数值处理, 获取结构化输入数据。

步骤 2: 特征提取。基于 DBN 特征提取模型, 对输入空间的多源异构数据进行特征提取处理, 并对玉米跨境供应链系统中的风险因素之间的关联性信息进行挖掘, 获得高纬度表征的信息特征集合。

步骤 3: 风险分级。以 DBN 模型提取出的高维特征作为输入数据, 利用 MFSVM 模型对网络参数进行优化调整, 实现跨境供应链多级风险等级预警。

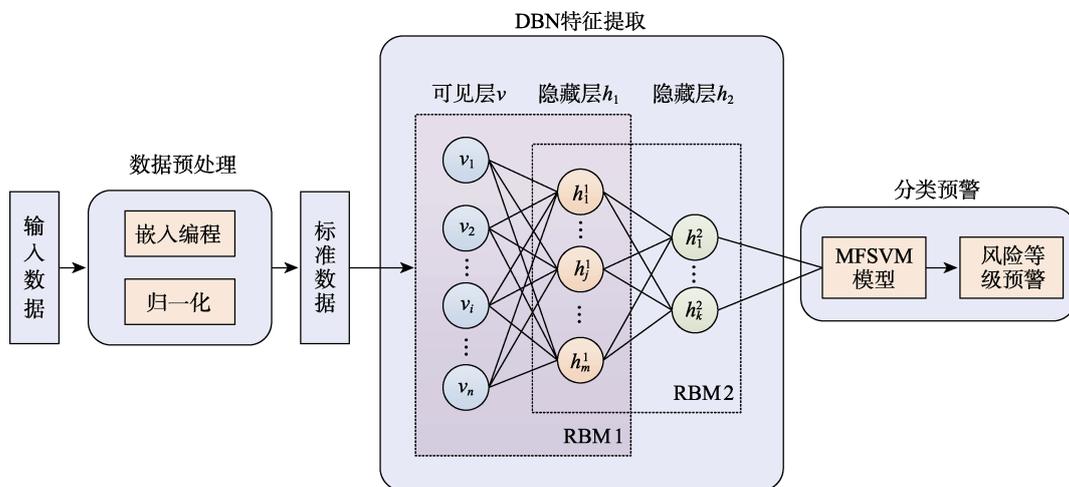


图 3 基于 DBN-MFSVM 的风险等级预警模型架构

Fig.3 Risk level early warning model architecture based on DBN-MFSVM

2.4 评价指标

本文选用预测准确率 $f_{Accuracy}$ 、模型运行时间 T 以及混淆矩阵对风险预警模型性能进行评价：

1) 准确率 $f_{Accuracy}$ 。指在预警模型中，预测风险等级正确的样本数量在总样本数量的比例，准确率越高，表明预警模型性能越好， $f_{Accuracy}$ 表示为：

$$f_{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad \text{式 (9)}$$

式中， TP 、 TN 、 FP 与 FN 分别表示真正例、真负例、假正例与假负例。

2) 运行时间 T 。指模型中总共的训练和测试时间，数值越小，表明预警模型性能越好。

3) 混淆矩阵。反映预警模型分类结果精度的可视化工具，可直观判断预警模型分解结果的好坏。

3 验证实验与分析

3.1 数据来源

通过实地调研与问卷调查，本实验选择宁波

的一家以出口玉米跨境电商业务为主营业务的大型玉米跨境电商企业作为研究对象，该公司的产品与美国、日本与欧洲的企业有业务往来，在全球拥有系统的供应链，同时在北京、深圳等城市设有分支机构，在洛杉矶、名古屋等城市设有运营中心和物流中心。从该公司获取了玉米跨境供应链相关数据 265 组，根据 1.3 节专家咨询指标测度结果，样本数据风险值如图 4 所示。按照 8 : 2 的比例划分训练集与测试集，并根据专家咨询结果对风险等级进行分类，等级结果如表 1 所示。

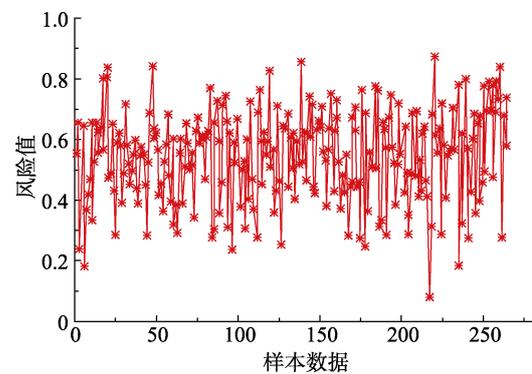


图 4 样本数据风险值
Fig.4 Risk values of sample data

表 1 玉米跨境供应链风险分级

Table 1 Risk classification of cross-border knitting supply chain

等级	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII
含义	安全	较安全	预警	较低风险	中危险	较高危险	高危险	超高危险
区间	(0,0.125]	(0.125,0.25]	(0.25,0.375]	(0.375,0.5]	(0.5,0.625]	(0.625,0.75]	(0.75,0.875]	(0.875,1]

为确保实地调研与专家咨询问卷数据的有效性，确保样本数据合理性和代表性，本文采用德尔菲法，对来自不同单位与领域的 21 位专家进行咨询调查，主要就样本数据合理性和代表性两方面进行调查。所有专家职称均在副高以上，具备行业知识积累与经验，具有一定的权威性。发出问卷 21 份，问卷回收率为 100%。经过分析计算，合理性和代表性上专家权威程度 C_r 分别为 0.93

和 0.91，表示咨询专家权威性高。肯德尔协调系数 W 计算值分别为 0.394 和 0.365，经过 χ^2 显著性检验， P 均小于 0.002，表明专家咨询结果可信度较高，表明样本数据具有一定合理性和代表性。

3.2 实验环境与模型参数

本实验采用的实验环境与模型参数具体信息如表 2 所示。

表 2 实验环境与模型参数信息设置

Table 2 Setting of experimental environment and model parameter information

参数	配置	参数	数值	参数	数值
操作系统	64 位 win 10	软件	Matlab 2018a	k	8
处理器	Intel(R) Core(TM) i5-1035G1 CPU @ 1.00GHz 1.19 GHz	迭代次数	100	C	1
实验框架	PyTorch 和 Keras	学习率	0.001	σ	{0.001,0.01,0.11,10,100}

3.3 对比分析

为验证本文所提的基于 DBN-MFSVM 的风险等级预警模型的优越性，选择朴素贝叶斯 (Naive bayes model, NBM)、决策树 (Decision tree, DT)、支持向量机、Elman 神经网络、DBN 网络等传统机器学习算法以及最新的 CNN-PSO^[13]、PCA-CNN^[19]作为对比算法，用同一组数据进行训练与测试，在准确率 $f_{Accuracy}$ 与运行时间 T 两个指标的结果如表 3 所示。

表 3 不同预测算法测试结果

Table 3 Test results of different prediction algorithms

算法	准确率 $f_{Accuracy}$ /%	较最差算法提升百分比/%	运行时间 T /s
DBN-MFSVM	94.88	52.17	8.2
PCA-CNN	93.47	49.91	9.0
DBN	96.24	54.35	9.5
SVM	85.14	36.55	9.8
DT	62.35	0.00	9.3
CNN-PSO	91.85	47.31	9.2
Elman	75.64	21.32	10.7
NBM	82.47	32.27	10.5

通过对比不同预警模型在预警准确率和算法运行时间两个指标上的实验数据，可以看出，本文所提的基于 DBN-MFSVM 的风险等级预警模型能够在运行时间差不多的情况下，准确率达到 94.88%，较最差算法提升 52.17%，性能较其他算法优越，究其原因主要有 3 点：

(1) 能够自适应处理玉米跨境供应链中的多维异构数据；

(2) 能够提取出玉米跨境数据链数据中高维特征信息，挖掘出数据中各指标间的关联关系；

(3) 多类模糊支持向量机能够处理不确定性信息，提高模型泛化性。

3.4 损失函数和误差对比分析

为验证本文所提的基于 DBN-MFSVM 的风险等级预警模型的鲁棒性，选择 DBN、CNN、SVM 作为对比算法，对比在数据集上损失函数的变化趋势，实验结果如图 5 所示。

根据不同算法神经网络的损失函数变化趋势可知，DBN-MFSVM 与 DBN、CNN、SVM 算法的损失函数均呈下降趋势，其中 DBN-MFSVM 下

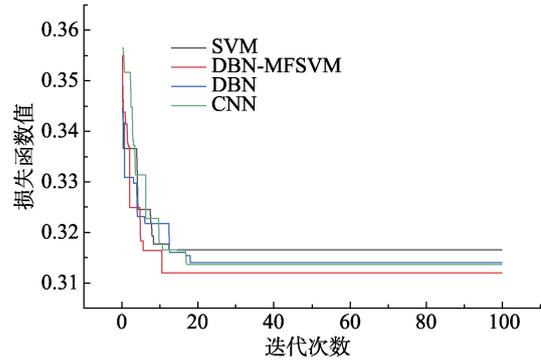


图 5 不同算法神经网络的损失函数图

Fig.5 Loss function diagram of neural networks with different algorithms

降速度更快，至 0.31，较其他算法的最终稳定性最小，表明本文所提的 DBN-MFSVM 具有更强的鲁棒性。基于 DBN-MFSVM 模型的预测风险值与真实风险值的关系如图 6 所示，可以看出，预测值与真实值接近线性关系， R^2 趋近于 1，残差在 0 附近波动，表明基于 DBN-MFSVM 模型的预测效果较优。

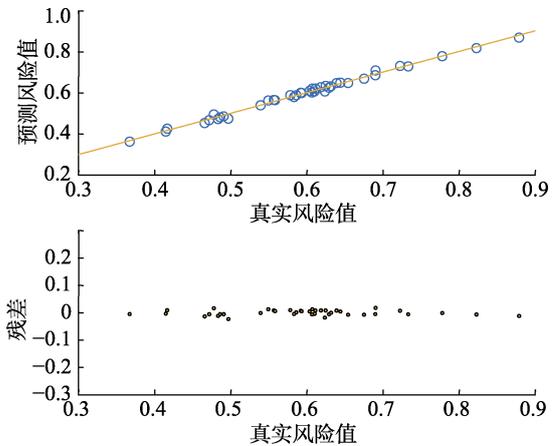


图 6 基于 DBN-MFSVM 模型的预测风险值与真实风险值

Fig.6 Predicted risk value and true risk value based on DBN-MFSVM model

为进一步验证算法的鲁棒性，对比不同算法在测试数据的误差曲线，如图 7 所示。

根据图 7 中不同算法的误差曲线可知，DBN-MFSVM 模型的误差范围在 -0.148~0.035，误差幅度较小，整体处于稳定趋势，其他算法的误差曲线相对波动较大。

DBN-MFSVM 模型在风险等级分类时出现误差的原因有：

1) 样本数据规模不足。数据来源的多样性和

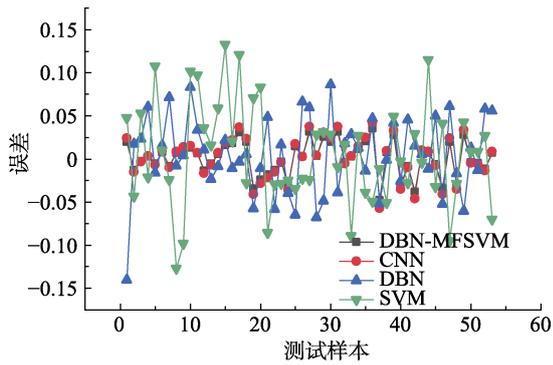


图 7 不同算法在测试数据的误差曲线

Fig.7 Error curves of different algorithms in test data

样本量的充足性至关重要，可以显著提升 DBN-MFSVM 模型的预测准确性和泛化能力，从而更有效地进行供应链风险预警。由于供应链数据多来源于企业，没有专门部门收集整理，导致样本数据规模不足，影响模型泛化能力。

2) 样本数据不平衡。由于风险预警分级共 8 类，类别过多，样本数据不能完全平均分布在每个类别上，样本数据的不平衡性在模型中未被考虑。

3) 外部干扰因素。虽然本文采用的 DBN-MFSVM 模型在一定程度上能够降低离群点和干扰点的影响，但实际问题中存在随机性、不确定因素未被考虑进去。

3.5 混淆矩阵分析

为直观显示本文所提的基于 DBN-MFSVM 的风险等级预警模型的性能，构建混淆矩阵行与列分别表示真实的风险等级与预测的风险等级，对角线表示正确预测的样本比例，数据结果如图 8 所示。

真实安全等级	I	0.97	0.03						
	II		0.96	0.04					
	III		0.02	0.95	0.03				
	IV			0.03	0.93	0.04			
	V				0.02	0.95	0.03		
	VI					0.05	0.93	0.02	
	VII						0.04	0.94	0.02
	VIII							0.04	0.96
		I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII

图 8 DBN-MFSVM 模型的风险等级预警混淆矩阵

Fig.8 Risk level warning confusion matrix of DBN-MFSVM model

根据图 8 的混淆矩阵结果来看，绝大部分风险等级预测正确的样本都集中在对角线位置，混淆程度均在 0.93 以上，表明基于 DBN-MFSVM 的风险等级预警模型性能整体不错，能够正确反映供应链系统风险水平，但在较低风险（IV）、较高危险（VI）两个风险等级的样本数据中存在一定的预警混淆，混淆程度均为 0.93，预警不正确的样本多被混淆到中危险（V）中，表明本文构建的 DBN-MFSVM 模型在较低风险（IV）、较高危险（VI）两个风险等级中存在预警偏差的情况，容易将供应链系统风险等级判断失误，管理者可着重关注容易混淆的风险等级，不断优化系统，降低系统风险。

选择预测准确率较高的 PCA-CNN 和 CNN-PSO 两种算法作为对比，以最大混淆程度为指标进行对比实验，结果如表 4 所示。可以看出，不同预测方法在风险等级预警上均存在一定的误差，且基本分布在较低风险（IV）、较高危险（VI）上，表明样本数据中存在两类风险的原始数据特征不够明显，当前算法还不能精确挖掘数据中隐含的信息，易与其他风险等级混淆。

表 4 混淆程度实验结果

Table 4 Experimental results of confusion degree

算法	最大混淆程度	分布
DBN-MFSVM	0.93	较低风险（IV）、较高危险（VI）
PCA-CNN	0.92	较低风险（IV）、较高危险（VI）
CNN-PSO	0.89	较低风险（IV）

由于预测结果的风险跨度越大可能导致的决策风险越大，现结合相关挑战给出相关建议。

1) 合理分配风险管理资源。将管理措施和精力更多向易出现风险等级混淆的样品倾斜，避免劣质样本被错认为优质样品，影响供应链口碑。

2) 建立监督反馈机制。保证风险等级误判的样本能够及时、准确反馈到管理者，帮助决策者收集更多信息，优化风险预警流程，强化风险评估。

3) 制定应急预案。制定商品样本风险等级误判后的应急处置预案，保证消费者合法权益以及供应链正常运转。

4 结论

为解决玉米跨境供应链系统风险预警问题中

的数据多源异构、指标耦合性强等问题，构建了基于 DBN-MFSVM 模型的风险等级预警方法，实验表明。

1) 本文所提算法能够自适应处理玉米跨境供应链中的多维异构数据，去除冗余数据，提取出玉米跨境数据链数据中高维特征信息，挖掘出数据中各指标间的关联关系，处理不确定性信息，提高模型泛化性。

2) DBN-MFSVM 算法与 DBN、CNN、SVM 算法的损失函数均呈下降趋势，其中 DBN-MFSVM 下降速度更快，最终下降至 0.31，较其他算法的最终稳定性最小，具有更强的鲁棒性。

3) DBN-MFSVM 的风险等级预警模型性能整体不错，能够正确反映供应链系统风险水平，但在较低风险（IV）、较高危险（VI）两个风险等级的样本数据中存在一定的预警混淆，混淆程度均为 0.93，预警不正确的样本多被混淆到中危险（V）中，表明本文构建的 DBN-MFSVM 模型在较低风险（IV）、较高危险（VI）两个风险等级中存在预警偏差的情况，容易将供应链系统风险等级判断失误，管理者可着重关注容易混淆的风险等级，不断优化系统，降低系统风险。

参考文献：

- [1] XIAO P, SALLEH M I, ZAIDAN B, et al. Research on risk assessment of blockchain-driven supply chain finance: A systematic review[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2023, 176: 108990.
- [2] 刘宇, 张硕, 梁栋. 新形势下我国粮食供应安全面临风险与政策建议[J]. *粮油食品科技*, 2023, 31(4): 10-17.
LIU Y, ZHANG S, LIANG D. The risks and policy suggestions in Chinese food supply security under the new situation[J]. *Science and Technology of Cereals, Oils and Foods*, 2023, 31(4): 10-17.
- [3] 张宏宏, 甘旭升, 辛建霖, 等. 基于合作博弈的多机冲突解脱算法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2022, 48(5): 863-871.
ZHANG H H, GAN X S, XIN J L, et al. Multi-aircraft conflict resolution algorithm based on cooperative game[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2022, 48(5): 863-871.
- [4] TUZEMEN A, YAPRAKLI T S. The effect of supply chain orientation on supply chain risk and uncertainty: An application on members of dairy products supply chain in erzurum city in Turkey[J]. *Emirates Journal of Food and Agriculture*, 2022, 34(4): 304-315.
- [5] JI C Y, LIU X X. Design of risk sharing and coordination mechanism in supply chain under demand and supply uncertainty[J]. *Rairo-operations Research*, 2022, 56(1): 123-143.
- [6] 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 X Y, LI L S, KONG J L, 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.
- [7] NGUYEN P H. Agricultural supply chain risks evaluation with spherical fuzzy analytic hierarchy process[J]. *CMC-Computers Materials & Continua*, 2022, 73(2): 4211-4229.
 - [8] 张道宏, 王维莉, 古华莹, 等. 考虑供应商风险偏好的供应链系统动力学分析[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(3): 224-231.
ZHANG D H, WANG W L, GU H Y, et al. System dynamics analysis of supply chain system considering supplier risk preference[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(3): 224-231.
 - [9] FAHIM U A, DONG Q L, GRZYBOWSKA K, et al. A novel fuzzy-based vikor-critic soft computing method for evaluation of sustainable supply chain risk management[J]. *Sustainability*, 2022, 14(5): 2827.
 - [10] LU S Q. Enterprise supply chain risk assessment based on improved neural network algorithm and machine learning[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2021, 40(4): 7013-7024.
 - [11] 张凯, 杨朋澄, 彭开香, 等. 基于深度置信网络的多模态过程故障评估方法及应用[J]. *自动化学报*, 2024, 50(1): 89-102.
ZHANG K, YANG P C, PENG K X, et al. A deep belief network-based fault evaluation method for multimode processes and its applications[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2024, 50(1): 89-102.
 - [12] WU X H, ZUO W M, LIN L, et al. F-SVM: Combination of feature transformation and SVM learning via convex relaxation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(11): 5185-5199.
 - [13] 杨扬, 徐新扬. 基于 CNN-PSO 的玉米跨境供应链风险预警研究[J]. *公路交通科技*, 2022, 39(1): 152-159.
YANG Y, XU X Y, et al. Risk pre-warning for cross-border supply chain based on CNN-PSO[J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2022, 39(1): 152-159.
 - [14] ZHOU L, WANG J J, LI F, et al. Risk aversion of B2C cross-border e-commerce supply chain[J]. *Sustainability*, 2022, 14(13): 8088.
 - [15] ZHANG X M, ZHA X Y, ZHANG H Y, et al. Information sharing in a cross-border e-commerce supply chain under tax uncertainty[J]. *International Journal of Electronic Commerce*, 2022, 26(1): 123-146.
 - [16] ZHU J, HU T Z, JIANG B, et al. Intelligent bearing fault diagnosis using PCA-DBN framework[J]. *Neural Computing & Applications*, 2020, 32(14): 10773-10781.
 - [17] SHAN H T, SUN Y Y, ZHANG W J, et al. Reliability analysis of power distribution network based on PSO-DBN[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 224884-224894.
 - [18] CHAUDHURI A. Modified fuzzy support vector machine for credit approval classification[J]. *Ai Communications*, 2014, 27(2): 189-211.
 - [19] YIN L L, QIN Y W, HOU Y, et al. A convolutional neural network-based model for supply chain financial risk early warning[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 2022: 7825597. 

备注：本文的彩色图表可从本刊官网（<http://lyspkj.ijournal.cn>）、中国知网、万方、维普、超星等数据库下载获取。