DOI: 10.19812/j.cnki.jfsq11-5956/ts.20251010008
引用格式: 王汉祥, 李婧妍, 郭文川, 等. 基于贝叶斯网络的某省牛羊肉中兽药残留风险预警研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2026, 17(6): 37–47.
WANG HX, LI JY, GUO WC, *et al*. Risk warning of veterinary drug residues in beef and mutton in a province based on Bayesian network [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2026, 17(6): 37–47. (in Chinese with English abstract).

基于贝叶斯网络的某省牛羊肉中兽药残留风险预警研究

王汉祥[1,2], 李婧妍[1], 郭文川[3], 朱新华[3], 陈玉洁[1,2*], 吕　欣[1,2*]

(1. 西北农林科技大学食品科学与工程学院, 杨凌　712100; 2. 陕西省乳制品质量安全与健康工程技术研究中心, 杨凌　712100; 3. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 杨凌　712100)

摘　要: 目的　构建贝叶斯网络风险评估模型, 系统量化四环素类、喹诺酮类、β_2-受体激动剂类及磺胺类药物残留的风险。**方法**　通过专家打分评估风险值, 运用信息熵权重法获得先验概率建立初始模型, 通过贝叶斯网络的期望最大算法(expectation maximization algorithm, EM)导入监测数据建立起贝叶斯网络预警模型, 对兽药风险因子进行风险预测。**结果**　贝叶斯网络模型得到的某省整体风险概率为(在最大残留限量范围内): 低风险 74%、中风险 16%、高风险 10%。四环素类敏感值最高为 0.37, 为关键风险因子; 喹诺酮类和磺胺类药物风险状况良好; β_2-受体激动剂类作为禁用药, 风险概率未达到 100%低风险, 需加强监管。**结论**　所构建贝叶斯网络模型具有风险评估和预警, 多种药物能够做到分级分类监管, 为提升兽药残留风险治理的精准性与时效性提供技术支撑。

关键词: 贝叶斯网络; 兽药残留; 预警模型; 风险评估

Risk warning of veterinary drug residues in beef and mutton in a province based on Bayesian network

WANG Han-Xiang[1,2], LI Jing-Yan[1], GUO Wen-Chuan[3], ZHU Xin-Hua[3], CHEN Yu-Jie[1,2*], LV Xin[1,2*]

(1. *College of Food Science and Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling* 712100, *China*; 2. *Shaanxi Engineering Research Centre of Dairy Products Quality*, *Safety and Health*, *Yangling* 712100, *China*; 3. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Northwest A&F University*, *Yangling* 712100, *China*)

ABSTRACT: Objective　To construct a Bayesian network risk assessment model to systematically quantify the risks of tetracycline, quinolone, β_2-receptor agonist and sulfonamide drug residues. **Methods**　The risk value was evaluated by expert scoring, and the initial model was established by using the information entropy weight method to

收稿日期: 2025-10-10
基金项目: 新疆优势农畜产品质量安全预警技术及多级追溯体系研发项目(2022A2006-1)
第一作者: 王汉祥(2001—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为食品营养与健康。E-mail: 1094252361@qq.com
***通信作者:** 陈玉洁(1988—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为乳品科学。E-mail: chenyujie@nwafu.edu.cn
吕欣(1975—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为采用现代分子生物学与发酵工程理论和技术解决生产中的基础和应用问题。E-mail: xinlu@nwsuaf.edu.cn

obtain the prior probability. The Bayesian network warning model was established by importing the monitoring data through the expectation maximization algorithm (EM) of Bayesian network, and the risk prediction of the risk factors of animal residues was carried out. **Results** The overall risk probability of a province obtained by the Bayesian network model was (within the maximum detection limit): Low risk 74%, medium risk 16% and high risk 10%. The highest sensitivity of tetracycline was 0.37, which was the key risk factor; the risk of quinolones and sulfonamides was in good condition; as a banned drug, the risk probability of β_2-receptor agonist did not reach 100% low risk, and supervision needed to be strengthened. **Conclusion** The constructed Bayesian network model has risk assessment and warning, and many kinds of drugs can be classified and supervised, which provides technical support for improving the accuracy and timeliness of veterinary drug residue risk management.

KEY WORDS: Bayesian network; veterinary drug residues; warning model; risk assessment

0 引 言

在集约化养殖成为主导生产模式的背景下，兽药已演变为“生产投入品”而非单纯的诊疗工具。其外源性残留可沿“牧场–屠宰–餐桌”路径迁移，并在人体内实现微量但持续的暴露，诱发过敏性反应、肠道微生态失调、细菌耐药性传播及内分泌干扰效应等潜在健康风险[1–4]。我国作为世界上重要的畜牧业生产基地，其牛羊肉产业对区域经济发展和民生保障具有重要战略意义。但某些区域受干旱气候条件、特殊养殖模式及少数民族高肉类膳食结构等因素影响[5]，兽药残留的风险可能进一步加剧，使得风险防控更具紧迫性。然而，目前针对牛羊肉中多类别兽药残留的系统性风险评估仍较为匮乏，有必要依托大规模检测数据与先进的风险评估模型，建立更为科学、准确的风险防控体系。

在食品安全风险预警领域，常用的风险评估方法包括 logistic 回归、层次分析法、支持向量机、贝叶斯网络及决策树等[6]。其中，贝叶斯网络凭借其特异性优势逐渐获得广泛使用。该模型基于概率图理论构建有向无环图，能够通过量化变量间的条件依赖关系[7]，揭示复杂风险因子的联合作用机制。其在风险预警与分析中不仅可实现基于概率推断的精准预警，还能够将风险传播路径可视化，支持从风险预测到溯源的双向推理[8]。此外，贝叶斯网络具备融合先验知识与动态更新数据的能力，可在集成新信息的同时降低模型重构的复杂度与成本。目前贝叶斯网络在食品质量控制领域得到了一定范围的实际应用[9–10]。例如，乔若兰[11]运用贝叶斯网络模型为 K 企业食品原料供应商风险评估工作提供了方法支持，优化了其风险管理流程；于家斌等[12]通过构建贝叶斯网络模型，对中国稻米危害物抽检数据进行分析，实现了对稻米中危害物风险水平的有效评估；袁浩[13]则采用贝叶斯决策网络对食品安全级联风险应急决策进行建模，从而对食品安全事件的演变趋势作出合理预测。贝叶斯网络模型通过量化风险因子间的概率依赖关系，实现食品安全评价与风险预警的智能化决策[14–15]。

因此，本研究基于贝叶斯网络，构建了一种针对某省牛羊肉中四环素类、喹诺酮类、β_2-受体激动剂类及磺胺类兽药残留的系统性风险评估模型。通过整合多类别检测数据与专家知识，该模型可实现风险的动态量化与可视化分析，识别关键风险因子及传播路径，从而为该区域牛羊肉兽药残留的靶向监管与科学预警提供方法与数据支持，对提升食品安全风险治理的精准性与时效性具有现实意义。

1 材料与方法

1.1 样品来源

本研究监测的样品，样品类型包括牛肉(1157 个样品)、羊肉(1322 个样品)，共 2479 个样品；样品采集时间为 2023 年 7 月至 2024 年 7 月，均采集自某省内 14 个不同的县(区)。

1.2 试剂与仪器

甲醇、乙腈、甲酸、乙酸乙酯(色谱纯，美国默克公司)；乙二胺四乙酸二钠、磷酸氢二钠、磷酸二氢钠、柠檬酸、氢氧化钠、浓氨水、三氯乙酸(分析纯，广东光华科技股份有限公司)；亲水-亲脂平衡(hydrophile-lipophile balance, HLB)固相萃取柱(6 mL, 150 mg，美国沃特世公司)。

QTRAP-4000 三重四级杆串联质谱仪(美国 AB SCIEX 公司)；DC150-2 氮吹仪(山东元创仪器有限公司)；HC-3016R 冷冻离心机(安徽中科中佳科学仪器有限公司)；TH16-W 离心机(湖南湘仪实验室仪器开发有限公司)；BHS-4 水浴锅(群安实验仪器有限公司)；PHS-3E pH 计(上海蚁霖科学仪器有限公司)；MX-S 涡旋振荡器(上海沪析实业有限公司)；CR-060 超声波清洗机(深圳市春霖清洗设备有限公司)；Waters BEH C_{18} 色谱柱(100 mm×2.1 mm, 1.7 μm)(上海沃特世科技有限公司)。

1.3 方 法

1.3.1 四环素类、磺胺类和喹诺酮类的检测方法

四环素类、磺胺类和喹诺酮类兽药残留的检测参考 GB 31658.17—2021《动物性食品中四环素类、磺胺类和喹诺酮类药物残留量的测定 液相色谱-串联质谱法》，关键

步骤如下。

样品经乙二胺四乙酸二钠缓冲溶液和磷酸盐缓冲溶液超声提取后, 离心收集上清液采用固相萃取柱进行净化除杂, 收集洗脱液并经氮气吹干后, 用初始流动相复溶定容, 过 0.22 μm 有机相滤膜后上机分析。

QTRAP-4000 三重四级杆串联质谱仪使用的液相色谱柱为 Waters BEH C_{18} 色谱柱(100 mm×2.1 mm, 1.7 μm), 柱温设置为 35 ℃, 进样量设置为 10 μL, 流速设置为 0.3 mL/min。使用梯度洗脱模式, 流动相 A 为 0.1%甲酸溶液, 流动相 B 为甲醇:乙腈(2:8, *V*:*V*, 含 0.1%甲酸), 见表 1。

表 1　四环素类、磺胺类和喹诺酮类的洗脱条件
Table 1　Phase elution conditions of tetracyclines, sulfonamides and quinolones

时间/min	流动相 A/%	流动相 B/%
0	95	5
2.0	85	15
5.0	60	40
7.0	5	95
7.1	95	5
9.0	95	5

使用电喷雾离子源, 扫描模式为正离子扫描, 监测方式为多反应监测, 电喷雾电离电压为 3.0 kV, 雾化温度设置为 450 ℃。

1.3.2　*β_2-受体激动剂类的检测方法*

β_2-受体激动剂类检测的前处理方法参考黎娟等[16]的研究, 液相条件和质谱条件参考 XIAO 等[17]的研究并稍作修改, 具体如下。

(1) β_2-受体激动剂类兽药残留的提取

取 1 g 样品, 加入 7 mL 的 5%三氯乙酸溶液, 充分混合均匀后, 在 80 ℃下超声 30 min, 并在 0 ℃、10000 r/min 离心 15 min, 收集上清液; 随后在离心后的残渣中, 重复上述操作提取依次; 将两次上清液合并用于下一步的纯化。

(2) β_2-受体激动剂类兽药残留的纯化

使用 HLB 固相萃取柱对 β_2-受体激动剂类兽药残留进行纯化, 具体步骤如下。

首先使用 5 mL 的甲醇和水对固相萃取柱进行活化, 将提取的上清液缓慢加入到固相萃取柱中, 用 10 mL 的 5%甲醇-水溶液淋洗, 最后用甲醇溶液 6 mL 洗脱。收集到的洗脱液在 50 ℃下用氮吹仪吹干, 加入 1 mL 甲醇-0.1%甲酸溶液(1:9, *V*:*V*)进行复溶, 并用 0.22 μm 有机系滤膜过滤, 用于进行下一步的质谱检测。

超高效液相色谱-质谱仪使用的液相色谱柱为 Waters BEH C_{18} 色谱柱(100 mm×2.1 mm, 1.7 μm), 柱温设置为 40 ℃, 进样量设置为 10 μL, 流速设置为 300 μL/min。使用梯度洗脱模式, 流动相 A 为 0.1%的甲酸水溶液, 流动相 B 为 0.1%的乙腈水溶液, 见表 2。

表 2　β_2-受体激动剂类的洗脱条件
Table 2　Phase elution conditions of β_2-agonists

时间/min	流动相 A/%	流动相 B/%
0	95	5
1.0	95	5
2.0	80	20
5.0	70	30
6.0	20	80
7.0	2	98
9.0	2	98
9.1	95	5
10.0	95	5

使用电喷雾离子源, 扫描模式为正离子扫描, 监测方式为多反应监测, 温度 100 ℃, 电喷雾电离电压为 5.5 kV, 雾化温度设置为 550 ℃。

1.3.3　贝叶斯网络预警模型的构建

贝叶斯网络的构建流程为: 原始检测数据预处理→结构学习→基于专家打分确定先验概率→参数学习[18]。

(1)初始模型的构建

①结构学习

本研究将某省整体风险等级 A 作为目标节点。将四环素类 B(四环素 B1、土霉素 B2、金霉素 B3、多西环素 B4), 喹诺酮类 C(恩诺沙星 C1、诺氟沙星 C2、培氟沙星 C3、氧氟沙星 C4、达氟沙星 C5、洛美沙星 C6、沙拉沙星 C7), 受体激动剂类 D(克伦特罗 D1、莱克多巴胺 D2、特布他林 D3、西马特罗 D4、沙丁胺醇 D5、西布特罗 D6、妥布特罗 D7 和氯丙那林 D8)和磺胺类 E[国标只规定了磺胺类药物总浓度的最大残留限量(maximum residue limit, MRL)≤100 μg/kg, 因此不具体到单个药物]作为中间节点。在其种属关系的基础上, 利用有向弧把各个节点串联起来, 得到贝叶斯网络拓扑结构。

②节点先验概率的确定

结合近 10 年某省市场监督管理局公布的食品安全监督抽检信息通告和通报的近 10 年来某省因兽药残留问题导致食品不合格的通报, 制作了《某省牛羊肉中主要兽药残留安全风险调查问卷》。专家问卷从用药频率、养殖模式和近年来药物的检出事件来进行筛选。随后运用德尔菲法, 将预选指标制成表格并以调查问卷的形式咨询 9 位专家(畜牧养殖方面的专家 3 人、动物药学专家 3 人、食品安全监测负责人 2 人、药物的风险评估人员 1 人)。

③信息熵权重法得到权重

信息熵是一种度量系统稳定程度的有效方法, 信息熵权重是基于指标数据的不确定性[19]。9 个专家对每项指标的影响程度和发生概率进行打分, 形成一个 $m\times n$ 的矩阵 R, 其中 R_{ij} 表示第 i 个专家对第 j 个指标的打分。信息熵权重法的计算步骤如下。

指标全为正向的，直接进行标准化矩阵，将指标归一化到[0,1]之间，如公式(1)。

$$r_{ij}=\frac{R_{ij}}{\sum_{i=1}^{m}R_{ij}} \tag{1}$$

式中: r_{ij}是第 i 位专家对第 j 个指标打分的标准化占比。

计算第 j 个指标的熵值如公式(2)。

$$e_j=-k\sum_{i=1}^{m}r_{ij}\ln(r_{ij}) \tag{2}$$

式中: $k=1/\ln m$, m 为专家人数。

计算差异系数如公式(3)。

$$d_j=1-e_j \tag{3}$$

式中: d_j 为将不同专家打分对整体分数的重要程度。

计算权重如公式(4)。

$$\omega_j=\frac{d_j}{\sum_{j=1}^{n}d_j} \tag{4}$$

式中: ω_j 是第 j 个评价指标的权重。

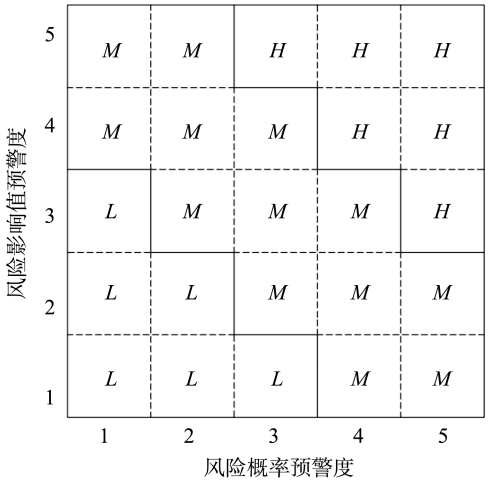
④数据处理获得节点概率

贝叶斯网络的先验概率由专家通过对各项指标发生概率和影响程度进行打分得到，以五分李克特量表衡量[20]，各节点的风险水平计算如公式(5)。

$$D_{ij}=K_{ij}\times C_{ij} \tag{5}$$

式中: D_{ij}为专家 i 对因子 j 的风险水平评分; K_{ij}为其对发生概率的评分; C_{ij}为其对影响程度的评分。

将所得的问卷数据集通过风险等级矩阵(图 1)进行规范化处理，即将专家对风险因子影响程度打分值和风险因子发生概率打分值对应相乘得到该项风险对应的等级。其中 L 代表低风险, M 代表中等风险, H 代表高风险。



注: 1~5 代表专家的打分。

图 1 风险等级矩阵示意图

Fig.1 Diagram of risk level matrix

基于专家打分和数据的规范化处理结果，通过式(6)进一步计算风险源和整体风险水平。

$$D_m=\sum_{k=1}^{n}\omega_{mk}\times D_{mk} \tag{6}$$

式中: ω_{mk} 为第 m 类风险中第 k 个风险因子的权重，通过熵值法计算得到; D_{mk}为第 m 类风险中第 k 个风险因子的风险水平，通过对 L、M、H 赋值 1、2、3 得到，D_m为第 m 类风险源的风险水平。基于上述数据，得到构建贝叶斯网络中各节点的条件概率表，导入 Genie 4.0 软件得到先验概率。

(2)预警模型的构建

①兽药残留监测数据的预处理

鉴于不同药物的 MRLs 存在差异，为统一数据量纲以提升分析效率，本研究依据药物指标计算公式对原始数据实施离散化处理，使其归一化至[0,1]区间。

针对磺胺类药物的特殊处理: 本次检测中该类药物全部未检出，结合相关标准(所有磺胺类药物总检测浓度>100 μg/kg 即判定为超标)，建模时将其单独作为一个节点。

对于四环素类和喹诺酮类药物，因检测样本中未出现不合格情况，故按浓度水平划分为 3 个等级: level1 (0~0.3 MRL)、level2 (0.3~0.6 MRL)、level3 (0.6~1.0 MRL)。β_2-受体激动剂类作为违禁药物，其判定标准为不得检出，因此分为两个风险等级: level1(未检出，低风险)、level2(检出，高风险)。药物风险度指标计算如公式(7)。

$$F_{ij}=\begin{cases}\dfrac{X_{ij}^{1}}{\mathrm{MAX}_{ij}}, & \text{检出超标项}\\ & \text{检出未超标或未检出项}\end{cases} \tag{7}$$

式中: F_{ij}为第 i 个样品的第 j 个检测指标的风险度; X_{ij}为第 i 个肉制品种类的第 j 个检测指标的具体检测数值; MAX_{ij}是第 i 个肉制品种类的第 j 个检测指标的 MRL。

②后验概率的确定

将检测数据预处理后转化成条件概率表，通过 Genie 4.0 软件在先验概率的基础上进行参数学习，得到后验概率。

1.3.4 兽药残留的风险评估

采用热图表示出兽药残留的整体检测结果，随后进行模型的单节点影响分析、逆向推理和敏感性分析。

1.4 数据处理

首先使用 SPSSAU 25.0 对专家打分的结果进行数据处理，采用 WPS Office 11.1.0 完成数据的统计分析。最后将统计的数据导入 Genie 4.0 软件中构建贝叶斯网络模型，使用 Origin 2021 对得到的检测数据进行热图绘制。

2 结果与分析

2.1 兽药残留检测数据

图 2 为牛羊肉中兽药残留的检测结果。所有样品中磺胺类全部未检出。牛肉中 140 个样品检出四环素、11 个样品检出金霉素、60 个样品检出土霉素、74 个样品检出多西环素、36 个样品检出恩诺沙星，上述检出均未超标，但克伦特罗和妥布特罗分别有一个样品检出超标; 羊肉中 19 个样品检出四环素、5 个样品检出金霉素、11 个样品检出土霉素、8 个样品检出多西环素，上述检出均未超标。

本研究检测的兽药 MRLs 如表 3 所示。

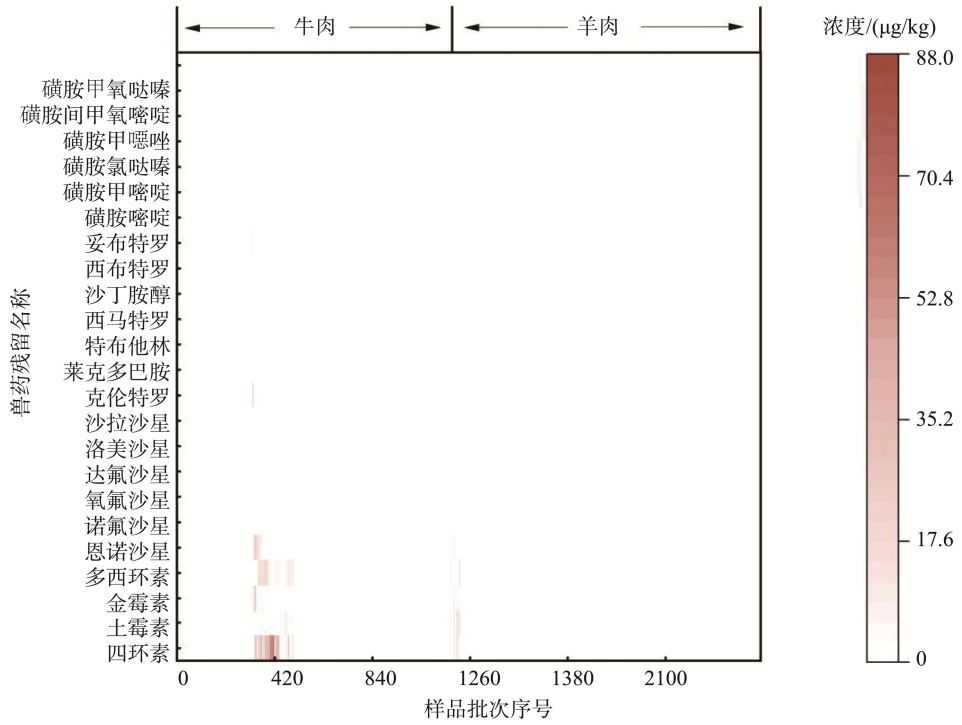


图 2　兽药残留检测数据聚类热图

Fig.2　Clustering heat map of veterinary drug residue detection data

表 3　兽药 MRLs 表

Table 3　MRLs table for veterinary drugs

药物类别	药物名称	MRLs/(μg/kg)	
		牛肉	羊肉
四环素类	四环素	200	200
	金霉素	200	200
	土霉素	200	200
	多西环素	100	100
喹诺酮类	恩诺沙星	100	100
	氧氟沙星	不得检出	不得检出
	培氟沙星	不得检出	不得检出
	诺氟沙星	不得检出	不得检出
	洛美沙星	不得检出	不得检出
	沙拉沙星	不得检出	不得检出
β_2-受体激动剂类	克伦特罗	不得检出	不得检出
	莱克多巴胺	不得检出	不得检出
	特布他林	不得检出	不得检出
	沙丁胺醇	不得检出	不得检出
	西马特罗	不得检出	不得检出
	西布特罗	不得检出	不得检出
	妥布特罗	不得检出	不得检出
	氯丙那林	不得检出	不得检出
磺胺类		100	

2.2 模型构建

2.2.1 贝叶斯网络初始模型的构建

所建立的贝叶斯网络拓补结构如图 3 所示。

得到的所有风险因子的专家评估权重，为贝叶斯网络的参数学习奠定基础。专家打分权重表如表 4 所示。

依据以上所建立的专家打分评估体系，运用 Genie 4.0 软件将已建立好的拓补结构，将风险等级矩阵规范后的数据和经熵值法初步分析的结果导入贝叶斯网络中，得到先验概率。图 4 为贝叶斯网络先验概率结果图。

2.2.2 贝叶斯网络后验模型的构建

利用多位专家打分的客观参数(先验概率)，并基于某省提供的全省牛羊肉抽检数据表和实验检测的结果，通过最大期望算法(expectation maximization algorithm, EM)对网络参数进行学习，并综合既定的先验与条件概率，生成了条件概率表。将该表纳入模型经训练后，最终形成了完整的贝叶斯网络(图 5)。

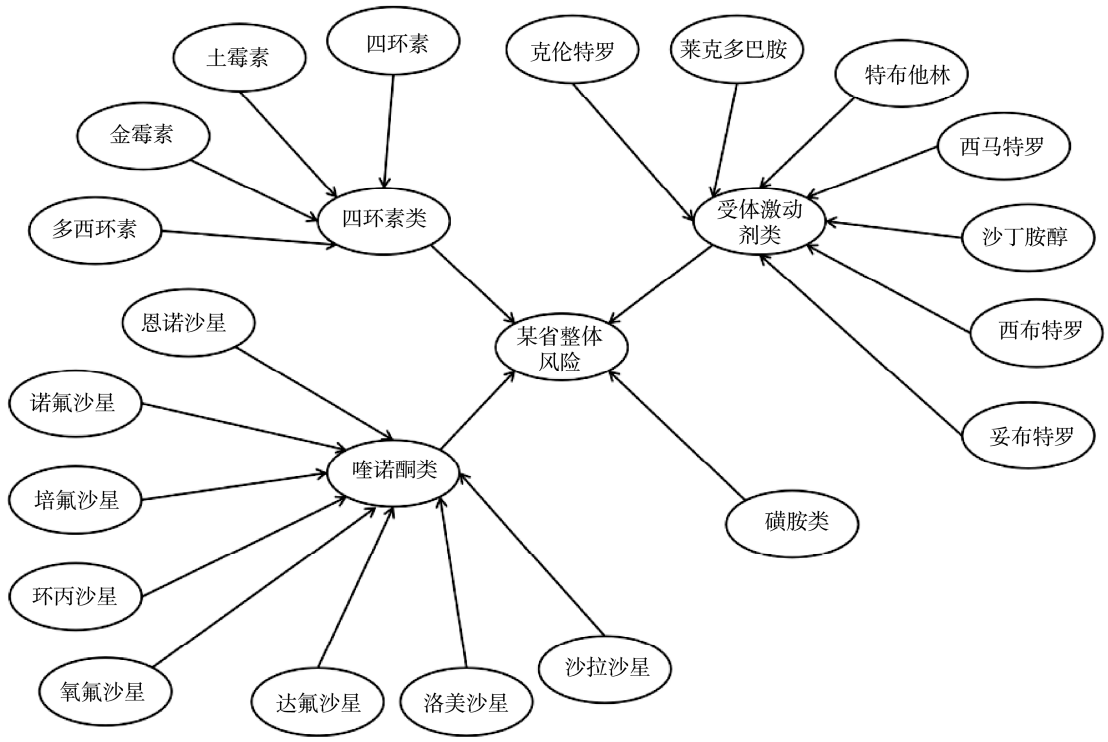


图 3 贝叶斯网络拓扑结构图

Fig.3 Diagram of Bayesian network topology

表 4 专家打分权重表

Table 4 Table of expert scoring weight

一级指标	综合权重	二级指标	综合权重	一级指标	综合权重	二级指标	综合权重
四环素类	0.297	四环素	0.302	β_2-受体激动剂类	0.232	克伦特罗	0.195
		金霉素	0.196			莱克多巴胺	0.154
		土霉素	0.282			特布他林	0.109
		多西环素	0.220			沙丁胺醇	0.156
喹诺酮类	0.277	恩诺沙星	0.215			西马特罗	0.098
		氧氟沙星	0.208			西布特罗	0.105
		培氟沙星	0.093			妥布特罗	0.091
		达氟沙星	0.110			氯丙那林	0.092
		诺氟沙星	0.166	磺胺类	0.194		
		洛美沙星	0.087				
		沙拉沙星	0.091				

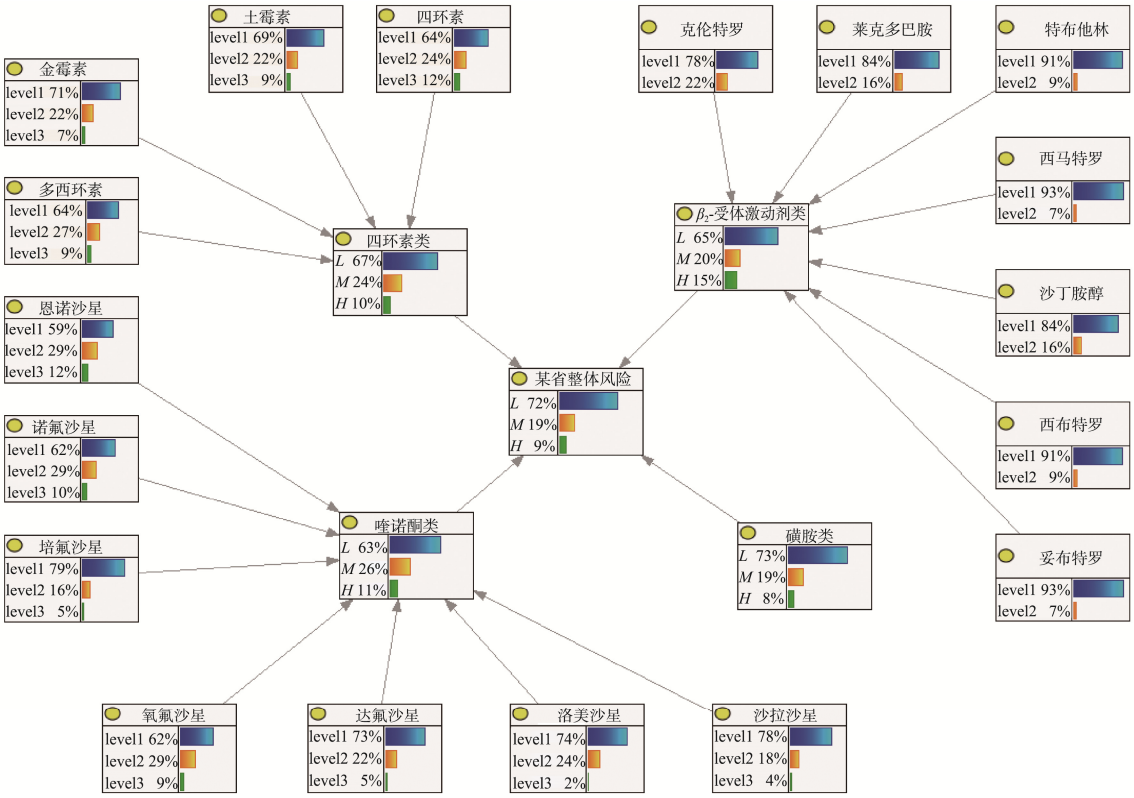


图 4　贝叶斯网络先验概率结果

Fig.4　Results of Bayesian network prior probability

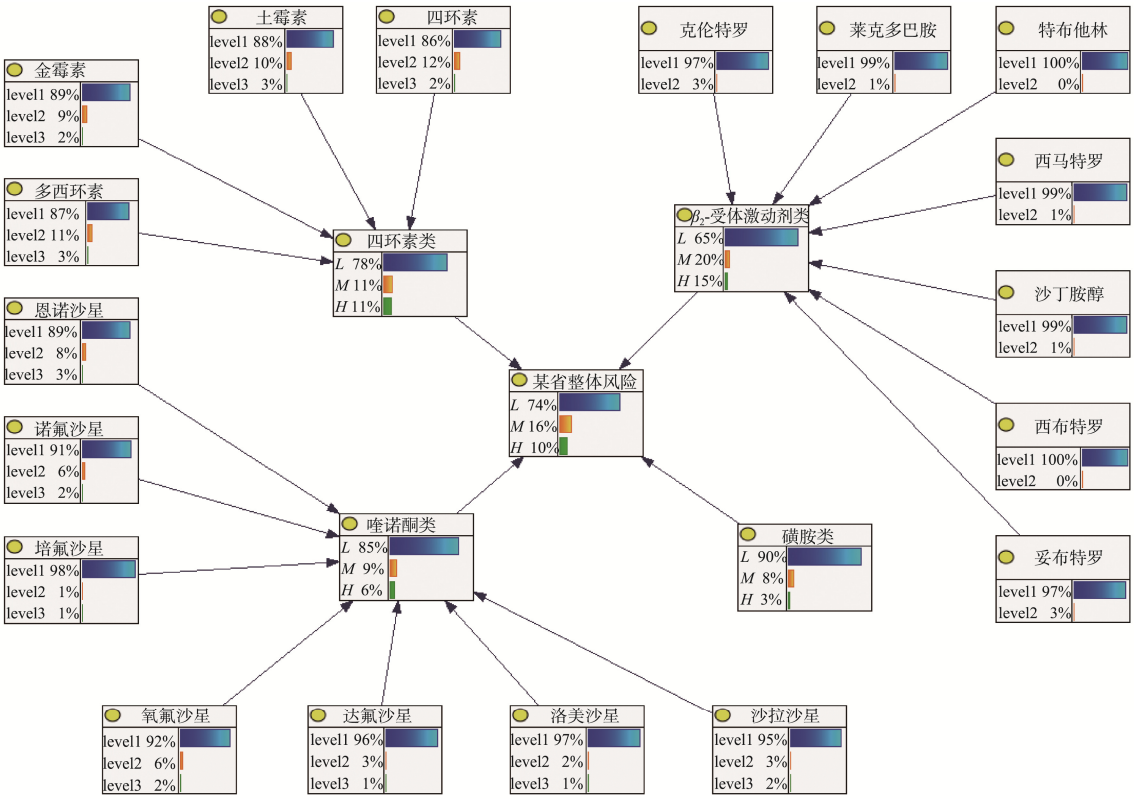


图 5　贝叶斯网络参数学习结果

Fig.5　Results of Bayesian network parameter learning

通过专家打分对模型的参数有了一个初步的估计，导入检测数据后使模型的数据更加客观。通过图 5 可知，某省牛羊肉中兽药残留的整体风险水平处于低风险的概率为 74%，中等风险的概率为 16%，高风险的概率约为 10%；中层节点中，四环素类的高风险值要高于其他 3 类，表明四环素类对目标节点高风险的贡献率高于其他节点，或许是由于四环素在畜牧生产环境中易发生蓄积有关[21–22]。图中四环素类、磺胺类和喹诺酮类的药物的低、中、高风险均是在各个药物的最大检出限内进行讨论，因此高风险并不意味着检出超标，仅代表需加强监管。模型运行结果可为某省牛羊肉中兽药残留风险评估及风险控制提供一定理论参考。

2.3 模型预警应用

2.3.1 单节点影响分析

单因素分析的目的是在孤立条件下，量化评估单个风险因子处于极端不利状态时，对目标节点风险水平的边际贡献或影响程度。例如当恩诺沙星高风险=100%时，某省整体风险等级的高风险等级由 12%提升至 15%。基于此分析方法，推导出其他节点变化情况下其对应的影响节点的风险概率变化情况汇总见表 5。

从相对影响度结果可知，影响度最大的是四环素和多西环素，为 6.55；其次金霉素对目标节点的高风险影响度较大，为 5.86；在喹诺酮类药物中恩诺沙星、诺氟沙星和氧氟沙星对目标节点的高风险影响度较大，分别为 6.21、5.52 和 5.52；β_2-受体激动剂类的克伦特罗和妥布特罗高风险影响度较大，其他节点的高风险对于目标节点的影响效果比较平均；磺胺类药物整体高风险影响度适中。

2.3.2 逆向推理

贝叶斯网络的逆向推理也叫诊断推理，适用于分析各个节点在特定环境和条件下发生事故或风险的可能性。若某省整体风险中的高风险概率 H=100%时，如图 6 所示，由此借助贝叶斯网络对其上层节点进行分析可知：四环素类因残留较为常见且浓度分布较广，在该指标上表现突出；而 β_2-受体激动剂类的风险程度较低，主要源于其极低的检出率，但这绝不代表其实际危害性低[23–24]；磺胺类风险等级较低，可能内服磺胺类药物在牛羊中利用度低导致药物残留较少[25]。将某省整体风险的 4 个父节点的高风险概率同时设置为 100%时，推测其具体药物的风险情况，由图 7 可知，在某省整体风险等级四环素类、喹诺酮类、受体激动剂类、磺胺类高风险为 100%时，四环素类中多西环素的低风险概率最低，中等风险概率偏高，高风险概率最高；喹诺酮类中，恩诺沙星的低风险等级最低，高风险等级较高；受体激动剂类的风险状况良好，其中的克伦特罗、莱克多巴胺的风险等级相对较高。由逆向推理的结果，可针对特定的药物进行一定的监管。

2.3.3 敏感性分析

敏感性分析可帮助确定在贝叶斯网络中对模型输出影响最大的变量。设置“某省整体风险”作为目标节点，进行敏感性分析，通过查看节点的颜色判断大体的敏感度，在节点的右下角可以查看具体的敏感值。

通过表 6 中敏感值可得到，较深的节点如四环素类、磺胺类和喹诺酮类为影响某省牛羊肉兽药残留安全风险等级的敏感性因素，其中四环素类的敏感值最高为 0.37，为关键风险因子。这些风险因素在不同情况下的小幅度改变可能会导致某省整体风险的提升[26–30]，需要对这些敏感性风险因素采取相关控制措施，以提高牛羊肉的食品质量安全性。

表 5 单节点影响概率变化表

Table 5 Table of single node impact probability change

变化因素	影响点	初始概率	风险概率	概率波动相对影响度
四环素	某省整体风险	10	19	6.55
土霉素			14	4.83
金霉素			17	5.86
多西环素			19	6.55
恩诺沙星			18	6.21
诺氟沙星			16	5.52
培氟沙星			12	4.13
氧氟沙星			16	5.52
达氟沙星			16	5.51
洛美沙星			13	4.48
沙拉沙星			14	4.83
克伦特罗			15	5.17
莱克多巴胺			15	5.17
特布他林			15	5.17
西马特罗			11	3.79
沙丁胺醇			11	3.79
西布特罗			11	3.79
妥布特罗			15	5.17
磺胺类			18	6.21

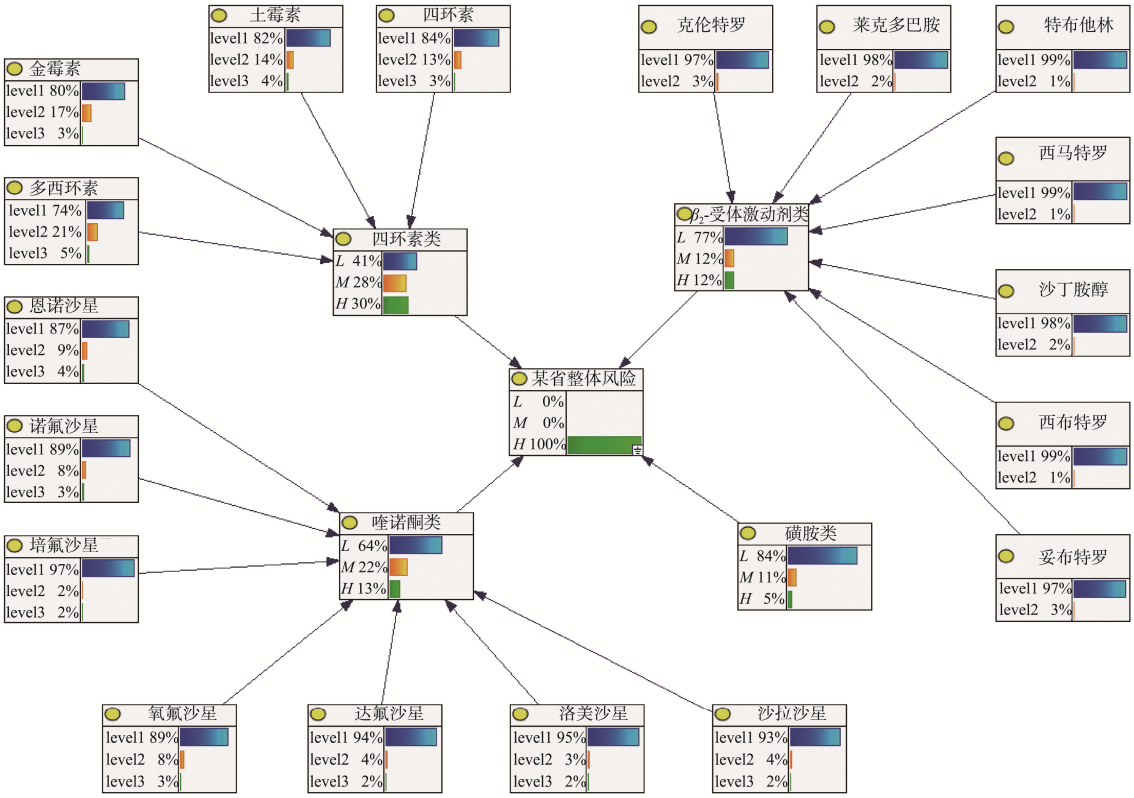


图 6　某省整体风险等级中高风险为 100%时逆向推理图

Fig.6　Reverse inference diagram for a province with 100% overall medium-high risk level

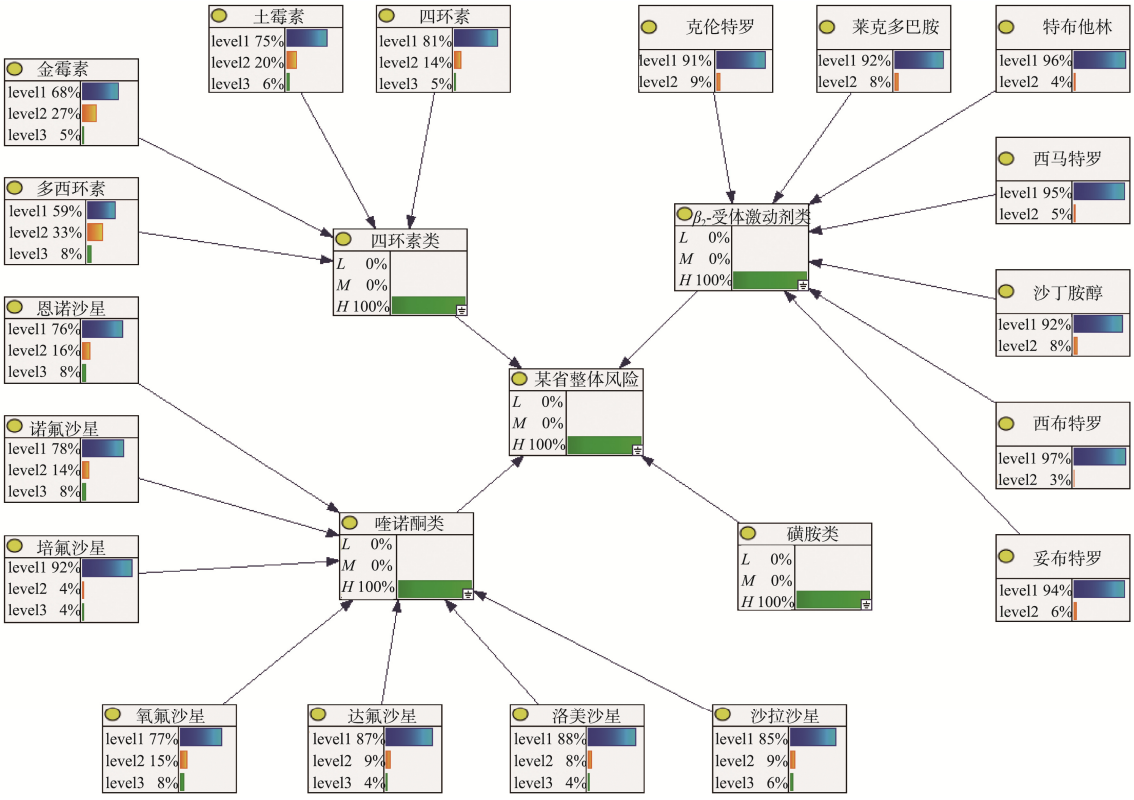


图 7　某省整体风险等级、四环素类、喹诺酮类、受体激动剂类、磺胺类高风险为 100%时逆向推理图

Fig.7　Reverse inference diagram for a province with 100% high risk for overall risk level, tetracyclines, quinolones, receptor agonists and sulfonamides

表 6 各节点敏感值结果

Table 6 Results of each node's sensitivity values

节点名称	敏感度值	节点名称	敏感度值
四环素类	0.37	氧氟沙星	0.10
喹诺酮类	0.29	达氟沙星	0.09
β_2-受体激动剂类	0.35	洛美沙星	0.09
磺胺类	0.29	沙拉沙星	0.07
四环素	0.28	克伦特罗	0.16
土霉素	0.16	莱克多巴胺	0.07
金霉素	0.19	特布他林	0.07
多西环素	0.20	西马特罗	0.07
恩诺沙星	0.13	沙丁胺醇	0.07
诺氟沙星	0.09	西布特罗	0.07
培氟沙星	0.09	妥布特罗	0.16

3 讨论与结论

本研究基于贝叶斯网络构建了一套针对某省的牛羊肉中四环素类、喹诺酮类、β_2-受体激动剂类及磺胺类药物残留的风险评估模型。在四环素类、磺胺类和喹诺酮类的 MRLs 的范围内, 从风险评估结果来看, 某省的牛羊肉中兽药残留整体风险以低风险为主(74%), 中风险和高风险分别占 16%和 10%, 说明当下整体的兽药残留程度较轻, 牛羊产品及其相关的再加工产品中兽药残留情况比较乐观, 但仍存在一定比例的潜在风险。通过敏感性分析与逆向推理发现, 四环素类敏感值最高为 0.37, 为关键风险因子, 高风险状态下可使目标节点风险概率提升 9.5%。这一结果与四环素类药物在畜牧业中广泛使用、其代谢特性及结构稳定性较强有关[31], 提示该类药物应作为重点监控对象。喹诺酮类和磺胺类药物整体风险状况良好, 喹诺酮类药物整体风险较低, 风险状况良好, 但恩诺沙星的影响度较高, 三者均高于 8.7%, 喹诺酮类药物的毒性风险不容小觑, 未来仍需加强监管。β_2-受体激动剂类作为禁用药, 虽检出频率极低, 但风险概率未达到 100%低风险, 其作为禁用药物, 一旦检出即意味着高风险, 需加强监管模型中其各节点影响度较为均匀, 反映对出该类药物的"零容忍"的政策特征。

本研究所构建的贝叶斯网络模型不仅能够进行风险现状评估, 更具备动态预警的潜力。地方部门可根据长期的风险概率值或者监管目标, 设定高风险概率的阈值, 随着抽检数据的导入, 当模型输出的高风险概率持续或短期内显著超过该阈值时, 系统即可触发预警信号, 提示需开展针对性的专项抽检或现场调查, 实现风险前移。此外, 模型具备风险溯源预警作用, 通过对全年抽检数据的敏感性分析和逆向推理, 进一步指向风险可能来源于哪一类甚至哪一种药物, 针对性地规范当地的用药方式和养殖流程, 从而极大提高了监管行动的针对性和效率。

最后, 本研究提供以下建议: (1)实施差异化的分级监管策略。针对模型识别的关键风险源, 应作为日常监管与用药指导的重点, 在养殖、屠宰及流通环节加强常态化监测与科普宣传, 规范养殖户用药行为。需关注其虽未有较高的风险影响度的禁用药物, 如 β_2-受体激动剂类和部分喹诺酮药物, 必须坚持"零容忍"原则, 保持高频次、高灵敏度的突击抽检, 严厉打击违法使用行为。(2)推动风险评估模型在监管中的落地应用。建议将本研究构建的贝叶斯网络模型与省级智慧监管平台对接, 实现抽检数据的自动导入与风险概率的动态更新, 形成可视化的区域风险概率网络, 为监管部门精准配置抽检资源、发布风险预警、评估干预措施效果提供实时决策支持, 提升地方质量安全治理的智能化与精准化水平。

参考文献

[1] 张倩, 周结祥, 周颖平. 食品兽药残留风险评估与检验标准完善路径探究[J]. 现代食品, 2025(12): 194–196.
ZHANG J, ZHOU JX, ZHOU YP. Research on the improvement path of food veterinary drug residue risk assessment and inspection standards [J]. Modern Food, 2025(12): 194–196.

[2] 全贵阳, 刘茜. 畜禽养殖兽药使用中存在的问题及对策建议[J]. 现代畜牧科技, 2025(2): 140–143.
QUAN GY, LIU Q. Problems and countermeasures in the use of veterinary drugs in livestock and poultry breeding [J]. Modern Animal Husbandry Science & Technology, 2025(2): 140–143.

[3] HIRPESSA BB, ULUSOY BH, HECER C. Hormones and hormonal anabolics: Residues in animal source food, potential public health impacts, and methods of analysis [J]. Journal of Food Quality, 2020(2020): 1–12.

[4] MI K, WU X, LIN Z. Chemical risk assessment in food animals via physiologically based pharmacokinetic modeling−part I: Veterinary drugs on human food safety assessment [J]. Environment International, 2025, 197: 109339.

[5] 吉泽男. 新疆耕地系统韧性时空演变及影响因素分析[D]. 阿拉尔: 塔里木大学, 2025.
JI ZN. Analysis of the spatiotemporal evolution and influencing factors of the resilience of the cultivated land system in Xinjiang [J]. Alear: Tarim University, 2025.

[6] 王婧, 彭斌, 江生, 等. 食品安全风险预警研究现状与展望[J]. 食品安全导刊, 2019, (21): 167–169.
WANG J, PENG B, JIANG S, *et al*. Research status and prospect of food safety risk early warning [J]. China Food Safety Magazine, 2019(21): 167–169.

[7] 吴限, 祁文哲, 齐金平, 等. 基于连续时间贝叶斯网络的列控中心可靠性分析[J]. 铁道通信信号, 2025, 61(8): 23–30.
WU X, QI WZ, QI JP, *et al*. Reliability analysis of train control center based on continuous-time Bayesian network [J]. Railway Signalling & Communication, 2025, 61(8): 23–30.

[8] KANG X, KOKKINAKI A, SHI X, *et al*. Modeling upscaled mass discharge from complex DNAPL source zones using a Bayesian neural network: Prediction accuracy, uncertainty quantification and source zone feature importance [J]. Water Resources Research, 2024, 60(7): 36864.

[9] HUANG W, WANG X, ZHANG J, *et al*. Improvement of blueberry freshness prediction based on machine learning and multi-source sensing in the cold chain logistics [J]. Food Control, 2023, 145: 109496.

[10] TANG J, ZOU Y, XIE R, *et al*. Compact supervisory system for cold chain logistics [J]. Food Control, 2021, 126: 108025.

[11] 乔若兰. 基于贝叶斯网络的 K 企业食品原料供应商风险评价研究[D]. 济南: 山东财经大学, 2024.
QIAO RL. Risk assessment of food raw material suppliers in K enterprise based on Bayesian network [D]. Ji'nan: Shandong University of Finance and Economics, 2024.

[12] 于家斌, 陈帅祥, 陈慧敏, 等. 基于危害物风险综合评价的粮食抽检决策研究[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(20): 232–245.
YU JB, CHEN SX, CHEN HM, *et al*. Research on grain sampling inspection decision-making based on comprehensive risk assessment of hazardous substances [J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(20): 232–245.

[13] 袁浩. 基于BDN的食品安全级联风险应急决策模型研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2022.
YUAN H. Research on emergency decision-making model of food safety cascade risk based on BDN [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2022.

[14] WASKITO DH, KURT RE, GUSTI AP, *et al*. Assessing the risk of transporting battery electric vehicles through water transportation modes by integrating system theory and Bayesian network approach [J]. Ocean Engineering, 2025, 341(2): 122606.

[15] TENSEN L, FISCHER K. Evaluating hybrid speciation and swamping in wild carnivores with a decision-tree approach [J]. Conservation Biology, 2024, 38: 14197.

[16] 黎娟, 乔庆东, 庄景新, 等. 改进的高效液相色谱-串联质谱方法同时测定动物性食品中 4 种 β_2-受体激动剂残留[J]. 色谱, 2016, 34(2): 170–175.
LI J, QIAO QD, ZHUANG JX, *et al*. An improved high performance liquid chromatography-tandem mass spectrometry method was developed for the simultaneous determination of four β_2-agonist residues in animal foods [J]. Chinese Journal of Chromatography, 2016, 34(2): 170–175.

[17] XIAO Z, WANG J, CAO Y, *et al*. Quick and high-throughput quantification of 22 β-agonists residues in animal-derived foods using enzymatic probe sonication [J]. Food Chemistry, 2023, 408: 135262.

[18] 代梓硕. 基于贝叶斯网和知识图谱的化工过程故障诊断[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
DAI ZS. Chemical process fault diagnosis based on Bayesian network and knowledge graph [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021.

[19] 杨牟青云, 侯磊, 王敏聪, 等. 基于博弈论的某油田注水系统能耗综合评价方法[J]. 油气田地面工程, 2025, 44(8): 29–38.
YANG MQY, HOU L, WANG MC, *et al*. Comprehensive evaluation method of energy consumption of oilfield water injection system based on game theory [J]. Oil-Gas Field Surface Engineering, 2025, 44(8): 29–38.

[20] 霍红, 李亦潮, 詹帅. 应用熵值-贝叶斯网络模型分析黑龙江省蔬菜全产业链高质量发展风险[J]. 中国瓜菜, 2022, 35(6): 105–112.
HUO H, LI YC, ZHAN S. Applying the entropy-Bayesian network model to analyze the high-quality development risk of the whole vegetable industry chain in Heilongjiang Province [J]. China Cucurbits and Vegetables, 2022, 35(6): 105–112.

[21] 胡雯桉, 沈城, 孙慧伦, 等. 抗生素与抗性基因在畜禽养殖中的环境影响及生态风险[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2024(6): 151–160.
HU WAN, SHEN C, SUN HL, *et al*. Environmental impact and ecological risk of antibiotics and resistance genes in livestock and poultry breeding [J]. Journal of East China Normal University (Natural Science), 2024(6): 151–160.

[22] 臧丽慧, 徐丽. 污泥基吸附剂去除抗生素废水的研究进展[J]. 辽宁化工, 2024, 53(10): 1605–1607.
ZANG LH, XU L. Research progress on the removal of antibiotic wastewater by sludge-based adsorbents [J]. Liaoning Chemical Industry, 2024, 53(10): 1605–1607.

[23] 张振玲, 特里纳·海因. 关于第二代瘦肉精——盐酸莱克多巴胺[J]. 猪业科学, 2021, 38(10): 20–22.
ZHANG ZL, TELINA HY. About the second generation of clenbuterol-ractopamine hydrochloride [J]. Swine Industry Science, 2021, 38(10): 20–22.

[24] WANG P, LIU X, SU X, *et al*. Sensitive detection of β-agonists in pork tissue with novel molecularly imprinted polymer extraction followed liquid chromatography coupled tandem mass spectrometry detection [J]. Food Chemistry, 2015, 184: 72–79.

[25] 张安荣, 王艳. 牛腹泻症的防治[J]. 养殖与饲料, 2020, 19(8): 116–117.
ZHANG ANR, WANG Y. Prevention and treatment of diarrhea in cattle [J]. Animal Breeding and Feed, 2020, 19(8): 116–117.

[26] 章雨. 泰安市养殖户绿色养殖行为影响因素研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2023.
ZHANG Y. Study on the influencing factors of green breeding behavior of farmers in Tai'an City [D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2023.

[27] 卞大伟. 2021 年辽宁省兽药追溯出入库数据分析[J]. 新农业, 2023(3): 70.
BIAN DW. Analysis of the retrospective data of veterinary drugs in Liaoning Province in 2021 [J]. Modern Agriculture, 2023(3): 70.

[28] 徐文珍, 倪承珠, 郝伟, 等. 台州市养殖水产品中喹诺酮类残留分析及评价[J]. 中国卫生检验杂志, 2022, 32(3): 382–385.
XU WZ, NI CZ, HAO W, *et al*. Analysis and evaluation of quinolones residues in aquaculture products in Taizhou [J]. Chinese Journal of Health Laboratory Technology, 2022, 32(3): 382–385.

[29] MOONEY D, RICHARDS KG, DANAHER M, *et al*. An analysis of the spatio-temporal occurrence of anthelmintic veterinary drug residues in groundwater [J]. Science of the Total Environment, 2021, 769: 144804.

[30] 黄亚州, 肖彬杉, 吴辰, 等. 涉牧企业数字化转型对全要素生产率影响研究[J]. 云南农业大学学报(社会科学), 2025, 19(2): 132–141.
HUANG YZ, XIAO BB, WU C, *et al*. Research on the impact of digital transformation of animal husbandry-related enterprises on total factor productivity [J]. Journal of Yunnan Agricultural University (Social Science), 2025, 19(2): 132–141.

[31] 林靖钧, 李瑞雪, 林华, 等. 我国水产养殖水体中抗生素的污染特征[J]. 净水技术, 2022, 41(3): 12–19.
LIN JJ, LI RX, LIN H, *et al*. Pollution characteristics of antibiotics in aquaculture water in China [J]. Water Purification Technology, 2022, 41(3): 12–19.

(责任编辑: 安香玉 冯东慧)