

采用 BP 神经网络的猪肉冷链物流预警模型与仿真

杨 伟, 岳 婷, 曹 薇, 高 煦 尧, 张 文 燕

(陕西科技大学 机电工程学院, 陕西 西安 710021)

摘要: 分析影响猪肉在冷链过程中出现安全隐患的因素,整合供应链上的追溯信息和监测信息,提出一种猪肉冷链物流的预警方案.采用 BP 神经网络技术搭建安全预警模型,对模型进行训练和预测,并采用遗传算法对该模型参数进行优化改进.仿真结果表明:该模型可以有效提高猪肉在冷链物流中风险预警的准确性.

关键词: 冷链物流; 预警; 神经网络; 遗传算法; 猪肉

中图分类号: TP 391.9 **文献标志码:** A

食品冷链是指易腐食品从产地收购或捕捞之后,再进行产品加工、贮藏、运输、分销和零售直到消费者手中,各个环节始终处于产品所必需的低温环境下,以保证食品质量安全,减少损耗,防止污染的特殊供应链系统^[1].通过对陕西省猪肉市场现状进行分析发现,猪肉在生产到销售的各个节点中,易腐烂的情况屡见不鲜^[2].为了最大程度地提供给顾客高品质的猪肉产品,实现对猪肉冷链全程实时监控和及时预警具有重要意义.本文采用 BP(back propagation)神经网络的方法,分析猪肉冷链物流过程中的相关影响因素,并进行环节安全预警.

1 猪肉冷链物流预警原理

1.1 基本原理

猪肉安全预警要实现其预防和控制功能,需要对整个供应链中猪肉安全状况信息进行采集和汇总,经过数据处理后进行分析 and 评价,并预测猪肉安全趋势的发展变化.猪肉预警的基本原理,如图 1 所示.

1.2 预警方法的提出

为提高猪肉安全预警的准确性,将神经网络算法应用于猪肉冷链物流安全预警系统中. BP 网络能学习和存贮大量的输入-输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程.它的学习规则是使用最速下降法,通过反向传播不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小.影响猪肉安全的因素和变化机理在一些情况下是模糊的.由于神经网络算法在处理问题时,无需建立确定的数学模型,只需把已知的数据输入神经网络中,因此,在处理猪肉产品的安全预警问题时,具有一定优势.

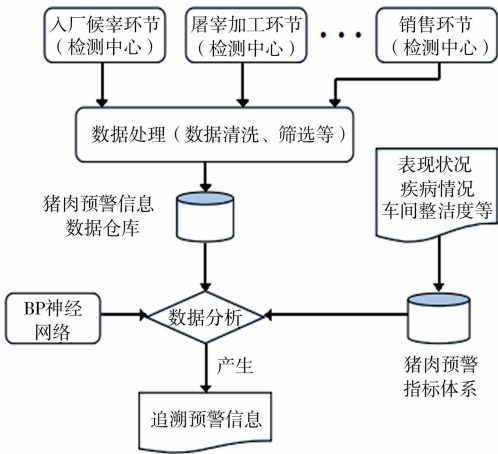


图 1 猪肉安全预警基本原理

Fig. 1 Basic principle of pork safety warning

2 猪肉安全预警模型的建立

2.1 指标体系构建的原则

指标体系具有两个特点:一是科学合理、具有操作性和可执行性;二是全面、不重叠和指标易于取得. 要建立一套既科学又合理的评价指标体系,就要考虑以下 5 个基本原则^[3-4]:科学性原则、系统性原则、层次性原则、实用性原则和预见性原则.

2.2 预警指标体系建立

通过对国家与地方标准的查阅^[5-9],以及对西安方欣集团下属的肉联厂进行调查和专家咨询,将能够合理取值的数据资料直接用作原始数据,不能获得的指标数据直接征询专家意见和对现场调查进行等级评价划分. 整个冷链涉及入场候宰、屠宰加工、冷却排酸、运输和销售 5 个环节. 通过市场调研分析,确定了猪肉的 29 个安全指标,再运用层次分析法计算各个指标权重因子,最后得出安全指标及其权重,结果如表 1 所示.

表 1 猪肉冷链物流安全指标及其权重
Tab. 1 Pork cold chain safety indicators and their weights

一级指标	二级指标	三级指标	权重
入场候宰环节	感官指标	表现状态	0.143 00
		疾病情况	0.857 00
屠宰加工环节	技术规范	车间整洁度	0.021 34
		员工操作标准	0.010 66
	兽药残留检验指标	氯霉素	0.130 66
		金霉素	0.026 09
		土霉素	0.026 09
		六六六	0.026 09
		滴滴涕	0.026 09
	瘦肉精检验指标	盐酸克伦特罗	0.079 50
		沙丁胺醇	0.119 25
		莱克多巴胺	0.119 25
	化学成分检验指标	水分	0.041 50
		挥发性盐基氮	0.062 24
		汞	0.124 26
	微生物检验指标	寄生虫	0.081 72
		沙门氏菌	0.073 87
		大肠杆菌	0.016 08
		菌落总数	0.015 33
冷却排酸环节	冷却车间指标	温度	0.380 66
		湿度	0.190 14
	操作指标	冷却时间	0.321 75
		吊挂间距	0.250 00
出厂环节	运输指标	运输车温度	0.750 00
		运输车整洁度	0.250 00
销售环节	环境指标	操作间整洁度	0.500 25
		消毒情况	0.166 75
	存储指标	冷柜温度	0.222 11
		冷库温度	0.110 89

2.3 BP 神经网络构建预警模型

BP 神经网络的设计主要包括网络层数、输入层节点数、隐含层节点数、输出层节点数、传输函数、训练方法和训练参数的设置等^[10]. 对于猪肉预警系统采用三层 BP 神经网络模型,包括输入层、隐含层和输出层,如图 2 所示. 网络的输入是一个 29 维向量,即节点数为 29 个,每个节点通过权值矩阵 ω 与隐含层相连;隐含层由权值矩阵 ω 、偏置值向量 b 、累加器、传输函数 f 组成,节点数设置为 9 个;输出层包含

5 类预警模式(A,B,C,D,E 类预警),即节点数为 5 个。网络结构采用 $29 \times 9 \times 5$ 的 3 层结构。

传输函数选用常用的 Sigmoid 函数,使输出结果在 (0, 1)之间。BP 网络输出端误差为 BP 神经网络工具箱中的均方误差(MSE),相应表达式为

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\text{per}_i - \text{tru}_i)^2.$$

式中: n 为样本数; pre 为预测值; tru 为真实值。

通过咨询专家,将预测结果分为不同的警情等级结果^[11],如表 2 所示。

表 2 警情等级划分表

Tab. 2 Police intelligence classification table

预测范围	[0~0.2)	(0.2~0.4]	(0.4~0.6]	(0.6~0.8]	(0.8~1]
警情	重警	中警	轻警	微警	无警

2.4 预警指标归一化

为消除各指标下数据间数量级的差距,避免因数量级不同而造成输出结果误差过大,需要对数据做归一化处理,使所有数据取值范围限定在(0,1)之间。

定性评价指标归一化处理,评判结果分 5 个等级:好、较好、一般、较差、差,对应的评价值为 0.30, 0.25,0.20,0.15,0.10。文中采用最大最小值法,设 $x = \{x_{1,1}, \dots, x_{i,j}, \dots\}, i = 1, \dots, 15, j = 1, \dots, 150$, 则正向指标:数据大小与评价目标同向变化,即指标实际值 $x_{i,j}$ 越大,评价值 $p_{i,j}$ 越高,其归一化公式为

$$p_{i,j} = \frac{x_{i,j} - \min_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\}}{\max_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\} - \min_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\}}.$$

负向指标:数据大小与评价目标反向变化,即指标实际值 $x_{i,j}$ 越大,评价值 $p_{i,j}$ 越低,其归一化公式为

$$p_{i,j} = \frac{\max_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\} - x_{i,j}}{\max_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\} - \min_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\}}.$$

区间指标:记 $\text{Mid} = \frac{\max_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\} - \min_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\}}{2}$, 则

$$p_{i,j} = \begin{cases} \frac{\max_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\} - x_{i,j}}{\max_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\} - \min_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\}}, & \text{Mid} \leq x_{i,j} \leq \max_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\}, \\ \frac{x_{i,j} - \min_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\}}{\max_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\} - \min_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\}}, & \min_{1 \leq j \leq 150} \{x_{i,j}\} \leq x_{i,j} \leq \text{Mid}. \end{cases}$$

文中数据资料主要来自西安方欣集团,通过相关专家咨询和现场调查获取。以各个指标的合理取值数据资料直接作为数据来源,对于不能直接获得的指标,则通过专家咨询和现场调查给予不同等级的评价。共收集了 200 组数据、29 项猪肉安全因素指标的具体资料。

2.5 模型的训练及预测

神经网络的训练过程就是不断地对其权值和阈值做出调整,直到其达到输出误差值最小要求,以满足实际应用的需求。文中利用 matlab 神经网络工具箱中前向神经网络函数 feedforwardnet 创建 BP 网络,使用 Levenberg-Marquardt 算法对应的训练函数 trainlm 进行网络训练, \mathbf{P} 和 \mathbf{T} 分别为网络输入向量和目标向量,程序代码和参数设置为

```
net=feedforwardnet(nHidden);
net.trainFcn='trainlm';
net.trainParam.show=50;%每 50 轮显示一次
net.trainParam.lr=0.03;%学习速率为 0.03
net.trainParam.epochs=200;%最大训练轮回数为 200
net.trainParam.goal=0.000001;%目标函数的误差为 0.000001
```

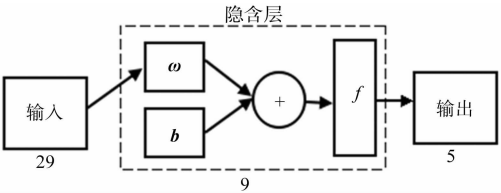


图 2 BP 神经网络预测模型结构
Fig. 2 BP neural network model structure

```
[net,tr]=train(net,P',T); %训练网络
Y_train=sim(net,P'); %训练结果
```

3 仿真结果与可行性分析

BP 神经网络采用有监督的学习,用其解决具体问题时,首先需要有一个训练数据集.通过 MATLAB R2010a 中自带神经网络工具箱实现 BP 神经网络模型.将 200 组数据中的 190 组数据作为训练数据集进行训练学习,其中 40 个样本的训练结果对比图,如图 3 所示.由图 3 可知:样本的训练输出曲线和期望输出曲线能较好的拟合,具有较高的精准性.

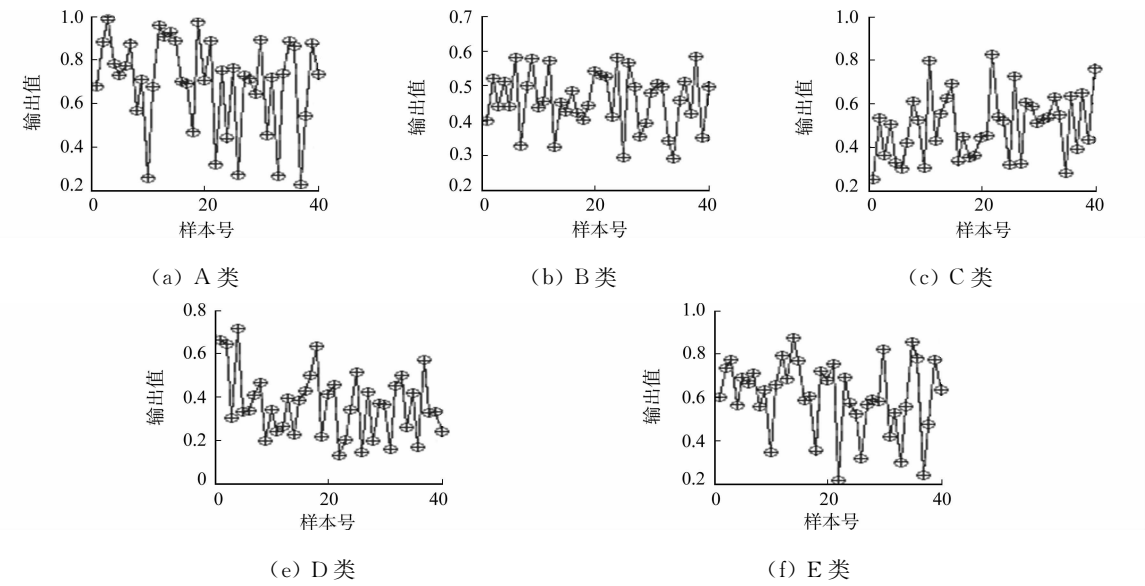


图 3 BP 神经网络训练结果

Fig. 3 BP neural network training results

在建立的神经网络模型的基础上,利用已训练好的网络对剩余的 10 组数据集进行测试,为了验证检测模型的优越性,采用两种方法进行对比,用以比较 BP 神经网络算法与回归分析法的预测结果,如表 3 所示.表 3 中:误差为相对误差;测试代码为 $Y_{test}=sim(net,P_{test}')$.

模型的输出分为 5 类警区,A,B,C,D,E 分别代表 5 个环节.每类警区根据危害程度由低到高分为无警、微警、轻警、中警和重警 5 种警情.

由表 3 可知:以样本 2 为例,在下一个周期内,将会出现由屠宰加工环节中引起的 B 类预警,且危害程度为轻警;同时,通过神经网络模型预测得出的警区和预测警情优于通过回归分析所得的目标矢量预测结果.说明利用 BP 神经网络技术实现猪肉冷链物流安全预警的建模和评价是一种有效的方法.

表 3 预测数据对比表

Tab. 3 Prediction data comparison table

样本号	警区	警情	期望值	回归分析		神经网络	
				预测值	相对误差/%	预测值	相对误差/%
1	D	中警	0.164 060 253	0.348 3	−52.90	0.163 868 304	0.12
2	B	轻警	0.446 360 479	0.508 1	−12.15	0.446 030 231	0.07
3	B	轻警	0.454 420 784	0.508 3	−10.60	0.453 797 321	0.14
4	D	中警	0.200 902 897	0.347 7	−42.22	0.204 068 543	−1.55
5	B	轻警	0.390 696 191	0.508 7	−23.20	0.390 957 044	−0.07
6	B	轻警	0.361 567 492	0.508 9	−28.95	0.360 751 060	0.23
7	C	轻警	0.382 189 599	0.458 6	−16.66	0.381 418 330	0.20
8	D	中警	0.293 284 543	0.346 9	−15.46	0.292 975 077	0.11
9	D	轻警	0.412 080 698	0.346 7	18.86	0.411 770 717	0.08
10	C	轻警	0.420 931 773	0.458 0	−8.09	0.419 903 305	0.24

4 遗传算法优化 BP 神经网络参数

由于 BP 神经网络在训练过程中的学习规则都是提前设定的, 合理性有待考证, 故使用遗传算法对 BP 神经网络模型的参数进行优化. 算法流程如图 4 所示.

遗传算法程序代码和参数设置为

```
net=newff(P,T,hiddennum);
maxgen=10;%进化代数,即迭代次数
sizepop=20;%种群规模
pcross=0.3;%交叉概率选择,0 和 1 之间
pmutation=0.1;%变异概率选择,0 和 1 之间
```

使用遗传算法改进后的训练结果, 如图 5 所示. 遗传算法与神经网络预测数据对比, 如表 4 所示.

由表 4 可知: 在建模样本相同的情况下, 经过遗传算法改进后的 BP 神经网络模型的预测相对误差小于改进前的相对误差, 预测能力有所提高. 因此, 基于遗传算法的 BP 神经网络模型预测结果更加稳定, 所预测的结果具有良好的精准性.

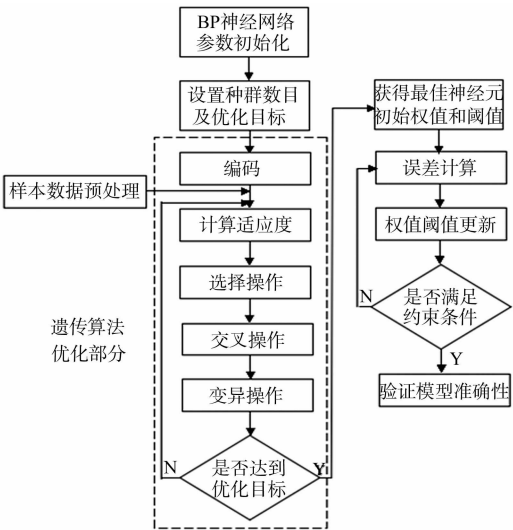


图 4 遗传算法优化过程
Fig. 4 Genetic algorithm optimization process

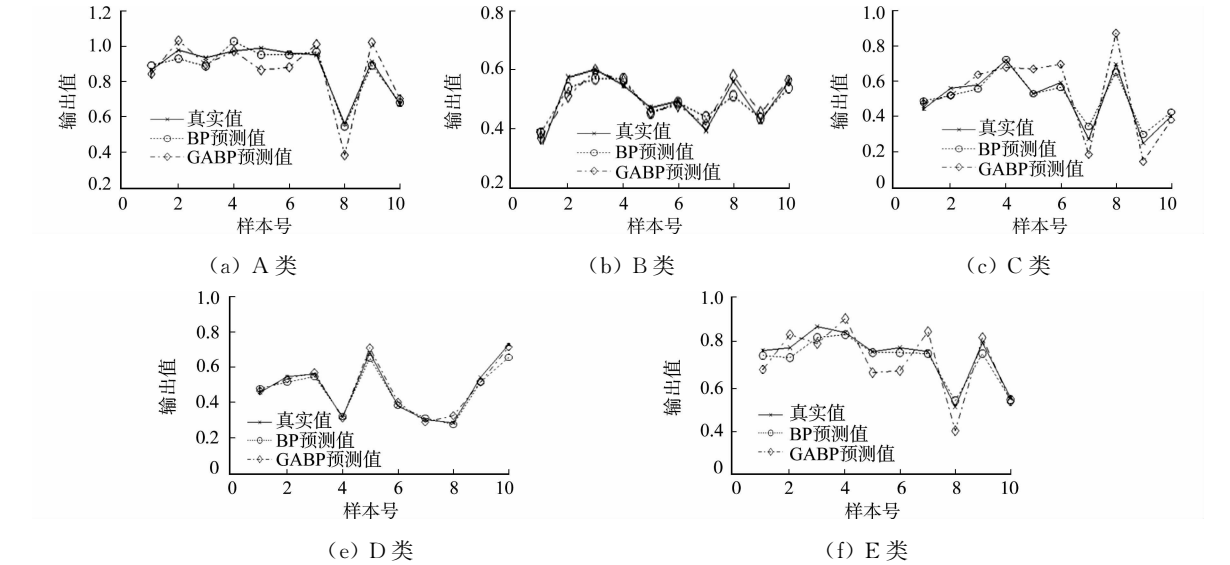


图 5 遗传算法改进后训练结果
Fig. 5 Improved genetic algorithm of training results

表 4 遗传算法与神经网络预测数据对比表

Tab. 4 Comparison table between the genetic algorithms and neural networks prediction data

样本号	警区	警情	期望值	神经网络		遗传算法改进	
				预测值	相对误差/%	预测值	相对误差/%
1	D	中警	0.164 060 253	0.163 868 304	0.12	0.325 5	0.09
2	B	轻警	0.446 360 479	0.446 030 231	0.07	0.545 6	0.08
3	B	轻警	0.454 420 784	0.453 797 321	0.14	0.559 0	0.02
4	D	中警	0.200 902 897	0.204 068 543	-1.55	0.320 6	0.06
5	B	轻警	0.390 696 191	0.390 957 044	-0.07	0.469 6	0.02
6	B	轻警	0.361 567 492	0.360 751 060	0.23	0.382 4	0.06
7	C	轻警	0.382 189 599	0.381 418 330	0.20	0.273 1	0.06
8	D	中警	0.293 284 543	0.292 975 077	0.11	0.284 8	0.05
9	D	轻警	0.412 080 698	0.411 770 717	0.08	0.249 5	0.05
10	C	轻警	0.420 931 773	0.419 903 305	0.24	0.404 2	0.01

5 结 束 语

为了确保猪肉冷链流通过程的质量安全,需要及时控制影响猪肉品质各环节的因素. 因此,开展猪肉冷链物流安全预警研究,防患于未然,具有重要的理论与现实意义. 由于影响猪肉安全的因素过多,使得猪肉在流通过程的不确定性过大,因此,预警的难度较大. 文中针对猪肉产品在冷链物流过程中的安全问题,将 BP 神经网络应用于猪肉冷链安全预警当中,并通过遗传算法对该模型进行优化改进. 仿真结果表明:所提出的 BP 神经网络模型可以有效提高猪肉在冷链物流中风险预警的准确性,避免病猪、变质猪肉流入市场,具有较高的实用价值.

参考文献:

[1] 罗文丽. 猪肉的冷链时代[J]. 中国物流与采购, 2007(13):50-53.
[2] 刘燕. 陕西省冷链物流发展探析[J]. 新西部, 2012(20):15-22.
[3] 郑言. 我国天然气安全评价与预警系统研究[D]. 武汉:中国地质大学, 2013:46-54.
[4] 李成春. 开发建设项目对自然保护区生物多样性影响的评价指标体系研究[D]. 北京:中国科学院, 2007:16-21.
[5] 河北省技术监督局. DB13/T 192—1994 鲜猪肉水分与试验方法[S]. 石家庄:石家庄年鉴, 1994:1-3.
[6] 中华人民共和国质量监督检验检疫总局. GB 9959. 1—2001 鲜、冻片猪肉[S]. 北京:中国标准出版社, 2001:1-5.
[7] 中华人民共和国农业部. NY 5029—2001 无公害食品 猪肉[S]. 北京:农业出版社, 2001:32.
[8] 中华人民共和国商务部. SB/T 10656—2012 猪肉分级[S]. 北京:中国标准出版社, 2012:1-5.
[9] 中华人民共和国质量监督检验检疫总局. SN/T 3260—2012 供港澳冰鲜猪肉检验检疫规程[S]. 北京:中国标准出版社, 2012:1-7.
[10] 章德宾, 徐家鹏, 许建军, 等. 基于监测数据和 BP 神经网络的食物安全预警模型[J]. 农业工程学报, 2010, 26(1): 221-226.
[11] 刘学文, 郭时印, 石畅, 等. 猪肉质量安全风险评价指标构建[J]. 湖南农业科学, 2013(13):102-106.

Early-Warning Model and Simulation of Pork in the Cold-Chain Logistics Based on BP Neural Network

YANG Wei, YUE Ting, CAO Wei,
GAO Xu-yao, ZHANG Wen-yan

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Shanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China)

Abstract: In this paper, an early-warning scheme of pork products in the cold-chain logistics supply chain is proposed based on the analyzing the security factors of pork which appeared in the process of the cold-chain, and summarizing the tracing and monitoring information throughout the supply chain. We build a security warning model by using the BP neural network and further to train and predict the model, and use genetic algorithm to optimize and improve the parameters of the model. The simulation results show that this model can effectively increase the accuracy of the hazards warning of the pork in cold-chain logistics.

Keywords: cold-chain logistics; early warning; neural network; genetic algorithm; pork

(责任编辑: 黄晓楠 英文审校: 吴逢铁)