

# 基于BP神经网络的农机安全评价敏感性分析\*

罗兵<sup>1,2</sup>, 张建敏<sup>1</sup>

(1. 贵州大学机械工程学院, 贵阳市, 550025; 2. 贵州轻工职业技术学院, 贵阳市, 550025)

**摘要:**为减少农业机械运行过程中安全事故发生的概率,提出基于BP神经网络的农机安全评价敏感分析方法,降低农机的安全风险。通过对农机的人—机—环境系统分析,确定各项安全评价指标体系;对农机进行安全等级界定;将指标参数进行样本归一化处理,建立基于BP神经网络的安全评价敏感性映射模型;对BP神经网络数学模型和Tchaban算法进行计算分析,得到农机的安全测试预测值、敏感性系数。研究表明:构建10项二级指标信息的农机安全评价体系;确定BP神经网络结构为“9—10—1”型;农机安全风险值的分布在 $0.70 \leq Y < 0.85$ ,预测结果与实际情况较符合;Tchaban算法敏感性分析出较大的安全指标的敏感系数依次为维修人员2.42%、电气系统2.28%、作业空间2.05%。为农机产品进行模块化、系统化的方案设计以及之后产品迭代设计提出设计指导方向。

**关键词:**安全评价;人机环境系统;农机产品;BP神经网络;敏感性分析

**中图分类号:**S225.92:S23 **文献标识码:**A **文章编号:**2095-5553(2022)03-0120-07

罗兵, 张建敏. 基于BP神经网络的农机安全评价敏感性分析[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(3): 120—126

Luo Bing, Zhang Jianmin. Sensitivity analysis of agricultural machinery safety evaluation based on BP neural network [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(3): 120—126

## 0 引言

由于农业机械在使用过程中有各种不安全因素,为保障人员安全和减少财产损失,建立相关农业机械的安全评价模型显得十分重要。目前,国内外学者对农机安全评价方法进行了一些研究。张健等<sup>[1-2]</sup>提出了关于可拓理论、集对理论和层次分析法的农机安全风险评价研究,并建立了相关农机安全风险评价指标体系。杨欣等<sup>[3]</sup>为了给农机安全风险进行预警,利用贝叶斯网络建立了相关农机产品安全风险评价模型。以上学者对农业机械安全评价做了大量的研究,但忽略了农业机械在人—机—环境系统下的安全评价分析,也忽略了安全评价结果对方案优化与方案迭代设计的后续使用。

人—机—环境系统工程是运用系统科学的理论和系统工程方法,正确处理人、机、环境三大要素的过程。从全系统的整体性能出发,在全面考虑人—机—环境系统下,对农业机械安全评价体系进行系统的构建。刘宏等<sup>[4]</sup>通过分析农机安全事故,将农机安全事故影响分为人、农机、作业环境因素。ASX等<sup>[5]</sup>运用人—

机—环境系统工程理论分析了煤矿的安全状况,通过定性和定量的评价体系,能有效地预防煤矿事故的发生。

BP神经网络作为一种非线性运算方法,能够将安全评价指标与安全测试进行精确的描述并作为样本进行学习训练,建立安全评价指标与安全测试的BP神经网络的映射模型。张兵等<sup>[6]</sup>根据泵故障数值建立BP神经网络,对数据进行归一化处理,通过数据仿真和验证,训练神经网络模型来预测泵故障;郝志勇等<sup>[7]</sup>通过收集吸运风机故障征兆和对应故障类型,采用BP神经网络对收集的吸运风机故障类型和应对措施建立映射模型,并结合模糊神经网络对风机进行故障诊断。邓铮强<sup>[8]</sup>利用BP神经网络和遗传算法,建立了基于遗传神经(GA—BP)的网络施工升降机安全评价模型,并结合实例验证了模型的可靠性和准确性。

为了将安全评价预测结果运用于实际生产与方案设计中,引入敏感性分析。敏感性分析是一种可以将模型中的输入变量和输出变量按重要程度进行定量描述的方法,用于研究和预测模型中某些指标变动时对整体输出值的影响程度<sup>[9]</sup>。一般用于经济和工程领

收稿日期:2020年10月12日 修回日期:2020年12月3日

\*基金项目:贵州省自然科学基金项目(黔科合基础[2017]1047号);贵州大学学术新苗培养及创新探索专项(黔科合平台人才[2017]5788)

第一作者:罗兵,男,1990年生,贵州仁怀人,硕士研究生;研究方向为农机设计、产品创新设计。E-mail: 1258132509@qq.com

通讯作者:张建敏,女,1976年生,贵州贵阳人,硕士,副教授;研究方向为工业设计、数字媒体技术。E-mail: zminmindebox@126.com

域,但近几年,产品方案设计引入敏感性分析。李静等为指导产品方案优化,提出基于产品生命周期评价敏感性分析方法<sup>[10]</sup>。Ryan等<sup>[11]</sup>建立了基于有效性函数的敏感性分析模型,构建了产品设计参数与功能之间的敏感性关系,优化了工程系统概念设计阶段的分析。唐林等<sup>[12]</sup>通过分析设计参数对转动架固有频率和屈曲强度的灵敏度,建立了BP神经网络的数学模型,以提高转动架的稳定性,为转动架后续设计和优化提供了一定的借鉴。

本文在农机人—机—环境系统安全评价指标体系的基础上,通过BP神经网络分析农机安全误差,并得到各层优化后的权值,采用Tchaban算法计算得到相关农机安全评价结果的敏感性系数,以便在农机投入生产前优化方案设计,在使用过程中进行安全分析,也为之后产品迭代设计指出改进方向。

1 农机安全评价敏感性分析模型

图1所示为农机安全评价敏感性分析模型,主要概括为四个阶段。第一阶段:通过对人—机—系统分析,建立科学、实用性强的农机安全风险评价指标体系,根据评价体系和对行业人员的建议和意见确定对应的指标;第二阶段:对采集好的安全评价数据,利用BP神经网络进行学习和训练,达到相关误差精度时,计算出相关误差值;通过BP神经网络的学习和训练,能形成计算机对农机安全量化评估的系统方法,避免了人为经验性误差。第三阶段:从训练好的BP神经网络中,提取依次输入层、隐含层与输出层之间的连接权值,采用Tchaban算法计算相关安全指标的敏感性系数。第四阶段:通过对敏感系数分析,确定主要贡献因素,为方案优化与产品迭代设计提供设计指导方向。

安全评价标准是对人—机—环境系统进行体系划分进行分项评价,评价体系具体划分到农机的每个部件或操作步骤规范,目的在于让参与数据采集人员能系统科学地对指标进行量化评定,得到指向性的安全评价数据,本文的安全评价标准包括:操作人员、管理人员、维修人员、基础构建、传动系统、电气系统、安全装置、安全测试、作业空间、人机工效等指标。

BP神经网络的网络结构由输入层、隐含层和输出层组成三层组成,相邻层的神经元通过权值和阈值连接,增加层数可以提高精度并减小误差,也会让网络复杂化,由于三层神经网络具有良好的函数逼近功能、结构易于设计、可操作性强,本文的农机评价体系设置为3个结构,应用三层BP神经网络;通过神经元的数量可以提高误差精度,本文通过多次计算推导,将隐含层神经元定为10。

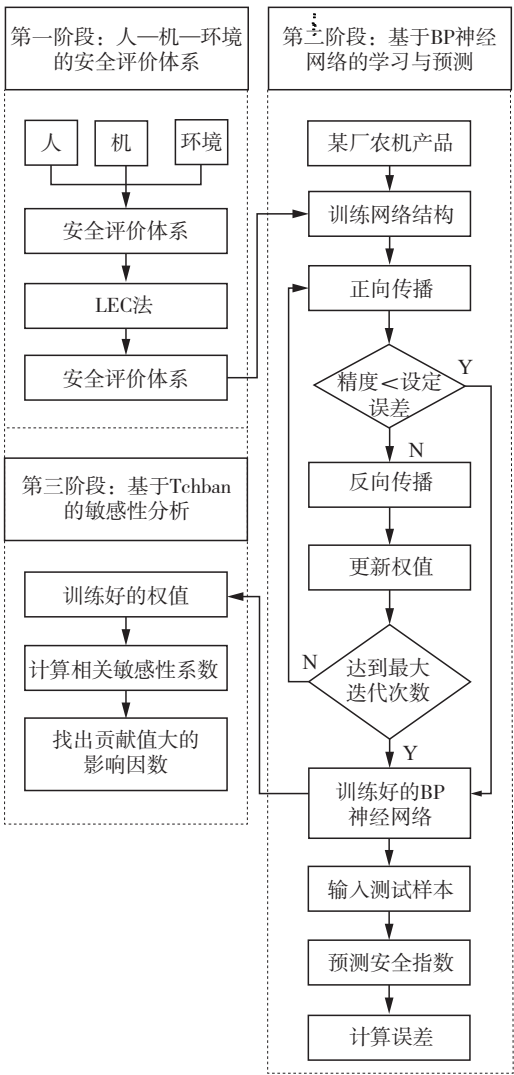


图1 BP神经网络映射模型  
Fig. 1 BP neural network map model

Tchanban算法又称为权积法,是利用神经网络各层之间的连接权值进行敏感性计算的方法,通过Tchaban算法对农机各项安全指标进行敏感性分析,可以得到各项安全指标对安全测试要素的贡献值,判断出安全指标对农机安全的影响大小。

敏感性系数反映了各项指标对与安全测试影响,设计者能在设计前根据此参数能对各个指标进行对应重要性的考量,并在设计优化过程中具有重要指导意义。

2 人机环境系统下农机安全评价体系

目前农机安全系统存在诸多影响因素,且影响程度不同,建立科学、实用性强的农机安全风险评价指标体系,需要满足系统性、专业性、科学性、相对独立性和可操作性等5个原则<sup>[13]</sup>。由于影响农业机械安全的因素较多,其中各因素之间由处于不同的层次和领域,翟国栋<sup>[14]</sup>从人、机、环境分析了煤矿生产的安全性,在此

前人机环境系统研究的基础上,进一步规范了人机环境安全评价指标体系,增强进行安全评价的科学性和实用性。张建等<sup>[15]</sup>在农用车辆安全风险态势评估中利用以人、车、环境为主体的3个一级指标和以驾驶员操作规范等6个二级指标构建了农用车辆安全风险态势评价体系。

根据此前人机环境系统研究,本文农机安全评价体系“人”是指综合涉及农机运行的所有人员,包括操作人员、管理人员和维修人员等;“机”指构成农机的

设备系统和运行步骤,包括基础部件、传动系统、电气系统、安全装置、安全测试等;环境指农机运行的环节,包括作业空间和人机工效等,为了系统科学的研究农机的“人—机—环境”各个因素对农机安全的影响,按人、机、环境三个一级指标拆分为各对应指标10个二级评价指标及其相对应的三级指标(表1)。

在与农机相关专家和管理人员广泛交流后,吸取其建议和意见,经修改和完善,形成农机的安全评价指标体系。

表1 人机环境系统的农机安全评价体系

Tab. 1 Safety evaluation system of agricultural machinery based on man-machine environment system

| A级指标        | B级指标          | C级指标                                                      |
|-------------|---------------|-----------------------------------------------------------|
| 人的因素 $A_1$  | 操作人员 $B_1$    | 专业技能 $C_1$ 、职业道德 $C_2$ 、身体素质 $C_3$                        |
|             | 管理人员 $B_2$    | 管理体系 $C_1$ 、管理制度 $C_2$ 、管理资料 $C_3$                        |
|             | 维修人员 $B_3$    | 制度规程 $C_1$ 、技术水平 $C_2$ 、文件记录 $C_3$                        |
| 机的因素 $A_2$  | 基础构建 $B_4$    | 驾驶室架构 $C_1$ 、轮胎 $C_2$ 、防护门 $C_3$ 、座椅 $C_4$                |
|             | 传动系统 $B_5$    | 变速箱 $C_1$ 、主离合器 $C_2$ 、皮带规格 $C_3$ 、齿轮齿条 $C_4$ 、密封润滑 $C_5$ |
|             | 电气系统 $B_6$    | 蓄电池 $C_1$ 、发动机 $C_2$ 、仪器仪表 $C_3$ 、调节器 $C_4$ 、照明 $C_5$     |
|             | 安全装置 $B_7$    | 极限开关 $C_1$ 、缓冲器 $C_2$ 、安全保护架 $C_3$ 、安全钩 $C_4$ 、标志警示 $C_5$ |
|             | 安全测试 $B_8$    | 静态试验 $C_1$ 、动态测试 $C_2$ 、各装置检测 $C_3$                       |
| 环境的因素 $A_3$ | 作业空间 $B_9$    | 温度 $C_1$ 、振动 $C_2$ 、噪声 $C_3$ 、光线 $C_4$                    |
|             | 人机工效 $B_{10}$ | 舒适性 $C_1$ 、可视性 $C_2$ 、可达性 $C_3$                           |

3 基于BP神经网络与敏感性分析

3.1 BP神经网络

将农业机械安全评价体系中的二级指标  $B_1$ 、 $B_2$ 、 $B_3$ 、 $B_4$ 、 $B_5$ 、 $B_6$ 、 $B_7$ 、 $B_9$ 、 $B_{10}$  作为网络输入  $X$ , 为了得出各个二级指标对安全评价的影响, 将安全评价  $B_8$  作为网

络输出  $Y$ ,  $Y$  的计算和界定在 3.1.3 节说明。

以某农机厂的某型号农业机械作为调查研究对象, 本次参与数据采集的有质检员 4 名, 现场操管人员 10 名(操作和管理人员), 设计职员 6 名(工程设计职员 4 名, 工业设计职员 2 名), 共计 20 位人员。根据人—机—环境系统下农机的安全评级指标进行评分。

表2 评分数据采集表

Tab. 2 Scoring data collection form

|     | $B_1$ | $B_2$ | $B_3$ | $B_4$ | $B_5$ | $B_6$ | $B_7$ | $B_8$ | $B_9$ | $B_{10}$ |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|----------|
| 1   | 87    | 70    | 83    | 92    | 85    | 82    | 86    | 82    | 88    | 92       |
| 2   | 88    | 82    | 84    | 86    | 87    | 88    | 79    | 90    | 87    | 85       |
| 3   | 85    | 83    | 85    | 83    | 87    | 88    | 84    | 86    | 83    | 87       |
| 4   | 86    | 79    | 86    | 87    | 83    | 82    | 84    | 87    | 88    | 86       |
| 5   | 84    | 87    | 85    | 84    | 85    | 87    | 84    | 86    | 85    | 84       |
| 6   | 87    | 88    | 86    | 84    | 83    | 85    | 84    | 79    | 86    | 80       |
| 7   | 85    | 86    | 84    | 89    | 88    | 86    | 84    | 81    | 85    | 83       |
| 8   | 89    | 87    | 91    | 86    | 83    | 79    | 86    | 84    | 86    | 84       |
| 9   | 85    | 86    | 90    | 84    | 82    | 83    | 78    | 76    | 84    | 83       |
| ... | ...   | ...   | ...   | ...   | ...   | ...   | ...   | ...   | ...   | ...      |
| 20  | 81    | 82    | 80    | 82    | 85    | 82    | 82    | 79    | 83    | 85       |

3.1.1 BP神经网络的层数及各层神经元数

BP神经网络是一种广泛使用的前向型神经网络模型, 当涉及不同的影响时, 可以得到变化对分析目标的影响。增加层数可以提高精度并减小误差, 但也会

使网络复杂化, 从而增加网络权值的训练时间。提高神经元的数量可以道道提高误差精度的目的, 并且训练效果比增加层数更容易观察和调整。通常优先考虑增加隐含层中神经元数。由于三层神经网络具有良好

的函数逼近功能,且结构易于设计,可操作性强。由于本文的农机评价体系设置为三个结构,所以采用三层BP神经网络。

由于农机的安全评价指标共有10项,其中9项设为输入,1项设为输出。那么输入层神经元个数为 $n=9$ ,输出层神经元个数为 $m=1$ 。然而,隐含层神经元个数选取多少恰当,目前在理论上还没有一个明确的规定。一种是尝试训练不同神经元数的方法,然后选取最合适的网络。通过式(1)来选取神经元的个数。

$$s=\sqrt{n+m}+a$$

(1)

式中: $s$ ——隐含层神经元数;  
 $n$ ——输入层神经元数;  
 $m$ ——输出层神经元数;  
 $a$ ——经验值, $1\leq a\leq 10$ 。

为了保证隐含层的神经元达到精度所需要的数量,通常取 $a>5$ ,当取6~10时,隐含层神经元的数量为( $9\leq s\leq 13$ )。通过多次反复试验,将隐含层神经元定为10,神经网络结构为9—10—1,如图2所示<sup>[16]</sup>。

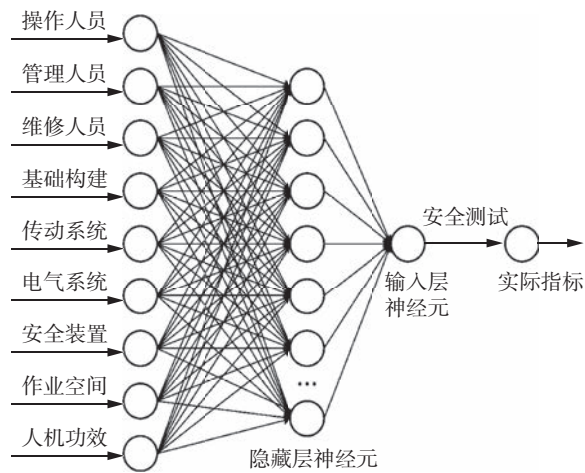


图2 BP神经网络映射模型

Fig. 2 BP neural network map model

3.1.2 样本归一化

由于系统是非线性的,初始权值将极大地影响学习是否达到局部最小值,是否可以收敛,以及训练时间的长短。如果初始值数据间相差太大,则加大了系统训练时调节权值和阈值的难度,因此需对样本数据进行归一化处理,如式(2)所示。

$$x'=\frac{2(x-x_{\min})}{x_{\max}-x_{\min}}-1$$

(2)

式中: $x$ ——归一化前的数值;  
 $x'$ ——归一化后的数值;  
 $x_{\max}$ ——同一指标下的最大值;  
 $x_{\min}$ ——同一指标下的最小值。

3.1.3 安全等级界定

经过网络的训练学习,可以从网络的输出得到农

机安全风险的评价值。为了更加明确农机的安全度,确定神经网络的输入向量为 $X$ ,农机安全评价的输出为 $Y$ ,则: $0.85\leq Y\leq 1.0$ ,农机安全状况很好,属于本质安全型; $0.70\leq Y<0.85$ ,农机安全状况较好,属于安全型; $0.60\leq Y<0.70$ ,农机安全状况一般,属于基本安全型; $0.30\leq Y<0.60$ ,农机安全状况较差,属于临界安全型; $0\leq Y<0.30$ ,农机安全状况极差,属于不安全型。

将采集的20个样本评价数据分为11个训练集和9个测试集,运用BP神经网络对训练集中的数据进行学习,将学习后的BP神经模型应用于测试集,映射安全指标与安全测试因素之间的关系,采用MATLAB高级语言程序实现算法<sup>[17]</sup>。

为了缩短MATLAB网络训练时间,将采集的安全评分数据映射到 $[-1,1]$ 区间,采用 $y=x/100$ 即可符合要求。将训练集的安全指标和安全测试作为输入进行训练,以建立满足误差精度要求的BP神经网络。其中输入层激活函数:tagsig,输出层激活函数:logsig,训练函数:trainscg,最多显示训练步数:50,最大训练次数:5 000,学习率:0.001,梯度目标值:0.000 001,误差目标值:0.000 1<sup>[18]</sup>。

将测试集中的样本输入到训练好的BP神经网络中,通过前馈计算得到农机的安全测试预测值。图3所示为安全测试指标预测值与实际值的对比结果,安全指标对应输入层神经元指标。

由图3中上部线条可知实际值与预测值趋势基本保持一致,下部折线表示误差值,可见变动幅度不大,说明预测结果与实际情况较符合。输出的样本数据 $Y$ 分布在 $0.70\leq Y<0.85$ ,说明农机安全状况较好,属于安全型。

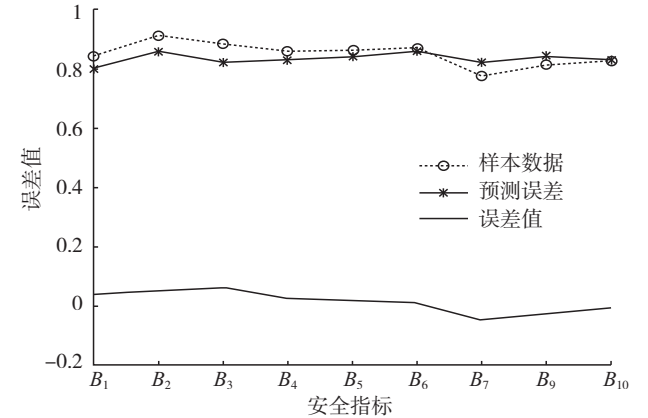


图3 安全评价指标敏感性分析

Fig. 3 Sensitivity analysis of safety assessment

3.2 基于Tchaban算法的敏感性分析

在自主学习与误差分析之后,BP神经网络模型达到误差精度要求,进而从中依次提取输入层、隐含层和

输出层各层之间的连接权值。

通过 Tchaban 算法,对安全指标进行敏感性分析,得到相关安全指标对安全测试要素的贡献值<sup>[19-24]</sup>。

$$Q_{ir} = \frac{x_i}{y_r} \sum_{j=1}^s |\omega_{ij} \omega_{jr}| \quad i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,s; r=1,2,\dots,m \quad (3)$$

式中: $x_i$ ——网格输入参数;

$y_r$ ——安全评价网络输出参数;

$Q_{ir}$ ——输入参数  $x_i$  对输出参数  $y_r$  的敏感系数;

$\omega_{ij}$ ——输入层层与隐含层之间的连接权值;

$\omega_{jr}$ ——隐含层与输出层之间的连接权值;

$n$ ——输入层单元数<sup>[10]</sup>;

$s$ ——隐含层单元数<sup>[10]</sup>;

$m$ ——输出层单元数<sup>[10]</sup>。

按式(3)的计算方法,即可得到不同输入参数对输出参数的贡献值。

表3 敏感性分析结果

Tab. 3 Sensitivity analysis results

| 序号 | 安全指标          | 均值   | 权值绝对值 | 敏感系数/% |
|----|---------------|------|-------|--------|
| 1  | 操作人员 $B_1$    | 1.01 | 1.63  | 1.65   |
| 2  | 管理人员 $B_2$    | 0.99 | 1.27  | 1.26   |
| 3  | 维修人员 $B_3$    | 1.03 | 2.34  | 2.42   |
| 4  | 基础构建 $B_4$    | 1.01 | 1.25  | 1.27   |
| 5  | 传动系统 $B_5$    | 1.01 | 0.87  | 0.88   |
| 6  | 电气系统 $B_6$    | 1.00 | 2.28  | 2.28   |
| 7  | 安全装置 $B_7$    | 1.00 | 1.71  | 1.71   |
| 8  | 作业空间 $B_9$    | 1.00 | 2.05  | 2.05   |
| 9  | 人机工效 $B_{10}$ | 1.03 | 1.85  | 1.91   |

注: $B_8$ 作为安全测试,数据须根据实际试验结果得出,故不做数据处理。

### 3.3 讨论

从表3中可以看出,敏感系数最大的安全指标依次是维修人员、电气系统系数、作业空间,这从农机安全角度来分析是合理的,即决定农业机械安全的主要因素是农机维修人员、电气系统和作业空间。根据敏感性分析的结果,可以调整影响农业机械安全指标的输入参数,以优化方案设计,如加强维修人员的基本能力、增加农机电气系统自动监测、改善作业空间、优化人机工效参数等。

通过输入参数对输出参数贡献值分析,可以反应出对与安全影响较大的敏感性因素,并将这些影响值反馈给设计者,从而帮助设计者在产品投产前进行方案优化以及对之后产品迭代设计给出方向。根据各指标的敏感性贡献值,为了提高维修人员的工作效率,在工程设计时要整体考虑农机的总体结构和主要参数,

实现模块化、集成化,另外对方案设计产品设计提出要改善作业空间、优化人机工效参数。

## 4 结论

1) 通过对农机的人—机—环境系统分析,将人、机、环境三个一级指标拆分为各对应的  $B_1$  到  $B_{10}$  等 10 个二级评价指及其相对应的三级指标,根据评价体系和对行业人员的建议和意见确定对应的指标,以某农机厂的某型号农业机械作为调查研究对象进行安全评级指标评分。

2) 根据农机评价体系结构确定 BP 神经网络为 3 层,通过尝试训练不同神经元数的方法,选取最合适的神经网络,将 BP 神经网络结构选取为“9—10—1”型,对 20 组样本数据进行归一化处理,经过神经网络的训练学习,输出得到农机安全风险的评价值,农机安全风险值的分布在  $0.70 \leq Y < 0.85$ ,表明农机安全状况较好,属于安全型。

3) 通过计算得到农机的安全测试预测值并与实际值进行比对,并计算出相关误差值,经过比对,实际值与预测值趋势基本保持一致,变动幅度不大,说明预测结果与实际情况较符合,BP 神经网络模型达到误差精度要求。

4) 通过自主学习与误差分析之后,依次提取输入层、隐含层和输出层各层之间的连接权值,通过 Tchaban 算法敏感性分析找出贡献值较大的指标,较大的安全指标为维修人员  $B_3$  (敏感系数为 2.42%)、电气系统  $B_6$  (敏感系数为 2.28%)、作业空间  $B_9$  (敏感系数为 2.05%),设计者可以从敏感系数指标结果中为方案设计提出指导优化,同时为该产品设计提出方向。

## 参 考 文 献

- [1] 张健, 刘小英, 张敬东. 基于集对理论的农业机械安全风险评价研究[J]. 中国农机化学报, 2018, 39(11): 90—93.  
Zhnag Jian, Liu Xiaoying, Zhang Jingdong. Research on safety risk evaluation for agricultural machinery based on set pair theory [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2018, 39(11): 90—93.
- [2] 张健, 刘小英, 张敬东, 等. 基于可拓理论的农业机械安全风险评价研究[J]. 中国农机化学报, 2014, 35(2): 57—60, 66.  
Zhang Jian, Liu Xiaoying, Zhang Jingdong, et al. Agricultural machinery safety and risk evaluation based on extension method [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2014, 35(2): 57—60, 66.
- [3] 杨欣, 孙萍, 魏津瑜. 农业机械产品安全风险评价方法研究[J]. 中国农机化学报, 2015, 36(4): 320—324.

- Yang Xin, Sun Ping, Wei Jinyu. Research on safety risk evaluation method of agricultural machinery products [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015, 36(4): 320—324.
- [4] 刘宏, 肖建华. 我国农机安全事故分析及预防对策研究[J]. 中国农机化学报, 2012, 32(1): 27—30.
- Liu Hong, Xiao Jianhua. Research on analysis and prevention measures of agricultural machinery safety accidents [J]. Chinese Agricultural Mechanization, 2012, 32(1): 27—30.
- [5] A S X, B X Z. Application of man-machine-environment system engineering in coal mines safety management - sciencedirect [J]. Procedia Engineering, 2014, 84(2): 87—92.
- [6] 张兵, 张建新, 黄文生. 神经网络在柱塞泵故障诊断中的应用[J]. 中国农机化学报, 2015, 36(2): 274—276.
- Zhang Bing, Zhang Jiansheng, Huang Wensheng. Study on the neural network application in pump fault diagnosis [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2015, 36(2): 274—276.
- [7] 郝志勇, 刘伟, 夏玮, 等. 基于BP神经网络的吸运风机故障诊断[J]. 工程设计学报, 2012, 19(1): 57—60, 66.
- Hao Zhiyong, Liu Wei, Xia Wei, et al. Fault diagnosis of the fan with air suction based on BP neural network [J]. Journal of Engineering Design, 2012, 19(1): 57—60, 66.
- [8] 邓铮强. 基于GA-BP神经网络的施工升降机安全评价研究[D]. 西安: 长安大学, 2016.
- Deng Zhengqiang. The evaluation for builders hoist safety based on GA-BP neural network [D]. Xi'an: Chang'an University, 2016.
- [9] 张芳兰, 杨明朗, 刘卫东. 基于模糊TOPSIS方法的汽车形态设计方案评价[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(2): 276—283.
- Zhang Fanglan, Yang Minglang, Liu Weidong. Evaluation of automobile form design based on fuzzy TOPSIS [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2014, 20(2): 276—283.
- [10] 李静, 李方义, 周丽蓉, 等. 基于BP神经网络的产品生命周期评价敏感性分析[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(3): 666—671.
- Li Jing, Li Fangyi, Zhou Lirong, et al. Sensitivity analysis for life cycle assessment of product based on back propagation neural network [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(3): 666—671.
- [11] Ryan, S, Hutcheson, et al. Sensitivity measures for use during conceptual design [J]. International journal of design engineering: IJDE, 2012, 5(1): 1—20.
- [12] 唐林, 许志沛, 贺田龙, 等. 基于BP神经网络的转动架稳定性灵敏度分析[J]. 工程设计学报, 2018, 25(5): 576—582.
- Tang Lin, Xu Zhipai, He Tianlong, et al. Sensitivity analysis of rotation frame stability based on BP neural network [J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2018, 25(5): 576—582.
- [13] Sivakumar K, Balamurugan C, Ramabalan S. Evolutionary sensitivity-based conceptual design and tolerance allocation for mechanical assemblies [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 48(1—4): 307—324.
- [14] 翟国栋. 综采工作面人机环境系统安全研究[D]. 北京: 中国矿业大学, 2011.
- Zhai Guodong. Study on safety of the man-machine-environment system of the fully mechanized coal face [D]. Beijing: China University of Mining and Technology, 2011.
- [15] 张健, 徐召珊, 王丽萍. 基于偏联系数的农用车辆安全风险态势评估[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(5): 94—99.
- Zhang Jian, Xu Zhaoshan, Wang Liping. Agricultural vehicle safety risk situation assessment based on partial connection number [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(5): 94—99.
- [16] 秦代成, 马天政, 张义民, 等. 装载机两柱翻车保护装置的可靠性灵敏度分析[J]. 工程设计学报, 2011, 18(5): 337—340.
- Qin Daicheng, Ma Tianzheng, Zhang Yimin, et al. Reliability sensitivity analysis of two column ROPS of loader [J]. Journal of Engineering Design, 2011, 18(5): 337—340.
- [17] 李少波, 全华风, 胡建军, 等. 基于在线评测数据驱动的产品感性评价方法[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(3): 752—761.
- Li Shaobo, Quan Huafeng, Hu Jianjun, et al. Perceptual evaluation method of products based on online reviews data driven [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(3): 752—761.
- [18] 何涛, 胡洁, 夏鹏, 等. 基于Relieff算法与遗传算法的肌电信号特征选择[J]. 上海交通大学学报, 2016, 50(2): 204—208.
- He Tao, Hu Jie, Xia Peng, et al. Feature selection of Emg signal based on Relieff algorithm and genetic algorithm [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2016, 50(2): 204—208.
- [19] 汤宝平, 习建民, 李锋. 基于Elman神经网络的旋转机械故障诊断[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(10): 2148—2152.
- Tang Baoping, Xi Jianmin, Li Feng. Fault diagnosis for rotating machinery based on Elman neural network [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2010, 16(10): 2148—2152.
- [20] 迟军, 陈廉清, 杨超珍. 基于小波包分析和Elman网络的切削表面粗糙度预测方法[J]. 中国机械工程, 2010, 21(7): 822—826.
- Chi Jun, Chen Lianqing, Yang Chaozhen. Research on prediction of cutting surface roughness based on wavelet

- packet analysis and Elman network [J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(7): 822—826.
- [21] 李辉, 郑海起, 杨绍普. 基于EMD和Teager能量算子的轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2008, 27(10): 15—17, 22.  
Li Hui, Zheng Haiqi, Yang Shaopu. Bearing fault diagnosis based on EMD and Teager kaiser energy operator [J]. Journal of Vibration and Shock, 2008, 27(10): 15—17, 22.
- [22] 陈小明, 洪军, 阎海红, 等. 基于Elman神经网络的振镜扫描系统误差校正技术研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(5): 587—590.  
Chen Xiaoming, Hong Jun, Yan Haihong, et al. Study on error correction in dual galvanometer scanning system based on Elman recurrent neural network [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(5): 587—590.
- [23] 刘贵立, 张国英. 基于小波包的遗传神经网络故障诊断系统研究[J]. 机械工程学报, 2000, 36(9): 110—112.  
Liu Guili, Zhang Guoying. Study on genetic neural network of the fault diagnosis based on wavelet packet [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2000, 36(9): 110—112.
- [24] 张琦, 邵立福. 基于Elman神经网络的液压泵故障诊断模型研究[J]. 机床与液压, 2004(10): 274—275, 193.  
Zhang Qi, Shao Lifu. Research on hydraulic pump fault diagnosis model based on Elman neural net [J]. Machine Tool & Hydraulics, 2004(10): 274—275, 193.

## Sensitivity analysis of agricultural machinery safety evaluation based on BP neural network

Luo Bing<sup>1,2</sup>, Zhang Jianmin<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang, 550025, China;

2. Guizhou Institute of Light Industry, Guiyang, 550025, China)

**Abstract:** In order to reduce the occurrence of safety accidents in agricultural machinery, a sensitivity analysis method of agricultural machinery safety evaluation based on BP neural network was proposed. Through analysis of the man-machine-environment system of agricultural machinery, various safety evaluation index systems were determined whereby the safety level of agricultural machinery was defined, the index parameters were sampled and normalized, and the safety evaluation sensitivity mapping model based on BP neural network was established. BP neural network mathematical model and Tchaban algorithm were calculated and analyzed, and the predicted value and sensitivity coefficient of agricultural machinery safety test were obtained. The results showed that an agricultural machinery safety evaluation system with 10 secondary indexes had been constructed. The structure of BP neural network was “9—10—1”. The distribution of the safety risk value of agricultural machinery was  $0.70 \leq Y < 0.85$ , and the prediction results were in good agreement with the actual situation. According to the sensitivity analysis of Tchaban algorithm, the sensitivity coefficients of large safety indicators were 2.42% for maintenance personnel, 2.28% for electrical system, and 2.05% for work space. The presented sensitivity analysis method provides design guidance for modular and systematic scheme design optimization of agricultural machinery products and subsequent product iterative design.

**Keywords:** safety assessment; man-machine environment system; agricultural machinery; BP neural network; sensitivity analysis