

Levenberg-Marquardt 神经网络在煤矿作业人员人因可靠性评价中应用研究

张 峤, 邓贵仕*

(大连理工大学 系统工程研究所, 辽宁 大连 116024)

摘要: 依据人因可靠性原理、事故致因理论, 结合煤矿生产系统的特点, 提出了观测可靠度的概念, 确立了一系列便于统计和赋值的人因可靠性评价指标. 针对人因失误事件过程的动态性、复杂性以及数据的不完整性, 利用 BP 神经网络对非线性动态系统的自学习性和自适应性的特点, 建立了基于 BP 神经网络的煤矿作业人员人因可靠性评价模型. 运用 Levenberg-Marquardt 算法改进的 BP 神经网络, 克服了收敛速度慢, 容易陷入局部极小点的缺点, 提高了预测精度和稳定性. 对于岗位工龄短或有效记录不足的煤矿作业人员, 采用 BP 神经网络模型进行了人因可靠性评价. 评价结果表明, 基于 BP 神经网络的煤矿作业人员人因可靠性评价方法具有较好的适用性和可行性.

关键词: BP 神经网络; 煤矿作业人员; 人因可靠性; Levenberg-Marquardt 算法; Matlab 仿真

中图分类号: TP183

文献标识码: A

doi: 10.7511/dllgxb201504014

0 引言

长期以来, 人们对煤矿安全生产更关注和重视的是设备与技术的可靠性, 但当技术水平和设备可靠性提高到相当程度时, 身兼操作者、监测者、管理者等多种角色的人的可靠性的重要性便凸显出来. 我国研究者对煤炭行业安全事故的调查研究表明, 由于人的不安全行为或人误导致事故的比率超过了 84%^[1]. 因此研究和评价人的可靠性对员工行为改善与安全行为养成、构建本质安全型矿井有着重要的现实意义.

由于人因事件过程的动态性, 人因数据的采集极为困难, 使得人因可靠性研究领域长期缺乏较充分的可用数据. 目前, 煤矿领域的作业人员统计数据仅限于三违行为、被奖惩情况、出勤情况等, 由于人的错误往往在事故发生时才能体现, 很难获取人为错误的概率或者条件概率. 在信息模糊、不完整、存在矛盾等情况下, 传统的人因可靠性评价方法难以应用.

BP(back propagation)神经网络, 又称反向

传播网络, 具有自学习性、自适应性、非线性动态处理等特性, 可较好地克服评价信息不完全可知带来的困扰, 能够充分吸收专家的经验并具有较强的抗干扰能力^[2]. 本文通过对煤矿人-机-环-管体系中各种影响人因可靠性的因素进行分析得到输入参数, 并应用 BP 神经网络对煤矿作业人员的可靠性进行评价.

1 人因可靠性评价指标体系的确定

1.1 人因可靠性的定义

人因可靠性也称人的可靠性或人员可靠性, 可以定义为在系统工作的任何阶段, 工作者在规定的时间内和规定的条件下成功地完成规定作业的概率或能力, 该概率或能力反映了他人对作业人员无差错地完成规定作业能力的信赖程度^[3].

1.2 人因可靠性评价指标的确定

大量的研究表明^[4-6], 人的知识技能、性格特征、生理条件、病理状况等内因以及人员所处环境如社会压力、工作状况、生产条件、组织管理等外

因交叉影响使人员产生不安全感心理状态和不安全行为,影响煤矿作业人员人因可靠性的因素繁多,本文在查阅相关文献的基础上^[7-11],针对煤矿特殊的生产环境,运用系统工程的思想,构建了层次分析模型.本评价指标体系的目标层为煤矿作业人员人因可靠性,因素层包括传记特征、性格特征、生理特征、社会生活压力、生产技能、安全技能、生产条件、工作状况、组织管理等9个因素;子因素层由39个子因素组成,通过工人档案查询、问卷调查、现场实测、班组长打分等方法得到煤矿作业人员的各项三级指标.煤矿作业人员人因可靠性评价指标体系如表1所示.

表1 人因可靠性评价指标体系

Tab.1 Evaluation indice system of human reliability

因素层	子因素层
传记特征	岗位工龄;学历;婚姻;年收入;年违章统计
性格特征	自信;压力承受;冲动抑制;责任感;认真度;遵规守纪
生理特征	基本生理指标;病理指标;疲劳感;注意力分配;反应能力
社会生活压力	经济状况;人际关系状况;近期突发事件影响
生产技能	知会操作规程;操作熟练度;操作准确度
安全技能	事故隐患认知;安全规章制度掌握;安全操作与调节;安全防护;安全应急能力
生产条件	物理环境;作业环境;设备工具状况
工作状况	任务计划;工作性质
组织管理	规章制度完备;安全培训教育;安全氛围;组织公平;组织关怀;沟通与反馈;劳动保障

1.3 煤矿作业人员观测可靠度的确定

不同于煤矿机械、电气设备的可靠性,煤矿作业人员人因可靠性是一个潜变量,无法直接度量,其外在表现为作业过程中的三违行为、有记录的不安全行为、受奖惩状况等.由于上述行为或状况的外显性,获取数据容易,因此提出观测可靠度、三违指数和受奖励指数的概念.

本文提出了人因可靠性的外显观察值——观测可靠度,对潜变量人因可靠性进行拟合,并将观测可靠度作为神经网络训练样本的输出变量.而三违指数是通过统计作业人员在一定时间内的严重三违情况、一般三违情况、严重警告情况、受罚款情况、出勤率、病事假情况等等的次数,由专家打分对三违行为赋权重值而算出.煤矿作业人员三违指数 m 的计算方法如下:

$$m = \sum W_i f_i$$

(1)

式中: W_i 为第 i 种三违行为的权重; f_i 为评价对象单位时间内出现第 i 种三违行为的次数.

煤矿作业人员观测可靠度不仅与三违行为等负面行为有关,还受作业人员受奖励情况的影响.由专家打分对受奖励行为赋权重值,得到煤矿作业人员的受奖励指数:

$$n = \sum V_i f'_i$$

(2)

式中: V_i 为第 i 种受奖励行为的权重; f'_i 为评价对象单位时间内出现第 i 种受奖励行为的次数.

由此得到评价对象的观测可靠度:

$$R = 1 - m + n$$

(3)

根据煤矿实地调研,并结合专家经验打分,得三违及受奖励行为权重,如表2所示.

表2 行为权重赋值

Tab.2 Behavior weight assignment

编号	行为记录	权重值
W_1	造成严重事故	1.00
W_2	严重三违	0.20~0.40
W_3	一般三违	0.10~0.20
W_4	严重警告	0.04~0.08
W_5	遇到事故	0.04
W_6	受伤记录	0.10~0.40
V_i	受奖励(细节根据各矿实际)	0.03~0.10

对于个体而言,煤矿事故和三违行为具有低发性,所以对于很多岗位工龄较短的煤矿作业人员,往往无事故、受伤、受罚及奖励等相关记录,其工作表现不能完全反映出三违特性,观测可靠度高于0.90甚至为1.00.因此,当工作年限小于两年,或者有效记录少于两条时,观测可靠度只能对人因可靠性评价结果提供一定的参考,不能替代人因可靠性评价.本文采用BP神经网络方法对这类作业人员进行人因可靠性预测以获得一个相对可信的可靠性评价值.

2 构建BP神经网络评价模型

2.1 BP神经网络的原理与结构

作为前馈型网络的核心部分,BP神经网络在模式识别、信息分类、函数逼近等领域得到了广泛应用.80%~90%的人工神经网络模型都是采用BP及其变种形式^[12].基于BP神经网络的评价方法具有运算速度快、问题求解效率高、自学习能力强、适应面宽等优点.

BP算法由信息的正向传递与误差的反向传

播两部分组成. 通过计算实际输出值与期望输出值之间的误差, 采用梯度下降的学习算法, 不断调整网络参数, 当全部样本的输出误差小于某个阈值时, 训练终止, 然后根据训练好的网络模型进行未知数据的预测.

根据 Kolmogorov 定理, 由输入层、隐含层、输出层组成的 3 层神经网络可以任意精度逼近任何一个非线性映射关系, 其网络结构如图 1 所示.

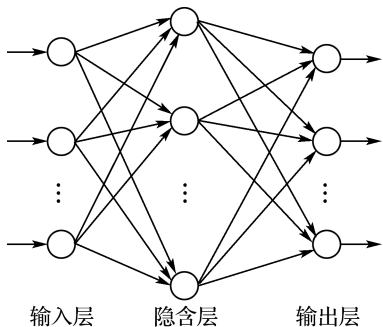


图 1 BP 神经网络结构
Fig. 1 BP neural network structure

2.2 BP 神经网络关键参数的确定

(1) 隐含层神经元数的确定. 隐含层神经元数是最关键的参数, 数量太大会导致训练时间过长、难以收敛; 数量太小容易使网络结构不稳定、容错性差. 目前, 隐含层神经元数的确定并没有一个完善的方法, 一般通过试凑法找到求出的最佳解与实际值之间的误差最小来确定最佳神经元数 l . 其选取原则为在保证训练精度的情况下, 使隐含层神经元数尽可能的小. 常用的经验公式如式(4)所示^[13], 可以帮助缩小其取值范围后进行试凑.

$$l = \sqrt{l_i + l_o} + a \tag{4}$$

式中: l_i 为输入神经元数, l_o 为输出神经元数, a 为 $1 \sim 10$ 的任一常数.

(2) 传递函数的选择. BP 神经网络采用可微的单调递增函数作为传递函数, 可以实现输入和输出间的任意非线性映射. 常见的传递函数如正切函数 tansig、对数函数 logsig 和线性传递函数 purelin.

(3) 确定学习算法. 对于中小型 BP 神经网络, 计算量和存储量不大, 内存需求不高, 常用的学习算法有 traingdm、traingdx 和 Levenberg-Marquardt 等.

(4) 训练参数的确定. 常用的参数有最大训练次数、训练精度、学习速率和动量常数等.

2.3 原始 BP 算法的不足与改进

标准的 BP 网络面临着几个方面的问题: 收敛速度缓慢; 容易陷入局部极小值, 网络训练失败的可能性较大; 网络结构的选择缺乏一种统一的理论指导, 一般只能由经验选定; 新加入的样本要影响已学习成功的网络, 而且刻画每个输入样本的特征数目也必须相同; 网络的预测能力与训练能力的矛盾很难平衡, 经常会出现通过网络学习了过多的样本细节, 却不能反映样本内含规律的过拟合现象.

在实际应用中, 原始的 BP 算法很难胜任, 因此出现了很多的改进算法. 通过附加动量项、自适应学习速率和弹性 BP 等方法避免局部极小问题, 往往具有更快的收敛速度. 如选取合适的学习速率 α 和动量 η , 采用模拟退火使 α 和 η 的比值在一定范围内随机变化等方法来加快收敛速度和减少振荡; 又如采用自调整 S 函数, 利用 BP 算法的变异算法等对原始算法进行改进.

2.4 Levenberg-Marquardt 算法的基本原理

Levenberg-Marquardt (L-M) 算法是一种基于标准数值优化技术的快速算法, 它将梯度下降法与高斯-牛顿法相结合, 因而既有高斯-牛顿法的局部收敛性, 又具有梯度下降法的全局特性^[14].

L-M 算法的基本原理如下:

设 $\mathbf{x}^{(k)}$ 表示第 k 次迭代的权值和阈值所组成的向量, 新的权值和阈值组成的向量 $\mathbf{x}^{(k+1)}$ 可由 $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \Delta \mathbf{x}$ 求得. 由牛顿法则, $\Delta \mathbf{x} = -(\Delta^2 E(\mathbf{x}))^{-1} \Delta E(\mathbf{x})$. 其中 $\Delta^2 E(\mathbf{x})$ 为误差指标函数 $E(\mathbf{x})$ 的 Hessian 矩阵, $\Delta E(\mathbf{x})$ 为 $E(\mathbf{x})$ 的梯度.

设误差指标函数 $E(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n e_i^2(\mathbf{x})$, 其中 $e_i(\mathbf{x})$ 为误差, 则

$$\Delta E(\mathbf{x}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \mathbf{e}(\mathbf{x}) \tag{5}$$

$$\Delta^2 E(\mathbf{x}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \mathbf{e}(\mathbf{x}) + \mathbf{J}(\mathbf{x}) \tag{6}$$

在式(5)、(6)中, $\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n e_i(\mathbf{x}) \Delta^2 e_i(\mathbf{x})$, 为 Jacobian 矩阵, 即

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_N(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial e_N(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_N(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

由高斯 - 牛顿法, $\Delta \mathbf{x} = -(\mathbf{J}^T(\mathbf{x}) \mathbf{J}(\mathbf{x}))^{-1} \times$

$J(x)e(x)$. 作为改进的高斯 - 牛顿法, L-M 算法的形式为

$$\Delta x = - (J^T(x)J(x) + \mu I)^{-1}J(x)e(x) \quad (7)$$

其中 μ 为大于 0 的常数, I 为单位矩阵.

L-M 算法的基本思想如下:

μ 初值取较小值, 对于权值向量 w , 若某一步计算后误差指标函数 $E(w)$ 未减小, 则将 μ 乘以一个因子 $\theta(\theta > 1)$, 并重复该步骤; 反之, 则在下一步计算中, 将 μ 除以因子 θ . 该算法利用了近似的二阶导数信息, 因此比梯度下降法快很多. 用式 (7) 修改一次权值和阈值时, 需要求 n 阶的代数方程 (n 为网络中权值数目), L-M 算法的计算量为 $n^3/6$, 对于 n 值较小的情况, 能够明显提高迭代效率, 适用于精度要求较高的场合^[15].

3 应用实例

根据阜新矿业集团五龙煤矿掘进队 115 组人员的实测数据, 剔除 6 组评级为差和较差的孤立样本, 整理出 76 组有效样本和 33 组待评价样本. 有效样本中, 将人因可靠性评价指标体系中 9 个因素作为神经网络的输入变量, 人员的观测可靠度作为网络训练的输出变量. 经归一化后, 从 76 组有效样本中随机选取 90% 共 70 组作为输入样本 (见表 3), 剩余 10% 共 6 组作为检验样本对网络性能进行验证. 训练好的神经网络通过验证后, 对 33 组待评价样本进行人因可靠性预测. 数据保留 4 位小数.

表 3 人因可靠性输入样本
Tab. 3 Human reliability input samples

样本编号	输入值									观测可靠度
	传记特征	性格特征	生理特征	社会生活压力	生产技能	安全技能	生产条件	工作状况	组织管理	
1	0.868 6	0.750 0	0.516 3	0.428 0	0.940 0	0.840 0	0.750 0	0.833 3	0.775 0	0.880 0
2	0.780 0	0.650 0	0.866 7	0.592 0	0.950 0	0.950 0	0.716 7	0.716 7	0.525 0	0.760 0
3	0.673 3	0.775 0	0.513 8	0.442 0	0.960 0	0.680 0	0.650 0	0.716 7	0.350 0	0.680 0
4	0.682 0	0.775 0	0.412 5	0.798 0	0.910 0	0.660 0	0.675 0	0.766 7	0.400 0	0.840 0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
67	0.680 0	0.550 0	0.517 5	0.328 0	0.660 0	0.800 0	0.200 0	0.400 0	0.200 0	0.680 0
68	0.756 7	0.775 0	0.515 0	0.253 0	0.650 0	0.620 0	0.900 0	0.733 3	0.325 0	0.840 0
69	0.638 0	0.650 0	0.518 8	0.243 0	0.630 0	0.690 0	0.533 3	0.533 3	0.400 0	0.760 0
70	0.778 0	0.850 0	0.816 7	0.206 0	0.630 0	0.720 0	0.600 0	0.733 3	0.600 0	0.840 0

3.1 几种改进 BP 训练算法的比较

在 Matlab 2009a 软件中, 利用其内置的神经网络工具箱, 对表 3 中的数据进行运算. 首先采用加入动量梯度的 BP 算法 traingdm, 学习因子取理论最大值 0.80, 训练精度取 1×10^{-3} , 隐含层神经元数为 15, 需要经过 79 326 次迭代才能达到预期的效果. 训练误差曲线如图 2 所示. 可以看出最初的几千次迭代均方误差 e_{ms} 陡降, 之后的 70 000 多次迭代网络性能基本停滞, 训练时间过长.

采用自适应的梯度下降法 traingdx, 学习因子为 0.01, 动量因子为 0.90, 训练精度取 1×10^{-3} , 隐含层神经元数为 15, 只需要 1 363 次迭代即可达到精度要求, 其平均误差率为 5.37%. 6 个检验样本误差率分别为 0.014 3、0.101 8、0.036 0、0.072 4、0.033 6、0.064 2, 最大误差率一般控制在 10% 以内.

而采用 L-M 算法 trainlm, 设置学习因子为

0.01, 训练精度为 1×10^{-3} , 经过 14 次迭代后神经网络训练就达到了预期效果. 训练误差曲线如图 3 所示.

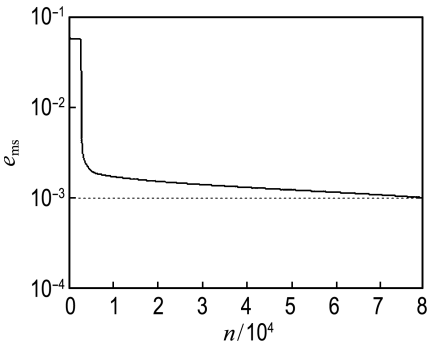


图 2 traingdm 算法的训练误差曲线
Fig. 2 Training error curve by traingdm algorithm

结果表明, 加入动量梯度的 BP 算法, 收敛速度较慢, 迭代次数多, 耗时较长. 而采用自适应的

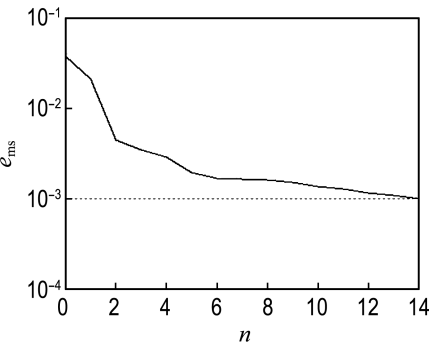


图 3 trainlm 算法的训练误差曲线

Fig. 3 Training error curve by trainlm algorithm

梯度下降法,网络的收敛性能够满足精度要求,且多次预测效果比较稳定.而 L-M 算法,收敛速度明显加快,耗时较少,评价精度也很高,但是多次网络训练的稳定性低于前者,输出结果波动较大,需要反复训练取其输出误差最小者作为选定网络.基于以上分析,本文后续测试使用 L-M 算法作为训练算法.

3.2 网络训练与测试

(1)隐含层神经元数的确定

输入层有 9 个神经元,输出层有 1 个神经元.利用试凑法,隐含层神经元数为 4~30.首轮设定最大训练次数为 100 次,根据输出均方误差缩小取值范围.推算出最佳隐含层神经元数为 7~17.在最大训练次数设为 2 000、训练精度定为 1×10^{-3} 时分别进行了计算,得到不同隐含层神经元数的平均误差率如表 4 所示.在二轮训练中,没有采用通常的均方误差最小法,而是找到平均误差

率最小的神经元数,并保证测试样本的误差率分布较均匀.

表 4 不同隐含层神经元数的平均误差率

Tab. 4 Average error rates of different number of hidden layer neurons

隐含层神经元数	平均误差率	隐含层神经元数	平均误差率
7	0.057 4	13	0.044 6
8	0.034 3	14	0.069 7
9	0.023 7	15	0.039 3
10	0.023 0	16	0.052 0
11	0.039 7	17	0.037 9
12	0.046 3		

从表 4 可以看出,隐含层神经元数为 9 和 10 的平均误差率最小,低于 3%.其 6 个样本的检验误差率向量分别为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_e(9) &= (0.021\ 4\ \ 0.018\ 2\ \ 0.019\ 8 \\ &\quad 0.034\ 2\ \ 0.008\ 4\ \ 0.040\ 4) \\ \mathbf{R}_e(10) &= (0.007\ 9\ \ 0.058\ 6\ \ 0.006\ 2 \\ &\quad 0.008\ 0\ \ 0.052\ 9\ \ 0.004\ 3) \end{aligned}$$

10 个隐含层神经元的平均误差率为 0.023 0,但误差主要集中在第 2、5 个检验样本(最大误差率为 5.86%,高于 5.00%),分布很不均衡,故最终选择了 9 个隐含层神经元.

(2)输出结果检验

运用 6 组检验样本来验证训练好的神经网络,采用 L-M 算法,9 个隐含层神经元,训练精度取 1×10^{-3} ,学习因子为 0.01,动量系数为 0.90,验证结果如表 5 所示.

表 5 检验样本输出结果

Tab. 5 Output results of test samples

样本 编号	输入值									检验样本 评价价值	神经网络 预测值	平均 误差率
	传记 特征	性格 特征	生理 特征	社会生 活压力	生产 技能	安全 技能	生产 条件	工作 状况	组织 管理			
1	0.800 0	0.750 0	0.515 0	0.544 0	0.780 0	0.780 0	0.662 5	0.716 7	0.825 0	0.840 0	0.858 0	0.021 4
2	0.762 0	0.750 0	0.521 3	0.614 0	0.820 0	0.940 0	0.700 0	0.716 7	0.600 0	0.840 0	0.824 7	0.018 2
3	0.713 3	0.700 0	0.526 3	0.366 0	0.820 0	0.860 0	0.637 5	0.766 7	0.400 0	0.720 0	0.705 7	0.019 8
4	0.688 0	0.725 0	0.517 5	0.474 0	0.820 0	0.700 0	0.566 7	0.612 5	0.500 0	0.760 0	0.734 0	0.034 2
5	0.696 7	0.600 0	0.522 5	0.442 0	0.730 0	0.820 0	0.687 5	0.766 7	0.800 0	0.720 0	0.713 9	0.008 4
6	0.688 0	0.875 0	0.511 3	0.217 0	0.670 0	0.810 0	0.750 0	0.733 3	0.725 0	0.800 0	0.767 7	0.040 4

由表 5 可见,利用训练好的神经网络可以正确地评价出人员可靠度,平均判断正确率为 $1-0.023\ 7=97.63\%$.

(3)评价结果比较

将 33 组待评价样本数据输入训练好的神经

网络,得到修正后的观测可靠度结果并与其实际观测可靠度比较,结果如图 4 所示.这 33 组待评价样本属于岗位工龄短或有效记录不足的人群,其观测可靠度分值较高,并不能客观反映其人因可靠性.经过 BP 神经网络预测的结果与其观测

可靠度的曲线趋势相近,但其预测结果明显可信度更高。

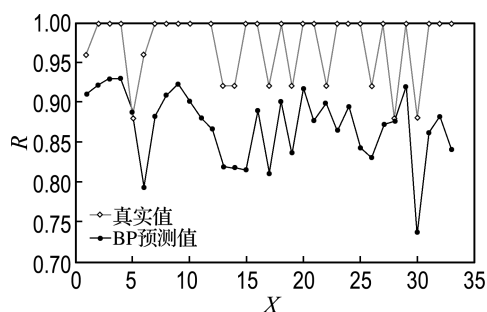


图4 预测结果与观测可靠度对比

Fig. 4 Comparison between predicted results and observed reliability

4 结 论

(1)结合煤矿安全生产实践,确定了人因可靠性九大评价指标,该指标体系能够很好地刻画煤矿作业人员的人因可靠性,并且便于统计和赋值,克服了人因失误数据难以获取的难题。

(2)基于BP神经网络的评价模型具有自学习性、自适应性、容错性强等特点,克服了应用传统评价方法对数据不全样本难以评价的困难,采用BP神经网络对于岗位工龄短或有效记录不足的煤矿作业人员进行人因可靠性评价,实践结果证明是可信的。

(3)运用改进的BP神经网络算法Levenberg-Marquardt,克服了收敛速度慢、容易陷入局部极小点的缺点,提高了预测精度和稳定性。基于BP神经网络的安全评价模型为评价煤矿作业人员人因可靠性提供了可操作的方法,为煤矿人员安全管理提供了依据。

参考文献:

- [1] 刘海滨,梁振东. 煤矿员工不安全行为影响因素及其干预研究[M]. 北京:中国经济出版社, 2013.
LIU Hai-bin, LIANG Zhen-dong. A Study of the Influencing Factors and Intervention of Coal Miners' Unsafe Behaviors [M]. Beijing: Economic Press China, 2013. (in Chinese)
- [2] 杜 栋,庞庆华,吴 炎. 现代综合评价方法与案例精选[M]. 2版. 北京:清华大学出版社, 2008.
DU Dong, PANG Qing-hua, WU Yan. Modern Comprehensive Evaluation Method and Case Selection [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press,

2008. (in Chinese)

- [3] 李宝峰,宋笔锋,薛红军. 系统安全中人的可靠性研究的理论问题分析[J]. 中国安全科学学报, 2005, 15(8):21-23.
LI Bao-feng, SONG Bi-feng, XUE Hong-jun. Analysis on theoretical issues in study of human reliability in system safety [J]. China Safety Science Journal, 2005, 15(8):21-23. (in Chinese)
- [4] 周 刚,程卫民,诸葛福民,等. 人因失误与人不安全行为相关原理的分析与探讨[J]. 中国安全科学学报, 2008, 18(3):10-14.
ZHOU Gang, CHENG Wei-min, ZHUGE Fu-min, et al. Analysis and exploration on correlative theories of man-made errors and human unsafe behaviors [J]. China Safety Science Journal, 2008, 18(3):10-14. (in Chinese)
- [5] 陈 红,祁 慧,谭 慧. 基于特征源与环境特征的中国煤矿重大事故研究[J]. 中国安全科学学报, 2005, 15(9):33-38.
CHEN Hong, QI Hui, TAN Hui. Study on fatal accidents in China's coal mines based on feature sources and environment characteristics [J]. China Safety Science Journal, 2005, 15(9):33-38. (in Chinese)
- [6] 曹庆仁. 煤矿员工不安全行为管理理论与方法[M]. 北京:经济管理出版社, 2011.
CAO Qing-ren. Management Theory and Methods of Coalmine Employee's Unsafe Behavior [M]. Beijing: Economy & Management Publishing House, 2011. (in Chinese)
- [7] Dhillon B S. Engineering Safety: Fundamentals, Techniques and Applications [M]. Singapore: World Scientific Publishing Co Pte Ltd, 2003:56-62.
- [8] 李建贵,潘立标. 基于事故致因理论的冷库火灾扑救危险性分析[J]. 中国公共安全:学术版, 2014(4):62-66.
LI Jian-gui, PAN Li-biao. Analysis on the firefighting risk of cold storage fire based on accident-causing theory [J]. China Public Security: Academy Edition, 2014(4):62-66. (in Chinese)
- [9] 曹庆仁,李 爽,宋学锋. 煤矿员工的“知-能-行”不安全行为模式研究[J]. 中国安全科学学报, 2007, 17(12):19-25.
CAO Qing-ren, LI Shuang, SONG Xue-feng. Study on the KAA unsafe behavior mode of coalmine employees [J]. China Safety Science Journal, 2007, 17(12):19-25. (in Chinese)
- [10] 高 佳,沈祖培,何旭洪. 第二代人的可靠性分析方

- 法的进展[J]. 中国安全科学学报, 2004, 14(2): 15-19.
- GAO Jia, SHEN Zu-pei, HE Xu-hong. Progress in the second generation of HRA [J]. **China Safety Science Journal**, 2004, 14(2):15-19. (in Chinese)
- [11] 何旭洪, 黄祥瑞. 工业系统中人的可靠性分析: 原理、方法与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007. HE Xu-hong, HUANG Xiang-rui. **Human Reliability Analysis in Industrial Systems: Principle, Method and Application** [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007. (in Chinese)
- [12] 张德丰. MATLAB 神经网络编程[M]. 北京: 化学工业出版社, 2011. ZHANG De-feng. **MATLAB Neural Network Programming** [M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2011. (in Chinese)
- [13] 史 峰, 王小川, 郁 磊, 等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010. SHI Feng, WANG Xiao-chuan, YU Lei, *et al.* 30
- Case Studies of MATLAB Neural Network** [M]. Beijing: Beihang University Press, 2010. (in Chinese)
- [14] 赵 弘, 周瑞祥, 林廷圻. 基于 Levenberg-Marquardt 算法的神经网络监督控制[J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(5):523-527. ZHAO Hong, ZHOU Rui-xiang, LIN Ting-qi. Neural network supervised control based on Levenberg-Marquardt algorithm [J]. **Journal of Xi'an Jiaotong University**, 2002, 36(5): 523-527. (in Chinese)
- [15] 柳益君, 古春生, 朱广萍, 等. LM 神经网络在环境质量评估中的应用[J]. 江南大学学报: 自然科学版, 2010, 9(2):213-216. LIU Yi-jun, GU Chun-sheng, ZHU Guang-ping, *et al.* Levenberg-Marquardt neural network for environmental quality assessment [J]. **Journal of Jiangnan University: Natural Science**, 2010, 9(2): 213-216. (in Chinese)

Investigation on application of Levenberg-Marquardt neural networks to human reliability evaluation of coalmine workers

ZHANG Qiao, DENG Gui-shi*

(Institute of System Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Based on principles of human reliability and accident-causing theory, combining with characteristics of coalmine production systems, the concepts of observed reliability are proposed, and a series of human reliability evaluation indices facilitated to statistics and assignment are established. According to the dynamics, complication of accidents process and data imperfection of human errors, a human reliability evaluation model of coalmine workers based on BP neural network is proposed considering about self-learning and adaptive characteristics of BP neural network to non-linear dynamic systems. The optimized BP neural networks with Levenberg-Marquardt algorithm can overcome the defects of slow convergence speed and prone to falling into local minimum, improve the prediction accuracy and stability. For coalmine workers with short job seniority or insufficient job record, the human reliabilities are evaluated applying BP neural network model. The evaluation results show that the human reliability evaluation method of coalmine workers based on BP neural networks has commendable applicability and feasibility.

Key words: back propagation neural networks; coalmine workers; human reliability; Levenberg-Marquardt algorithm; Matlab simulation