

基于量子遗传算法的煤矿安全评价模型^①

李 鑫¹, 李乃文², 杨 桢¹

¹(辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 葫芦岛 125105)

²(辽宁工程技术大学 工商管理学院, 葫芦岛 125105)

摘 要: 煤矿安全评价涉及诸多不确定信息, 用传统评价方法难以确保最后评价结果的准确性和可靠性。为此利用 RBF 神经网络设计出煤矿综合安全评价模型, 根据我国煤矿的实际情况, 通过事故树(FTA)和事件树(ETA)分析, 归纳煤矿事故发生的危险因素和影响矿井生产的不安全因素。同时为了克服神经网络易陷入局部最小, 研究采用量子遗传算法对神经网络模型的权值(阈值)进行优化。将该方法应用在阜新矿业集团公司某矿, 结果表明, 该模型可以准确地评价煤矿安全生产, 为煤矿安全评价提供一条新的途径, 对煤矿安全生产起到了重要的指导意义。

关键词: 煤矿安全评价; RBF 神经网络; 量子遗传算法; 模型

Coal Mine Safety Evaluation Model Based on Quantum Genetic Algorithm

LI Xin¹, LI Nai-Wen², YANG Zhen¹

¹(College of Electrical and Engineering Control, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

²(College of Business Administration, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: The coal mine safety evaluation involves many uncertain information. It is difficult to ensure the accuracy and reliability of final consequence using traditional evaluation method. Therefore it uses RBF neural net to design the coal mine safety evaluation model, according to the practical situation of our country's coal mine. Through the accident tree analysis(FTA)and event tree analysis(ETA), this paper summarized coal mine accident risk factors and influenced of mine production safety factors. Meanwhile in order to overcome the neural net easy to fall into the local minimum, neural net model of the right value (threshold) is optimized using quantum genetic algorithm. The method is used in fuxin mining company of a subordinate mine. Results show that the model can accurately evaluate coal mine safety in production, for coal mine safety evaluation provided a new way, having important significance for coal mine safety in production.

Key words: coal mine safety evaluation; RBF neural net; quantum genetic algorithm; model

煤矿属于事故高发行业, 安全事故的发生不仅威胁人的生命, 而且也造成了巨大的经济损失, 学术界和企业界一直致力于研究和采用一切可能的理论和方 法降低和控制煤矿生产过程中的危险^[1]。安全评价和安全预测是安全生产管理和煤矿生产监督监察的重要手段。目前, 煤矿安全评价方面的研究主要集中在煤炭系统科研院校和研究机构, 如中国矿业大学、河南理工大学、辽宁工程技术大学和煤炭科学研究院等。

近几年, 有些学者提出了一系列可用于煤矿安全评价的模型, 如模糊综合评价模型、灰色评价模型等。但其隶属函数等核心问题的求解以及权重的分配多采用人工方法来确定, 主观性太强, 这在很大程度上限制了这几种方法解决实际问题的能力。这些传统模型往往不能确保最后评价结果的准确性和可靠性。同时对于安全隐患发生的概率和损害统计不够仔细, 缺乏实用性。可以看出, 现有安全评价理论和实践无法完全

① 基金项目:国家自然科学基金(70572072);辽宁省教育厅基金(L2010172)

收稿时间:2011-10-25;收到修改稿时间:2011-12-26

适应我国煤矿的实际需要^[2]。

本文根据我国煤矿的实际情况提炼出反映煤矿安全状况的评价指标体系,利用 RBF 人工神经网络建立煤矿综合安全评价模型,从而为煤矿安全评价提供可操作的方法。同时为克服神经网络易陷入局部最小,采用了量子遗传算法对神经网络模型的权值(阈值)进行优化,并结合现场数据进行了验证。为煤矿安全评价提供一种有效可靠的方法。

1 安全评价方法

安全评价(Safety Assessment)也叫“危险评价”或“风险评价”(Risk Assessment),是按照科学的程序和方法,对系统中的危险因素、发生事故的可能性及损失与伤害程度时行调查与分析论证,从而为评估系统总体的安全性以及为制定基本预防和防护措施提供科学的依据。然后消除或减少危险性,使危险降低到人们可以接受的水平。安全评价作为安全系统工程的重要内容之一,也是安全生产管理的重要手段,更是煤矿安全生产长效机制的关键^[3]。

2 煤矿安全综合评价模型

2.1 煤矿安全评价综合指标体系建立

由于煤矿生产系统具有环境恶劣、生产过程复杂、生产作业环节众多等特点,所以矿井安全评价中影响因素很多,但是并非评价指标越多越好,关键是评价指标在评价中所起作用的大小。在建立指标体系时必须分清主次,构造一个层次清晰、结构合理的指标体系。煤矿安全状况与其影响因素之间存在着复杂的非线性关系,采用人工神经网络进行煤矿安全综合评价,可以大大减少人为因素的干扰。根据煤矿灾害系统的特点,并结合我国煤矿的实际情况,如图 1 所示,根

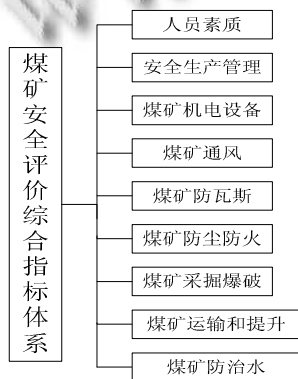


图 1 煤矿安全评价指标体系

据研究目的和应用范围,通过事故树(FTA)和事件树(ETA)分析^[4],归纳煤矿事故发生的危险因素和影响矿井生产的不安全因素,最终确定了 9 大类 54 个主要影响因素。图中列出 9 类主要因素,每一类因素又分为若干子因素,比如人员素质包括:受培训时间(RY1),心理因素(RY2),受教育年限(RY3)等因素。

2.2 基于 RBF 神经网络的煤矿安全综合评价模型

煤矿安全评价是一个典型的非线性模式识别问题。要实现煤矿安全评价必须通过一定的方式建立起这种非线性映射关系,这样才能准确识别出不同影响因素的变化对煤矿安全产生的不同程度的影响。RBF 神经网络是一种三层前馈网络。通过大量训练样本对的学习后,可以准确描述从输入模式到输出模式间任意非线性映射关系。第一层输入层由信号源结点组成,第二层为隐含层,隐层单元数目视所描述问题的需要而定,第三层为输出层,它对输入模式的作用做出响应。

采用 RBF 神经网络建立的煤矿安全综合评价模型如图 2 所示,输入节点有 m 个,各输入分量为 x_i ($i=0,1,\dots,m$),通过网络权值 ω_{ij} , 连接到隐含层神经元节点, θ_j 为第一隐含层神经元的权值; s_j 和 g_t 分别为隐含层和输出层的激励函数; 隐含层的节点选取根据所描述问题的需要而定, 隐含层的节点通过选取的激励函数实现输入、输出的非线性映射; v_{jk} 为隐含层与输出层的连接权值。 θ_k 为输出层神经元的阈值; 输出为 n 个分量, 输出层 y_k 对隐含层的输出实行线性加权组合, 从而实现隐含层空间到输出层空间的线性变换^[5,6]。

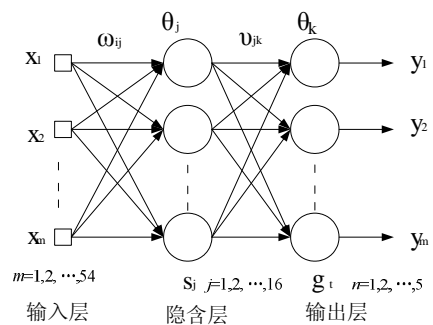


图 2 RBF 神经网络模型

按照上述建立了煤矿安全指标分析模型,归纳出的 9 个大类总共 54 个因素。因此,人工神经网络模型的输入参数就采用这 54 个影响因素,即输入层神经元

的个数为 $m=54$, $x=\{x_1, x_2, \dots, x_{54}\}$, 并建立煤矿综合安全状态分级表 1。即人工神经网络模型输出层神经元的个数为 $n=5$, $y=\{y_1, y_2, \dots, y_5\}$ 。根据经验公式 $s = \sqrt{n+m} + a$, 设计隐含层节点个数 16。并建立煤矿安全评价结果等级表, 如表 1 所示。

表 1 煤矿安全评价结果等级表

级别	1	2	3	4	5
等级	安全	较安全	一般安全	较不安全	不安全
期望输出	[1,0,0,0,0]	[0,1,0,0,0]	[0,0,1,0,0]	[0,0,0,1,0]	[0,0,0,0,1]

3 量子遗传算法优化神经网络

神经网络的学习问题属于超高维优化问题, 因此遇到的最棘手的问题是如何克服局部最优问题, 而比较有效地收敛于全局最优正好是遗传算法的特长, 但是遗传算法的不足是它的进化(优化)过程比较缓慢。量子遗传算法(QGA)是将量子计算与遗传算法相结合的一种崭新的优化方法。本文采用改进的量子遗传算法对神经网络模型的权值(阈值)进行优化。量子遗传算法以量子计算的一些概念和理论为基础, 用量子比特编码来表示染色体, 用量子门作用和量子门更新来完成进化搜索, 对传统神经网络进行了改进。初始权值就是来自遗传算法中优化得到的值。

3.1 确定染色体

待优化的参数是一个三层前向神经网络所有的权值和阈值, 设网络输入层 n 个节点, 输出层 1 个节点, 隐含层 m 个节点, 则染色体量子位数

$m=m' \times n+1 \times m' + m'+1$ 。则一个染色体可表示为:

$$Q=\{q_{1n}, q_{2n}, \dots, q_{mn}\}_{n=1, 2, \dots, p} \quad (1)$$

这样的染色体共有 p 个, 即种群规模为 p 。每个染色体 $q_1 \dots q_{m' \times n}$ 作为输入层到隐含层的权值, $q_{m' \times n+1} \dots q_{m' \times n+1 \times m'}$ 为隐含层到输出层的权值, $q_{m' \times n+1 \times m'+1} \dots q_{m' \times n+1 \times m' + m'}$ 为输入层到隐含层的阈值, $q_{m' \times n+1 \times m' + m'+1} \dots q_m$ 为隐含层到输出层的阈值。

3.2 适应度函数的确定和计算

在遗传算法中, 适应度函数一般与目标函数有关。利用神经网络实际输出和目标输出的误差 E 作为目标函数, 则适应度函数为 $f=1/E$ 。

其中

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^l (d_k^p - O_k^p)^2 \quad (2)$$

式中 p 是训练次数, O_k 是第 k 次的训练输出, d_k 是第 k 次训练的期望输出值。

进行搜索的目的就是使误差 E 最小, 并且通过反复计算求出每一个个体各自对应的平均误差。

3.3 量子遗传搜索优化

根据量子遗传算法, 每个染色体可表示

$$Q = (q_1, q_2, \dots, q_m) = \left(\begin{array}{c|c|c|c|c} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \dots & \alpha_{1k} & \alpha_{121} & \alpha_{22} & \dots & \alpha_{2k} & \dots & \alpha_{m1} & \alpha_{m2} & \dots & \alpha_{mk} \\ \beta_{11} & \beta_{12} & \dots & \beta_{1k} & \beta_{21} & \beta_{22} & \dots & \beta_{2k} & \dots & \beta_{m1} & \beta_{m2} & \dots & \beta_{mk} \end{array} \right) \quad (3)$$

初始化种群, 令种群中全部的染色体基因 $(\alpha_i, \beta_i)(i=1, 2, \dots, m)$ 都被初始化为 $(1/\sqrt{2}, 1/\sqrt{2})$, 这意味着一个染色体所表达的是其所有可能状态的等概率叠加。同时初始化进化代数 $T=0$ 。

3.4 群体的适应度

包含 p 个个体的种群通过量子坍塌, 得到 $P(t)$, 其 $P(t)=\{P_{1t}, P_{2t}, \dots, P_{mt}\}$, P_{jt} 为第 t 代种群的第 j 解(即第 j 个个体的测量值), 表现形式为长度为 m 的二进制串, 其中每一位为 0 或 1。(量子坍塌即对 Q 进行测量, 测量的步骤是生成一个 $[0, 1]$ 之间的随机数, 若其大于概率幅的平方, 则测量结果值取 1, 否则取 0)。评价群体的适应度, 保存最优解作为下一步演化的目标值。

3.5 量子旋转门

根据当前的演化目标, 运用量子旋转门进行调整更新, 获得子代种群。调整过程为根据计算量子旋转门的旋转角, 作用于种群中的所有个体的概率幅, 即更新 Q 。进化代数 $T'=T+1$, 算法转至 (3.2) 继续执行, 直到算法结束^[7,8]。

3.6 仿真研究

量子遗传算法优化 RBF 神经网络对预测效果有很好的提高作用, 使预测模型的速度和精度得到显著提高, 图 3 是利用量子遗传算法优化后 RBF 神经网络目标函数的自适应收敛过程, MATLAB 仿真结果可以

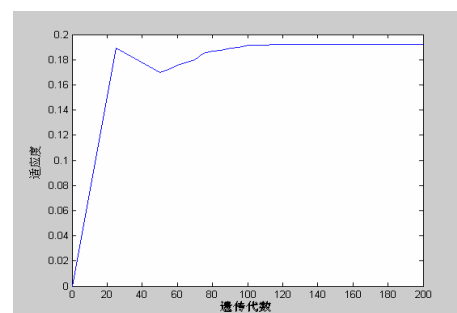


图 3 量子遗传算法优化目标函数收敛过程图

看出：适应度在一开始就直线上升，而且上升速度极快，在 90 代以后，适应度达到最大后已经很难下降了，140 代以后就已经基本上完全收敛，表明适应值是趋于稳定并最终达到最优^[9,10]。仿真结果的误差都在可接受的范围内，建立的煤矿安全评价模型是可行的，并具有较强的适用性。

表 2 训练结果与期望值比较表

样本 1		样本 2		样本 2	
训练结果	期望值	训练结果	期望值	训练结果	期望值
0.9807	1	0.0012	0	0.0078	0
0.0023	0	0.0123	0	0.9749	1
0.0856	0	0.9587	1	0.0025	0
0.0125	0	0.0024	0	0.0056	0
0.0289	0	0.0009	0	0.0108	0
训练结果	期望值	训练结果	期望值	训练结果	期望值
0.0102	0	0.0008	0	0.0018	0
0.0095	0	0.9688	1	0.0112	0
0.0045	0	0.0018	0	0.0004	0
0.9524	1	0.0008	0	0.0412	0
0.0107	0	0.0100	0	0.9895	1
训练结果	期望值	训练结果	期望值	训练结果	期望值
0.0016	0	0.0037	0	0.0039	0
0.0114	0	0.9425	1	0.0087	0
0.9774	1	0.1008	0	0.0109	0
0.0089	0	0.0280	0	0.9687	1
0.0007	0	0.0017	0	0.0005	0

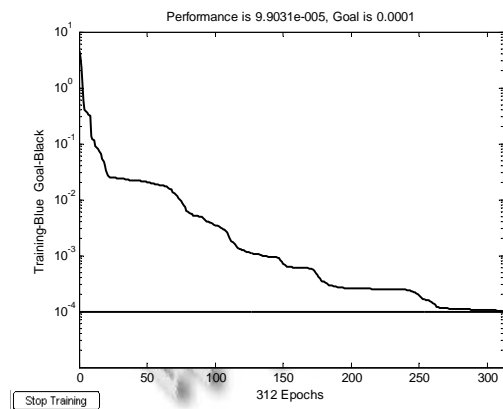


图 4 训练误差曲线图

神经网络仿真参数设置：样本数 9 个，训练次数 400 次，学习速率 0.01，目标误差 0.0001。期望值与训练结果比较结果如表 2 所示。表 2 为煤矿安全评价结果等级划分表。可见，网络准确地识别了学习样本。图 4 为网络训练误差曲线图，由图可以看出神经网络在迭代 280 次后收敛，效果较好。随着大量现场实际

数据的应用模型中，迭代次数有待进一步减少。

4 应用研究

本文以阜新矿业集团公司下属某矿为评价对象，如表 3 所示，根据人员素质(RY)、安全生产管理(AG)、煤矿机电设备(MJ)、煤矿通风(MT)、煤矿防瓦斯(MFW)、煤矿防尘防火(MFCH)、煤矿采掘爆破(MC)、煤矿运输和提升(MY)和煤矿防治水(MFS)9 大类因素，54 个子因素构成煤矿安全综合评价模型。输出的结果为[0,1,0,0,0](较安全)，评价结果和当年年质量标准化检查所得结论是相符合的，结果说明该模型具有一定的可行性，满足煤矿实际生产需要的要求。随着样本库的逐渐充实，该模型的评价结果会越来越精确，其应用价值也会越来越高。

表 3 某矿输入数据

分类	影响因素	某矿数据	分类	影响因素	某矿数据
人员素质因素	RY1	0.4252	安全生产管理因素	AG1	0.7456
	RY2	0.5201		AG2	0.7126
	RY3	0.3658		AG3	0.6897
	RY4	0.2456		AG4	0.5872
	RY5	0.1025		AG5	0.6452
	RY6	0.5689		AG6	0.5123
煤矿通风因素	MT1	0.8459	煤矿防瓦斯因素	MFW1	0.8955
	MT2	0.9566		MFW 2	0.5893
	MT3	0.4578		MFW 3	0.8755
	MT4	0.7522		MFW 4	0.7545
	MT5	0.6885		MFW 5	0.2546
	MT6	0.6546		MFW 6	0.3259
煤矿采掘爆破因素	MC1	0.7358	煤矿运输和提升因素	MY1	0.7566
	MC2	0.8896		MY2	0.7899
	MC3	0.5898		MY3	0.8954
	MC4	0.6879		MY4	0.5586
	MC5	0.7895		MY5	0.7289
	MC6	0.8956		MY6	0.8456
煤矿机电设备因素	MJ1	0.8548	煤矿防尘防火因素	MFCH1	0.8544
	MJ2	0.5789		MFCH 2	0.3255
	MJ3	0.7842		MFCH 3	0.4566
	MJ4	0.7125		MFCH 4	0.4579
	MJ5	0.6254		MFCH 5	0.5664
	MJ6	0.9524		MFCH 6	0.6879
煤矿防治水因素	MFS1	0.8795	煤矿防治水因素	MFS 4	0.9852
	MFS 2	0.8752		MFS 5	0.7523
	MFS 3	0.8956		MFS 6	0.6858

5 结论

本文针对目前传统煤矿安全评价模型主观性太强

及难以确保最后评价结果的准确性和可靠性的现状,根据我国煤矿的实际情况,归纳煤矿事故发生的危险因素和影响矿井生产的不安全因素,最终确定了 9 类 54 个主要影响因素,采用 RBF 神经网络建立煤矿综合安全评价模型,同时为了克服神经网络易陷入局部最小,采用了量子遗传算法对神经网络模型的权值(阈值)进行优化。仿真结果显示,该模型能有效识别样本,并将该方法应用在阜新矿业集团公司某矿,用历史数据进行验证,结果表明,该模型可以准确地评价煤矿安全生产,为煤矿安全评价提供一种有效可靠的方法。

参考文献

- 董建美.我国煤矿事故多发的原因分析及对策.国土资源,2007,(1):22-25.
- 何学秋,等.安全工程学.徐州:中国矿业大学出版社,2000.155-179.
- 国家安全生产监督管理局.安全评价.北京:煤炭工业出版社,2002.1-313.
- 韩斌君.我国煤矿安全事故成因研究[硕士学位论文].上海:同济大学,2007.
- 刘海波,施式亮,刘宝探.神经网络对矿山安全状态的评判能力分析.安全与环境学报,2004,(5):69-72.
- 张德丰.神经网络应用设计.北京:机械工业出版社,2009.70-78.
- 王小平,曹立明.遗传算法—理论应用与软件实现.西安:西安交通大学出版社,2002.80-95.
- Yang JA, Li B, Zhuang ZQ. Multi-universe parallel quantum genetic algorithm its application to blind source separation. Proc. of IEEE Int'l Conf. on Neural Networks & Signal Processing. New York: IEEE Press, 2003,12: 393-398.
- 王凌,吴昊,唐芳.混合量子遗传算法及其性能分析.控制与决策,2005,20(2):156-158.
- 李欣,程春田,曾筠.基于改进量子遗传算法的过程神经网络训练.控制与决策,2009,24(3):347-351.

(上接第 73 页)

空挖掘算法,同样可以应用到其它具有时间特征和空间特征的工业领域中。

参考文献

- 刘美.关联规则在企业电耗数据分析中的应用.微计算机信息,2009,33:55-57.
- Fayyad UM, Piatetsky-Shapiro G, Smyth P, et al. Advances in Knowledge Discovery and data mining. AAAI/MIT Press. 1996.
- 刘书暖,田锡天,张振明,许建新,朱名铨.基于 Apriori 算法的典型工序序列获取方法.计算机集成制造系统,2006,12(8):1279-1283.
- 王斌,谢庆生.基于改进遗传算法的制造资源关联规则挖掘.计算机集成制造系统,2007,13(6):1153-1157.
- 沈国强,覃征,沈云斐.一种高效的多维多层关联规则挖掘算法.计算机工程与应用,2008,(12):174-176.
- 李立羽,施鹏飞.OLAP 关联规则挖掘.计算机工程与应用,2002,16(1):128-130.
- 王秋华,王越,曹长修.并行关联规则的挖掘算法的研究.计算机工程,2006,26(2):373-375.
- 李绪成,王保包.挖掘关联规则中 Apriori 算法的一种改进.计算机工程,2002,28(7):104-106.
- 庄晓毅,张忠能.一种改进的关联规则挖掘算法.计算机工程,2004,30(14):128-129.
- 钱光超,贾瑞玉,张然,李龙澍.Apriori 算法的一种优化方法.计算机工程,2008,23(34):196-198.