

文章编号: 1000-582X(2013)04-026-07

危险源安全评价的离散 Hopfield 神经网络

刘 胜¹, 刘 娜², 杨 育¹, 贾建国³

(1. 重庆大学 机械传动国家重点实验室, 重庆 400044; 2. 石河子大学 机械电气工程学院, 新疆 石河子 832000;
3. 重庆化医控股(集团)公司, 重庆 400010)

摘 要: 为了快速有效地评价危险源等级, 及时响应危险事故给周边人口及环境带来的危害, 在考虑引发危险事故人员、设备、原料、技术、环境因素基础上, 构建了系统的危险源安全评价指标体系。结合离散 Hopfield 神经网络结构特点及原理, 建立了基于离散 Hopfield 神经网络的危险源安全评价模型, 并通过实例验证该模型, 合理客观地对危险源进行评价分级。

关键词: 神经网络; 危险源; 评价模型

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

Safety evaluation of hazards based on discrete Hopfield neural network

LIU Sheng¹, LIU Na², YANG Yu¹, JIA Jianguo³

(1. The State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400030, China;
2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Shihezi University, Shihezi, Xinjiang 832000, China;
3. Chongqing Chemical & Pharmaceutical Holding (Group) Company, Chongqing 400010, China)

Abstract: In order to evaluate hazard's level efficiently and decrease disasters' influence on the surrounding environment, a safety evaluation index system of hazards is set up first by considering influence factors of personnel, equipment, raw material, technology, and environment. Then, a hazards safety evaluation model is built by combining neural network with safety system engineering theory. Finally, case studies testify the model can evaluate the hazards' level reasonably and objectively.

Key words: neural networks; hazards; evaluation model

近年来,随着工业技术的迅速发展,人们在享受工业成果的同时,也受到了周围重大危险源的严重威胁^[1]。这些危险源事故一旦爆发,对周边环境及人口带来严重危害。因此,快速有效地对危险源进行评价分级,并根据评价结果对危险源进行控制和检测,使其处于受控状态,对人们的健康及安全生产活动具有重要意义。

目前,国内外对危险源安全评价研究尚处起步阶段^[2]。Su 等^[3]针对深层矿井高温特性带来的安

全隐患问题,分析了影响热源的多种因素,并引入合成降温概念(Synthesis-reduced temperature, SRT)建立了评价指标体系;Robert 等^[4]提出了一种基于逆合成思想(Retro-synthesis)的危险源识别方法,该方法基于类似于故障树分析法的演绎推理方法,使用因果关系逆向推理模式进行了研究;Khanzode 等^[5]针对煤矿开采中的复发性危险源问题,借鉴可靠性分析中的故障间隔长度(Time between failures, TBF)概念,提出危险间隔长度(Time

收稿日期: 2012-11-15

基金项目: 国家自然科学基金(71071173);重庆市科技攻关项目(2010GGB108);教育部高等学校博士学科点科研基金(20090191110004);中央高校基本科研业务费科研专项自然科学基金面上项目(CDJZR10110012)

作者简介: 刘胜(1971-),男,重庆大学副教授,博士,主要从事制造系统工程、电子商务与供应链管理研究,
(E-mail)liu@cqu.edu.cn。

between occurrences, TBO) 并使用统计学模型模拟、评价系统当前风险状态; Sen^[6] 针对地面建筑地震风险建立了模糊逻辑模型, 将建筑物地震危险等级按专家意见划分为 5 级, 分析了影响建筑物抗震等级的主要指标, 并通过定义模糊逻辑与推理规则, 对建筑物地震风险进行评价。KHAN 等^[7] 在基于 DOW 化学火灾法及蒙德指数法的基础上提出了安全权重危险指数法 (SWeHI), 并在危险源的相关评价单元中取得了客观、准确的评价效果; Paul 等^[8] 通过分析粉尘爆炸参数及分析工艺过程、设备选择和安全工作的改进与实施 4 个方面的关系, 提出消除粉尘爆炸风险的措施, 具有较强的应用价值。

以上文献或者探讨了危险源安全评价技术在某一领域危险单元的评价; 或者对危险源安全评价方法进行改进, 并应用于某一危险单元评价; 或者凭自己的主观经验进行安全评价, 然而危险源评价需要涉及多方面、多领域的因素, 需要全面客观地对其进行评价。基于此, 文中提出基于离散 Hopfield 神经网络算法的危险源安全评价。首先, 离散 Hopfield 神经网络系统在运动过程中具有多种平衡状态, 当网络从某初始状态总可以快速收敛到某平衡状态, 避免了 BP 神经网络在求解复杂问题时, 计算量大、时间较长, 并且很有可能陷入局部极值, 致使训练失败^[9]; 其次, 在 Hopfield 神经网络输入中, 可以有 n 个引发危险事故的神经元, 虽然每个影响因子之间无法连接, 但是因子的输出 x_i 均通过连接权 w_{ij} 反馈至所有神经元 x_j 作为输入, 换言之, 每个神经元都通过连接权接收所有神经元输出反馈回来的信息, 这样就可以使危险源因子通过影响连接权值而达到影响整个危险源安全状况的结果。因此, 应用离散 Hopfield 神经网络能够对危险源系统进行全面准确的评价。

1 Hopfield 神经网络基本原理

1.1 Hopfield 神经网络结构分析

离散 Hopfield 神经网络 (Discrete hopfield neural network, DHNN) 是一种二值神经元网络, 神经元的输出只取 1 和 -1, 所输出的离散值 1 和 -1 分别表示神经元处于激活和抑制状态。

离散型神经网络的结构是一种单层、输出为二值的反馈网络。如图 1 所示为一个由 5 个神经元组成的离散型 Hopfield 神经网络。第 0 层仅为网络的原始代码的输入层, 它不代表实际的神经元; 而第一层神经元执行对输入信息与权系数的乘积求和, 并经非线性函数 f 处理后产生输出信息。 f

是一个简单的阈值函数, 如果神经元的输出信息大于阈值 θ , 那么神经元的输出取值为 1; 小于阈值 θ , 则神经元的输出取值为 -1。图 1 中, 神经元之间的连接权值为 w_{ij} , 神经元之间的连接是对称的, 即 $w_{ij} = w_{ji}$, 神经元之间不能连接, 即 $w_{ii} = 0$ 。虽然神经元自身无法连接, 但每个神经元都将其输出通过突触权值传递给其他的神经元, 同时每个神经元又都接收其他神经元传来的信息, 这样对于每个神经元来说, 其输出信号经过其他神经元又可能反馈给自己, 所以 Hopfield 神经网络是一个反馈神经网络^[10]。

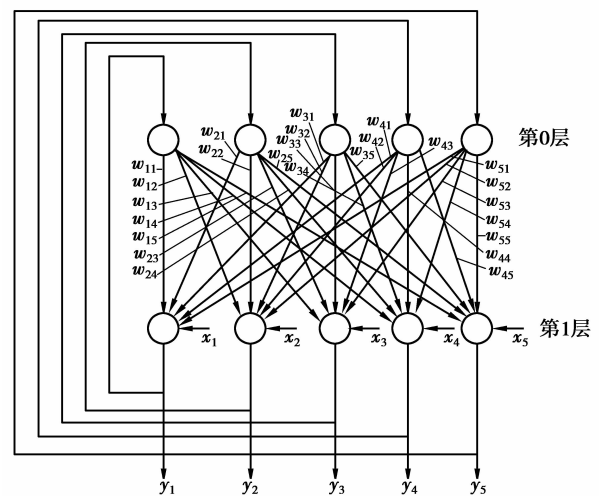


图 1 离散 Hopfield 神经网络结构图

1.2 Hopfield 神经网络运行步骤

离散型 Hopfield 神经网络运行步骤主要分为以下 5 步。

Step 1: 从现有第 0 层神经网络中随机选取神经元 j 。

Step 2: 计算该神经元 j 的输入 $u_j(t)$ 。

其中在 t 时刻, 该神经元 j 的状态为

$$u_j(t) = \sum_{i=1}^n w_{ij} y_i(t) + x_j - \theta_j, \quad (1)$$

其中: $u_j(t)$ 为神经元 j 在 t 时刻的输入; θ_j 为 t 时刻的阈值; x_j 为外部输入。

$$y_i(t) = \begin{cases} 1, & u_j(t) \geq \theta_j, \\ -1, & u_j(t) < \theta_j. \end{cases} \quad (2)$$

Step 3: 计算该神经元 j 的输出 $u_j(t+1)$, 保证此时网络中其他神经元的输出保持不变,

$$u_j(t+1) = f[u_j(t)] = \begin{cases} 1, & u_j(t) \geq 0, \\ -1, & u_j(t) < 0. \end{cases} \quad (3)$$

$u_j(t)$ 可由 Step 2 计算得出。

Step 4: 判断 Hopfield 神经网络是否达到稳定

状态。

在 Hopfield 神经网络中,稳定状态为从某一时刻计时起,状态不再发生变化,称网络处于稳定状态,

$$u_j(t+1) = u_j(t)。 \quad (4)$$

Step 5:若 Hopfield 神经网络达到稳定状态,则输出 $u_j(t+1)$;否则返回 Step 1,直到网络处于稳定状态。

2 Hopfield 神经网络安全评价

应用 Hopfield 神经网络对危险源进行安全评价一方面可以避免其他阶层型神经网络训练过程不稳定、易于收敛于局部最优解的缺点;另一方面其反馈型结构特征,能够全面客观地考虑到危险源安全评价的各因素之间的相互影响;此外,离散 Hopfield 神经网络在运动过程中遵循能量递减规则,并最终输出达到稳定状态的结果^[11]。因此,应用 Hopfield 神经网络能够全面客观准确地评价危险源安全状况。

2.1 构建安全评价指标

在对重大危险源进行多年研究和分析的基础上,利用工业工程技术及系统工程原理,从人、机、料、法、环 5 个方面,全面挖掘重大危险源潜在事故发生的因素及其潜在子因素,并提炼出最为重要的 5 个一级指标、23 个二级指标作为重大危险源评价所考虑的因素,如表 1 所示。

表 1 重大危险源安全评价指标

一级指标	二级指标
人员因素 U_1	U_{11} 团队协作能力
	U_{12} 人员素质情况
	U_{13} 及时处理信息能力
	U_{14} 人员安全意识
	U_{15} 生理和心理因素
设备因素 U_2	U_{21} 设备老化
	U_{22} 设备发生故障概率
	U_{23} 设备运行情况
	U_{24} 设备检修情况
	U_{25} 设备配置情况
原料因素 U_3	U_{31} 原料检测情况
	U_{32} 原料运输安全
	U_{33} 安全使用量/临界量
	U_{34} 生产过程控制

续表

一级指标	二级指标
技术因素 U_4	U_{41} 工艺复杂度
	U_{42} 技术先进性
	U_{43} 技术可靠性
	U_{44} 生产过程控制技术
环境因素 U_5	U_{51} 自然环境
	U_{52} 气候条件
	U_{53} 水文地质情况
	U_{54} 交通/物资支持度
	U_{55} 周边人口密度

1)人员因素:人员不仅是危险源控制与决策的主导者,同时也是引发潜在危险源事故发生的主要因素之一。工业生产中,相关人员的生理及心理因素、信息接收能力、人员素质情况直接影响对危险源系统做出的决策。

2)设备因素:设备在安全生产过程中发挥着重要作用,设备是否正常运作直接影响过程产物的顺利生成。机器设备的使用情况、老化情况、设备配置情况等直接影响设备顺利运转,因此设备因素对工业生产中可控危险物质的生产具有重要影响。

3)原料因素:危险源生产场所内原料的运输和及时检测情况对场所内危险物质产出具有重要影响,生产过程中,由原料使用量、控制量等致使事故发生。此外,还要重视对生产过程中原料检测,及时对危险物质进行检测。

4)技术因素:工业生产过程中生产技术的复杂程度、工艺生产技术及控制技术的先进性及可靠性可直接影响重大危险源的控制程度,因此先进的生产技术及可靠性等对安全生产具有重要意义。

5)环境因素:周边环境对危险源存在系统相互影响,危险区域周边自然环境、气候条件因素、交通情况、物资支援情况等对生产建设过程具有重要影响,周边人口密度情况直接影响着事故后损失严重程度。

2.2 构建危险源安全评价模型

Hopfield 神经网络安全评价模型构建分为 4 个步骤,如图 2 所示。

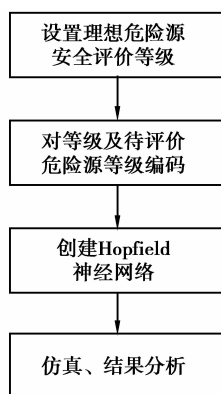


图2 建模流程图

2.2.1 设置理想安全评价等级

将安全评价若干个分类等级所对应的评价指标设计为离散型 Hopfield 神经网络的平衡点,在 Hopfield 神经网络所对应的 n 维超立方体中,某个等级所对应为 n 维超立方体中的某个顶点^[12],而在 DHNN 离散动态系统中,平衡稳定状态可以理解为系统某种形式的能量函数在系统运动过程中,其能量值不断减小,最后处于最小值,并达到稳定状态。

2.2.2 理想安全评价等级及待评危险源等级编码

在二值神经网络中,每个神经元在任何时刻的状态只有 1 和 -1 两种形式,所以需要将被评价的危险源指标相关数据进行编码。编码规则为:当大于或等于某个安全评价等级的指标值时,对应的神经元状态为 1;当小于某个安全评价等级值时,为 -1。在 Hopfield 神经网络仿真系统中,●表示 1,○表示 -1。

2.2.3 创建 Hopfield 神经网络

当完成对评价指标的编码过后,可以利用 MATLAB 软件中自带的工具箱函数 *newhop*,创建回归神经网络,引用格式为 $net=newhop(T)$ 。

2.2.4 仿真、结果分析

通过应用软件 MATLAB 可实现对 Hopfield 神经网络的仿真计算,通过对相应输入数据的编程及可视化的程序处理,可以形象地显示重大危险源评价的等级与最终分类等级结果,有利于客观公正地对危险源进行安全评价,评价结果通过图像化形式表现,清晰易懂。

3 应用实例

3.1 基本情况介绍

将上述危险源安全评价模型应用于重庆市某化工园区内危险化工产品生产装置。图 3 为 5 套危

险源装置空间布局图,图中各套装置布局紧密,装置之间存在物质交换等,如果某套化工产品生产装置发生事故,对其他装置都有影响,并且危险源气体或者液体泄漏会对周围环境造成严重影响。此外,该化工园区濒临长江,如果造成液体泄漏事故会对江水造成严重污染,以致危害此江段下游生物。基于以上几点考虑,有必要对其进行危险源安全评价。

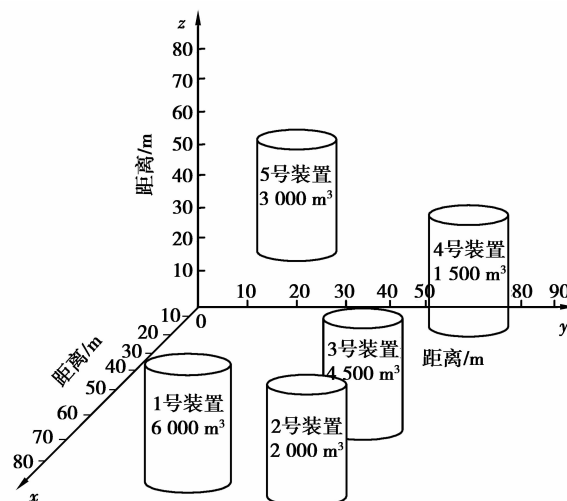


图3 5套危险源装置空间布局图

3.2 危险源安全评价模型解析

Step 1: 设置危险源理想安全评价等级

对此化工园区内从事安全性评估研究的人员进行访谈及问卷调查,其中发放问卷 200 份,回收问卷 189 份,有效问卷 185 份,回收问卷率 94.5%,有效问卷率 92.5%。问卷内容包含表 1 中所构建的所有评价指标,其中二级指标采用改进层次分析法计算其权重,然后采用加权 and 计算其一级指标值。

根据文献^[13]提出的 3 类危险源理论改进权重,将危险源事故致灾因素合理与危险源事故后果相结合考虑,对层次分析法计算权重进行改进,并设定相应的改进系数,如表 2 所示。

表2 改进系数参考表

优化系数	系数取值
α_1	0.8~1.0
α_2	0.7~1.2
α_3	0.8~1.0

根据 3 类危险源理论,第 1 类危险源是危险事故的物质根源,是直接决定事故的物质和能量基础^[14],当危险物质储存能量较大、毒性较强、辐射较强时,事故造成伤害程度往往较重。第 2 类危险源是对第 1 类危险源进行屏蔽失效所发生的重大事故,并非物质危险源直接造成的。对于大型化工产品生产过程,引发第 2 类危险源的因素主要是人员、技术、环境、设备因素。第 3 类危险源由于不符合现场实际情况的组织、制度等管理因素,它是造成第 1 类和第 2 类事故发生的潜在因素。

根据以上理论,可推断出表 1 重大危险源安全评价指标 U_1-U_5 中, U_3 为第 1 类危险源, U_1 、 U_2 、 U_4 、 U_5 为第 2 类危险源。第 1 类危险源是致使事故发生后严重程度的直接因素,因此考虑其危害性后,文中安全评价中取 α_1 为 0.8, α_2 取 1.0。改进后权重变为 $w=(\alpha_2 w_1, \alpha_2 w_3, \alpha_1 w_3, \alpha_2 w_4, \alpha_2 w_5)$ 。

其中问卷的发放是聘请园区内 10 位有多年工作经验的项目经理,由项目经理根据问卷调查事项对问卷进行发放及回收。

根据调研小组对问卷进行统计及对工程部安全评估负责相关人员进行访谈,将危险源安全程度划分,分为安全性{很好、较好、一般、较差、很差}5 个等级。各等级相对应区间划分标准如表 3 所示。

表 3 理想等级评价标准

安全程度	U_1	U_2	U_3	U_4	U_5
很好(100~85)	93	94	93	92	91
较好(85~70)	83	81	79	80	78
一般(70~55)	69	67	60	66	59
较差(55~40)	48	49	50	51	47
很差(40~0)	37	39	30	29	32

表 3 中数值区域为调查问卷及访谈结果平均值,表示各指标对相应等级的评价标准值。以安全性很好为例进行说明:其中安全性很好表示整个团队内团队协作能力较强,人员达到工作岗位的素质要求,工作中团队内人员能够有效及时地处理信息,人们的安全意识普遍比较高,团队内部人员几乎达到了工作所需的生理和心理要求。相应问卷中 5 项二级指标的平均分为 $S=(95, 90, 91, 94, 97)$,而采用上述层次分析法进行实际应用改善后,计算各二级指标关于人员因素的总权重为

$W=(0.187, 0.198, 0.132, 0.337, 0.146)^T$,由公式 $M=S \times W^T$ 得总分为 93。其他各指标评价等级标准值以此类推。

Step 2:对危险源等级进行编码及对待评危险源进行编码

根据以上 2.2 中介绍的相关编码规则对标准等级进行编码,如下所示为安全等级很好、较好的编码情况。

$$\begin{aligned} \text{等级很好}(100 \sim 85) &= \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \\ \text{等级较好}(85 \sim 70) &= \begin{bmatrix} -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

其他装置标准等级编码详细按照 2.2.2 中编码规则进行编码,由于篇幅限制其他等级编码不详细列出。

根据对问卷结果进行统计及对访谈资料整理,得出以上 5 套危险源装置安全性评分值,如表 4 所示。

表 4 危险源装置危险性综合评价结果

待评装置	U_1	U_2	U_3	U_4	U_5
装置 1	96	95	90	87	85
装置 2	82	82	75	72	80
装置 3	85	70	76	70	57
装置 4	75	65	59	67	56
装置 5	55	57	60	38	47

指标 U_1-U_5 的结果统计情况如表 4 所示。将结果与理想等级标准进行对比,按照编码规则:若待评指标数值大于等于标准数值,则取值为 1;否则为 -1。对此 5 套待评危险源装置按照编码规则进行编码如下:

$$\text{待评装置 1 编码} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \text{待评装置 2 编码} &= \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} & \text{待评装置 5 编码} &= \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & 1 \\ -1 & -1 & -1 & 1 & -1 \end{bmatrix} \\ \text{待评装置 3 编码} &= \begin{bmatrix} -1 & 1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & 1 & -1 \end{bmatrix} & \text{Step 3: 创建 Hopfield 神经网络} & \\ \text{待评装置 4 编码} &= \begin{bmatrix} -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & 1 & -1 \end{bmatrix} & \text{利用 MATLAB 数学软件对此模型进行编程,} & \\ & & \text{调用 MATLAB 软件工具箱提供的 sim() 神经网络} & \\ & & \text{函数创建离散型 Hopfield 神经网络。} & \\ & & \text{Step 4: 仿真、结果分析} & \\ & & \text{利用 MATLAB 自带工具箱函数对待评危险源} & \\ & & \text{进行编程,并相应进行仿真。} & \\ & & \text{在 MATLAB 7.10, 计算机内存为 1 G, 显示器} & \\ & & \text{分辨率为 } 1\ 280 \times 1\ 024, \text{ Windows XP 系统环境下,} & \\ & & \text{仿真结果如图 4 所示。} & \end{aligned}$$

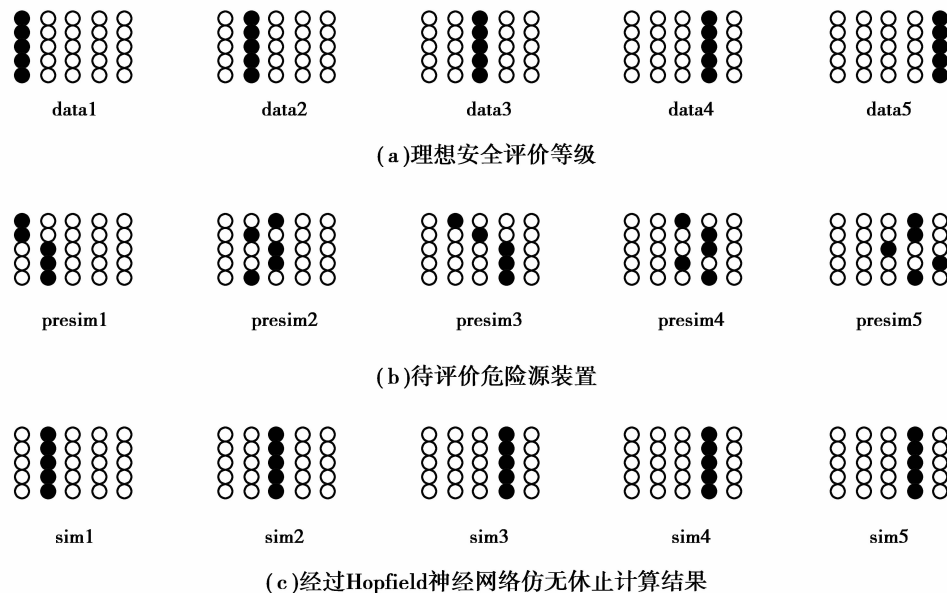


图 4 危险源装置安全评价仿真结果分析图

图 4(a) data1—data5 表示各理想安全评价等级,分别对应安全性很好、较好、一般、较差、很差 5 个等级;图 4(b)中 presim1—presim5 表示待评价 5 套危险源装置,分别表示经过编码过后的危险源装置 1、装置 2、装置 3、装置 4、装置 5;图 4(c)中 sim1—sim5 表示经过 Hopfield 神经网络仿真计算之后的分类结果。

3.3 结果分析

从图 4 中能够清晰看出经过 Hopfield 神经网络仿真之后的评价结果,即初始输入状态函数 presim1—presim5 经过一定的记忆模式之后达到稳定状态,从而输出经过能量函数优化过后达到稳定

值的输出结果 sim1—sim5。从仿真结果可以看出各套装置的安全性水平,根据结果显示装置 1 为安全性较好,装置 2 安全性一般,装置 3、装置 4、装置 5 安全性较差。

因此需对此化工园区内这 5 套装置实行不同的措施,使其处于安全稳定状态。装置 1 安全水平处于较好状态,但还存在一定的危险因素,需提高安全管理意识,时刻预防事故及危险因素的发生;装置 2 危险性处于一般水平,应加强监管力度,严格按照国家规定的操作要求来执行;装置 3、装置 4、装置 5 安全水平处于较差标准,需对其严加防范,做好安全措施,加强培训,提高人员素质,定期检测及维修设备

等,使其危险因子降至最低水平。

4 结 论

能够快速准确地对重大危险源评价及分级,及时针对安全隐患采取预防控制措施,增强对危险源事故的响应效率,促进工业生产安全顺利地进行,是保障健康生活、绿色环境以及和谐社会的迫切需求。基于此,文中结合人工神经网络及系统工程等理论,提出将离散 Hopfield 神经网络引入危险源安全评价过程中,并结合 3 类危险源理论将输入权值加以优化后,建立了离散型 Hopfield 神经网络安全评价模型,并通过实例验证该模型在对危险源进行安全评价,能够较为客观全面地反映危险源的整体状况。

通过研究表明,采用该模型对危险源进行安全评价,具有评价速度快、评价较为全面、与危险源现实状况结合紧密等优点,在危险源安全评价领域具有较大的参考价值。

参考文献:

- [1] Németh E, Seligmann B J, Hockings K, et al. Generating cause-implication graphs for process systems via blended hazard identification methods[J]. *Computer Aided Chemical Engineering*, 2011, 29: 1070-1074.
- [2] 王起全. 重大危险源安全评估[M]. 北京:气象出版社,2010.
- [3] Su Z G, Jiang Z A, Sun Z Q. Study on the heat hazard of deep exploitation in high-temperature mines and its evaluation index [J]. *Procedia Earth and Planetary Science*, 2009, 1(1): 414-419.
- [4] Wasileski R F, Henselwood F. A retro-synthesis approach for hazard evaluation and risk screening[J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2011, 24(4): 377-382.
- [5] Khazode V V, Maiti J, Ray P K. A methodology for evaluation and monitoring of recurring hazards in underground coal mining [J]. *Safety Science*, 2011, 49(8/9): 1172-1179.
- [6] Sen Z. Rapid visual earthquake hazard evaluation of existing buildings by fuzzy logic modeling[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(8): 5653-5660.
- [7] Khan F I, Husain T, Abbasi S A. Safety weighted hazard index (SWeHI): a new, user-friendly tool for swift yet comprehensive hazard identification and safety evaluation in chemical process industrie [J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2001, 79 (2): 65-80.
- [8] Amyotte P R, Pegg M J, Khan F I. Application of inherent safety principles to dust explosion prevention and mitigation [J]. *Process Safety and Environment Protection*, 2009, 87(1): 35-39.
- [9] Pajares G, Guijarro M, Ribeiro A. A hopfield neural network for combining classifiers applied to textured images[J]. *Neural Networks*, 2010, 23(1): 144-153.
- [10] Kaslik E, Sivasundaram S. Impulsive hybrid discrete-time hopfield neural networks with delays and multistability analysis [J]. *Neural Networks*, 2011, 24(4): 370-377.
- [11] Hou L L, Zong G D, Wu Y Q. Robust exponential stability analysis of discrete-time switched hopfield neural networks with time delay [J]. *Nonlinear Analysis: Hybrid Systems*, 2011, 5(3): 525-534.
- [12] Joya G, Atencia M A, Sandoval F. Hopfield neural networks for optimization: study of the different dynamics [J]. *Neurocomputing*, 2002, 43 (1/2/3/4): 219-237.
- [13] 田水承. 第三类危险源辨识与控制研究[D]. 北京:北京理工大学博士学位论文,2001.
- [14] 郑双忠,陈宝智,吴穹,等. 易燃易爆企业火灾危险性评价及对策 [J]. *东北大学学报:自然科学版*, 2001, 22(6): 668-670.
- ZHENG Shuangzhong, CHEN Baozhi, WU Qiong, et al. Fire risk assessment and countermeasure of combustible and explosive corporation [J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2001, 22(6): 668-670.

(编辑 詹燕平)