第53卷第4期
2013年7月

大连理工大学学报
Journal of Dalian University of Technology

Vol. 53, No. 4
July 2013

文章编号：1000-8608(2013)04-0607-08

基于离散 Hopfield 神经网络的突发事件连锁反应路径推演模型

荣莉莉*，张　荣

（大连理工大学 系统工程研究所，辽宁 大连　116024）

摘要： 突发事件及其引发的连锁反应会造成严重的灾害后果，如果事先知道突发事件可能引发的连锁反应路径，就可以提前做好断链减灾工作. 因此，提出一种基于 Hopfield 神经网络的突发事件连锁反应路径推演模型. 该模型用 Hopfield 神经网络表示一般的突发事件网络，用 Hopfield 神经网络的运行规则表示突发事件连锁反应的原理，并设置神经元阈值，将突发事件连锁反应路径的推演过程映射为 Hopfield 神经网络的演化过程，通过运行 Hopfield 神经网络推演初始突发事件的一条连锁反应路径. 最后，用该模型推演了地震引发的连锁反应路径，验证了该模型的合理性.

关键词： Hopfield 神经网络；突发事件；连锁反应路径；推演

中图分类号： TP183；N945　　**文献标志码：** A

0　引　言

近年来，突发事件频繁发生，且越来越多地呈现出灾害链连锁反应的特点，这些突发事件及其引发的次生灾害造成了重大的人员伤亡和财产损失. 如果能够提前了解某个突发事件可能引发的潜在连锁反应，在该事件发生时进行针对性的预警，即可达到降低损失、避免突发事件扩大化的目的. 因此，对突发事件灾害后果进行推演是应急管理领域研究的一个热点问题[1-6].

目前，对突发事件灾害后果的推演主要是对单个突发事件的情景状态以及灾害损失的推演. 裘江南等[1]通过相关领域的专家知识和统计资料，构建突发事件预测的贝叶斯网络，通过不确定性推理对突发事件的主要状态和损失后果进行推演. 方志耕等[2]根据突发事件发生过程中的情景描述，构建灾害演化的 GERT 网络图，根据获取的新信息对 GERT 网络的参数进行动态修正，预测未来一段时间内各种情景状态可能发生的概率. Rousseau 等[3]用元胞自动机推演了病毒传播、人员疏散等突发事件随时间的演变过程，研究对象细化到具体的个体.

突发事件的灾害后果不仅包括其直接造成的损失，还包括引发的次生突发事件，掌握突发事件可能引发的连锁反应，对于防灾减灾和灾害预警具有重要的意义[4]. 突发事件连锁反应路径重在反映各突发事件之间的相互关系，可以将突发事件之间的关系抽象为网络模型来研究. 作者在异质突发事件网络方面已进行了初步研究，文献[5]把突发事件抽取为单一节点，事件之间的引发关系建立连边，构建了突发事件的连锁反应网络模型，并利用复杂网络的相关理论和方法分析了网络的拓扑特性. 文献[6]根据突发事件的共现率构建了突发事件关联网络，并计算了两两突发事件的灾害链能量. Hopfield 神经网络的状态最终稳定在能量函数的极小值点，常用 Hopfield 神经网络这一特性解决组合优化、模式识别等问题[7]. 突发事件连锁反应路径的推演可以看作是在突发事件网络中寻找“最优”路径. 通过建模将突发事件连锁反应路径推演过程映射为 Hopfield 神经网络的演化过程，是找到突发事件连锁反应路径的关键也是难点所在.

本文在已有异质突发事件网络研究的基础

收稿日期： 2012-02-04；　**修回日期：** 2013-03-26.
基金项目： 国家自然科学基金资助项目(91024003；91024031)；教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20090041110010).
作者简介： 荣莉莉*(1964-)，女，博士，教授，E-mail：llrong@dlut.edu.cn.

上,结合 Hopfield 神经网络的特性,提出基于 Hopfield 神经网络的突发事件连锁反应路径推演模型.通过运行 Hopfield 神经网络,推演初始突发事件所引发的次生突发事件,以期为决策者预防突发事件连锁反应或次生灾害的预警提供支持.

1 基于 Hopfield 神经网络的突发事件连锁反应路径表示

1.1 突发事件连锁反应及突发事件网络

突发事件的连锁反应是指,在区域环境内,一个突发事件的发生导致或触发了另一个或多个不同事件的发生;这些事件在时间和空间上进行扩散和传播,产生比单一事件更大的危害[6].

异质突发事件网络(以下简称突发事件网络)是将不同类型的突发事件抽取为一个个节点,若节点与节点之间存在关联,则建立连边.现有的对突发事件的研究,多以突发事件网络为基础,从复杂网络的角度分析突发事件网络的拓扑特性.由于突发事件网络是由多个节点和多条边组成的复杂网络,要从该网络中找出突发事件的一条连锁反应路径是比较困难的.因此,本文用 Hopfield 神经网络表示突发事件网络,通过运行 Hopfield 神经网络找出初始突发事件的一条连锁反应路径.

1.2 基于 Hopfield 神经网络的一般突发事件网络

Hopfield 神经网络是美国物理学家 John Hopfield 从物理学磁场理论中得到启发,结合生物神经网络的思维机制而提出的全连接型神经网络[8].在该网络中每个神经元的输出只能取 1 和 0(或者 −1)两种状态,各个神经元相互连接,将自己的输出通过连接权传递给所有其他神经元,而每个神经元又都接受所有其他神经元传递过来的信息.

Hopfield 神经网络运行规则为

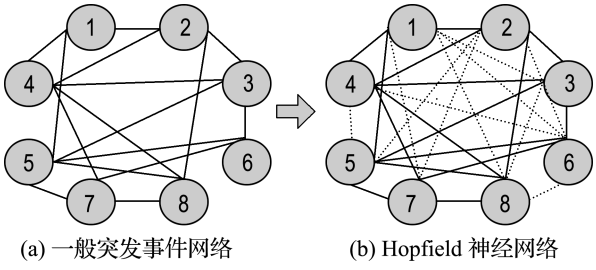
$$x_i(t) = \mathrm{sgn}(H_i)$$

式中:$x_i(t)$ 为神经元 i 在 t 时刻的输出;H_i 为神经元 i 的输入,$H_i = \sum_{j=1}^{n} w_{ij}x_j - \theta_i$,$w_{ij}$ 为神经元 i 和神经元 j 的连接权值,θ_i 为神经元 i 的阈值

$$\mathrm{sgn}\ (x) = \begin{cases} 1;\ x \geqslant 0 \\ 0;\ x < 0 \end{cases}$$

Hopfield 神经网络主要用于组合优化[9-10]、概念扩展[11]、信息检索[12-13]、知识获取[14]、模式识别[15]等领域,目前在推演突发事件连锁反应路径方面还少有应用.

全连接型的 Hopfield 神经网络可以从部分连接的突发事件网络映射而来,即可以用 Hopfield 神经网络表示一般的突发事件网络. Hopfield 神经网络中各个神经元之间的关联程度用连接权值表示:神经元之间的连接权值 $w_{ij}>0$,说明这两个神经元在一般突发事件网络中有连接;$w_{ij}=0$,说明这两个神经元在一般突发事件网络中没有连接.所有连接权值 $w_{ij}>0$ 的神经元及其连边表示的就是一般突发事件网络.图 1 为用 Hopfield 神经网络表示的一般突发事件网络的示意图,在图 1(b)中的 Hopfield 神经网络图中,实线表示神经元之间的连接权值 $w_{ij}>0$,虚线表示 $w_{ij}=0$.



(a) 一般突发事件网络 (b) Hopfield 神经网络

图 1 Hopfield 神经网络表示的一般突发事件网络

Fig. 1 A normal emergency event network represented by Hopfield neural network

其中 Hopfield 神经网络的设置如下:

(1)神经元设置

Hopfield 神经网络中的每个神经元代表一个突发事件,突发事件网络中有 n 个突发事件,则 Hopfield 神经网络就有 n 个神经元.每个神经元有 1 和 0 两种状态,1 表示神经元处于激活状态,说明该神经元所代表的突发事件是连锁反应路径上的一个事件;0 表示神经元处于抑制状态,说明该神经元所代表的突发事件不是连锁反应路径上的一个事件.网络的初始神经元的状态为 1,其余神经元为 0.

(2)连接权值设置

w_{ij} 为神经元 i、j 之间的连接权值,通过一般突发事件网络中突发事件 i、j 之间的关联性获得,即一般突发事件网络中突发事件 i、j 连边的权值.若

在一般突发事件网络中突发事件 i、j 之间没有连边，则神经元 i、j 之间的连接权值 $w_{ij}=0$. Hopfield 神经网络的连接权是对称的，即 $w_{ij}=w_{ji}$.

(3)神经元阈值设置

当 Hopfield 神经网络的初始输入和连接权固定以后，网络运行过程中某个神经元能否被激活是由该神经元的阈值决定的. 对于任意一个神经元 i，若 $\sum_{j=1}^{n} w_{ij}x_j-\theta_i<0$，该神经元不被激活，因此当 $\theta_i>\max\left(\sum_{j=1}^{n} w_{ij}x_j\right)=\sum_{j=1}^{n} w_{ij}$ 时，任意一个神经元 i 都不会被激活. 同理，当 $\theta_i\leqslant\min\left(\sum_{j=1}^{n} w_{ij}x_j\right)=\min(w_{ij})(j=1,2,\cdots,n)$，任意一个神经元 i 都能保证被激活. 因此，可以通过设定神经元的阈值，控制哪些神经元被激活，哪些不被激活.

1.3　基于 Hopfield 神经网络的连锁反应路径

Hopfield 神经网络中，每个神经元有 0、1 两种状态，0 代表神经元被抑制，1 代表神经元被激活. 用神经元的状态表示一条连锁反应路径上所包含的神经元，通过神经元状态的变化顺序确定这条连锁反应路径上神经元的先后顺序.

具体来说，在 Hopfield 神经网络中，若任意一个神经元 i 的状态为 1，表示神经元 i 为连锁反应路径上的神经元，否则，神经元 i 不是连锁反应路径上的神经元. 根据神经元的状态由 0 变为 1 的顺序，可以确定在连锁反应路径上神经元之间的先后顺序. 图 2 中，Hopfield 神经网络运行过程中，神经元 1、2、8、7 的输出依次为 1，所表示的连锁反应路径为 1－2－8－7.

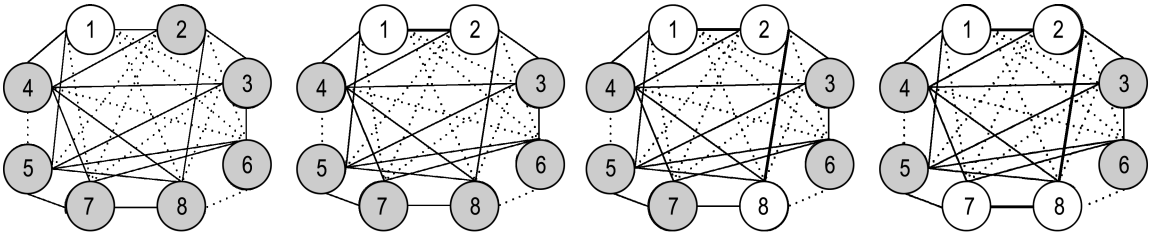


图 2　Hopfield 神经网络表示的突发事件连锁反应路径

Fig. 2　A chain reaction path of emergency events represented by Hopfield neural network

2　基于 Hopfield 神经网络的突发事件连锁反应路径推演模型

连锁反应路径上的突发事件之间存在因果关联性，一个(种)突发事件发生的因素与结果是另一个(种)突发事件发生的原因，而这一个(种)突发事件的发生又为下一个(种)突发事件的发生提供了条件或称为下一个(种)突发事件发生的原因[2].

因此，在 Hopfield 神经网络推演突发事件连锁反应路径的模型中，任意一个突发事件 i 引发的次生突发事件 j 一定是与突发事件 i 关联密切的突发事件，同时与在突发事件 i 之前已发生的突发事件不相关联. 即突发事件 i，j 的连接权值 $w_{ij}>\xi$ 且 $w_{jk}\leqslant\xi$，其中 k 为在突发事件 i 之前已经被触发的突发事件，ξ 为连接权阈值，根据具体的情况来取值. 一个突发事件发生会对所有与它相关联的其他突发事件造成影响，而一个突发事件是否发生取决于它所受到的其他突发事件的影响是否超过了该突发事件自身的临界值. 若该突发事件发生，则说明该突发事件所受外界的影响超过了自身临界值，否则，该突发事件所受外界的影响未超过自身临界值.

根据 Hopfield 神经网络推演突发事件连锁反应路径的原理选择被触发的次生突发事件，具体流程如下：

(1)确定初始神经元. Hopfield 神经网络所要推演的指定突发事件就是初始的突发事件，在 Hopfield 神经网络中，表示该事件的神经元就是初始神经元，初始神经元是连锁反应路径上的第 1 个神经元.

(2)判断是否存在符合条件的神经元. 判断是否存在神经元 i 与初始神经元的连接权值

$w_{i1} > \xi$. 若不存在,则推演过程结束;若存在,进入下一步.

(3) 选择连锁反应路径上的第2个神经元. 从所有满足 $w_{i1} > \xi$ 的神经元中,按照选择规则选取第2个神经元.

当有多个满足条件的神经元时,按照指定的规则选择一个神经元. 具体的规则有随机选择、按照神经元度的大小以及神经元连接权值的大小选择等. 当不掌握各种连锁反应发生的概率时,可以采用随机选择的方式来预测连锁反应路径;当根据突发事件所能引发的次生灾害数量的多少来推演突发事件连锁反应路径时,按照神经元度的大小选择连锁反应路径上的神经元;当按照突发事件之间关联性的强弱来推演突发事件连锁反应路径时,采用神经元连接权值的大小选择连锁反应路径上的神经元.

(4) 判断是否存在符合条件的神经元. 假设已推演出了连锁反应路径上的第 i 个神经元,判断是否存在神经元 $i+1$ 满足 $w_{(i+1)i} > \xi$ 且 $w_{(i+1)j} \leqslant \xi$,其中 $i \geqslant 2, j = 0, \cdots, i-1$. 若不存在,推演过程结束;若存在进入下一步.

(5) 选择连锁反应路径上的第 $i+1$ 个神经元. 在满足步骤(4)条件的神经元中,按照选择规则选取第 $i+1$ 个神经元.

按照此流程,依次推演连锁反应路径上的神经元;当没有符合条件的神经元时,停止连锁反应路径的推演. 所有被选择的神经元所代表的突发事件就是初始突发事件连锁反应路径上的事件.

根据 Hopfield 神经网络推演突发事件连锁反应路径的流程,选择被激活的神经元后,设定各个神经元的神经元阈值. 若某神经元 i 不被激活,取 $\theta_i > \sum_{j=1}^{n} w_{ij}$;若某神经元 i 被激活,取 $\theta_i \leqslant \min(w_{ij})$, $j = 1, 2, \cdots, n$,其中 $w_{ij} > \xi$. 运行网络后,所有被激活神经元所代表的突发事件就是初始突发事件连锁反应路径上的次生事件,通过记录网络运行过程中神经元的激活顺序,确定初始突发事件连锁反应路径的方向. 此时,初始突发事件的连锁反应路径就被推演出来了.

3 算 例

根据 Hopfield 神经网络推演突发事件连锁反应路径的原理和具体流程,并结合具体的突发事件实例数据,用 C# 语言编写程序,通过网络的运行结果验证本文提出模型的有效性.

3.1 算例模型

(1)基于 Hopfield 神经网络的一般突发事件网络

选取文献[16]中的突发事件网络作为研究对象,该网络由45个突发事件节点组成(见图3),其中包括暴雨、洪水、台风、地震等自然灾害33个;爆炸、火灾、矿难等事故灾害5个;传染病、动物疫情、食品安全等公共卫生事件6个;恐怖袭击类社会安全事件1个. 该网络包含137条边,其中与地震节点直接相连的有22个突发事件节点,这些突发事件节点又与其他突发事件节点相连. 因此,通过这个突发事件网络找到地震引发的一条连锁反应路径是非常困难的. 所以需要用 Hopfield 神经网络表示这个突发事件网络,然后利用 Hopfield 神经网络运行得到初始突发事件的连锁反应路径.

根据1.2中提到的用 Hopfield 神经网络表示一般突发事件网络的方法,得到图4所示的 Hopfield 神经网络.

当神经元连接权值 $w_{ij} > 0$,神经元 i、j 所代表的突发事件在图3中的突发事件网络中有连接,在图4中用深色线条表示;否则,神经元 i、j 所代表的突发事件在突发事件网络中没有连接,在图4中用浅色线条表示. Hopfield 神经网络中神经元之间的连接权值(部分)如表1所示.

(2)计算各神经元阈值取值范围

根据1.2中给出的阈值范围计算公式,计算各神经元所代表的突发事件被激活与不被激活的阈值取值范围如表2所示.

3.2 算例推演结果

以地震为例,根据本文提出的 Hopfield 神经网络推演突发事件连锁反应路径的模型推演地震的连锁反应路径. 选择被激活的神经元时,若有多个神经元可供选择,需要结合具体的情况和目的来确定合适的选择方式,如按照神经元连接权值的大小、神经元度的大小等方式来选择. 在本算例中,按照神经元连接权值的大小选择被激活的神经元,对算例进行仿真. 网络的推演结果如图5所

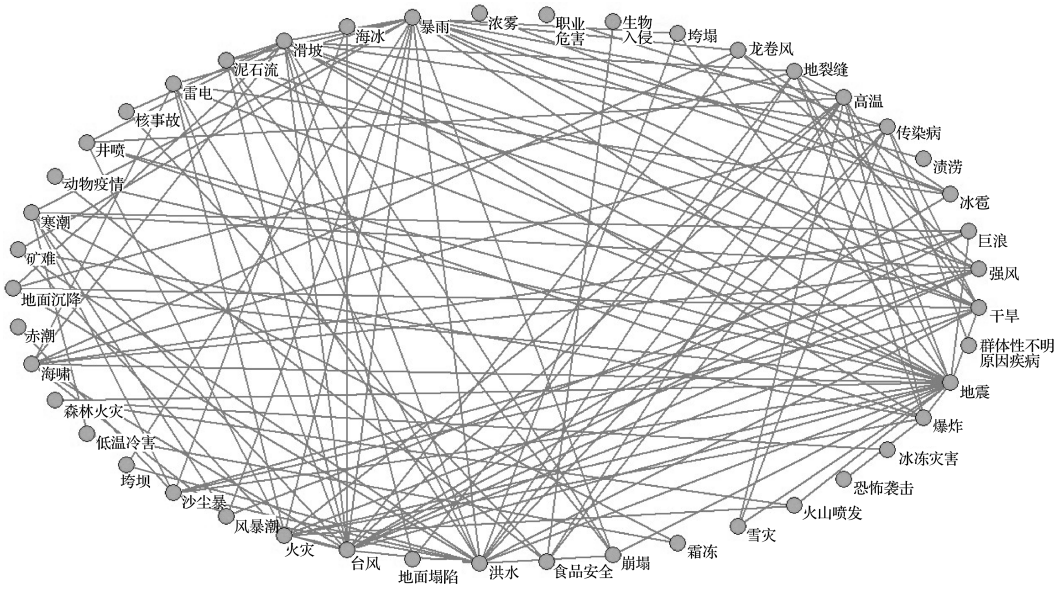


图 3　突发事件网络

Fig. 3　Emergency events network

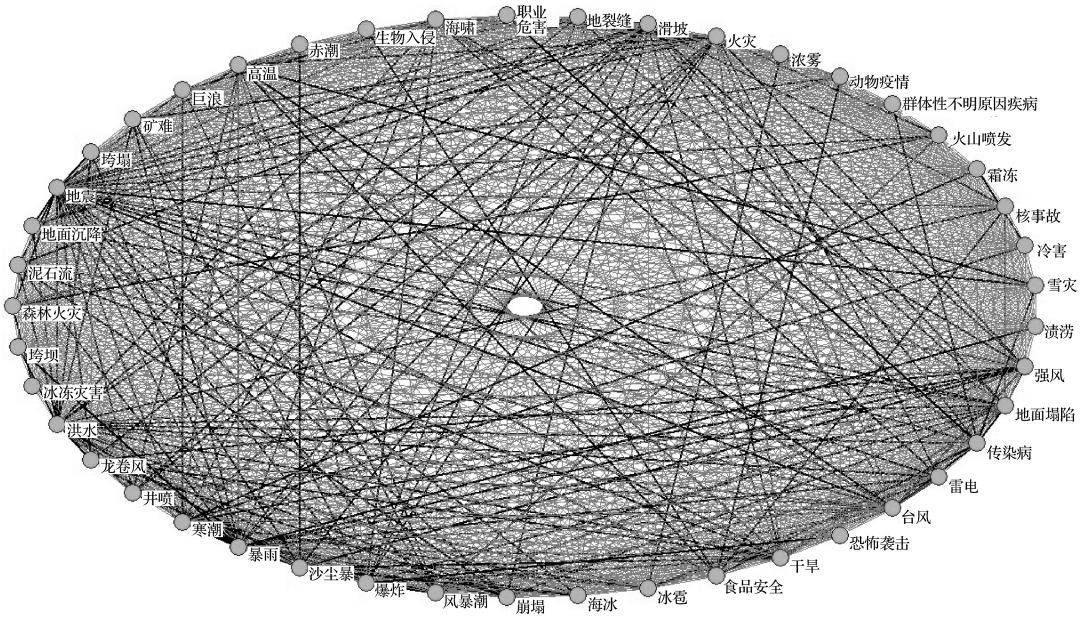


图 4　用 Hopfield 神经网络表示的突发事件网络

Fig. 4　Emergency events network represented by Hopfield neural network

表 1　Hopfield 神经网络的神经元连接权值(部分)

Tab. 1　The neuron connection weights of Hopfield neural network (part)

突发事件名称	连接权值					
	暴雨	地震	爆炸	雪灾	传染病	恐怖袭击
暴雨	0	0.000 048	0	0	0	0
地震	0.000 048	0	0.000 849	0.000 134	0	0
爆炸	0	0.000 849	0	0	0	0.000 208
雪灾	0	0.000 134	0	0	0.000 095	0
传染病	0	0	0	0.000 095	0	0
恐怖袭击	0	0	0.000 208	0	0	0

表 2 各突发事件所代表神经元阈值的取值范围(部分)

Tab. 2 The range of neuron threshold of emergency events (part)

突发事件名称	事件被激活的阈值取值范围	事件不被激活的阈值取值范围	突发事件名称	事件被激活的阈值取值范围	事件不被激活的阈值取值范围
暴雨	(−∞,0.000 047]	(0.115 882,+∞)	崩塌	(−∞,0.000 277]	(0.028 252,+∞)
洪水	(−∞,0.000 038]	(0.068 759,+∞)	冰冻灾害	(−∞,0.000 726]	(0.000 726,+∞)
地震	(−∞,0.000 026]	(0.009 751,+∞)	赤潮	(−∞,0.000 387]	(0.000 388,+∞)
爆炸	(−∞,0.000 064]	(0.021 413,+∞)	地裂缝	(−∞,0.000 038]	(0.004 268,+∞)
火灾	(−∞,0.000 051]	(0.021 943,+∞)	核事故	(−∞,0.000 135]	(0.000 302,+∞)
雪灾	(−∞,0.000 043]	(0.000 272,+∞)	矿难	(−∞,0.000 068]	(0.001 519,+∞)
传染病	(−∞,0.000 059]	(0.001 130,+∞)	生物入侵	(−∞,0.000 161]	(0.000 162,+∞)
恐怖袭击	(−∞,0.000 207]	(0.000 208,+∞)	食品安全	(−∞,0.000 035]	(0.000 592,+∞)

示,图中的 45 个突发事件分别为 Hopfield 神经网络中的 45 个神经元所代表的突发事件,红色的字体(深色字)表示初始突发事件,突发事件的背景色为白色,表示该事件未被激活,背景色为蓝色(图中为灰色),表示该事件被激活,是初始突发事件连锁反应路径上的事件;各事件被激活的顺序在图中的文本框中显示.通过图 5 可以看出,初始突发事件为地震,运行网络后海啸、风暴潮、寒潮、霜冻 4 个事件依次被激活.

所以,按照神经元连接权值大小选择被激活的神经元时,所推演的地震连锁反应路径为地震—海啸—风暴潮—寒潮—霜冻.

通过查阅文献和已有灾害记录发现,在沿海地区地震容易引发海啸灾害链,如 2011 年的日本大地震引发海啸,造成了大量人员伤亡和财产损失;2004 年的印尼地震引发的海啸导致 20 多万人死亡.文献[17]指出在激发海啸的诸多原因中,最主要的原因还是海底的地震.海啸和风暴潮同属于海洋灾害,是由于受海水的扰动或状态的骤变而引发的海洋灾害,当临近海域发生强地震引发海啸时可能会引发风暴潮灾害[18].寒潮、风暴潮是我国东部沿海一带常发的灾害,这两个灾害之间有着很强的引发关系[19].寒潮引起温度骤降,容易引发霜冻等灾害,对农作物造成的损失比较大.

由此可以看出,通过本文提出的 Hopfield 神经网络推演突发事件连锁反应路径的结果是合理的.依据本文提出的基于 Hopfield 神经网络的突发事件连锁反应模型,可以对常见突发事件的连锁反应路径上的事件进行预防,以降低危害和损失.

图 5 按照神经元连接权值大小选择神经元的方式得到的地震连锁反应链

Fig. 5 Earthquake chain reaction according to the connection weights of neurons

[12] LIU De-rong, LU Zan-jun. Some properties for improved information storage and retrieval in Hopfield-type neural networks [C] // **Proceedings of the 36th IEEE Conference on Decision and Control**. California: IEEE Control Systems Society, 1997: 486-491.

[13] Chen H. A machine learning approach to document retrieval: An overview and an experiment [C] // **Proceedings of the Twenty-Seventh Annual Hawaii International Conference on System Sciences**. California: IEEE Computer Society Press, 1994: 631-640.

[14] Chen H, Ng T. An algorithmic approach to concept exploration in a large knowledge network symbolic branch-and-bound search VS connectionist Hopfield net activation [J]. **Journal of the American Society for Information Science**, 1995, **46**(5): 348-369.

[15] Chuang Shang-jen, Chen Chiung-hsing, Kao Chien-chih. Improving pattern recognition rate by Gaussian Hopfield neural network [J]. **Advanced Materials Research**, 2011, **189-193**: 2042-2045.

[16] 王 铎. 基于关联度的突发事件网络模型研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2010.
WANG Duo. Network model of emergency events based on correlation [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2010. (in Chinese)

[17] 陈运泰, 杨智娴, 许力生. 海啸、地震海啸与海啸地震[J]. 物理, 2005, **34**(12): 864-872.
CHEN Yun-tai, YANG Zhi-xian, XU Li-sheng. Tsunamis, earthquake-generated tsunamis and tsunamigenic earthquakes [J]. **Physics**, 2005, **34**(12): 864-872. (in Chinese)

[18] 龚茂珣, 堵盘军, 薛志刚. 上海沿海海洋灾害的危害及应对措施: 缅甸特大风暴潮灾害的启示[J]. 华东师范大学学报: 自然科学版, 2008(5): 126-133.
GONG Mao-xun, DU Pan-jun, XUE Zhi-gang. Marine hazards in Shanghai coastal regions and corresponding countermeasures: Lessons from the storm surge disaster of Burma [J]. **Journal of East China Normal University: Natural Science**, 2008(5): 126-133. (in Chinese)

[19] 李 鑫, 章卫胜, 张金善, 等. 一次典型寒潮风暴潮过程的数值模拟研究[J]. 海洋科学进展, 2010, **28**(1): 8-16.
LI Xin, ZHANG Wei-sheng, ZHANG Jin-shan, *et al*. Study on a typical storm surge process caused by cold air [J]. **Advances in Marine Science**, 2010, **28**(1): 8-16. (in Chinese)

An emergency event chain reaction path deduction model based on discrete Hopfield neural network

RONG Li-li*, ZHANG Rong

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

Abstract: Emergency events and the resulting chain reactions would cause serious consequences, if the chain reaction path was known in advance, the chain would be interrupted and the disaster reduced. To solve this problem, an emergency event chain reaction path deduction model based on discrete Hopfield neural network is presented. The model uses the Hopfield neural network to represent a normal emergency event network, then deduct the chain reaction path of the emergency event according to the principle of the chain reaction, and by setting the threshold of the neurons, it maps the inference process of emergency event chain reaction to the evolution process of Hopfield neural network, and the chain reaction path of initial emergency event can be found out by running the Hopfield neural network. Finally, the rationality of this method is validated by analyzing the resulting chain reactions of earthquake.

Key words: Hopfield neural network; emergency event; chain reaction path; deduction

第53卷第4期
2013年7月

大连理工大学学报
Journal of Dalian University of Technology

Vol. 53, No. 4
July 2013

文章编号：1000-8608(2013)04-0615-10

面向非常规突发事件演化分析的知识元网络模型及其应用

陈雪龙*，肖文辉

（大连理工大学 管理科学与工程学院，辽宁 大连 116024）

摘要： 非常规突发事件的演化分析需以对其所处客观事物系统的有效认知为基础.借鉴本体论思想，从非常规突发事件所处客观事物系统本原的角度出发构建其知识元模型，全面揭示其个体要素运动行为及其综合联系机理与规律；基于知识元属性间关系的显性及隐性描述，构建其知识元网络模型；通过知识元网络的推理，实现为非常规突发事件的演化分析提供跨领域、跨学科、相对微观的、综合的知识支持.算例分析证明了该模型的有效性.

关键词： 非常规突发事件；演化分析；知识元；知识元网络

中图分类号： TP182　　**文献标志码：** A

0 引 言

非常规突发事件是指前兆不充分，具有明显的复杂性特征和潜在次生、衍生危害，破坏性严重，采用常规管理方式难以应对处置的突发事件，其应急管理重点是监测预警与应对指挥[1].非常规突发事件难于应对的关键就在于其演化过程的复杂性，而也正是由于演化使其破坏性更为严重.因此，深刻认识非常规突发事件的演化规律是应急管理领域亟待解决的问题.

目前已经有很多学者从不同的角度对突发事件的演化过程进行了研究.文献[2-4]通过建立系统动力学模型，研究了事件链式效应所体现出的一般系统特性.文献[5-8]建立了事件演化的复杂网络模型，分析了事件演化的拓扑结构特征或网络统计特性.文献[9-11]各自给出了事件链的数学模型表示.文献[12-15]则对事件链的风险分析做出了贡献.文献[16]提出了以情景再现和态势推演作为“情景-应对”模式的决策模型，并给出态势推演模型的形式化表示，是将事件演化分析应用于应对决策活动的有益尝试.

由上述分析可知，目前对突发事件演化的研究可分为两类.一类为事件演化一般宏观特性的研究.这类研究侧重于对事件发生发展过程中通用特征的描述及其规律的总结.但仅是宏观层面的研究还不足以支持应急管理活动的需要.另一类为事件演化微观过程的研究，其模型均以存在先例的事件链为知识的来源，存在一定局限性.而非常规突发事件往往呈现出前所未有的新情况，且以事件为研究的最小单位难以进一步深入演化微观过程，导致该类研究成果的可用性受到限制.

为弥补已有研究工作的不足，本文从比事件更小的认知粒度进行研究，把事件视为客观事物系统状态的变化；对事件系统给出深层的元素划分，并从本原角度给出其知识表示，这里称之为知识元；通过知识元的相互作用揭示非常规突发事件的演化过程，从而摆脱对已知事件链经验性知识的依赖，同时实现对事件演化微观过程更为具体的刻画.

1 知识元模型

知识元模型是知识元网络构建以及非常规突发事件演化分析的基础.对于知识元，已有诸多研究成果[17-20]，但多局限于文本单元的知识表示及建构，知识表示的本原性、客观性尚待深入揭示.此外，知识元之间的关联关系通常采用显性描述

收稿日期： 2012-05-12；　**修回日期：** 2013-04-27.
基金项目： 国家自然科学基金资助项目(91024029，71203019)；教育部博士点新教师基金资助项目(20110041120028)；教育部人文社科基金资助项目(11YJC630023)；国家社会科学基金资助项目(11BGL091).
作者简介： 陈雪龙*(1978-)，男，博士，讲师，E-mail：chenxl_dg@dlut.edu.cn.