

基于贝叶斯网络的城市地震次生灾害演化机理分析^{*}

马祖军, 谢自莉

(西南交通大学 经济管理学院物流与应急管理研究所, 四川 成都 610031)

摘 要: 为了解城市地震次生灾害的演化路径及扩散机理, 进而为城市防震救灾工作提供科学的参考依据, 通过对城市地震有关资料和文献的分析, 确定出城市地震次生灾害演化系统贝叶斯网络的节点变量及取值范围, 并根据节点变量之间的因果关系构建出贝叶斯网络结构图。通过对国内外典型震例中的 16 个受灾城市相关数据进行统计, 分析获得网络结构各个变量的条件概率。结合贝叶斯网络推理知识, 利用贝叶斯网络工具箱分析了在相同的地震输入变量、不同的控制输入变量取值条件下, 各类城市地震次生灾害的发生概率。算例分析结果表明不同的应急管理水平对城市地震各类次生灾害的发生概率有显著影响。

关键词: 地震; 次生灾害; 演化机理; 贝叶斯网络; 城市

中图分类号: X43 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2012)04-0001-06

城市作为所属地区的政治、经济、文化中心, 人口密集、工商业发达、生命线工程高度集中, 一旦遭受破坏性地震, 不仅会造成直接的巨大破坏, 还会诱发多种次生灾害, 其造成的损失有时甚至超过了地震造成的直接损失。为此, 国内外一些学者分别对不同类型的城市地震次生灾害(尤其是城市地震次生火灾)进行了研究^[1-10]。城市具有空间的集中性、人口的密集性以及经济的多样性等特点, 由此导致城市地震次生灾害具有连锁性^[11]。但现有研究主要针对单一类型的城市地震次生灾害发生和发展过程及机理, 缺乏对城市地震及其次生灾害之间关系的深入分析。

贝叶斯网络作为一种强有力的不确定性知识表示和概率推理工具, 适合对突发事件的发生发展过程进行建模分析, 能够对突发事件的整个发生发展过程进行分析预测。为此, 本文基于贝叶斯网络工具对城市地震及其次生灾害之间的演化机理进行分析, 以期在城市防震减灾工作提供一些参考。

1 城市地震次生灾害演化系统的贝叶斯网络模型

1.1 贝叶斯网络节点变量的确定

城市地震导致的灾害包括直接灾害(如建筑物倒塌、城市生命线系统破坏), 以及由直接灾害引起的次生灾害和衍生灾害。在此将后两类灾害统

称为城市地震次生灾害, 表示以震动的破坏后果为导因引起的一系列其它灾害。从历史震例来看, 城市地震次生灾害主要有火灾、水灾、毒气污染、细菌污染、放射性污染、滑坡、海啸、瘟疫、生命线工程破坏(通讯、交通、供水、供电等)、社会恐慌和动乱(如大规模逃亡、抢劫、哄抢)等。

从系统论的角度, 城市地震次生灾害演化过程可看作一个由输入要素、状态要素和输出要素组成的系统。该系统可描述为: 在地震烈度、地震时间等环境输入因素的作用下, 发生建筑物倒塌、生命线系统破坏等次生灾害事件(状态要素), 并引起人员死亡、疫情(输出要素)等灾害; 震后政府部门采取相应的应急管理措施(输入要素), 以控制各类次生灾害的恶化, 这些要素相互影响共同形成了城市地震次生灾害的整体行为^[12]。城市地震次生灾害演化系统的贝叶斯网络由若干子网络构成, 每个子网络都有特定的输入变量、输出变量和状态变量(表 1), 将输入变量和输出变量相同的子网络进行合并, 即得到整个网络。

1.2 网络节点变量值域的确定

城市地震次生灾害演化系统贝叶斯网络节点变量的取值范围如表 2 所示, 其中部分变量的取值说明如下。

(1)地震烈度: 地震烈度大小决定了灾害的严重程度。按照各多震国家的建筑物标准, 烈度较小(Ⅷ度以下)的地震造成房屋严重破坏或者倒塌的可

^{*} 收稿日期: 2012-03-29 修回日期: 2012-04-30

基金项目: 国家自然科学基金项目(70771094, 90924012); 高等学校博士学科点专项科研项目(20090184110029); 教育部新世纪优秀人才支持计划资助项目(NCET-10-0706); 教育部人文社会科学研究项目(08JC630067)

作者简介: 马祖军(1974-), 男, 浙江开化人, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为应急管理、物流与供应链管理。

E-mail: zjma@swjtu.cn

能性较小;烈度过大(如Ⅻ度)则会造成毁灭性破坏,任何一个城市可能都无法承受。故在此只考虑烈度为Ⅷ~Ⅺ度的地震,并将Ⅷ~Ⅸ度、Ⅸ~Ⅹ度、Ⅹ度以上的地震烈度值分别记作1、2、3。

表1 城市地震次生灾害各子网络说明

子网络名称	输入变量	状态变量	输出变量
地震直接灾害网络	地震烈度、建筑物抗震能力、建筑物密度、人口密度	建筑物倒塌量,供水、电、气设施破坏,交通中断,通讯中断,危险品泄漏	人员死亡、环境污染程度、生活物资缺乏度、社会大众恐慌程度、火灾次数
社会公共安全事件网络	通讯中断、道路中断、灾情透明度、道路抢修能力、政府治安管理能力、供水、电、气设施破坏	社会大众恐慌程度、社会公共安全事件严重度、生活物资缺乏度	/
火灾网络	建筑物倒塌量、地震时间、供水、电、气设施破坏、人口密度	火灾次数	人员死亡
环境污染网络	危险品泄漏	环境污染程度	疫情种类
疫情网络	人员死亡、卫生防疫措施、环境污染程度	疫情种类	/

表2 城市地震次生灾害贝叶斯网络节点变量值域表

序号	网络节点变量名称	实际取值			网络结构中对应的数值		
A	地震时间	相对安全时间	火灾易发时间	人员易伤亡时间	1	2	3
B	地震烈度	Ⅷ~Ⅸ度	Ⅸ~Ⅹ度	Ⅹ度以上	1	2	3
C	建筑物倒塌量	极少倒塌	大半倒塌	绝大多数倒塌	1	2	3
D	建筑物抗震能力	抗震能力好	抗震能力差		1	2	
E	建筑密度	小	大		1	2	
F	通讯中断	没有中断	中断		1	2	
G	交通中断	没有中断	中断		1	2	
H	供水、电、气设施破坏	设施破坏但短时间内能恢复	瘫痪		1	2	
I	火灾次数	极少(10次以下)	次数多或发生大规模火灾		1	2	
J	人口密度	稀少	密集		1	2	
K	人员死亡	在可接受死亡人数范围内	大于可接受死亡人数		1	2	
L	危险品泄漏	没有泄漏	泄漏		1	2	
M	道路抢修能力	强	弱		1	2	
N	灾情透明度	透明	封锁		1	2	
O	政府治安管理能力	强	弱		1	2	
P	卫生防疫措施	及时得当	无有效防疫措施		1	2	
Q	疫情种类	无疫情或传染性小	死亡率高的传染性疾病		1	2	
R	环境污染程度	正常污染	严重污染		1	2	
S	生活物资缺乏程度	不缺乏	缺乏		1	2	
T	社会公共安全事件严重度	无	哄抢、抢劫等		1	2	
U	社会大众恐慌程度	无	恐慌严重,谣言		1	2	

(2)地震发生时间:地震发生时间的不同也会影响地震灾情的严重程度。若地震发生在深夜等休息时间,地震死亡人数会大大增加;若发生在做饭高峰期,火灾发生的可能性会增大。在此将地震时间分为3个时间段,即人员易伤亡时间(22:00至凌晨06:00),记为3;火灾易发生时

间(用火、用气高峰时间,11:00至13:00,17:00至19:00),记为2;相对安全时间(火灾发生时间、人员易伤亡时间以外的时间段),记为1。

(3)人员死亡:具有不同经济发展水平的城市对于不同烈度导致死亡人数的接受率也不一样。

根据表 3 可以计算出在不同地震烈度情况下, 某一城市地区所能接受的地震死亡人数^[13]。在此将地震实际死亡人数在城市可接受死亡人数范围内, 记为 1; 大于可接受死亡人数时记为 2。

表 3 不同城市或地区可接受死亡率的统计平均值 (10^{-4})

遭遇烈度	一般城市或地区					重要大城市或经济发达地区				
	VI	VII	VIII	IX	X	VI	VII	VIII	IX	X
可接受										
死亡率	0.24	0.5	1.7	11	54	0.064	0.096	0.18	4.1	28
平均值										

(4) 建筑物倒塌量: 由于收集到的震例数据指标不太统一, 在此将城市建筑物倒塌量分为极少倒塌或者没倒塌、城市建筑物倒塌大半、大部分或全部建筑物倒塌, 分别记为 1、2、3。

(5) 火灾次数: 房屋倒塌面积与火灾发生次数的比值(火灾密度)相对较稳定, 即建筑物倒塌量越大, 火灾次数越大^[14]。在此将火灾次数极少(10 次以下)或者没有记为 1; 火灾次数多或发生大规模火灾, 记为 2。

(6) 环境污染: VIII 度及以上烈度的地震一般会造成建筑物、城市生命线系统的破坏, 致使尘土弥漫, 空气受到污染, 这属于正常污染, 记为 1;

氯气、液氨、石油等危险品的泄漏会使空气恶化, 严重时造成人员伤亡, 环境污染严重, 记为 2。

(7) 疫情种类: 无疾病流行或者发生传染性小的疾病, 记为 1; 发生死亡率高的传染性疾病, 记为 2。

(8) 人口密度: 将人口密度在 200 人/ km^2 以下的城市人口密度定义为人口稀少, 记为 1; 人口密度在 200 人/ km^2 以上的记为 2。

(9) 建筑物抗震能力: 我国建筑物的抗震设防标准一般设在 VI 度到 IX 度, 对于一般地震而言, VII 度抗震能力的建筑物抗震能力较好, 低于 VII 度的抗震能力差, 因而将抗震能力变量取值记为 1、2, 分别表示抗震性能好与差。

1.3 贝叶斯网络的建立

确定了节点变量之后, 可根据节点变量之间的因果关系建立贝叶斯网络拓扑结构。贝叶斯网络构造方法一般有两种: 根据领域专业知识进行网络构造; 通过数据分析来获得。由于城市地震次生灾害的量化数据不易获得, 本文采用前一种方法, 根据典型震例数据资料及相关文献分析, 确定出表 1 所示 8 个城市地震次生灾害子网络的结构, 再按照相互间的耦合关系进行合并, 形成城市地震次生灾害演化系统的贝叶斯网络(图 1)。

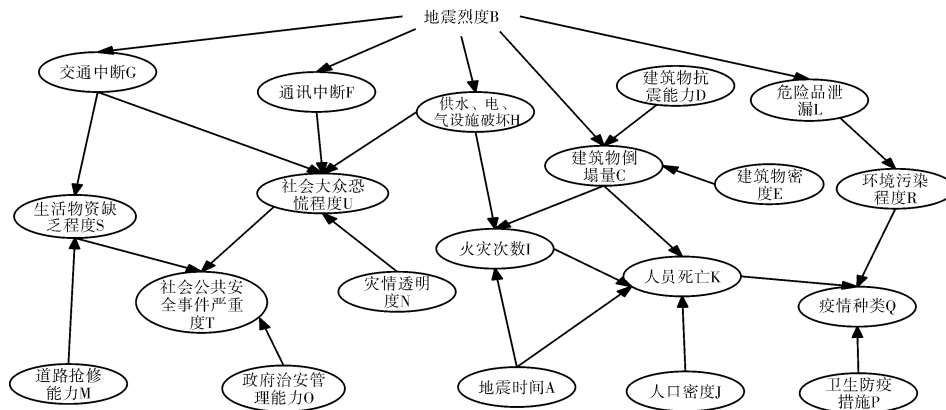


图 1 城市地震次生灾害演化系统的贝叶斯网络

2 城市地震次生灾害演化系统贝叶斯网络学习

2.1 贝叶斯网络的参数学习

贝叶斯网络参数学习是根据已有的网络结构和样本数据, 分析得出各事件发生的条件概率。Matlab 中贝叶斯网络工具箱(BNT)提供了许多贝叶斯网络学习的底层基础函数库, 并支持多种类型的概率分布, 能够对网络进行精确或近似推理, 包括网络结构和参数的学习^[15], 对网络节点较多的模型而言能降低模型学习的难度和复杂性。

本文收集国内外典型大地震中 16 个受灾城市的相关数据, 根据上文确定的各节点变量取值范围进行分析整理, 结果如表 4 所示。将表中数据作为参数学习的样本, 按照图 1 所示的因果关系对各个变量进行条件概率的计算: 假设节点 V_i 的父节点为 $P(V_i)$, 共有 N_i 个, 用 v_i 表示 V_i 的取值, P_i 表示父节点变量组成的向量, 向量值 p_i 表示向量 P_i 的取值, 则该节点的条件概率可根据下式进行采样统计获得^[16]。

$$\hat{p}(V_i | P(V_i)) = \frac{\hat{p}(V_i, P(V_i))}{\hat{p}(P(V_i))} = \frac{\hat{p}(V_i = v_i, P_i = p_i)}{\hat{p}(P_i = p_i)} \quad (1)$$

例如, 按照上式对通讯中断这一变量进行条件概率的计算, 分析样本数据可得表 5 所示结果。

表 4

网络节点样本数据表

序号	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
1	3	3	3	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	1	1	2	2	2	2	2	2
2	2	3	3	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	1	1	3	2	2	2	2	1	1	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2
4	3	3	3	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2	2	1	1	2	2	2	1	2
5	3	1	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2	2	2	1	1	1	2	2	1	2
6	3	1	2	1	2	2	2	2	2	2	1	2	1	1	1	1	1	2	1	2	2
7	3	3	2	1	2	2	2	2	2	2	1	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1
8	2	1	2	1	2	2	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
9	2	1	1	1	2	2	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10	3	1	1	1	2	1	1	1	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
11	1	2	2	1	2	2	1	1	1	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
12	1	2	3	1	2	2	2	1	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
13	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
14	2	2	3	2	2	2	2	2	1	2	2	1	2	1	2	2	2	1	2	2	2
15	3	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	2	2	2
16	3	1	2	2	2	2	1	2	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

注：序号1—1906 年美国旧金山地震(旧金山)

4—1976 年中国唐山地震(唐山)

7—1995 年日本阪神地震(神户)

10—1999 年中国台湾集集地震(南投)

13—2009 年中国台湾花莲地震(花莲)

16—2010 年中国青海玉树(结古镇)

2—1923 年日本关东地震(东京)

5—1976 年中国唐山地震(天津)

8—1996 年中国丽江地震(丽江市)

11—2008 年中国汶川地震(都江堰)

14—2010 年海地地震(太子港)

3—1972 年尼加拉瓜地震(马拉瓜)

6—1994 年美国洛杉矶地震(洛杉矶)

9—1996 年中国包头地震(包头)

12—2008 年中国汶川地震(什邡)

15—2010 年智利地震(康泰普希翁)

表 5 通讯中断样本数据统计表

地震烈度值	通讯中断	实例数
1	1	3
1	2	6
2	1	0
2	2	3
3	1	0
3	2	4

再由公式计算可得通讯中断 F 与地震烈度 B 之间的条件概率如下：

$$\hat{p}(F=1 | B=1) = \frac{\hat{p}(B=1, F=1)}{\hat{p}(B=1)} = \frac{3}{9} = 0.33. \quad (2)$$

同理有：

$$\hat{p}(F=2 | B=1) = \frac{\hat{p}(B=1, F=2)}{\hat{p}(B=1)} = \frac{6}{9} = 0.67, \quad (3)$$

$$\hat{p}(F=1 | B=2) = \frac{\hat{p}(B=2, F=1)}{\hat{p}(B=2)} = \frac{0}{3} = 0, \quad (4)$$

$$\hat{p}(F=2 | B=2) = \frac{\hat{p}(B=2, F=2)}{\hat{p}(B=2)} = \frac{3}{3} = 1, \quad (5)$$

$$\hat{p}(F=1 | B=3) = \frac{\hat{p}(B=3, F=1)}{\hat{p}(B=3)} = \frac{0}{4} = 0, \quad (6)$$

$$\hat{p}(F=2 | B=3) = \frac{\hat{p}(B=3, F=2)}{\hat{p}(B=3)} = \frac{4}{4} = 1. \quad (7)$$

按上述方法可以计算出各状态、输出变量的条件概率。

2.2 贝叶斯网络的动态推理分析

贝叶斯网络推理是利用贝叶斯网络结构及其条件概率表，在给定证据后求出目标变量各取值的后验概率。Cooper 证明了贝叶斯网络推理是 NP-hard 问题^[17]。针对不同类型的贝叶斯网络，国内外学者在精确或近似的推理算法研究中已取得较大进展，如消息传递算法、条件算法、联结树算法等精确算法以及桶消元法等。

城市地震次生灾害事件的连锁反应过程是以初始事件源(地震爆发)为源头的链式作用过程，在不

同输入变量的作用下引发不同的次生灾害事件，上一灾害系统的状态、输出变量是下一系统的输入变量。根据城市地震次生灾害事件连锁反应的特点，整个推理过程可以描述为：从初始事件地震爆发开始，在一定控制变量的输入下，计算出各状态节点和输出节点的后验概率，进而判断出该事件可能触发的其它次生事件。重复以上过程直到不再有其它灾害事件被触发为止，最终计算出所有事件的后验概率。具体推理过程如下：

(1)地震发生后城市生命线系统破坏、建筑物倒塌、危险品泄漏等发生，因此地震爆发是网络的初始事件，可以根据证据变量如地震烈度，直接求出直接灾害事件各值的后验概率。

(2)直接灾害事件不是初始事件，需要先判断是否被触发。若没有发生，则该事件取值 1，作为子事件的证据变量输入，相应的条件概率为其先前所得的后验概率，推理求出子事件节点各值概率。直接灾害事件导致的子事件从时间上可分为两类，在直接灾害事件发生后短期内发生，如火灾、环境污染等；需要在一定的孕灾环境里，经过若干时间累积后爆发，如生活物资缺乏程度、社会大众恐慌、社会公共安全事件、疫情的发生等。本文对这两类不同的灾害事件分别予以研究。

3 算例分析

假设某一城市发生地震，输入变量分别为：地震发生在上午 10:00、烈度 X 度、建筑物抗震能力差、建筑物密度大、人口密度大。通过贝叶斯网络工具箱可以计算出各直接灾害事件发生的概率以及各次生事件在应急措施情况未知条件下的后验概率，如表 6 所示。

表 6 部分输出变量后验概率结果表

输出变量名	取值	发生概率
建筑物倒塌量(C)	极少倒塌	0.350 8
	大半倒塌	0.223 4
	绝大多数倒塌	0.425 7
通讯中断(F)	没有中断	0
	中断	1
交通中断(G)	没有中断	0
	中断	1
供水、电、气设施破坏(H)	设施破坏但短时间内能恢复	0.331 8
	瘫痪	0.668 2
危险品泄漏(L)	没有泄漏	0.662 6
	泄漏	0.337 4
火灾次数(I)	极少(10次以下)	0.786 1
	次数多/发生大规模火灾	0.213 9
人员死亡(K)	在可接受死亡人数范围之内	0.389 7
	大于可接受死亡人数	0.610 3
生活物资缺乏程度(S)	不缺乏	0.129 7
	缺乏	0.870 3
社会大众恐慌程度(U)	无	0
	恐慌严重, 谣言	1
社会公共安全事件严重度(T)	无	0.456 0
	哄抢、抢劫等	0.544 0
疫情种类(Q)	无疫情或传染性小	0.576 5
	死亡率高的传染性疾病	0.423 5

可见,震后会发生交通中断、通讯中断,极有可能发生供水、电、气设施瘫痪的情况。根据各值概率的大小,对最有可能发生的事件采取积极有效的措施。比如建筑物倒塌量后验概率为(0.350 8, 0.223 4, 0.425 7),供水、电、气设施破坏概率为(0.331 8, 0.668 2),将其作为推理火灾发生的先验概率,若震后该市建筑物几乎全部倒塌、天然气管道等设施遭到严重破坏,可以求出在这种情况下发生火灾的概率为(0.5, 0.5)。

若震后政府采取积极有效的应急管理措施,按照上述方法,分别在父事件触发的情况下计算出各子事件发生的概率,如表7第3列所示。假设该地区震后应急水平低下,没有较完善的应急体制,未采取有效的应急措施,则按照事件发展过程可得各后续事件实际发生的概率如表7第4列所示。

表 7 各次生灾害事件发生概率表

输出变量名	取值	发生概率	
		应急水平高	应急水平低
环境污染程度(R)	正常污染	1	0
	严重污染	0	1
火灾次数(I)	极少(≤ 10)	0.5	0.5
	次数多/发生大规模火灾	0.5	0.5
人员死亡(K)	在可接受死亡人数范围之内	0	0
	大于可接受死亡人数	1	1
生活物资缺乏程度(S)	不缺乏	1	0.143 0
	缺乏	0	0.857 0
社会大众恐慌程度(U)	无	0.33	0
	恐慌严重, 谣言	0.67	1
社会公共安全事件严重度(T)	无	0.5	0
	哄抢、抢劫等	0.5	1
疫情种类(Q)	无疫情或传染性小	1	0
	死亡率高的传染性疾病	0	1

4 结论

分析构建了城市地震次生灾害演化系统的贝叶斯网络,并以历史震例资料为数据样本,通过贝叶斯网络工具箱对该网络进行推理分析,得出在一定的应急管理水平下城市地震各主要次生灾害的发生概率,从而为城市防震救灾提供一定的参考。主要有如下结论:

(1)地震发生后,若城市抗震能力水平较高,则建筑物、城市生命线系统的破坏相对较小,由此造成的次生灾害也会减少,这说明防震水平对于一个城市而言至关重要,城市应适度地提高防震能力。

(2)对于抗震能力较低的城市,若震后应急体制不完善,应急措施滞后或者欠缺,将会增加次生灾害发生的概率。相反,若具备完善的震后应急管理机制,提前对发生主要次生灾害的致灾因子进行控制或改善,则可针对易发生的次生灾害进行有效的预防,切断灾害扩散路径,防止灾害的进一步恶化。比如对于生活物资缺乏来说,在道路中断的条件下,应积极组织人员进行道路抢修,在最短的时间内保证运输畅通,保障生活物资的供给,并与加大治安管理措施一起共同防止大规模哄抢食物、抢劫等治安事件的发生。

参考文献:

- [1] 余世舟, 赵振东, 钟江荣. 基于 GIS 的地震次生灾害数值模拟[J]. 自然灾害学报, 2003, 12(4): 100-105.
- [2] Scawthorn C, Yamada Y, Iemura H. A model for urban post-earthquake fire hazard[J]. Disasters, 1981, 5(2): 125-132.
- [3] Li J, Jiang J H, Li M H. Hazard analysis system of urban post-earthquake fire based on GIS[J]. ACTA Seismologica Sinica, 2001, 14(4): 448-455.
- [4] 赵思健, 任爱珠, 熊利亚. 城市地震次生火灾研究综述[J]. 自然灾害学报, 2006, 15(2): 57-67.
- [5] 陈素文, 李国强. 地震次生火灾的研究进展[J]. 自然灾害学报, 2008, 17(5): 120-126.
- [6] 赵思健, 熊利亚, 任爱珠. 基于 GIS 的城市地震次生火灾仿真系统[J]. 防灾减灾工程学报, 2007, 27(1): 43-51.
- [7] 赵振东, 余世舟, 钟江荣. 地震次生毒气泄漏与扩散的数值模拟与动态仿真[J]. 地震工程与工程振动, 2002, 22(5): 137-142.
- [8] 余世舟, 赵振东, 钟江荣. 地震次生毒气泄漏与扩散数值模拟的参数分析[J]. 地震工程与工程振动, 2002, 22(6): 150-155.
- [9] 高乃辉, 赵鸣, 李素贞, 等. 汶川 8.0 级地震都江堰市天然气系统震害分析及救灾过程[J]. 灾害学, 2010, 25(3): 71-76.
- [10] 孟于飞, 郭恩栋, 刘红丽. 城市燃气管网的地震紧急处置系统研究[J]. 灾害学, 2010, 25(S1): 223-226.
- [11] 宋利萍, 张俊玲, 柏林, 等. 城市地震成灾机制分析[J]. 高原地震, 2005, 17(2): 38-43.
- [12] 董磊磊. 基于贝叶斯网络的突发事件链建模研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2009.
- [13] 马玉宏, 谢礼立. 我国社会可接受地震人员死亡率的研究[J]. 自然灾害学报, 2001, 10(3): 56-73.
- [14] 李杰, 江建华. 城市地震次生火灾危险性分析[J]. 自然灾害学报, 2000, 5(9): 87-92.
- [15] 蒋望东, 林士敏. 基于贝叶斯网络工具箱的贝叶斯学习和推理[J]. 信息技术, 2007(2): 5-8.
- [16] 程小平, 邱玉辉. 贝叶斯网学习算法模型及参数学习算法[J]. 计算机科学, 1999, 26(2): 52-54.
- [17] Cooper G F. The computational complexity of probabilistic inference using Bayesian belief networks[J]. Artificial Intelligence, 1990, 42: 393-405.

(下转第 24 页)