

基于贝叶斯网络建模的非常规危机事件网络舆情预警研究

张一文¹ 齐佳音¹ 方滨兴² 李欲晓³

¹北京邮电大学经济管理学院 北京 100876 ²北京邮电大学计算机学院 北京 100876

³北京邮电大学人文学院 北京 100876

〔摘要〕网络舆情态势作为衡量社情民意的主要指标,在管理实践和学术研究中显得尤为重要。针对网络舆情作用主体复杂多样、作用关系难以预知、作用程度难以计量等特点,将贝叶斯网络建模方法和网络舆情态势评估相结合,同时基于贝叶斯网络三个重要特点——复杂关联关系表示能力、概率不确定表示能力以及因果推理能力,提出基于贝叶斯网络建模的网络舆情态势评估方法。通过对关键指标数据进行仿真和学习,建立网络舆情态势评估模型,从而对网络舆情态势进行有效评估和预测。

〔关键词〕网络舆情态势 预警 贝叶斯网络 Netica 仿真

〔分类号〕G201

Online Public Opinion Risk Warning Based on Bayesian Network Modeling

Zhang Yiwen¹ Qi Jiayin¹ Fang Binxing² Li Yuxiao³

¹ School of Economics and Management, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876

² School of Computing, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876

³ School of Humanities, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876

〔Abstract〕The state of online public opinion as the most important index which can measure the social conditions and public opinion has caught more and more attention in managerial practices and academic research. Aiming at the online public opinion which has complex object and action, hard predicting interactions relationships and hard measuring interactions degree, the authors present a new method which combine the dynamic Bayesian network modeling method to situation assessment of the online public opinion basing on the three characteristic of dynamic Bayesian network——the expression ability of complex relationship, the expression ability of uncertainties of the probabilities, and the inferential capability of causal relationship. Through the study of expert experience and the simulating of key indicator data, we build the situation assessment model of the online public opinion and forecast the situation assessment based on 60 cases.

〔Keywords〕online public opinion Bayesian network modeling risk warning netica

1 引言

非常规危机因其爆发性、特殊性、环境复杂性、群体扩散性以及演变的不确定性等特点备受学者们的重视。近年来,非常规危机事件频频发生,例如近期发生的“药家鑫撞人杀人事件”,“日本福岛核泄漏事件”,“钱云会之死”等事件,这些事件都具有一个共同特点,就是由于事件的特殊性,在网络社会引起了巨大的关注,如果处理不当会引起民众强烈的负面情绪。因此,针对不同态势等级的非常规危机事件采取不同措施的应急方案,有的放矢,使“非常规”、“突发性”的危

机事件管理转变为“事务性”、“常态性”的公共危机管理,是公共管理者开展工作的重中之重。在这种情境下,网络舆情预警就显得尤为重要,对网络舆情态势所处等级的可能性做出准确而可靠的评价,在第一时间确立应对方案,将会对舆情引导和事件治理带来正面、积极的作用。

目前,网络舆情预警方面的研究主要包括以下三方面:①建立预警指标体系。有学者认为^[1-4]网络舆情的发生、发展过程会通过一系列关键指标体现,并将这些指标按照一定的科学方法确定关键指标构成、指标维度、指标层次、指标量化方法等,从而建立预警指标体系。②基于情感倾向性分析技术的预警。采用这

收稿日期:2011-04-15

修回日期:2011-07-18

本文起止页码:76-81

本文责任编辑:易飞

种方式进行预警的学者^[5-7]认为网络舆情预警能力主要体现在是否能够从海量的网络言论中,发现潜在危机的隐患。到目前为止,对情感倾向性分析主要包括“赞同”、“反对”、“中立”三种态度。这两种方法虽然在一定程度上解决了网络舆情预警的问题,但是存在以下不足:首先,对于预警指标体系建立来说,确定指标权重会让指标体系带有强烈的主观色彩,而且必须要得到所有末级指标的数据才能够对目标进行评价,这为研究带来了极大的主观性和不可靠性,有时因为指标体系过于庞大,结果计算复杂而延误了最佳时机。其次,对于倾向性分析来说,由于技术所限,很难将反映网民真正意图的情绪和态度表达出来,而且仅靠网络中搜集到的网民态度倾向性难以对非常规危机事件作出全面、准确的预警。③基于 web 数据挖掘的预警^[8-10]。这种方法就是从网络中提取与目标相关的数据,构成目标数据集。其任务是对网络数据进行网页特征提取、基于内容的网页聚类、网络间内容关联规则的发现等,从其中得到与 web 挖掘目的相关的数据。利用相应的工具和技术对挖掘出的数据进行分析、解释,并通过分析结果对网络舆情进行危机预警。

基于贝叶斯网络建模的网络舆情预警是在一定程度上属于一种基于 web 的数据挖掘方法,但是在数据获取中,又加入了一些主观评判,并非单纯地获取 web 数据。在执行过程中,通过专家学习的方式建立贝叶斯网络结构,通过大量案例(case)以及相应算法(count-learning algorithm, EM algorithm, gradient descent algorithm)确定网络中各个节点(node)所对应的条件概率,从而确立整个贝叶斯网络模型,当获得新的证据(evidence)时,能够准确及时地确定网络舆情态势所处状态的可能性,从而进行预警工作。

2 基于贝叶斯网络建模的网络舆情预警模型

网络舆情态势评估的情报来自于网络,评估的过程是将多种网络信息通过关键指标抽取、融合从而反映实际态势的过程。对于基于贝叶斯网络建模的网络舆情预警模型来说,其关键是如何通过贝叶斯网络建模方法利用信息融合中较低层次的数据,并利用高效的算法,在较高层次上对网络舆情态势作出合理评判。本文基于贝叶斯网络对多源信息进行有机融合,将分散的、异构的、海量的网络信息整合在一起,构建具有网络舆情预警功能的数据融合系统。其具体评估过程如图 1 所示:

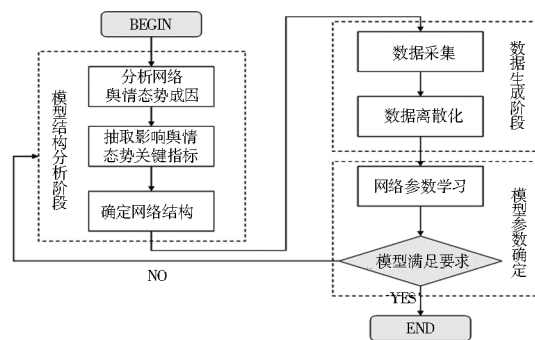


图 1 贝叶斯网络模型建立过程

2.1 贝叶斯网络原理

贝叶斯网络是一种特殊的因果推理网,是由节点和有向线段组成的有向非循环图,每个节点代表一个随机变量,其概率分布说明该变量处于该变量状态集合中每个状态的概率值,每条有向线段代表两节点之间联合或推论的依赖关系。贝叶斯网络的推理模型如图 2 所示,网络节点分为假设(hypothesis)节点(H 节点)和事件(event)节点(E 节点)。假设节点表示人对某种事物的主观看法;事件节点表示在一定时空范围内发生的客观事实,而通过这些客观事实能够计算出假设节点的条件概率。

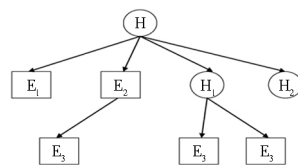


图 2 贝叶斯网络

本文采用树状贝叶斯网络作为推理模型,其结构特点为每个节点最多只有一个父节点。考虑一个典型的树状贝叶斯网络,节点 X 有 m 个子节点, Y_1, \dots, Y_m , 有一个父节点 U, 其结构如图 3 所示:

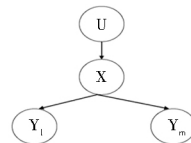


图 3 树状贝叶斯网络结构

算法中的变量定义如下:

Bel 表示节点的状态概率分布; λ 表示从子节点获得的诊断信息; π 表示从父节点获得的因果信息; α 表示归一化因子。则有:

Step1: 更新自身的置信度

$$Bel(x) = \alpha \lambda(x) \pi(x)$$

$$\lambda(x) = \prod_j \lambda_{y_j}(x)$$

$$\pi(x) = \pi_x(u) \times M_{x|U}$$

Step2: 自底向上更新:

$$\lambda_x(u) = \lambda(x) \times M_{x|U}$$

Step3: 自顶向下更新

$$\pi_{y_j}(x) = \alpha \pi(x) \prod_{k \neq j} \lambda_{y_k}(x)$$

贝叶斯网络更新是由事件触发的,因此贝叶斯网络是一种基于诊断的推理过程,这与人进行态势评估的思维方式相同^[11-12],因此从认知学角度来看,贝叶斯网络的推理结果具有很高的可靠性。

2.2 贝叶斯网络结构的确定

在贝叶斯网络模型建构中,有两个非常重要的工作:①贝叶斯网络结构的确定;②条件概率的确定。在贝叶斯网络研究中,网络结构的确定非常重要,通常采用两种方式:①采用 Cooper 和 Herskovits 提出的 K2 算法进行贝叶斯网络结构的学习。也就是从一个空间网络开始,根据事先确定的节点次序,选择使得后验概率最大的节点作为该节点的父节点,依次遍历完所有的节点,逐步为每一个变量添加最佳父节点。简单来说,这种方法就是采用贪婪查找方法来得到次优的贝叶斯网络^[13]。这种算法的缺点是数据依赖性非常强,要通过大量的数据进行计算、学习才能够得到比较精确的网络结构。②根据变量之间的因果关系和已有知识来建立网络结构,这种方式在研究中更为常用。在本文中,网络结构的建立并不完全依赖于数据,但是在网络参数学习中则依靠已有数据,这种结合的方式有利于计算的精度。

为了达到网络舆情预警的目的,网络舆情态势评估是其具体的实现方法。对于网络舆情态势来说,其主要有三方面的影响因素:网络媒体关注度、网民关注度以及话题易爆性。这三者之间也存在比较复杂的因果关系。话题易爆性强的事件,网络媒体关注度和网民关注度都会较大,而网络媒体也关心网民关注的事件。

话题易爆性的强弱是由话题公共性和话题敏感性决定的。话题公共性表示如果该危机事件对整个社会的价值体系威胁较大,那么它的社会影响也会越大,舆情态势也非常高涨。事件的公共性有两层含义:①危机事件的波及面;②危机事件与网民的利益相关度。话题敏感性是指当某种包含较高敏感程度的因素出现时,就会形成较大的社会影响力。社会影响力越大,说明因素的敏感性越强。

网络媒体关注度主要是指大型门户网站,例如新

浪、搜狐、腾讯等对事件的关注程度。在大型门户网站的参与下,危机事件通常能够形成强大的社会影响力。而新闻话题数量、网络媒体关注延续时长、网络新闻数量是影响网络媒体关注度的关键要素。

网民关注度主要由关注事件的意见领袖数量、论坛发帖量、博文数量、网络新闻浏览数以及微博转发数决定,这几个指标也是比较容易得到的。在网民中,意见领袖具有非常强大的舆论引导力量。近年来出现的微博让消息传播更迅速,更透明。微博不受时间和空间的限制,是网民表达看法和意见的新途径。

综上所述,建构网络舆情预警模型时,贝叶斯网络中的网络节点如图4所示:

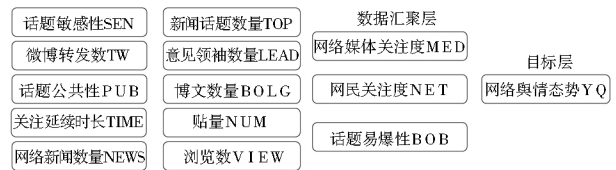


图4 网络节点名称及分类

贝叶斯网络结构如图5所示,箭头指向的一方为结果要素,另一方为原因要素:

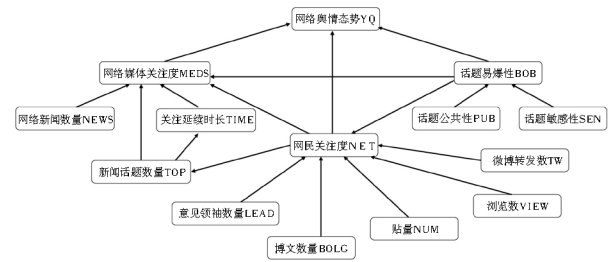


图5 贝叶斯网络结构

2.3 贝叶斯网络参数学习算法

目前在很多研究中,学者们直接给出条件概率,然后由相应案例(case)通过不断更新的方式计算最终的概率值。但是,在贝叶斯网络复杂的关联关系之下,专家很难根据经验制定其中的条件概率。一旦节点非常多且关联关系复杂,预设条件概率就变得更难实现了。所以,在本文中,通过网络参数学习的方式确定各节点的条件概率。贝叶斯网络参数学习算法主要有三种方式:计数算法(count-learning algorithm)、梯度下降算法(gradient descent algorithm)和期望最大算法(expectation-maximization algorithm,EM)。其中,计数算法用于没有缺失值的情况下,而后两种算法通常用于存在缺失值的算法中。在贝叶斯网络参数学习中,一般情况下,期望最大算法是优于梯度下降算法的,因为它在计算中拥有更强的鲁棒性(robustness),所以本文采用

EM 算法进行参数学习。

EM 算法是一种迭代算法,它的每次迭代都由两步组成,分别是 E 步(求期望)和 M 步(极大化)。假设有一组观测到的数据 Y , 并且存在 θ 为 Y 的后验分布。假定一些没有能够观测到的潜在数据(latent data) Z 为已知,一般地,以 $P(\theta | Y)$ 表示 θ 的基本观测数据的后验概率分布密度函数,称为观测的后验分布。 $P(\theta | Y, Z)$ 表示添加数据 Z 后得到的关于 θ 的后验分布密度函数,称为添加后验分布。 $P(Z | \theta, Y)$ 表示给定 θ 和观测数据 Y 下潜在数据 Z 的条件分布密度函数。目标是计算观测后验分布 $P(\theta | Y)$ 的众数。记 $\theta^{(i)}$ 为第 $i + 1$ 次迭代开始时后验众数的估计值,则第 $i + 1$ 次迭代的两步为:

E 步: 将 $P(\theta | Y, Z)$ 或 $\log P(\theta | Y, Z)$ 关于 Z 的条件分布求期望,从而把 Z 积掉:

$$Q(\theta | \theta^{(i)}, Y) \triangleq E_Z [\log P(\theta | Y, Z) | \theta^{(i)}, Y] = \int \log [P(\theta | Y, Z)] P(Z | \theta^{(i)}, Y) dz$$

M 步: 将 $Q(\theta | \theta^{(i)}, Y)$ 极大化,即找一个点 $\theta^{(i+1)}$, 使得

$$Q(\theta^{(i+1)} | \theta^{(i)}, Y) = \max_{\theta} Q(\theta | \theta^{(i)}, Y)$$

由此形成一次迭代 $\theta^{(i)} \rightarrow \theta^{(i+1)}$ 将上述 E 步骤和 M 步骤进行迭代至 $\theta^{(i+1)} - \theta^{(i)}$ 至充分小的时候停止,

就完成了 EM 的计算过程。

3 模型运用实例与仿真结果分析

在网络结构的确定中,本文应用专家知识确定网络结构,在一定程度上增加了研究的主观性,所以在确定概率分布时,采用数据学习的方法来获得概率分布,也就是通过 EM 算法确定节点条件概率分布,在一定程度上确保了结果的客观性。每一个节点必须是由一系列离散值组成(如果为连续值,则需要将其进行离散化)。离散化标准如表 1 所示:

表 1 数据量化标准

名称	单位	等级		
		低水平	中等水平	高水平
新闻话题数量[TOP]	条	0 < TOP ≤ 10	10 < TOP ≤ 20	TOP > 20
延续时长[TIME]	天	0 < TIME ≤ 1	1 < TIME ≤ 3	TIME > 3
网络新闻数量[NEW]	条	0 < NEW ≤ 30	30 < NEW ≤ 100	NEW > 100
发帖量[NUM]	条	0 < NUM ≤ 100	100 < NUM ≤ 200	NUM > 200
浏览数[VIEW]	条	0 < VIEW ≤ 1000	1000 < VIEW ≤ 2000	VIEW > 2000
博文数量[BLOG]	条	0 < BLOG ≤ 50	50 < BLOG ≤ 100	BLOG > 100
意见领袖数量[LEAD]	位	0 < LEAD ≤ 50	50 < LEAD ≤ 100	LEAD > 100
微博转发数[TW]	次	0 < TW ≤ 1000	1000 < TW ≤ 3000	TW > 3000

本文随机抽取 2009 年 - 2011 年 3 月这段时间发生的 60 件非常规危机事件作为研究案例(case), 将其中的连续变量离散化, 最终得出案例的原始数据, 如表 2 所示:

表 2 原始数据

事件编号	舆情态势	网媒关注度	持续时间	网民关注度	公共性	意见领袖数量	……	博文数量	浏览	论坛帖量
1	nothot	*	1	low	low	15		32	71	low
2	middlehot	low	1	middle	middle	23		55	21	middle
3	nothot	low	1	low	low	13		23	12	low
4	middlehot	low	1	middle	middle	8		12	11	middle
5	*	*	1	middle	middle	9		11	9	middle
6	hot	high	2	high	middle	56		67	1124	high
7	hot	high	2	high	middle	51		167	1578	high
8	middlehot	*	1	middle	middle	4		21	951	middle
9	*	middle	1	middle	middle	2		34	876	middle
10	hot	high	5	high	middle	67		58	1576	high
11	middlehot	*	1	middle	low	31		23	990	middle
12	hot	high	3	high	middle	123		145	1323	high
13	hot	high	1	high	middle	119		76	2115	high
28	nothot	low	1	low	low	34		3	11	low
……										

注: 其中* 表示缺失值。hot 表示网络舆情态势非常高; middlehot 表示比较高; nothot 表示一般。其中 high 表示测量指标处于非常高的水平; middle 表示处于比较高的水平; low 表示处于一般水平(表 2 - 表 6 同)。

其中, 本文随机选取 5 个事件作为测试集(事件编号为 3、15、28、45、56), 而其他 55 个事件作为训练集。这 5 个测试集, 如表 3 所示:

表 3 数据测试集

事件编号	舆情态势	网媒关注度	持续时间	网民关注度	公共性	意见领袖数量	……	博文数量	浏览	论坛帖量
3	hot	high	1	high	very	56		62	3451	agreatmany
15	middlehot	low	1	low	middle	25		55	1021	middle
28	nothot	low	1	low	low	13		23	122	low
45	middlehot	low	1	middle	middle	18		12	1498	middle
56	middlehot	middle	1	middle	middle	14		7	920	middle

本文采用 Netica 软件进行贝叶斯网络仿真。在网络建立结束后,通过 EM 方法进行参数学习,结果见图 6。举例来说,经过参数学习之后的节点条件概率分布,如舆情态势的条件概率分布为:网络舆情态势高条件概率为 32%,网络舆情态势中等的条件概率为 37.7%,网络舆情态势低的条件概率为 30.4%。网络媒体关注度中,关注度高的条件概率为 31.7%,关注度中等的条件概率为 34.3%,关注度低的条件概率为 34.0%。

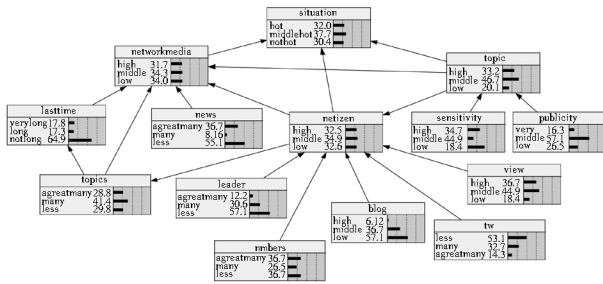


图 6 贝叶斯网络结构

在很多以往的研究中,学者们^[13]采用直接给出条件概率表的方式进行贝叶斯网络模型的建立。但是当存在大量节点,而节点之间的因果关系非常复杂的时候,直接给出条件概率就变得非常复杂和困难了。利用 Netica 软件进行仿真,贝叶斯网络的条件概率表能够通过数据学习自动获得。例如 $P(\text{topics}/\text{netizen})$ 的条件概率如表 4 所示, $P(\text{topic}/\text{sensitivity publicity})$ 的条件概率如图 5 所示。因果关系越复杂,条件概率表越复杂。

表 4 $P(\text{topics}/\text{netizen})$ 条件概率

网民关注度	agreatm...	many	less
high	75.000	20.000	5.000
middle	4.167	91.667	4.167
low	9.091	9.091	81.818

表 5 $P(\text{topic}/\text{sensitivity publicity})$ 条件概率

敏感度	公共性	high	middle	low
high	very	80.000	10.000	10.000
high	middle	75.000	16.667	8.333
high	low	33.333	33.333	33.333
middle	very	33.333	33.333	33.333
middle	middle	30.000	60.000	10.000
middle	low	25.000	50.000	25.000
low	very	33.333	33.333	33.333
low	middle	7.143	85.714	7.143
low	low	7.143	35.714	57.143

贝叶斯网络建模的动态性体现在,当获得新的证

据(evidence)时,网络舆情态势处于何种水平的可能性将会发生相应变化。如果获得其他证据,则可以对贝叶斯网络中的节点做出相应调整,观测舆情态势的演变结果,为预警提供理论支撑和实践支持。贝叶斯网络的优势就在于当贝叶斯网络模型建立后,可以通过有限数据对网络舆情态势的整体局势进行估计。

在模型建立后,要采用测试集数据对模型的有效性进行测试。以测试集中的事件 3 为例,其结构如图 7 所示:

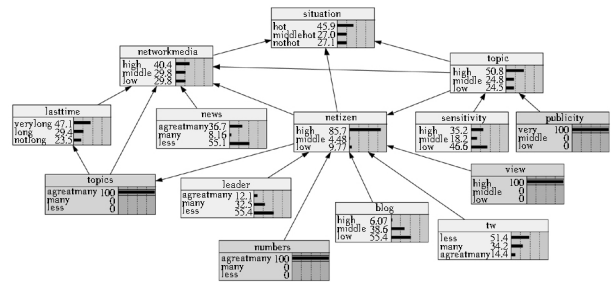


图 7 事件 3 的贝叶斯网络结构

由图 7 可见,将此非常规危机事件的相应证据输入后,网络舆情态势处于高、中、低的可能性分别为:45.9%、27%、27%,则基本可以肯定,此事件的网络舆情态势处于高涨的可能性最大,进入预警阶段,在下一个阶段可以做出相应的响应从而在网络舆情引导和管理中占得先机。而在原始数据中,事件 3 的网络舆情态势确实为 hot。所以可以说明,模型是有效的。同理,进行事件 15、28、45、56 的态势可能性计算,所得结果如表 6 所示:

表 6 测试结果与实际值对照

事件编号	测试值	测试结果	实际值
15	hot(21. 2); middlehot(44. 3); nohot(34. 5)	middlehot	middlehot
28	hot(13. 7); middlehot(29. 6); nohot(57. 7)	nohot	nohot
25	hot(23. 2); middlehot(39. 6); nohot(37. 2)	middlehot	middlehot
56	hot(35. 6); middlehot(36. 2); nohot(28. 2)	middlehot	middlehot

从表 6 可见,测试结果和实际值比较符合。但是在事件 56 中,其 hot 的可能性为 35.6%,而 middlehot 的可能性为 36.2%,这两者非常接近。造成这个问题的原因可能有两个:①样本值数量较少。本研究基本符合大样本(样本数 > 30)的统计学规定,但是更多的样本势必能够让模型更加精确。②等级数太少。本文将舆情态势定为三个等级(high, middle, hot),这就使得结果较为粗糙。在成本允许的情况下,如果将各个指标的等级划分得更加精确,那么测试结果将会更精

准,也更具指导意义。

4 结论与展望

本文对基于贝叶斯网络建模的非常规危机事件网络舆情预警方法进行了深入的研究。对基于贝叶斯网络的网络舆情态势评估方法进行了规范化总结,对建模中连续变量离散化问题以及评估模型应用过程中节点条件概率的获得方式等进行了深入的探索。

通过研究表明,基于贝叶斯网络的网络舆情预警方法与其他预警方法相比,在方法的灵活性、操作的便捷性、评估的动态性和及时性以及评估结论的可解释性等方面都有了较大幅度的提高,可以满足日益复杂的网络舆情态势评估及预警要求。通过实证研究将理论与实践相结合,取得了良好的效果。

由于多方原因所限,本文尚存在很多不足之处,未来还需要在以下几方面进行进一步研究:①由于资源和成本所限,只提取了60个案例进行建模研究,所以在建立贝叶斯网络模型结构时,采用专家指定的方法。下一步需要对贝叶斯网络结构学习方法进行研究,通过大量案例进行数据仿真,从而对贝叶斯网络结构进行学习,采用主观和客观相结合的方式降低专家建模的主观性。②本研究中,将每个节点分为三个等级。研究结果在试验中虽然具有指导意义,但未来应该对每个节点的等级进行更加精确的划分,甚至对每个节点设立5-10个等级,以增加研究结果的导向性与精确性。

(作者简介) 张一文,女,1985年生,博士研究生,发表论文9篇;齐佳音,女,1972年生,教授,博士生导师,发表论文30余篇;方滨兴,男,1960年生,教授,校长,院士,博士生导师,发表论文100余篇;李欲晓,男,1983年生,教授,硕士生导师,发表论文10余篇。

(上接第39页)

在一定程度上了解了我国情报学研究生教育的现状及发展趋势,从而为今后我国情报学研究生教育的发展提供参考依据。当然本文的研究还有一定的局限性,比如选取的研究维度比较有限,更多地是从关键词的角度进行分析,这也为今后从摘要或文本角度进行分析留下进一步研究的空间。

(作者简介) 魏群义,男,1979年生,副研究馆员,博士,硕士生导师,发表论文20余篇;侯桂楠,男,1986年生,硕士研究生,发表论文1篇;霍然,女,1985年生,硕士研究生,发表论文1篇。

参考文献:

- [1] 曾润喜. 网络舆情突发事件预警指标体系构建[J]. 情报理论与实践, 2010(1): 77-80.
- [2] 吴绍忠, 李淑华. 互联网络舆情预警机制研究[J]. 中国人民公安大学学报(自然科学版), 2008(3): 38-42.
- [3] 戴媛, 姚飞. 基于网络舆情安全的信息挖掘及评估指标体系研究[J]. 情报理论与实践, 2008(6): 873-876.
- [4] 谈国新, 方一. 突发事件网络舆情检测指标体系研究[J]. 华中师范大学学报(人文社会科学版), 2010(3): 66-70.
- [5] 丁菊玲, 勒中坚. 一种面向网络舆情危机预警的观点柔性挖掘模型[J]. 情报杂志, 2009(10): 152-154.
- [6] Andrea E. Automatic generation of lexical resources for opinion mining: Models, algorithms and applications [D]. Pisa: University dipisa. Italy, 2008.
- [7] 杨频, 李涛, 赵奎. 一种网络舆情的定量分析方法[J]. 计算机应用研究, 2009(3): 1066-1068.
- [8] 梅中玲. 基于web信息挖掘的网络舆情分析技术[J]. 中国人民公安大学学报(自然科学版), 2007(4): 85-88.
- [9] 吉祥. 基于观点挖掘的网络舆情信息分析[J]. 现代情报, 2010(11): 46-49.
- [10] 刘剑宇. web挖掘技术在网络舆情预警中的研究与应用[J]. 四川警察学院学报, 2009(3): 77-81.
- [11] Miao Adam X, Zacharias Greg L. A computational situation assessment model for nuclear power plant operations [J]. IEEE Transactions on systems, Man and Cybernetics, 1997, 27(6): 728-742.
- [12] Pearl J. Probabilistic reasoning in intelligence systems: Network of plausible inference [J]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, INC, 1998: 138-146.
- [13] 刘峰. 贝叶斯网络结构学习算法研究 [D]. 北京: 北京邮电大学, 2007.

参考文献:

- [1] 朱少强, 邱均平. 文献计量与内容分析——文献群中隐含信息的挖掘[J]. 图书情报工作, 2005, 49(6): 19-22.
- [2] 王知津, 李赞梅, 谢丽娜. 国外情报学研究生学位论文关键词分布特征分析[J]. 情报理论与实践, 2011, 55(1): 1-5.
- [3] 王君, 刘竟, 卢章平, 等. 我国图书馆学硕博学位论文研究热点可视化分析[J]. 图书情报工作, 2010, 54(19): 28-31.
- [4] 王知津, 徐芳, 潘永超, 等. 我国图书情报学教育三十年(1978-2008)回顾与展望[J]. 图书与情报, 2010, 54(2): 23-30.