

# 交通事故致因分析的贝叶斯网络建模

许洪国,张慧永,宗 芳

(吉林大学 交通学院,长春 130022)

**摘 要:**综合运用相关性分析方法和 K2 算法进行了贝叶斯网络的结构学习,并应用贝叶斯参数估计方法进行了贝叶斯网络的参数学习,建立了交通事故致因分析的贝叶斯网络。应用已建网络分析了各因素对事故严重程度的影响,推理学习了改善交通控制方式在降低交通事故严重程度方面起到的作用。研究结果表明,基于贝叶斯网络建立的交通事故致因分析模型预测精度较高,而且可以应用于影响事故严重程度的因素分析,并在此基础上考察如何采取优化措施改善交通安全。

**关键词:**交通运输系统工程;交通事故;事故严重程度;贝叶斯网络;K2 算法

**中图分类号:**U491 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2011)Sup. 1-0089-06

## Bayesian network modeling for causation analysis of traffic accident

XU Hong-guo, ZHANG Hui-yong, ZONG Fang

(College of Transportation, Jilin University, Changchun 130022, China)

**Abstract:** A Bayesian network for traffic accident causation analysis was developed by structure and parameter learning, using correlation analysis, K2 algorithm and Bayesian method. Based on the Bayesian network, the interaction mechanism between the causing factors and the casualties of traffic accident was inferred, and the effect of traffic control improvement on accident casualties reduction was analyzed. The results show that the Bayesian network can express the complicated relationship between the traffic accident and the causes, as well valuable information on how to take effective measures to reduce casualties of traffic accident. Moreover, the model has a high accuracy. The study can contribute to the development of traffic accident causality theory and the improvement of traffic safety situations.

**Key words:** engineering of communications and transportation system; traffic accident; accident causation; Bayesian network; K2 algorithm

随着我国社会经济的发展,机动化程度不断提高,道路交通安全形势日趋严峻,交通事故屡屡发生。研究交通事故特征,分析影响事故严重程度的因素,提出事故的预防对策成为交通事故研究领域迫切需要解决的问题。

致因理论是讨论人的行为、物的状态、环境的影响等与事故相关的各类因素,以及因素间的因果关系链、相互影响方式和影响程度的理论。目前国内交通事故致因研究的常用方法有神经网络分析法、分层关联解析法、灰色关联分析法等。如

收稿日期:2010-04-28.

基金项目:“863”国家高技术研究发展计划项目(2009AA11Z201),国家自然科学基金项目(50878095,50908099)

作者简介:许洪国(1955-),男,教授,博士生导师.研究方向:车辆安全与交通事故工程. E-mail: xhg335@163.com

通信作者:宗芳(1979-),女,副教授,博士.研究方向:运输系统规划与管理. E-mail: zongfang@jlu.edu.cn

苑春苗等<sup>[1]</sup>基于 BP 神经网络进行了事故致因分析。魏庆曜<sup>[2]</sup>等基于分层关联解析从道路因素方面进行了事故分析。贝叶斯方法在交通安全领域主要应用于事故发生概率和持续时间预测。如秦小虎<sup>[3]</sup>采用贝叶斯方法预测在天气、发生时段、车流量、车速等因素影响下交通事故发生的概率。姬杨蓓蓓<sup>[4]</sup>应用贝叶斯法预测交通事故持续时间。王发智<sup>[5]</sup>建立了贝叶斯网络对突发事件态势进行评估。但这些文章对事故致因分析不够细致。

目前,国内相关科研工作者对交通事故致因分析研究大多是基于人、车、路及环境因素,进行孤立、表象化的单因素分析研究,由于忽视了事故致因因素的多维性及关联性,故研究方法和分析技术不具有普适性。虽然一些学者应用复杂系统思想对事故致因因素间的关联性进行了初步研究,但是还没有把整个道路交通系统作为复杂系统来深入研究,而且尚未建立系统性的理论体系和相关支撑技术。贝叶斯网络在事故预测方面的应用初步表明,与其他方法相比,该方法能够系统地全面地揭示各种影响因素对事件的影响,以及各影响因素之间的关联关系。因此,本文建立了交通事故致因分析的贝叶斯网络模型,研究贝叶斯网络在交通事故致因分析中的应用。

## 1 贝叶斯网络建模方法

### 1.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络是一个有向无环图,其节点代表随机变量,边代表随机变量间的条件依赖关系。它以概率论为基础,以图论的形式表达随机变量间的关联关系。贝叶斯网络由三部分组成:①节点集和节点间的有向链接集;②由节点集和有向链接集组成的有向链接图;③每一个节点与其父节点之间的条件概率组成的条件概率表。

贝叶斯网络的概率论基础是贝叶斯公式。设  $H$  和  $E$  为两个随机变量,  $H=h$  为某一假设,  $E=e$  为一组证据。在考证  $E=e$  之前,对事件  $H=h$  的概率估计  $P(H=h)$  称为先验概率。而在考证之后,对  $H=h$  的概率估计  $P(H=h|E=e)$  称为后验概率。贝叶斯公式描述了先验概率和后验概率之间的关系:

$$P(H=h|E=e) = \frac{P(H=h) \times P(E=e|H=h)}{P(E=e)} \quad (1)$$

构建贝叶斯网络的过程分为结构学习和参数

学习两个步骤。其中,结构学习主要是确定贝叶斯网络的节点和节点间的链接关系,获得贝叶斯网络结构。参数学习的目标是在给定贝叶斯网络结构的基础上,学习贝叶斯网络模型中各节点的条件概率分布。

### 1.2 贝叶斯网络的结构学习方法

常用的结构学习方法有 K2 算法、MCMC 算法、爬山(Hill-climbing)算法等。其中,K2 算法是贝叶斯网络结构学习的常用方法,由 Cooper 和 Herskovits(1992)基于评分函数和爬山法搜索策略建立<sup>[6]</sup>。其基本思想是:从一个空网络开始,根据事先确定的节点次序,选择使后验结构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。

贝叶斯网络结构学习属于 NP 问题,可能的网络结构数目为节点数目的超幂指数。例如,当节点数目为 6 时,有 3781 503 种可能的结构;当节点数目为 10 时,可能的结构为  $4.2 \times 10^{18}$  个。虽然有各种结构学习法和评分函数的帮助,但数据、结构学习法等诸多因素的影响会使学习结果具有很大的随机性,需要经过多次实验才能得到满意结果。因此,目前多数贝叶斯网络都不是基于实际数据的结构学习,而是根据专家意见或经验指定网络结构。但这种方法难免受主观判断的影响,模型不依托实际数据,时空可转移性较差。为提高结构学习效率和模型的可转移性,本文将结合相关性分析和 K2 算法及主观的变量筛选和变量排序,进行交通事故致因分析的贝叶斯网络结构学习。具体的学习步骤如下:

(1) 各因素间相关性分析:计算因素间的相关关系,按相关性大小进行变量排序,去掉与待研究参量相关性弱的变量。

(2) 基于 K2 法的结构学习:应用 K2 法学习网络结构,对结构进行合理性分析,反复调整变量顺序或进一步筛选变量,最终确定网络结构。

### 1.3 贝叶斯网络的参数学习方法

参数学习方法主要有贝叶斯方法、极大似然估计方法和不完备数据下的参数学习等,本文应用贝叶斯方法进行参数学习。该方法的基本思想是:给定一个含有未知参数的分布以及一个完整的实例数据集  $E$ ,  $x$  是一个随机变量,具有一个先验分布  $p(\theta)$ 。根据数据集  $E$  的学习将使  $x$  的概率发生变化,记为  $p(\theta|E)$ ,称为  $x$  的后验概率。Bayesian 参数学习的任务就是计算这个后验概

率。

如果令先验分布  $p(\theta)$  取作 Dirichlet 分布:

$$p(\theta) = \text{Dir}(\theta | \alpha_1, \dots, \alpha_r) = \frac{\Gamma(\alpha)}{\prod_{k=1}^r \Gamma(\alpha_k)} \prod_{k=1}^r \theta_k^{\alpha_k - 1} \quad (2)$$

式中:  $\alpha = \sum_{k=1}^r \alpha_k, \alpha_k > 0, k = 1, \dots, r; \alpha_1, \dots, \alpha_r$  称为超参数;  $\Gamma(\alpha)$  为伽马函数。样本发生的概率为:

$$p(E) = \int p(\theta) p(E | \theta) d\theta = \int \frac{\Gamma(\alpha)}{\prod_{k=1}^r \Gamma(\alpha_k)} \prod_{k=1}^r \theta_k^{\alpha_k - 1} \times \prod_{k=1}^r \theta_k^{N_k} d\theta = \frac{\Gamma(\alpha)}{\Gamma(\alpha + N)} \cdot \prod_{k=1}^r \frac{\Gamma(\alpha_k + N_k)}{\Gamma(\alpha_k)} \quad (3)$$

$x$  的后验分布即为参数学习结果,它也是 Dirichlet 分布:

$$p(\theta | E) = \frac{p(\theta) p(E | \theta)}{p(E)} = \frac{\frac{\Gamma(\alpha)}{\prod_{k=1}^r \Gamma(\alpha_k)} \prod_{k=1}^r \theta_k^{\alpha_k - 1} \times \prod_{k=1}^r \theta_k^{N_k}}{\frac{\Gamma(\alpha)}{\Gamma(\alpha + N)} \cdot \prod_{k=1}^r \frac{\Gamma(\alpha_k + N_k)}{\Gamma(\alpha_k)}} =$$

$$\frac{\Gamma(\alpha + N)}{\prod_{k=1}^r \Gamma(\alpha_k + N_k)} \cdot \prod_{k=1}^r \theta_k^{\alpha_k + N_k - 1} = \text{Dir}(\alpha_1 + N_1, \dots, \alpha_r + N_r) \quad (4)$$

### 1.4 模型的有效性验证

从模型结果与原始测试数据集的比较和模型预测命中率这两方面入手,验证贝叶斯网络模型的有效性。模型预测命中率计算公式如下:

记第  $k$  条数据中发生第  $i$  种事故类型的预测概率为  $P_{ik}, d_k = i$ ; 令  $\delta_k = i$ , 当且仅当  $P_{ik}$  是遍历  $i$  时的最大值, 令  $S_k = \begin{cases} 1, \delta_k = d_k \\ 0, \delta_k \neq d_k \end{cases}$ , 则命中率为

$$R_h = \frac{\sum_{k=1}^n S_i}{n} \quad (5)$$

## 2 事故致因分析的贝叶斯网络建模

### 2.1 数据

数据取自长春市 2008 年的 6075 起事故。数据中,除死伤人数和财产损失为数量变量外,其他变量均为属性变量。为了满足建模要求,将属性变量编码处理为虚拟变量,将部分连续变量编码处理为离散变量。参照 GA 16.1-2003《道路交通事故信息代码》,结合其他相关标准和建模经验,各变量的设置见表 1。

表 1 变量设置表

Table 1 Variables in the model

变量类别	变量名称	符号表示	变量取值	均值	标准差
事故	是否有死亡	$D$	1. 有, 2. 无	1.10	0.01
	受伤人数/人	$Inj$	1. 0, 2. [1, 3), 3. [3, +∞)	1.94	0.01
	直接财产损失/元	$Mn$	1. [0, 1000), 2. [1000, 30000), 3. [30000, +∞)	1.27	0.01
环境	事故发生时间	$Ti$	1. 白天, 2. 夜间	1.27	0.01
	天气	$W$	1. 晴, 2. 不晴(包括雾、雪、阴、雨、大风及其他)	1.11	0.01
道路	能见度/m	$Se$	1. [0, 50), 2. [50, 100), 3. [100, 200), 4. [200, +∞)	3.04	0.03
	交通控制方式	$TC$	1. 有信号或标志标线控制, 2. 无信号或标志标线控制	1.49	0.01
	是否在机动车道	$Mw$	1. 是, 2. 否	1.33	0.01
	是否在人行道	$Ww$	1. 是, 2. 否	1.90	0.01
	是否在正常路段	$Lk$	1. 是, 2. 否(包括隧道、桥梁、窄路、高架路段、变窄路段、路段进出口、路侧险要路段及其他特殊路段)	1.44	0.01
	是否在交叉口	$Int$	1. 是, 2. 否	1.59	0.01
	道路线形	$Le$	1. 平直, 2. 非平直(包括一般坡、一般弯及一般弯坡)	1.02	0.00
车	路表是否干燥	$Sf$	1. 是, 2. 否	1.15	0.01
	路面结构	$Sc$	1. 水泥或沥青, 2. 沙石、土路及其他	1.00	0.00
	交通方式	$Mo$	1. 机动车, 2. 非机动车, 3. 步行	1.23	0.01
	车辆类型	$Mt$	1. 摩托车, 2. 轻型、微型、小型车, 3. 大中型车 4. 非机动车参与	2.15	0.01
	车辆安全状况是否正常	$Sa$	1. 是, 2. 否(包括爆胎、制动不良、制动无效、照明与信号装置失效及其他机械故障)	1.22	0.01
	机动车是否为正常直行	$Tf$	1. 是, 2. 否	1.32	0.01

### 2.2 结构学习

结合应用相关性分析和 K2 算法进行交通事故致因分析贝叶斯网络的结构学习。

#### 2.2.1 相关性分析

各变量与死亡情况、受伤人数、直接财产损失 3 个待关注参量的相关性分析结果见表 2。根据

相关性大小,初步筛选出事故发生时间、天气、交通控制方式、是否在机动车道、是否在人行道、是否在正常路段、是否在交叉口、是否为平直道路、交通方式、路面结构、能见度、车辆类型、机动车是否为正常直行、车辆安全状况、路表是否干燥、是否有死亡、受伤人数、直接财产损失,共 18 个变量

表 2 各变量相关性分析结果

Table 2 Correlation analysis results

决策变量	<i>Ti</i>	<i>W</i>	<i>TC</i>	<i>Mtw</i>	<i>Wtw</i>	<i>Lk</i>	<i>Int</i>	<i>Le</i>	<i>Mo</i>
<i>D</i>	0.115**	0.003	-0.054*	-0.060*	0.039	-0.062*	0.049*	-0.048*	0.027
<i>Inj</i>	-0.060*	0.035	0.081**	0.123**	-0.083**	0.051*	-0.039	0.009	-0.027
<i>Mn</i>	0.008	-0.018	0.028	-0.027	-0.011	-0.089**	0.083**	-0.007	0.052*
决策变量	<i>Sc</i>	<i>Se</i>	<i>Mt</i>	<i>Tf</i>	<i>Sa</i>	<i>Sf</i>	<i>D</i>	<i>Inj</i>	<i>Mn</i>
<i>D</i>	-0.078*	-0.008	0.134**	-0.058*	0.015	0.028	1	-0.772**	0.038
<i>Inj</i>	0.110**	-0.022	-0.121**	0.023	0.011	0.010	-0.772**	1	0.015
<i>Mn</i>	-0.009	0.106**	0.027	-0.049*	-0.028	-0.009	0.038	0.015	1

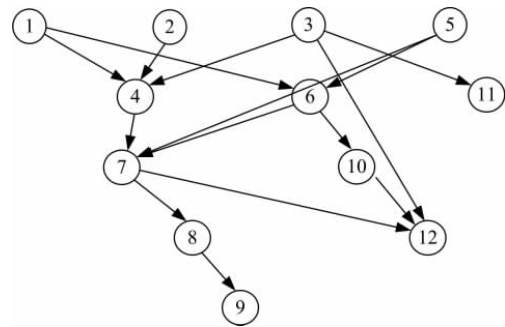
\*\* 相关性为重要程度在 0.01 水平; \* 相关性为重要程度在 0.05 水平。

(各变量按相关性大小的排序略)。

#### 2.2.2 基于 K2 算法的结构学习

基于 K2 算法,应用 Matlab 的 Full-BNT 工具箱进行结构学习,经过反复的变量筛选和排序调整,最终得到如图 1 所示贝叶斯网络结构。该网络由 12 个节点和若干连线组成。12 个节点即为 12 个变量,其中包括待分析的 3 个变量,即死亡情况、受伤人数和财产损失。节点之间的连线表明变量间的相互影响关系。如,是否在机动车道影响事故中的受伤人数,是否在正常路段影响事故的财产损失等。

的直接影响因素(父节点)为是否在机动车道,在其影响下,受伤人数为 0、1~3 人(包含 1 人)和 3 人及以上的概率见表 3。表 3 同时给出了受伤人数的参数学习结果与测试数据的对比情况。



1-路面结构;2-道路线形;3-是否在正常路段;4-是否在交叉口;5-交通控制方式;6-是否在机动车道;7-是否在人行道;8-交通方式;9-机动车辆类型;10-受伤人数;11-财产损失;12-死亡情况

图 1 基于 K2 法的机动车贝叶斯网络结构

Fig. 1 K2-based Bayesian network structure of motor vehicle accident

### 2.3 参数学习和模型验证

应用贝叶斯方法和 Matlab 的 Full-BNT 工具箱对贝叶斯网络进行参数学习,将各节点的先验分布取作 Dirichlet 分布。在各因素的影响下,受伤人数、财产损失和死亡情况 3 个变量的参数学习结果分别如下。

#### 2.3.1 受伤人数参数学习结果

根据图 1 所示的贝叶斯网络结构,受伤人数

表 3 受伤人数参数学习结果及与测试数据的对比

Table 3 Estimations and data statistic of injury number

是否在机动车道 <i>Mtw</i>	受伤人数 0		受伤人数 [1, 3)		受伤人数 [3, +∞)		样本量
	Bayes	Test	Bayes	Test	Bayes	Test	
是	0.0992	0.0991	0.8889	0.8892	0.0119	0.0117	1111
否	0.0577	0.0575	0.8864	0.8869	0.0559	0.0557	558

分析表中数据可知,与人行道或非机动车道相比,越是在机动车道,发生多人受伤的可能性越小,但总体来说数据变化不大。这与经验分析一致,即机动车道上机动车较多,行人和非机动车较少,因此较易发生机动车之间的事故,而不易发生

行人、非机动车驾驶员或乘客受伤的事故,致使受伤人数较少。

#### 2.3.2 财产损失参数学习结果

在是否在正常路段变量的影响下,财产损失小于 1000 元、为 1000 元~3 万元(包含 1000 元)

和 3 万元及以上的概率见表 4。表 4 也给出了财产损失参数学习结果与测试数据的对比情况。

分析表中数据可知,越是发生在正常路段的事故,导致财产损失为中等的可能性越大,而发生

在非正常路段,如窄路、桥梁、隧道等路段的事故,容易发生轻微财产损失(因为财产损失为 3 万元及以上的样本较少,所以对此选项分析结果的精确度不如前两个选项,不作为分析对象)。

表 4 财产损失参数学习结果及与测试数据的对比

Table 4 Estimations and data statistic of property damage

是否正常路段 $L_k$	财产损失[0,1000)		财产损失[1000,30000)		财产损失[30000,+∞)		样本量
	Bayes	Test	Bayes	Test	Bayes	Test	
是	0.6958	0.6956	0.2978	0.2978	0.0064	0.0066	937
否	0.7808	0.7805	0.2110	0.2110	0.0082	0.0084	730

### 2.3.3 死亡情况参数学习结果

在是否在正常路段、是否在人行道和受伤人数的影响下,死亡情况的参数学习结果及与测试数据的对比见表 5。

表 5 死亡情况参数学习结果及与测试数据的对比

Table 5 Estimations and data statistic of death

$L_k$	$W_w$	$In_j$	有死亡		无死亡		样本量
			Bayes	Test	Bayes	Test	
1	1	1	0.0135	0.0000	0.9865	1.0000	3
1	1	2	0.9991	1.0000	0.0009	0.0000	45
1	1	3	0.9932	1.0000	0.0068	0.0000	6
1	2	1	0.0222	0.0217	0.9778	0.9783	92
1	2	2	0.9805	0.9805	0.0195	0.0195	771
1	2	3	0.9979	1.0000	0.0021	0.0000	20
2	1	1	0.0135	0.0000	0.9865	1.0000	3
2	1	2	0.9996	1.0000	0.0004	0.0000	98
2	1	3	0.0102	0.0000	0.9898	1.0000	4
2	2	1	0.0009	0.0000	0.9991	1.0000	44
2	2	2	0.9893	0.9894	0.0107	0.0106	567
2	2	3	0.9970	1.0000	0.0030	0.0000	20

#### (1) 是否在正常路段对死亡情况的影响

当是否在人行道和受伤人数两个参数不变的情况下,讨论是否在正常路段对死亡情况的影响(如,比较表中第 2 和第 8 行数据)。分析表明,是否在正常路段对死亡情况的影响不大。总的来说,越是在非正常路段,发生死亡事故的可能性越大。特别地,比较第 3 和第 9 行数据可知,当受伤人数为 3,即事故比较严重时,发生在正常路段的事故有死亡的概率为 0.9932,远远高于发生在非正常路段的事故死亡的概率 0.0102。可见,对于严重事故来说,越是正常路段,交通参与者越容易有所疏忽,发生死亡事故的概率越大。

#### (2) 是否在人行道对死亡情况的影响

当是否在正常路段和受伤人数参数不变的情况下,讨论是否在人行道对死亡情况的影响(如,比较第 1 和第 4 行数据)。分析表明,越是发生在人行道的事故,有人员死亡的可能性越大,反之没有人员死亡的可能性较大。特别地,比较第 9 和

第 12 行数据可知,对于受伤人数为 3 的严重事故,发生在人行道比发生在机动车或非机动车道,没有人员死亡的可能性大。这表明如果发生在机动车和非机动车道的事故是严重事故,如机动车与行人或非机动车相撞,有人员死亡的可能性很大。

#### (3) 受伤人数对死亡情况的影响

当是否在正常路段和是否在人行道参数不变的情况下,讨论受伤人数对死亡情况的影响(如,比较第 1、第 2 和第 3 行数据)。分析表明,受伤人数与死亡情况存在正相关关系,即受伤人数越多,有人员死亡的可能性越大;受伤人数越少,有人员死亡的可能性越小。两个参量都表示了事故的严重程度,而且变化方向相同。

本文仅分析直接影响因素对受伤人数、财产损失、死亡情况三个变量产生的影响。网络中其他的非直接影响因素对各变量也有影响,同时各变量间也有相互影响。由于篇幅关系,此处不一列出。

### 2.3.4 模型检验

交通事故致因分析的贝叶斯网络对受伤人数、财产损失和死亡情况三个参量的预测结果的误差值和命中率见表 6。

表 6 模型的误差值和命中率

Table 6 Errors and hit ratios of the model

	最大绝对 误差	平均绝对 误差	最大相对 误差	平均相对 误差	命中率
受伤人数 预测	0.0007	0.0018	0.0168	0.0003	100%
财产损失 预测	0.0003	0.0002	0.0312	0.0094	100%
死亡情况 预测	0.0135	0.0026	1.0000	0.3341	100%

在误差预测方面,受伤人数和财产损失预测模型的预测精度均较高;死亡程度预测模型的相对误差较大,这主要是因为训练样本中的数据分

布不均匀导致的。例如,对于表 5 中第 1 行数据,即当事故发生正常路段、发生在人行道上、没有人员受伤时,全部的 3 个样本均为无死亡,而死亡事故样本为 0,导致模型预测出现一定偏差。表 5 中其他数据也有类似情况发生。可见,当样本数据分布不均匀,尤其是一些选项的样本量为 0 时,将导致模型出现较大偏差。另外,通常命中率能达到 80% 以上,就可以认为是非常好的结果<sup>[6]</sup>。3 个模型的命中率均为 100%,精度较高。

### 3 模型应用

在已知贝叶斯网络结构和参数的基础上,应用因果推理方法计算在交通控制方式的影响下,即交通控制方式由无信号或标志标线控制改为有信号或标志标线控制的情况下,事故中的受伤人数、财产损失和死亡情况的变化,结果见表 7。

表 7 交通控制方式对事故严重程度的影响

Table 7 Influence of traffic control on accident casualties

变量类型		没有信号或	有信号或
		标志标线	标志标线
受伤人数	0	0.0825	0.0880
/人	[1,3)	0.8879	0.8883
	[3,+∞)	0.0295	0.0237
财产损失	[0,1000)	0.7328	0.7328
/元	[1000,30000)	0.2598	0.2598
	[30000,+∞)	0.0074	0.0074
死亡情况	有死亡	0.9030	0.8967
	无死亡	0.0970	0.1033

(1)交通控制方式对受伤人数的影响表明:在没有信号或标志标线控制的情况下,发生超过 3 人受伤的概率较大。而当加入信号或标志标线控制设备后,发生无人员受伤或小于 3 人受伤的概率较大。

(2)交通控制方式对财产损失程度没有影响。

(3)交通控制方式对死亡情况的影响表明:在没有信号或标志标线控制的情况下,事故中有人员死亡的概率越大。而当加入信号或标志标线控制设备后,没有人员死亡的可能性加大。

可见,增加信号或标志标线等交通设施对于降低事故受伤程度和减少事故死亡人数有一定作用。因此,为了降低事故损失,可以从加强交通控制设施、设备等方面入手。

### 4 结束语

综合应用相关性分析和 K2 算法,进行了交通事故致因分析的贝叶斯网络的结构学习。应用贝叶斯参数估计方法进行了贝叶斯网络的参数学习。应用已建交通事故致因分析的贝叶斯网络,推理学习了交通控制方式的优化对交通事故严重程度的影响。所建模型对于基于贝叶斯网络的交通事故致因分析的深入和优化交通管理措施以降低事故损失有一定借鉴意义。

参考文献:

- [1] 苑春苗,陈宝智,李畅. 基于 BP 神经网络的事故致因分析方法[J]. 工业安全与环保,2005,31(10):54-56.  
Yuan Chun-miao, Chen Bao-zhi, Li Chang. Analyzing methods of contributing causes for accidents based on BP neural network[J]. Industrial Safety and Dust Control, 2005, 31(10):54-56.
- [2] 魏庆曜,陈斌,金炜东,等. 基于分层关联解析的事故道路因素分析[J]. 长沙交通学院学报,2005,21(1):82-86.  
Wei Qing-yao, Chen Bin, Jin Wei-dong, et al. Analyzing road factor in traffic accident based on layer-interrelating analysis method[J]. Journal of Changsha Communications University, 2005, 21(1):82-86.
- [3] 秦小虎. 城市交通紧急事件处理与安全系统模型及应用研究[D]. 重庆大学,2005.  
Qin Xiao-hu. The model and application of urban traffic emergency management and safety system [D]. Chongqing University, 2005.
- [4] 姬杨蓓蓓. 交通事件持续时间预测方法研究[D]. 同济大学,2008.  
Ji Yang Bei-bei. Research on prediction method of traffic incident duration[D]. Tongji University, 2008.
- [5] 王发智. 基于贝叶斯网络的交通突发事件态势评估技术[D]. 大连理工大学,2006.  
Wang Fa-zhi. Methods based on the Bayesian networks for traffic accidental event situation assessment[D]. Dalian University of Technology, 2006.
- [6] Cooper G, Herskovits E. A Bayesian method for the induction of probabilistic networks from data[J]. Machine Learning, 1992(9):309.