高速公路固定检测器布设方案分析

方青

(同济大学 交通运输工程学院,上海 201804)

摘 要:为研究高速公路交通事件检测算法及固定检测器布设间距,设计高速公路基本路段的人工神经网络事件检测算法,并研究基本路段检测器布设间距为 200~700 m时,使用不同情况的事件来检测效果。利用 VISSIM4.2 软件仿真获得数据,并在 MATlab 人工神经网络工具箱中计算,验证所设计的事件检测算法的有效性,得出基本路段固定检测器的合理布设间距。

关键词:自动交通事件检测;检测器布设间距;人工神经网络;VISSIM;MATlab

中图分类号: U417.9 文献标识码: A

文章编号:1008-5696(2010)06-0001-04

Study on the Fixed Detectors Distribution of Freeway

FANG Qing

(School of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: To study the detection algorithm of freeway traffic incident and the distance of fixed detectors, this paper has designed the artificial neural network incident detection algorithm of the basic sections. Furthermore, it has researched the distance of detectors in basic sections when it changed in the scope of 200 meter to 700 meter. Finally, it obtained the data in the use of VISSIM4. 2 simulation software, then calculated it in the toolbox of Matlab artificial neural network. The results verified the effectiveness of incident detection algorithm, and obtained the reasonable distance in basic sections and the fair location of the fixed detectors at the ramps sections,

Key words; automatic incident detection; detector distance; artificial neural network; VISSIM,; MATlab

近年来,随着社会经济的快速发展,全社会拥有机动车数量逐年增加,引发了越来越多的交通拥堵与交通事件,在高速公路上发生交通事件(例如交通事故、车辆抛锚、货物散落等)后,如果不及时处理,就会导致严重的交通拥堵,并可能引发二次事件,所以研究高效的自动交通事件检测算法(Automatic Incident Detection, AID)具有重要意义[1]。

1 固定检测器检测交通事件原理

高速公路交通事件检测系统的本质是根据实时 采集的交通数据(速度、流量、密度、占有率、行程时 间等)的变化情况,由事先设计好的自动检测算法判 别是否有事件发生,若无事件发生,继续实时检测, 若有事件发生,则报警,交通管理控制中心采取相应 的疏导策略。高速公路交通事件管理系统的核心是 交通事件自动检测算法,因此,自动事件检测算法的 优劣决定了高速公路对事件的响应效率。基于固定 检测器的事件检测过程如图1所示。

2 自动事件检测算法性能评价指标

对于事件检测算法的优劣需要设置一定的评价指标与评价方法。通常衡量一个交通事件检测算法有3个指标^[2]:检测率(Detection Rate, DR)、误报警率(False Alarm Rate, FAR)和平均检测时间(Mean Time Detection, MTTD),如下各公式所示

$$DR = \frac{DN}{AN} \times 100\%, \qquad (1)$$

$$FAR = \frac{FN}{ADN} \times 100\%, \qquad (2)$$

$$MTTD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} [TI(i) - AT(i)].$$
 (3)

式中:DN 为检测到的事件次数;AN 为实际发生的

收稿日期:2010-6-25

基金项目:国家 863 计划资助项目(2009AA11Z220)

作者简介:方 青(1985-),男,博士研究生,研究方向:道路交通安 全与环境工程.

事件次数;FN 为误报的事件次数;ADN 为算法做出的所有决策次数;TI(i) 为事件i 实际发生的时

刻;AT(i)为事件i被检测到的时刻;n为算法检测到的实际发生的事件数。

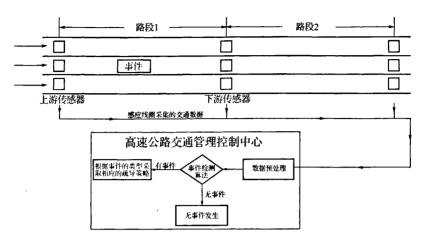


图 1 高速公路基于固定检测器的事件检测过程

误报警率主要有 3 种计算方法^[3]:第1 种是误报警数占总决策数(事件决策和非事件决策)的比例;第2 种是误报警数占非事件状态总数的比例;第3 种是在一定时间段内误报警数占事件状态总数的比例。本文 FAR 采用第 2 种。

检测率和误报警率体现了算法的检测效果,而平均检测时间体现了算法的检测效率。一个理想的事件检测算法应该检测出所有的事件,没有检测错误并且事件发生时就开始报警,即 DR=100%, AR=0,MTTD=0。但实际中不可能达到这样理想的结果,这3个指标不是彼此独立的,通常检测率高的事件检测算法必须具有很高的灵敏度,这会导致较高的误报率;相反,灵敏度低的算法产生的误报率少,但此时检测率也很低。如果增加算法的检测时间,那么该算法能够分析更多的数据,从而提高检测率并降低误报率,但是增加平均检测时间将会延误对交通事件的疏导,降低事件检测算法的效率。

由于以上 3 个评价交通事件检测算法的指标存在着相互依赖的关系,所以一个算法必须权衡这 3 个方面,没有一个必然的最佳选择,一般在评价交通事件检测算法时,将误报率(FAR)限制在一个可接受的范围内,尽量改善检测率(DR)和平均检测时间(MTTD)。

3 固定检测器布设方案研究

3.1 研究平台与数据获取

本文依托 VISSIM 仿真软件为研究平台^[4],首 先在 VISSIM 中建立一条长 3 km,单向两车道的高 速公路模型,包括基本路段、有驶人和驶出匝道路 段,车道宽度均为 3. 75 m,假设该仿真路段的代号为 FK,其中基本路段的代号为 FK-881。分别在检测器间距 200 m,300 m,400 m,500 m,600 m等情况下进行事件仿真,每隔 30 s 周期采集对于交通事件较敏感的占有率和速度参数^[5]。事件仿真考虑了交通流高峰、平峰和低峰的情况,高速公路基本路段的实际通行能力为 3 000 辆/h^[6],分别加载交通需求为 1 000 辆/h、1 500 辆/h、2 000 辆/h 和 2 500 辆/h,其中交通组成中小汽车占 80%,大客车占 10%,大货车占 10%。每类检测器布设间距下,分别加载上述 4 种不同交通需求,仿真不同位置处发生交通事件。

3.2 基本路段固定检测器间距研究

交通事件检测算法选用人工神经网络算法,参考其它已经研究过交通事件检测方面的文献[7]~[9],并考虑到有监督的学习规则,本论文选择以下三种人工神经网络:多层前馈神经网络(BP)、概率神经网络(PNN)和学习向量量化神经网络(LVQ)。在检测器 200 m间距下,比较上述三类常用神经网络算法的检测效果,选择三者中检测效果最好的神经网络算法,并将其应用于大于 200 m间距的其它间距事件检测。

3.2.1 200 m 固定检测器间距下的事件检测效果

分别在 4 种交通需求下,在上下游检测器之间的不同位置发生事件仿真,共仿真发生交通事件 37次,每次事件的仿真时间为 30 min,其中前 10 min为正常交通流,事件发生在第 11 min,共持续了10 min,后 10 min 为事件消散后的正常交通流状态,第 1 min 车辆没有完全到达所研究的路段,为确

保交通参数采集的精确性,从第 2 min 后进行交通 参数的采集。上下游检测器每隔 30s 采集一次交通 参数,并将采集的交通参数进行预处理,预处理包括 去除噪声干扰和原始交通参数转化为算法所需输入 的组合交通参数,预处理后的数据分为两个数据集, 一个 数 据 集 用 于 人 工 神 经 网 络 算 法 训 练 (FK881A),另一个数据集用于人工神经网络算法 的测试(FK881B),如表 1 所示。

表 1 200 m 检测器间距事件仿真数据库表

事件数据 集名称	数据集	事件数	事件模 式数	无事件 模式数	用途
FK881	FK881A	18	360	720	BP&-PNN&-LVQ 算法的训练
	FK881B	19	380	760	BP&:PNN&LVQ 算法的测试

本文采用姜桂艳教授提出的三级报警制度^[3],即采用延长时间进行持续报警,当持续3个检测间隔均有事件发生报警,便采取救援措施,该方法在一定程度上降低了误报警率(FAR),但同时也延长了平均检测时间(MTTD)并降低了检测率(DR)。

图 2 利用 BP 神经网络进行事件检测算法的结构,选取上下游速度差值、占有率差、速度比值和占有率比值作为事件检测算法的输入参数,输入层为4个神经元,输出层为1个神经元(0一无事件,1一有事件),隐层的个数是经过反复试算后获得的,隐层数为25个神经元。

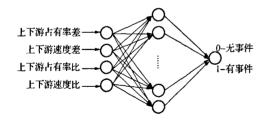


图 2 BP 神经网络事件检测结构

图 3 为概率神经网络(PNN)的基本结构,输入 层有 4 个神经元,模式层的数量等于训练数据的状态模式数,本次训练状态模式数为 2 204 个。总和 层只有 2 个神经元数,表示两种输出类型,输出层神 经元数为 1。

学习向量量化神经网络由一个竞争层和一个线性层组成。输入层的神经元为 4 个,竞争层的神经元个数通过试算确定得 73 个,输出层的神经元数为 1 个,结构如图 4 所示。

利用 MATlab6.5 人工神经网络工具箱实现上

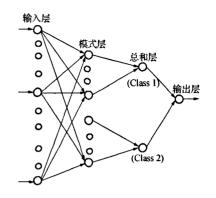


图 3 PNN 网络结构

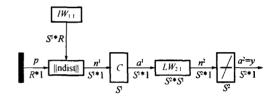


图 4 LVO 神经网络结构

述算法的计算,得到3种神经网络的事件检测结果,见表2。

通过表 2 可以看出: 当检测器间距为 200 m,利 用人工神经网络算法进行事件检测是可行的,通过 比较几种常用的人工神经网络,发现 BP 神经网络 和 PNN 神经网络的事件检测效果较好,BP 算法三 级报警下的检测率达到 100%,误报警率降低仅为 0.28,平均检测时间仅为 118 s,另外,PNN 网络也 取得满意的效果,相比 BP 网络和 PNN 网络,LVQ 网络的检测效果相对较差,三级报警的检测率仅为 73.33%。考虑到 PNN 网络本身具有以下两个固 有缺陷[10]:①第二层(模式层)的神经元数量等于训 练样本的数量,这样在学习样本较多时,模式层的神 经元个数也非常大,导致运算矩阵的增大而使之几 乎丧失了处理大数据量的能力。②模式层到求和层 的权值固定为常数,这样需要学习集合中各类样本 的数量相等,这样会影响其在处理实际数据的能力。 基于上述分析,本文选择 BP 神经网络作为事件检 测算法,以下其它间距事件检测效果的研究也采用 BP 神经网络。

3.2.2 其它固定检测器间距下的事件检测效果

上下游检测器 300 m 间距事件检测效果研究 也在 4 种交通需求下,不同位置共仿真发生事件 56 次,事件仿真、检测的算法和过程与检测器200 m间 距的情况相同,所以省略了它的详细过程,最终算法 的检测结果见表 3。

fact civil		BP 算法			PNN算法		LVQ算法		
级别 -	DR/%	FAR/%	MTTD/s	DR/%	FAR/%	MTTD/s	DR/%	FAR/%	MTTD/s
一级报警	100	3. 18	36. 32	100	5. 12	39, 47	86. 66	1, 75	86
二级报警	100	0.69	66. 32	100	0. 28	94.74	80	0, 17	110
三级报警	100	0. 28	118.4	94.74	0. 28	156. 7	73. 33	0	118

表 2 三种神经网络事件检测结果对比

表 3 300 m 检测器间距的事件检测结果

(az thi	BP算法				
级别 -	DR/%	FAR/%	MTTD/s		
一级报警	100	2. 54	34. 29		
二级报警	100	0.38	84. 64		
三级报警	96	0.09	142. 22		

同理可得到相应的上下游 400 m、500 m、600 m、700 m间距的事件检测结果如表 $4\sim$ 表 7 所示。

表 4 400 m 检测器间距的事件检测结果

Cert Chil	BP 算法			
级别 -	DR/%	FAR/%	MTTD/s	
一级报警	100	1. 97	50. 36	
二级报警	100	0, 47	98. 89	
三级报警	93	0.09	146.40	

表 5 500 m 检测间距的事件检测结果

级别 -	BP算法			
级刑 -	DR/%	FAR/%	MTTD/s	
一级报警	97	3. 42	40. 34	
二级报警	93	0.52	97.50	
三级报警	93	0.18	157.50	

表 6 600 m 检测间距的事件检测结果

<i>ba</i> . धर्म	BP 算法				
级别 -	DR/%	FAR/%	MTTD/s		
一级报警	96. 43	3. 57	55. 56		
二级报警	96. 43	0. 28	113, 33		
三级报警	92. 86	0.09	158. 08		

表 7 700 m 检测间距的事件检测结果

Art Cil	BP 算法			
级别 -	DR/%	FAR/%	MTTD/s	
一级报警	95. 83	15. 02	160. 43	
二级报警	70.83	1. 97	225. 0	
三级报警	54. 17	0. 33	225.0	

由以上各事件检测评价指标表可以看出,当固定检测器间距为 300~600 m 时,几种检测效果的评价指标变化都不是很大,当固定检测器间距为 600 m 时,三级报警制度的 DR 为 92,86%,FAR 降低到 0.09,MTTD 约为 158 s,这与早期经典算法检测结果相比,检测效果较优,而当固定检测器间距为

600 m 时,三级报警制度的 DR 明显下降,仅为54.17%,MTTD 也达到了225 s。所以在高速公路基本路段检测器间距取600 m 较合适,既能高效的检测事件的发生,又能节约投资。

4 结束语

本文以 VISSIM 为研究平台,选择人工神经网络作为事件检测算法,研究了高速公路基本路段检测器布设间距,得出了较合理的检测器布设方案,为后续研究奠定了基础。同时本文还需在以下方面有待更进一步深入研究:设计更好的事件检测算法、数据采用实测数据、高速公路特殊路段的事件检测算法及检测器布设方案等。

参考文献

- [1]杨兆升. 智能运输系统概论[M]. 北京:人民交通出版社, 2003:132,
- [2] R. L. Cheu, Neural network models for automated detection of lane-blocking incidents on freeways [J]. Ph. D. Dissertation, University of California, Irvine, 1994.
- [3]姜桂艳·温慧敏·杨兆升. 高速公路交通事件自动检测系统与算法设计[J]. 交通运输工程学报,2001,1(1):77-81.
- [4] PTV Planung Transport Verkehr AG, VISSIM User Manual—Version 4. 20 [R]. PTV Corporation, 2006.
- [5]蔡志理. 高速公路交通事件检测及交通疏导技术研究 [D]. 吉林, 吉林大学, 2007.
- [6]JTG B01-2003 公路工程技术标准[S]. 北京:中华人民 共和国交通部,2004.
- [7]姜紫峰,刘小坤. 基于神经网络的交通事件检测算法[J]. 而安公路交通大学学报,2000,20(3):67-73.
- [8]梁新荣,裴瑞平,易少芹.基于概率神经网络的高速公路 事件检测[J]. 计算机工程与应用,2007,43(15);227-229.
- [9]王江锋. 高速公路交通拥挤状态自动识别方法研究[D]. 吉林:吉林大学,2004.
- [10] 徐旺林,庞雄奇,吕淑英. 动态概率神经网络及油气概率分布预测[J]. 石油地球物理勘探,2005,40(1):65-70.

[责任编辑:王 欣]