

文章编号: 0451-0712(2006)04-0189-03

中图分类号: U491.31

文献标识码: B

交通事故智能预测系统

全秋红, 黄 丽, 刘 宇

(长安大学 西安市 710064)

摘 要: 利用人工神经网络的方法, 建立了交通流模型, 并结合 Visual C++ 与 MATLAB 的软件设计技术, 提出了交通事故预测系统的软件设计方案。

关键词: 神经网络; 交通事故; 预测; 交通流模型

随着高速公路建设里程的增加, 高速公路上的交通问题愈来愈严重, 尤其是与日俱增的车辆, 对各大城市的交通环境造成严重的冲击, 由于缺乏有效的交通事件预测分析与对整体运输系统的管理, 因而无法满足现有交通系统的需求。

对于交通事故预测, 在理论上提出了不少预测模式, 这些模式主要采用数学的线性或非线性分析方法导出。城市高速公路交通流模型是描述交通流状态变量随时间与空间而变化、分布的规律, 及其与交通控制变量之间关系的方程式。准确的交通流模型不仅是进行交通自动控制系统设计、分析、仿真、运行的基础, 而且也是交通分析、预报、评价以及某些交通设施设计所需要的。由于事故发生的随机性及其发展受到各种因素的影响, 线性的描述就具有一定的局限性, 因而非线性函数描述事故的发展规律将更为准确。但传统的数学方法很难满足这种要求, 而人工多层神经网络最大的优势就是能有效地解决非线性函数问题。本文通过对高速公路交通流模型的分析, 发现利用人工神经网络实时模拟交通流中的各个状态变量, 并预测交通事故发生的可能性, 是一种符合实际、比较可行的预测方法。

1 人工神经网络体系结构

人工神经网络本质上是一种信息的非线性变换系统, 具有强大的非线性特征。神经网络有许多种, 其中, BP 神经网络具有很强的函数逼近能力与预测能力, 本文中应用的 BP 神经网络具有 3 层或 3 层以上的阶层型神经网络, 上、下层之间各神经元实现全

连接, 即下层的每个单元与上层的每个单元都实现全连接, 而每层各神经元之间无连接。BP 神经网络包括输入层、隐含层(也称中间层)和输出层, 各层之间实现全连接, 如图 1 所示。

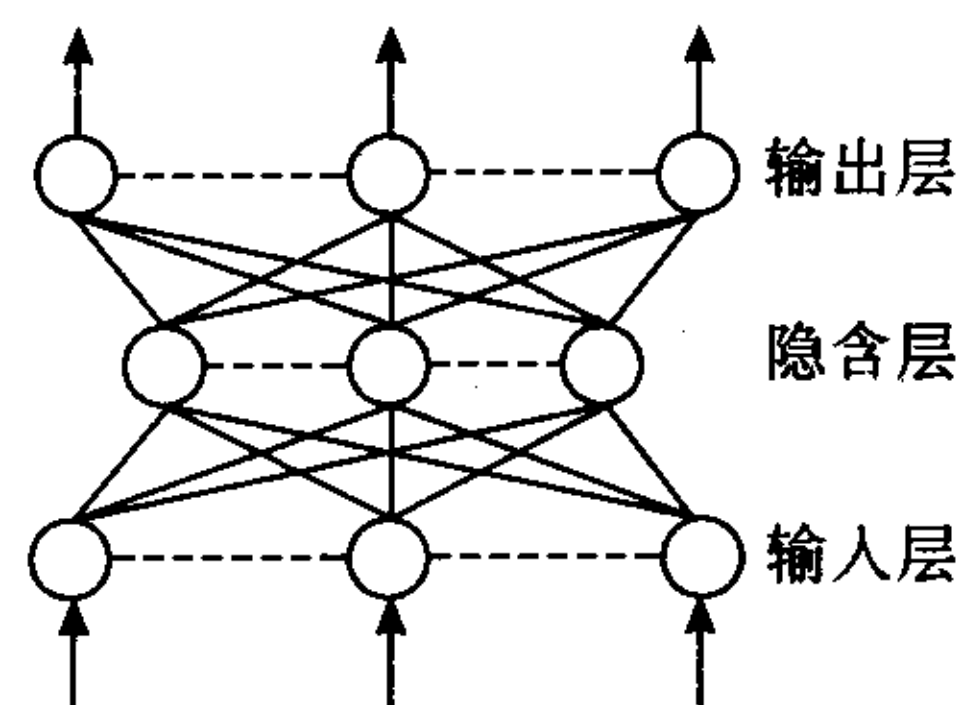


图 1 BP 神经网络

BP 神经网络的学习, 由 4 个过程组成: (1) 由输入层经中间层向输出层输入的“模式顺传播”过程; (2) 网络的希望输出与实际输出之差的误差信号由输出层经中间层向输入层逐层修正连接权的“误差逆传播”过程; (3) 由“模式顺传播”与“误差逆传播”反复进行的网络“记忆训练”过程; (4) 网络趋向收敛即网络的全局误差趋向极小值的“学习收敛”过程。归结起来为: “模式顺传播”→“误差逆传播”→“记忆训练”→“学习收敛”的过程。这种学习规则也称为广义 δ 规则。

2 交通事件预测 BP 模型的建立

2.1 高速公路交通流建模

高速公路具有如下的特点: (1) 全封闭、全立交, 严格控制出入; (2) 汽车专用, 限速行驶; (3) 设中央分隔带, 分道行驶。因此, 高速公路交通流在一定程

度上具有流动、波动、激波、压缩及扩散等流体属性。流体模型近似将高速公路交通流视为连续流,即将流量、速度和密度等集聚变量视为时间和空间的连续函数。同时,流体模型研究车流运动的整体规律。集聚变量在特定的时空点上没有物理意义。假定集聚变量在各条车道上具有相同的分布,则可将高速公路交通流视为沿高速公路轴向运动的一维流体。

目前通用的高速公路交通流模型,是在 Payne 和 Papageorgiou 等学者的工作基础上发展起来的宏观交通流动态模型。下面讨论这种模型的离散状态方程。考虑一条高速公路,将其适当地划分为 N 段,每段长度为 L_i 。交通流状态空间模型可以描述为:

$$\begin{aligned} q_i(k) &= \alpha \rho_i(k) v_i(k) + (1-\alpha) \rho_{i+1}(k) v_{i+1}(k) \\ \rho_i(k+1) &= \rho_i + \frac{T}{L_i} [q_{i-1}(k) - q_i(k) + r_i(k) - \\ s_i(k)] &= \rho_i(k) + \frac{T}{L_i} [\alpha \rho_{i-1}(k) v_{i-1}(k) + (1-2\alpha) \rho_i(k) \\ &\cdot v_i(k) - (1-\alpha) \rho_{i+1}(k) v_{i+1}(k) + r_i(k) - s_i(k)] \\ v_i(k+1) &= v_i(k) + \frac{T}{\tau} \{v_i[\rho_i(k)] - v_i(k)\} + \frac{T}{L_i} \cdot \\ \zeta v_i(k) [v_{i-1}(k) - v_i(k)] &- \frac{\gamma T}{\tau L_i} \frac{\rho_{i+1}(k) - \rho_i(k)}{\rho_{i+1}(k) + \lambda} \end{aligned}$$

其中:

$$v(\rho) = v_f \exp[-(1/b)(\rho/\rho_{cr})b]$$

式中: $\rho_i(k)$ 为第 i 段在 k 时刻的车流密度; $v_i(k)$ 为第 i 段在 k 时刻的车流空间平均速度; $q_i(k)$ 为第 i 段到第 $i+1$ 段在 k 时刻的车流流量; $r_i(k)$ 、 $s_i(k)$ 分别为第 i 段在 k 时刻的入口匝道车流率和出口匝道车流率; v_f 为车流自由行驶速度,可以理解为车流行驶的最大速度; ρ_{cr} 表示临界密度,即车流量达到最大时的车流密度; $b, \tau, \gamma, \zeta, \lambda, \alpha$ 等为方程的调整系数。

$v(\rho) = v_f \exp[-(1/b)(\rho/\rho_{cr})b]$ 为稳态交通流模型,描述稳态交通流的速度和密度的关系。

对于 $i=1$ 时,要用到 $v_0(k)$,可以近似地取 $v_0(k) = v_1(k)$ 。对于 $i=N$ 时,要用到 $\rho_{N+1}(k)$,可以近似地取 $\rho_{N+1} = \rho_N$ 。

取状态变量、输入变量和输出变量分别为:

$$\begin{aligned} x(k) &= [x_1(k), x_2(k), \dots, x_{2N}(k)]^T \\ &= [\rho_1(k), \dots, \rho_N(k), v_1(k), \dots, v_N(k)]^T \\ u(k) &= [u_1(k), u_2(k), \dots, u_{2N+1}(k)]^T \\ &= [q_0(k), r_1(k), \dots, r_N(k), s_1(k), \dots, s_N(k)]^T \\ y(k) &= [y_1(k), y_2(k)]^T = [q_N(k), v_N(k)]^T \end{aligned}$$

这样交通流状态方程可以描述为:

$$x(k+1) = x(k) + f(x(k), u(k))$$

$$y(k+1) = g(x(k+1)) = g(x(k), u(k))$$

2.2 高速公路交通流的神经网络模型

采用 BP 神经网络建立交通流模型是一种有效的建模方法,但 BP 算法是基于梯度的方法,这种方法的收敛速度慢,且常受局部极小点及平台的困扰。因此,在本文中又引入了遗传算法。人工神经网络(ANN)与遗传算法(GA)都是将生物学原理应用于计算智能研究的仿生学理论成果。遗传算法是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种自适应全局优化概率搜索算法,而人工神经网络则是对人脑或动物神经网络若干基本特征的抽象和模拟。因此,它们在信息处理的方式和时间上存在着较大差异。通常,神经系统的变化比较快,而生物的进化却需以世代的尺度衡量。GA 与 ANN 各自有其特点和长处。采用将遗传算法与神经网络相结合的方法,则可将神经网络的结构优化和权值学习合并起来一起求解,克服了 BP 算法容易陷入局部极小的缺陷,是神经网络权值学习的有效方法。因此,本文采用将遗传算法与神经网络相结合的方法,在用 BP 神经网络求解之前,先对网络进行优化,从而寻找更为有效的解决问题方法。一般来说,GA 与 ANN 的结合可以在 3 个层面上进行,即神经网络连接权的进化、神经网络结构的进化和神经网络学习规则的进化。本文在神经网络结构已经优化的基础上,对神经网络权值进行进化,从而求得全局解。

由于在本系统中,交通流检测数据数量有限,为了达到尽可能准确的仿真模拟效果,从而建立准确的交通流模型,因此选用 Levenberg-Marquardt 法(L-M 法),即梯度下降法与牛顿法的结合,对 BP 神经网络进行训练。L-M 法的长处就在于,当网络权值数目较少时,收敛比较迅速。这样既缩短了网络的训练时间,同时也提高了程序的反应速度。根据问题特征及参数预选,如果神经网络的层数过多,将使网络的结构复杂化,导致网络的训练时间增加。但有时根据样本的特点,必须增加网络层数来达到训练的精度。在本论文中,根据不同路段及不同路段的交通流参数样本的特点,设计了不同的网络结构。下面以某一路段为例,对模拟过程做出讨论。

某高速公路的待测路段只有一个入口和一个出口,并且采集的训练样本数据为不同时间段的入口与出口的交通流量。将网络层数设置为 3 层,因此神经网络输入层的节点数为此高速公路的待测路段的入口交通量,输出层的节点数为待测路段的出口

交通量。同时,为了尽量减少误差,选择最佳的隐含层结点数,隐含层采用 S 型激活函数,而输出层则采用线性激活函数。通过优化,得到神经网络结构的输入层、隐含层、输出层的节点分别为 3、6 和 3 个,输入层和输出层的 3 个节点分别代表入口和出口的速度、密度和交通量,其神经网络结构如图 2 所示。

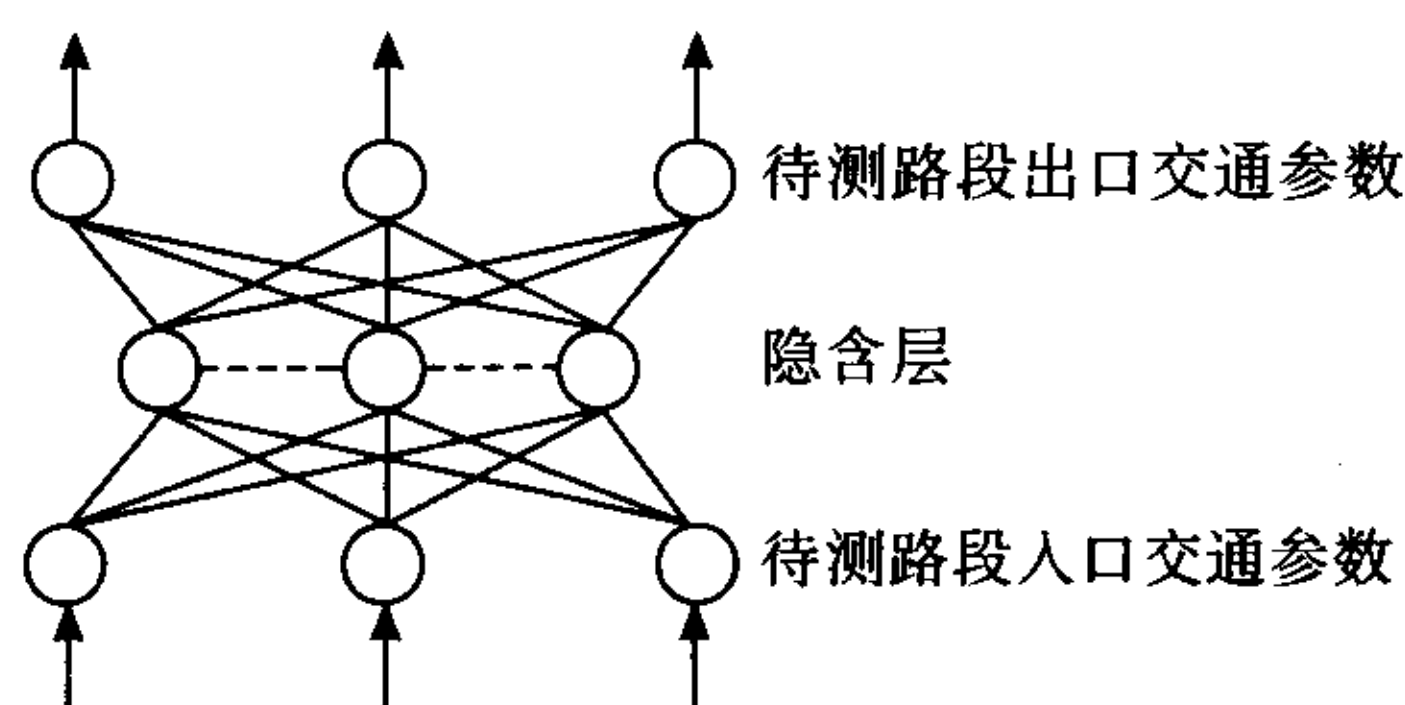


图2 神经网络结构

3 交通事故预测系统的软件实现

下面将通过软件方法来实现高速公路待测路段交通流数据的载入,然后根据交通流数据对该路段的高速公路交通流进行建模,并利用建立的交通流模型,根据待测路段某一时刻的入口交通流量,预测出下一时刻的出口交通流量,再将此预测数据与实时检测的出口实际流量相比较,从而实现对该路段交通事故的预测。

3.1 系统概述

结合 Visual C++ (VC++) 程序在程序界面设计中的可视化及人机对话性强的特点,与 MATLAB 在数学运算上的强大功能,本软件总体分为 2 个部分:程序界面与主体部分 (VC++ 程序);进行神经网络运算的 MATLAB 服务程序部分。系统将 VC++ 设计的主体程序作为前台, MATLAB 作为后台。其中, VC++ 部分主要负责样本数据的输入、知识库的检索、构造神经网络及检测结果的输出; MATLAB 部分负责接收 VC++ 传输的数据,并完成神经网络的建立、训练与仿真,以及将仿真后的结果回传给 VC++ 程序。 VC++ 与 MATLAB 工作空间之间的通信,用的是在 VC++ 程序中通过 MATLAB 引擎调用 MATLAB 函数的方式来实现,通过接口程序实现数据与控制命令的传输。该系统的总体内部逻辑结构如图 3 所示。

3.2 系统功能模块设计

在该预测系统中,初步实现了结构化、模块化设计。进入系统界面后,在主菜单的“文件”下拉菜单中

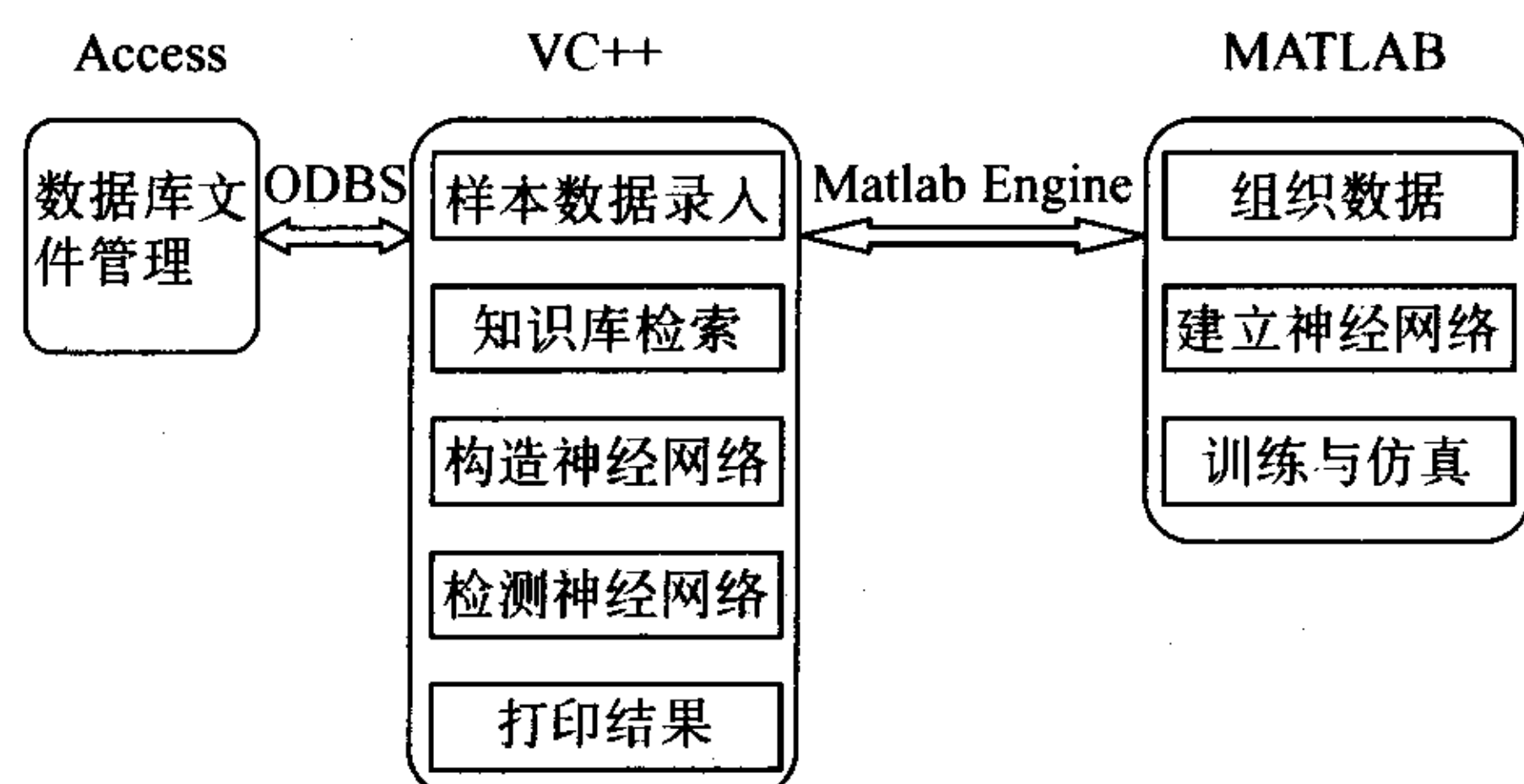


图3 软件内部逻辑结构

选取“新建检测路段”后,将弹出子程序界面。在这里,将进行某个待测路段数据录入、交通流建模与预测。该系统包括 4 个基本功能模块:检测路段的初始化;交通流量数据的采集;交通流量实测数据与预测数据的查看;报警模式的选择。系统功能模块的结构如图 4 所示。

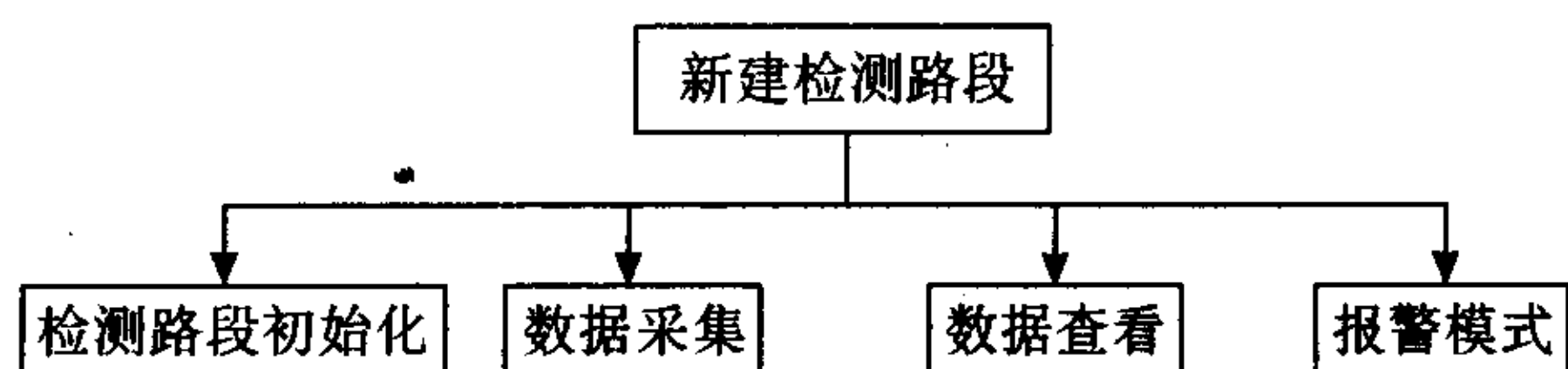


图4 系统功能模块的结构

(1)检测路段初始化。在该功能控件中,用户通过进行对待测路段匝道的入口/出口交通流量数据、待测路段名称的录入,完成待测路段基本信息的采集,从而为交通流神经网络模型的建立提供必要的样本数据。

(2)数据采集,包括检测数据的人工采集与自动采集。其中自动采集模式,是针对高速公路匝道车辆检测器的统计功能而设计的。选择人工采集模式,则由输入待测路段的入口流量的实测数据,通过数据的传输,提供给建立好的交通流神经网络模型作为数据仿真的输入数据,从而利用交通流模型预测出与该入口流量相对应的正常情况下的出口交通流量。

(3)数据查看,包括了待测路段的出口/入口交通流量的实测值、待测路段的出口交通流量的预测值以及出口流量的实测值与预测值之间的残差值。

(4)报警模式。当预测的正常无事故情况下出口交通流量数据与实际出口检测数据的误差过大时,将选择是否自动报警。

4 结语

本文应用神经网络对交通流模型进行预测和模拟的结果,与实测数据基本接近。然而,计算机模拟

文章编号: 0451-0712(2006)04-0192-07

中图分类号: F832.41

文献标识码: B

我国高速公路建设采取 BOT 融资方式的风险评价

富 宁

(中国农业大学 北京市 100083)

摘 要: 运用数学模型对我国高速公路建设采取 BOT 融资方式的市场风险、经济风险、财务风险、政治风险及综合风险进行评价,特别是运用贝叶斯推断理论对交通量预测的风险评价是科学的和可行的。

关键词: 公路建设; BOT 项目; 融资方式; 风险评价

高速公路作为现代交通的后起之秀,是衡量国民经济现代化的重要标志之一,加快高速公路建设的关键在于资金的筹集。通过有效融资,实现运输基础设施的网络建设,也是发展基础设施平台、加速运输业向现代化物流业转变的重要一环。因此,加快我国高速公路建设投融资体制的制度创新对振兴我国经济发展有着非同寻常的重要意义。BOT 作为一种适合基础设施建设新型融资方式,引起了各界的广泛重视,被认为是代表国际项目融资发展趋势的一种新型结构,显示了极强的生命力。但是 BOT 融资方式存在着诸多的风险,所以对风险的评价将尤为重要。

1 BOT 项目融资方式及风险评价的概念

1.1 BOT 的概念

收稿日期: 2006-01-25

的结果取决于样本采集的精度、网络计算的精度、算法的选择等等,在有些环节还无法达到实际的要求,因而预测的结果目前只可作为一个决策判断的辅助依据。

无论对于高速公路交通规划,还是高速公路交通管理来说,预测工作都是首要的环节,准确高效的预测结果均是交通规划和管理的基本前提。交通流模型方面的研究成果以及神经网络理论在交通流建模方面的应用,为交通软件系统的实现打下了基础。若开发出适合我国交通特点的预测软件系统,将为科学研究、工程技术提供更强的技术支持,达到事半功倍的效果。

BOT (Build—Operate—Transfer), 即“建设—运营—转让”。它的含义是: 一个建设项目, 承建者或发起者通过契约从委托人(通常为政府)手中获得特许权, 成为特许权所有者之后, 着手从事这个项目的投资、建设、经营, 并在政府的特许期内, 拥有该项目设施的使用权和项目的经营权; 特许权期满后, 将项目设施全部移交给委托人, 在特许权期间, 承建者或发起者通过对项目的良好经营, 收回投资融资成本, 并获得合理利润; BOT 特许期, 一般为 10~35 年。

1.2 风险评价的概念

项目融资的风险分析是在可行性研究的基础上, 按照项目融资的特点和要求, 对项目风险做出进一步详细的分类研究, 并根据这些分析结果, 为在项目融资结构设计中减少和分散这些风险提供具体的

参考文献:

- [1] 王伟, 等. 交通工程学[M]. 南京: 东南大学出版社, 2002.
- [2] 王亦兵, 韩曾晋, 史其信. 高速公路交通流建模[J]. 系统工程学报, 1998.
- [3] 吕琪, 王慧. 基于动态神经网络模型的交通事件检测算法[J]. 公路交通科技, 2003.
- [4] 郭郴生, 刘伟铭, 姜山. 基于遗传神经网络的道路交通量预测[J]. 广西交通科技, 2002.
- [5] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络与盲信号处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
- [6] 高隽. 人工神经网络原理及仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.