

文章编号: 1002-0268(2004)03-0082-04

交通流预测方法综述

刘 静, 关 伟

(北京交通大学, 北京 100044)

摘要: 实时交通流预测是智能运输系统研究的一个重大问题。为此, 建立了许多预测模型, 有历史平均模型、时间序列模型、卡尔曼滤波模型、非参数回归模型、神经网络模型和组合模型等。总结评述现存的各类模型, 提出交通流预测研究领域今后可能的发展趋势。

关键词: 交通流预测

中图分类号: U491.112

文献标识码: A

A Summary of Traffic Flow Forecasting Methods

LIU Jing, GUAN Wei

(Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Real-time traffic flow forecasting is one of important issues of ITS research. Some forecasting models including history average, time-series, Kalman filtering, non-parametric regression, neural networks and synthetic model, etc, have been established. Review of these existing forecasting models and probable frequency of traffic flow forecasting research field is presented.

Key words: Traffic flow forecasting

0 引言

随着社会经济和交通事业的发展, 交通拥挤和交通事故等诸多交通问题越来越凸现出来, 成了全球共同关注的难题。自上世纪 80 年代以来, 发达国家开始投入大量人力物力进行道路交通运输系统的管理与控制技术的开发。于是, 运用各种高新技术系统地解决道路交通问题的思想就应运而生了, 这就是智能交通系统 ITS (Intelligent Transport System)。

交通控制与诱导系统是 ITS 研究的热门核心课题, 而实现交通流诱导系统的关键问题是实时准确的交通流量预测, 即如何有效地利用实时交通数据信息去滚动预测未来几分钟内的交通状况。其结果可以直接送到先进的交通信息系统 (ATIS) 和先进的交通管理系统 (ATMS) 当中, 给出出行者提供实时有效的信息, 帮助他们更好地进行路径选择, 实现路径诱导, 以缩减出行时间, 减少交通拥挤。这种预测称为短期预测 (Short-term Forecasting), 它是微观意义上的, 与中观和宏观意

义上的以小时、天、月甚至是年计算的基于交通规划的战略预测 (Strategic Forecasting) 是有本质区别的。

Martin, Smith, Sullivan 和 Dememetsky 等人提出了解决各种短时交通预测问题的模型, 包括交叉口流量的预测、路段交通流量和事故的预测。较早期的预测方法主要有: 自回归模型 (AR)、滑动平均模型 (MA)、自回归滑动平均模型 (ARMA)、历史平均模型 (HA) 和 Box-Cox 法等等。随着该领域研究的逐渐深入, 又出现了一批更复杂的、精度更高的预测方法。大体来说, 可分成两类: 一类是以数理统计和微积分等传统数学和物理方法为基础的预测模型; 一类是以现代科学技术和方法 (如模拟技术、神经网络、模糊控制) 为主要研究手段而形成的预测模型, 其特点是所采用的模型和方法不追求严格意义上的数学推导和明确的物理意义, 而更重视对真实交通流现象的拟合效果。第一类包括时间序列模型 (Time-Series Model)、卡尔曼滤波模型 (Kalman Filtering Model)、参数回归模型 (Parametric Regressive Model)、指数平滑模型 (Exponential Smoothing Mod-

收稿日期: 2003-08-04

作者简介: 刘静 (1982-), 女, 山东高密人, 北京交通大学交通运输学院本科生, 研究方向为智能交通。E-mail: liujing@bjtu.edu.cn

http://www.cnki.net

el)等;第二类则包括非参数回归模型(Nonparametric Regressive Model)、KARIMA 算法、基于小波理论的方法、基于多维分形的方法、谱分析法(Spectral Basis Analysis)、状态空间重构模型和多种与神经网络(Neural Network)相关的复合预测模型等。

目前广泛应用的模型有4种:历史平均模型、时间序列模型、神经网络模型和非参数回归模型。

4 种主要预测模型的性能比较 表 1

模型	优点	缺点
历史平均模型	操作简单,速度快	不能应付突发事件
时间序列-ARIMA 模型	技术成熟,精度较高	数据遗失,初始化复杂
神经网络模型	适合复杂、非线性条件	复杂的训练过程
非参数回归模型	无需假设基本关系	寻找近邻的复杂性

1 现存主要预测模型概述

1.1 历史平均模型(History Average Model)

算法定义为 $V(\text{new}) = \alpha V + (1 - \alpha)V(\text{old})$ 。式中, $V(\text{new})$ 代表某路段在一定时间间隔内的新的交通流量; $V(\text{old})$ 代表该路段在一定时间间隔内的旧的交通流量; V 为最近观察到的该路段在一定时间间隔内的交通流量; α 为平滑系数。

Stephanedes 于 1981 年将历史平均模型应用于城市交通控制系统(UTCS-urban traffic control system)中。另外,在欧洲,此模型被广泛应用到各种出行者信息系统和动态路径诱导系统中,如:1987 年 Jeffrey 提出的 AUTOGUIDE 系统;1993 年 Kaysi 提出的 LISB 系统。

历史平均法算法简单,参数可用最小二乘法(IS)在线估计,可以在一定程度内解决不同时间、不同时段里的交通流变化问题。但静态的预测不足取,因为它未能反映动态交通流基本的不确定性与非线性特性,尤其无法克服随机干扰因素的影响,没有办法应对交通系统中的突发事件,比如事故。

1.2 时间序列模型(Time-Series Model)-ARIMA (Auto-Regression Integrated Moving Average)

Ahmed 和 Cook 于 1979 年首次在交通流预测领域提出了时间序列模型。1976 年,Box 和 Jenkins 又创立了 ARIMA-自回归整数移动平均模型(又被称为 Box-Jenkins 模型),这是一种应用得最为广泛的时间序列模型。该模型不像其它时间序列方法一样需要固定的初始化模拟。它将某一时刻的交通流量看成是更为一般的非平稳随机序列,一般带有 3 个或 6 个模型参数。ARIMA 模型在 1984 年就被 Okutani 和 Stephanedes 应用到 UTCS 中;1993 年又被 Kim 和 Hobeika 应用到高速公路交通流量预测(Freeway traffic flow forecasting)中。

在大量不间断数据的基础上,此模型拥有较高的预测精度,但需要复杂的参数估计,而且计算出的参数不能移植。在实际情况下,经常由于各种各样的原因容易造成数据遗漏,导致模型精度降低。而且依赖大量的历史数据,成本很高。针对这些问题, Mohammad M. Hamed 等提出了具有 3 个模型参数的 (0, 1, 1) 模型,该模型只需上一个观测值的预测误差和现时交通流观测值,在很大程度上克服了数据遗漏的缺点。

另外,ARIMA 模型特别适用于稳定的交通流,交通状况变化急剧时,由于计算量过大,该模型将在预测延迟方面暴露出明显的不足。此外,该模型基本上是从纯时间序列分析的角度进行预测,并没考虑上下游路段之间的流量关系。

1.3 卡尔曼滤波模型(Kalman Filtering Model)

卡尔曼滤波理论(KF)是 Kalman 于 1960 年提出的,是一种在现代控制理论中广泛采用的先进方法,它在许多方面得到应用,如统计学(West 和 Hamison, 1981 年)和经济学中的时间系列模式(Harrey, 1990 年)。1984 年, Okutani 和 Stephanedes 提出了用于交通流预测的卡尔曼滤波模型。Vythotkaspe 也提出了基于卡尔曼滤波理论的交通流量预测模型。

卡尔曼滤波法具有预测因子选择灵活、精度较高的优点,是最好的预测方法之一。且模型的预测精度随预测时间间隔的变化不大,这说明方法的强壮性很好。但是,由于模型的基础是线性估计模型,所以当预测间隔小于 5min 时,交通流量变化的随机性和非线性性再强一些时,模型的性能是否会变差,还值得进一步研究。此外,由于在每次计算时都要调整权值,需要作大量的矩阵和向量运算,导致算法较为复杂,难以用于实时在线预测,预测输出值有时要延迟几个时间段。

1.4 非参数回归模型(Nonparametric Regressive Model)

非参数回归是近几年兴起的一种适合不确定的、非线性的动态系统的非参数建模方法。它不需先验知识,只需足够的历史数据,寻找历史数据中与当前点相似的“近邻”,并用那些“近邻”预测下一时刻值。因此,特别是在有特殊事件发生时,预测结果要比参数建模精确。

1991 年, Davis 和 Nihan 将其应用于交通流预测中;1995 年 Smith 又将之应用于单点短时交通流预测,但因其搜索“近邻”点的速度太慢和试凑的参数调整方法而没有得到真正实用。随后人们又提出了很多的改进办法,比如采取基于密度集 K 的变搜索算法、基于动态聚类和散列函数的历史数据组织方式。经过改进,可明显提高算法速度。

非参数回归作为一种无参数、可移植、高预测精度的算法,它的误差比较小,且误差分布情况良好。尤其通过对搜索算法和参数调整规则的改进,使其可以真正达到实时交通流预测的需求。并且这种方法便于操作实施,能够应用于复杂环境,可在不同的路段上进行方便地预测。

1.5 神经网络模型 (Neural Network Model)

美国联邦运输局在有关发展智能交通系统的报告中指出:先进的交通控制系统不仅应当具备已有系统的优点,更为重要的是要能充分利用不断积累的经验,有效地产生控制策略,使模型具有根据历史数据进行学习和经验积累的能力。鉴于这样的发展思路和要求,神经网络由于其自身特有的自适应和自学习的优势,在实时交通流预测领域的应用变得非常活跃起来。

人工神经网络诞生于 20 世纪 40 年代。1992 年,Chin 将之用于长期交通预测;1993 年和 1994 年,Dougherty 和 Clark 分别将之用于短时交通预测。可以说,神经网络是所谓智能方法的一个主要方面,它在交通流预测中的应用,在一定程度上摆脱了建立精确数学模型的困扰,为研究工作开辟了新的思路。神经网络模型是在交通流量预测方面很有潜力的一种模型。

1.5.1 BP 神经网络-误差反传神经网络模型 (Back-Propagation Network Model)

BP 模型是研究最为成熟、应用最为广泛的一种神经网络模型,它由 Rumelhart 和 McClelland 于 1985 年首次设计实现。

其基本思想为:整个学习过程由信号的正向传播和误差的反向传播两个过程组成。这两个过程周而复始,权值不断得到修改,一直进行到网络输出的误差逐渐减少到可接受的程度,或达到设定的学习次数为止。

本模型提供了迅速实时预测交通流状况的一种很好的方法。进一步的工作是研究考虑影响交通流状况预测模型的多种因素。

1.5.2 单元神经网络模型 (Modular Neural Network Model)

MNN 是在传统神经网络的基础上,对输入数据进行提前分类,使输入数据标准化。1998 年, Park 和 Rilett 开始使用 MNN 模型进行行程时间和交通流量的预测。相比 BP 模型, MNN 模型能使误差降低 17%,但是程序很复杂,表现在:信息特征的提取、输入信息的分类、分类变量的识别、演算法的选择、决定恰当的权值向量等。

1.5.3 基于谱分析的神经网络模型 (Spectral Basis Neural Network Model)

SNN 模型利用正弦曲线特性,使输入信息变成线性的、可分离的信息,目标是把复杂的非单调函数转化成单调函数。它的性能优于传统的神经网络模型,跟 MNN 模型的输出结果相似,但 SNN 模型相比 MNN 模型来说,算法实现简单得多。

1.5.4 高阶广义神经网络模型 (High-order Generalized Neural Network Model)

普通神经网络的神经元只有简单的外部权值处理能力而不具备复杂的内部转移函数处理能力,因而存在着局部极小、收敛速度慢等不足。而高阶广义神经网络具有两类结构:一是网络级的宏观层次结构;一是神经元级的微观层次结构。这种结构能将标准 BP 算法的收敛速度提高 1 000 倍以上,可满足实时动态分配的要求,为将神经网络技术应用于复杂的非线性大系统的实时处理提供了基础。

1.5.5 模糊神经网络模型 (Fuzzy Neural Network Model)

FNN 是由国内研究者(尹宏宾, 2000)提出的,是将模糊聚类和网络的学习功能有机结合在一起,来研究交通流变化规律。

FNN 相比 NN 具有很多优点:算法在使用时设定的参数基本上都无须精心设计;误差较小, FNN 和 NN 两种模型的 RMSE (均方根误差)分别为 15.6 辆/h 和 30.3 辆/h;算法的收敛速度非常迅速,比 NN 快近 1 倍;尽管预测模型是基于模糊理论的,但是使用起来并不需要进行规则设计,仅仅需要设定模糊聚类空间的划分,这提高了预测算法的适应性;收敛过程比较平稳。

1.5.6 对传统 BP 神经网络的改进

基本 BP 算法存在着收敛速度慢和易陷入局部最小点等缺陷。为解决这一问题,人们提出了自适应学习率和动量法,特别对网络局部动态学习率进行了深入的探讨,实现了以动量法优化网络收敛性。还可利用遗传算法对传统 BP 网络进行网络结构优化,得出具有最佳隐节点的网络结构。另外,可对原始数据进行预处理,比如按比例对原始数据进行缩放,能有效提高预测精度。

1.6 自适应权重模型

1.6.1 基本模型

其基本思想是:给交通流状况的各个影响因素分配权重。定义可以实时检测到的路况指标,比如预测间隔时间、突发事件、与天气有关的因素、道路占有

率、平均路网行驶时间等,作为权重选择的依据。此方法由于以线性回归模型为基础,所以相对来说计算简单,易于实现,从而便于大规模应用;且采集路况指标用以改变权重也简单易行,实时性好。指标选择灵活是这种预测模型的一个特点,给它的应用带来了方便,但同时也不可避免地加大了主观性。

1.6.2 基于神经网络的自适应权重模型

自适应权重模型的核心和关键是要根据实时采集的反映当前路况信息的指标来动态地改变各预测因子在回归模型中所占的比重,从而加强模型的自适应能力,以克服普通线性回归模型不能反映出交通流变化的非线性和不确定性的缺点。但是,这种方法在权重的选择策略上还存在着不足。一般来说只是从理论上分析或凭经验推测路况指标对各权重的影响,缺乏更为科学的选择机制。针对这个问题,提出采用神经网络产生权重分配方案的改进方法,这无疑将进一步增强模型的自适应能力。在实际应用中可用较为简单的BP网。网络以实时采集的路况指标作为输入,以权重分配向量作为输出,用预测值和实际值之间的误差训练网络。

2 组合预测模型

为有效利用各种模型的优点,1969年,J. N. Bates 和 C. W. J. Granger 首次提出了组合预测的理论和方法,将不同的预测方法进行组合,以求产生较好的预测效果。

前面提到的现存预测模型,包括历史平均模型、时间序列模型、非参数回归模型、神经网络模型、卡尔曼滤波模型等,各有优缺点和自己的适应条件。所以,应用某一单一模型进行复杂交通流量的预测,显然是力不从心的。因此,考虑一种综合模型,集历史平均法、时间序列法、非参数回归法、神经网络法于一体,针对不同的交通状况,综合模型自行选择某种或几种适合的预测方法进行预测。经分析,有以下几种预测趋势:若缺少检测器数据,只能选择历史平均法;交通流稳定时应选择时间序列法;神经网络适用于变化纷繁的交通状况,但必须保证大量的原始数据进行网络学习;当原始数据不足时,非参数回归法可以代替神经网络。另外,非参数建模对特殊事件的预测相对精确。

利用组合预测方法时,单个模型在组合模型中的权数成了关键。权数的估计方法可有:最小平方方法和最小方差法。在进行估计时,应注意以下几个问题:

(1) 权数大于0的条件应当去掉,使其对各种情况均符合;(2) 权系数应是变值;(3) 关于约束条件,不仅应考虑到各权数之和等于1,而且要使组合预测比单个模型预测的整体效果和各点控制均好。

3 结束语

基于确定的数学模型的预测方法越来越不能满足实际精度需要。鉴于道路交通系统的非线性、复杂性和不确定性的基本特征,许多无模型的预测算法被应用到短时交通流预测领域中来,取得了较好的效果。另外,近些年来的研究成果表明考虑上下游流量关系的因果预测法往往比单纯的时间序列预测法更能适应短时交通流预测的特点,所以短时交通流预测方法发展的趋势将是无模型的因果预测法。同时,各种组合预测模型,像有模型算法和无模型算法的结合,神经网络理论与遗传算法、模糊理论、小波理论、谱分析等的结合,也必然会得到越来越广泛的研究与应用。另外,我们可以将一些在其它预测领域应用成熟的预测方法经过移植改进,用来为交通流预测服务。最后,致力于开发一个集各种预测方法功能于一体的综合性软件——交通流预测支持系统,除了基本的预测理论、计算机技术、人工智能、系统工程等,预测支持系统将成为越来越多科学技术的综合体,针对纷繁变化的交通流状态,系统自行选择某种单一预测方法或组合预测方法进行预测。

参考文献:

- [1] 吴小强,李鹏,曲卫民.智能交通系统研究回顾与展望[J].国外公路,2000(4):36—40.
- [2] 贺国光,李宇,马寿峰.基于数学模型的短时交通流预测方法探讨[J].系统工程理论与实践,2000(12).
- [3] Makr Dougherty. A Review of Neural Network Applied to Transport[J]. Transportation Research, 1996: 151—166.
- [4] Brian L Smith, Michael J Demetsky. Traffic Flow Forecasting: Comparison of Modelling Approaches[J]. Journal of Transportation Engineering, 1997: 261—266.
- [5] Mohammad M Hamed, Hashem R Al-masaeid, Zahi M Bari Said. Short-term Prediction of Traffic Volume in Urban Arterials[J]. Journal of Transportation Engineering, 1995: 249—254.
- [6] Mascha Der Voort, Mark Dougherty, Susan Watson. Combining Kohonen Maps with ARIMA Time Series Models to Forecast Traffic Flow[J]. Transportation Research, 1996: 307—318.
- [7] 宫晓燕,汤淑明.基于非参数回归的短时交通流量预测与事件检测综合算法[J].中国公路学报,2003(1):82—86.
- [8] 朱中,杨兆升.实时交通流量人工神经网络预测模型[J].中国公路学报,1998(4):89—92.