

交通流预测的研究现状及未来发展

吴晓龙

在过去的几十年中越来越多的家庭拥有了属于自己的私家车，截止 2017 年底，中国私家车保有量已超过 2 亿辆，预计在 2020 年，私家车保有量将达 3 亿辆，数量庞大的私家车必定会带来交通拥堵和停车困难等一系列问题。目前交通管理部门主要采取如下几种办法来解决交通拥堵问题：（1）加强道路基础设施建设，如加宽道路，修建新道路等；（2）限制在道路上行驶的私家车的数量，如尾号限行，限制异地车辆进入城区、摇号上牌等；（3）开发智能交通系统（Intelligent Transportation System，ITS）等。



图 1 2012-2017 年中国汽车保有量走势

先进的智能交通系统离不开基础交通数据的处理，目前智能交通领域存在多种数据采集处理方式，同时也为 ITS 提供了多维的交通数据，如何让这些数据有效地应用于 ITS 已经成为目前研究的热点。交通流预测也是交通数据处理的一种方式，准确的交通预测信息可以为交通管理者提供有力的交通决策依据，同时也可以让驾驶员选择更为畅通的道路出行，进而避免或缓解交通拥堵的状况。在交通流预测方面，目前主要有基于线性统计理论的预测模型和基于智能理论的预测模型等。

近年来，深度学习作为一种新的机器学习方法开始受到研究人员和商业人士的广泛关注。深度学习是一种包含多个隐藏层的多层感知器，通过学习一种深层的非线性网络结构来实现复杂的计算，从而更好地还原交通系统的状态，进一步达到交通流预测的目的。伴随 IPv6、无线通信技术和传感技术的发展，智能交通逐渐融合了短程无线通信技术、微电子传感技术、嵌入式传感网络等技术。智能交通物联网将智能交通的基本理念与物联网技术产业相结合，给智能交通带来了一次全新的升级，但这也随之带来了巨大的交通

数据量，仅在广州一地，每日新增的城市交通运营数据记录数据超过 12 亿条，每天产生的数据量为 150G~300GB。传统的方法根本无法解决如此庞大的数据量，通过深度学习进行交通大数据分析、预测已成为必然趋势。

一、交通流的特性

交通流随着时间和空间的变化而变化，受到车辆、行人和其他干扰因素的影响，表现出强烈的随机性和不确定性，交通流具有如下显著特性：

1、随机性

随机性指的是交通流随时间随机变化的特性，由于道路上的车辆选择的行驶路径不同以及外界干扰因素对车辆行驶状态的影响等因素，不同路段的交通流随时变化，表现出强烈的随机性。

2、周期性

由于工作日和非工作日的周期性，人们的驾驶出行也表现出一定的规律性，体现在交通流上，即一定周期内同一路段的交通流表现出周期出现的畅通、拥挤等现象，而同一路段每间隔一定周期，交通流状态呈现一定的重复性，这也是能实现短时交通流预测的基础和前提。

3、时空特性

在交通流中，前一刻的交通流会对下一时刻的交通流产生影响，即现在和未来交通状态受历史交通状态影响，并且交通流时间序列变化趋势与历史时间序列趋势呈正相关。相邻路段的交通流之间也相互影响，下游车辆变化趋势也随上游车辆变化趋势呈正相关变化。

4、网状特性

城市交通路网纵横交错，城市的主要区域通过主干道相互连通，更小的区域通过辅道连接至主干道，而出行者根据出行经验或导航系统选择行驶路径，使得整个交通路网就像一张相互交错的网络。

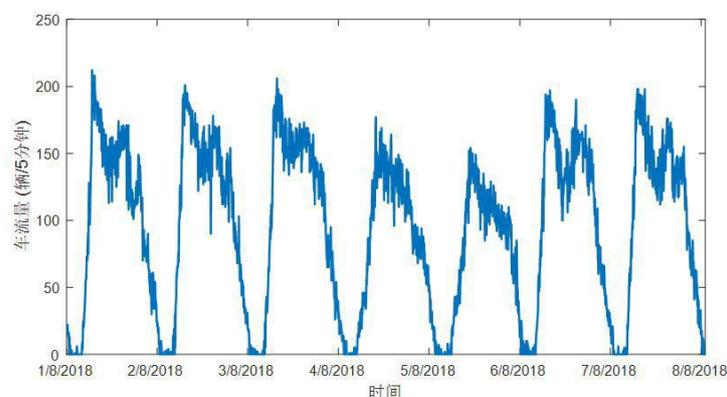


图 2 美国加州高速公路车流量表现出的周期特性

总而言之，交通系统受各种外在因素的影响，不同路段，不同时间的交通流之间相互关联，同时表现出强烈的随机性和复杂性，大大增加了交通流预测的技术难度，使实时准确预测交通流变得更为困难。

二、交通流参数

交通流是指汽车在道路上连续行驶形成的车流。广义上还包括其他车辆的车流和人流。在某段时间内，在不受横向交叉影响的路段上，交通流呈连续流状态；在遇到路口信号灯管制时，呈断续流状态。交通流参数主要包括平均车流量、平均车速、平均占有率、车流密度、车头间距等。随着交通流理论的发展，可将交通流特征参数分为宏观和微观两个方面，其中宏观交通流参数主要有平均车流量、平均车速、平均占有率等，即从交通系统整体出发，交通流所表现出的特征；微观交通流参数主要有车头间距和车头时距等，即从交通流出发，车辆之间所表现出的特征。而短时交通流预测，实际上是基于宏观交通流的三大基本特性参数进行的研究。下面将对宏观交通流的三大基本特征进行详细介绍。

1、平均车流量

平均车流量指采样时间内通过指定路段中某一截面的车辆数，一般地，平均车流量等于采样时间段内通过的车辆数除以采样时间长度。车流量受到道路中车辆、行人和其他干扰因素的影响，随着时间和空间的变化而变化，表现出强烈的随机性，所以在短时交通流的预测研究中常选取采样时间内通过某一路段中某一截面的车辆数的平均值作为研究车流量的样本数据。

2、平均车速

平均车速是单位时间内车辆在检测路段中行驶距离的平均值，详细地，指采样时间内多个车辆通过道路某一截面的瞬时速度的算术平均值。交通系统中车流的随机变化以及路段中不同车辆之间的相互影响。

3、平均占有率

交通流密度与平均占有率相似，指路段中单位长度存在的车辆数，因为密度随着观测时间和观测区间的变化而变化，表现出瞬时性，存在检测的困难。因此在交通系统中，大多使用容易检测的占有率。平均占有率指驶入检测路段的所有车辆占用交通流数据传感器的时间总和比上采样时间。



图 3 城市道路十字路口(图片来自车云网)

三、交通流的检测技术

交通流检测技术主要分为固定型采集技术和移动型采集技术。其中，固定型采集技术检测其所在位置检测范围内的交通流数据，移动型采集技术检测其所在路段的交通流数据。

1、固定型检测技术

固定型采集技术指安装在交通路网中固定地点的检测设备对其检测范围内的车辆数据的采集，实现交通路网中固定地点的交通流数据采集的方法的总称。固定型检测设备一般固定在城市路网的主干道、道路交叉口、高速公路出入口以及某些特殊路段，按照检测设备的工作方式以及电磁波波长的不同，固定型采集技术分为视频检测技术、波频检测技术和磁频检测技术。

2、移动型检测技术

移动型采集技术指通过安装在移动车辆上的交通数据采集设备获取交通流数据的方法的总称。常用移动型采集技术包括基于 GPS (Global Positioning System) 的动态交通数据检测、基于自动识别汽车牌照的动态交通数据检测和基于 RFID (Radio Frequency Identification) 的动态交通数据检测。

固定型和移动型交通流检测技术以及其优缺点如表 1 所示。

表 1 交通流检测技术及优缺点

采集方式	采集方法	优点	缺点
	感应线圈	技术成熟、易安装、计数精准	修理困难、易损坏
	超声波	体积小、寿命长、可移动	精度受环境影响
	红外线	可检测多车道、可检测静止车辆	精度受环境影响
固定型	微波	在恶劣气候下性能出色	道路有铁制分隔带时，精度下降
	视频	可提供可视化图像	数据量大、受环境影响大
	磁力	可检测小型车辆	难以分辨车距较近的车辆
	声学	根据车辆的声学特征识别车辆	精度受背景噪音影响
移动型	GPS	检测数据连续性强、全天候工作	车辆需安装 GPS、易受电磁干扰
	RFID	检测数据连续性强、全天候工作、提供自动收费功能	车辆需安装 RFID、计算复杂度高

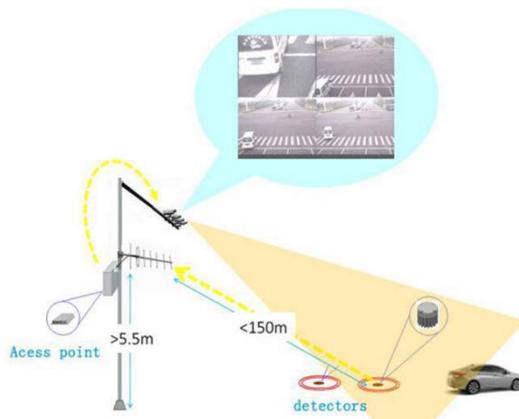


图 4. 交通信息采集(图片来自中国传动网)

四、交通流预测的研究现状

这里简要说一下“预测”的含义和作用，包括预测与过去数据、当前实时检测的关系。

几十年来，世界各国的专家和学者利用各学科领域的方法开发出了各种预测模型用于短时交通流预测，总结起来，大概可以分为四类模型：基于智能理论的预测模型、基于非线性理论的预测模型、基于线性统计的预测模型以及交通仿真模型。这些模型各有优缺点，下面将进行详细分析。

1、基于智能理论的预测模型

神经网络模型是基于智能理论预测模型的一种，神经网络能够识别复杂非线性系统的特性，又因为交通系统是一个复杂的非线性系统，所以神经网络比较适合于交通领域应用。它采用典型的“黑箱”式学习模式，不需要任何经验公式，就能从已有数据中自动的归纳规则，获得这些数据的内在规律。即使不清楚预测问题的内部机理，只要有大量的输入、输出样本，经神经网络“黑箱”内部自动调整后，便可建立良好的输入、输出映射模型。

但神经网络的这种“黑箱”式学习模式不能获得容易被人接受的输入/输出关系，而且在训练过程中需要大量的原始数据，数据不足会导致不好的预测结果，训练完成的网络只适合于当前研究路段，当道路条件和交通状况改变时，训练完成的网络将不再适用，也不能用于其他路段，推广能力差。同时，神经网络的学习算法采用经验风险最小化原理，不能使期望风险最小化，

在理论上存在缺陷。与神经网络类似的智能模型还有深度学习模型、大数据分析模型等。

2、基于非线性理论的预测模型

基于非线性理论的预测模型主要有小波分析模型、混沌理论模型等，非线性理论预测模型可以通过相空间重构在高维空间寻找交通系统的原始特征，进而构建预测模型对交通流进行预测。在过去几十年中，由于非线性理论在处理时间序列信号上的优势，该类模型被广泛应用于交通流预测领域，但随着基于智能理论的预测模型出现，研究的热点逐渐转向了深度学习、大数据分析等方向。

3、基于线性统计的预测模型

这类模型是用数理统计的方法处理交通历史数据。一般来说统计模型使用历史数据进行预测，它假设未来预测的数据与过去的历史数据有相同的特性。研究较早的历史平均模型方法简单，但精度较差，虽然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，但静态的预测有其先天性的不足，因为它不能解决非常规和突发的交通状况。线性回归模型方法比较成熟，在交通流预测中，所需的检测设备比较简单，数量较少，而且价格低廉，但缺点也很明显，主要是适用性差、实时性不强。单纯依据预先确定的回归方程，由测得的影响交通流的因素进行预测，只适用于特定路段的特定流量范围，且不能及时修正误差。当实际情况与参数标定时交通状态相差较远时，预测误差将会增大，而在线标定多元线性回归的参数又比较困难。同时，在将主要影响因素量化的过程中还存在着一些不确定性。

4、基于交通仿真的预测模型

一般来说，交通仿真模型把车辆当作实体，用计算机模拟实际道路交通情况，对道路的交通状况进行仿真，得到道路预测的交通信息。因此，严格意义上说，交通仿真模型不能用于交通流预测的目的，因为它需要输入用于预测的交通流数据。而且，交通仿真模型不能实现实时性。然而，一旦交通流量数据能够通过其他的方法预测得到后，仿真模型可以提供一种估计动态旅行时间的方法。换句话说，仿真模型提供了一个交通流、占有率和旅行时间之间关系的一个模拟实际的计算方法。

五、交通流预测应用

智能交通在中国尚处于起步阶段，其发展速度和方向与交通与交通设施的建设情况密切相关。北京、上海等经济发达的城市智能交通建设已初具规模，中西部地区的智能交通主要集中在高速路收费系统。交通流预测是智能交通的重要组成部分，其主要的应用场景有如下几个方面。

1、基于交通流预测的红绿灯控制

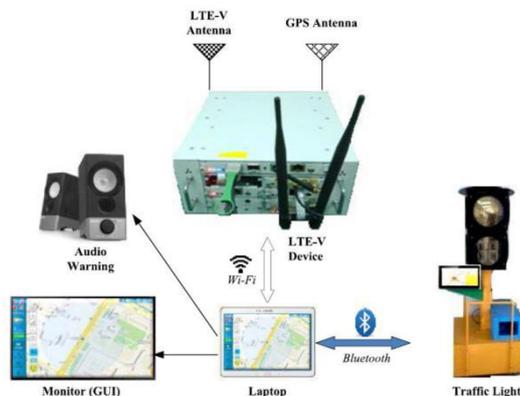
在交通系统中，可以根据交通流预测数据,建立信号控制延误估计模型,以交叉口总延误最小为优化目标选取多功能车道流向,根据每相位最大排队长度逐步优化绿灯时长并实施信号控制，以达到增加道路利用率，减少车辆排队时间和缓解交通拥堵的目的。

2、基于交通流预测的城市道路系统规划

为了平衡城市道路的供需关系，在城市道路系统规划前，一般使用交通流预测方法对城市区域进行交通流量建模，并用交通需求管理技术的观点,提出城市道路系统的道路网络容量限制供需协调预测分析方法，为城市道路建设提供理论依据，随后根据供需关系，规划应该新建的城市道路系统。

3、基于交通流预测的导航应用

基于交通流预测的动态路径规划导航系统作为智能交通系统中面向出行者的重要应用子系统,对于均衡路网交通流量,缓解拥堵具有积极作用,而动态交通信息的采集、处理以及发布是导航系的基础功能。国内的地图导航软件也都纷纷上线了类似的导航功能，通过该功能不仅能节约用户通勤的时间，也能在一定程度上化解交通压力，尽快疏导拥堵。



六、总结与展望

《信息产业科技发展‘十一五’规划和2020年中长期规划纲要》将智能交通系统作为交通领域优先发展的产业之一。国家的大力支持和推广引来了无数研究者的热烈支持与反应，而作为智能交通系统基础之一的交通流量预测更是受到研究者青睐。目前，通过大数据、深度学习等先进的计算机技术，已经能够非常精确地预测下一时刻的交通状态，但交通系统的复杂性、混沌性等内在因素，使得交通流预测职能局限在小范围的短时预测。在未来，随着车辆网技术和人工智能技术的发展，所有的交通数据直接通过车辆网汇聚到云端，数据将由云端的高性能服务器统一处理使交通流预测成为一个整

体。或者通过大数据边缘计算技术，将车辆网采集到的数据在边缘节点进行计算，再连点成线，连线成面构成一个预测网络。

交通流量预测作为智能交通系统中重要的一部分，吸引了无数研究者的目光，同时也有大批研究者投入时间、精力和金钱在交通流预测的研究上。目前交通流预测研究正处于理论与应用的交界点，不仅仅是红绿灯控制、城市道路基建规划、导航等，交通流预测还有巨大的潜力等待我们去发掘。

参考文献：

- [1] Zhao Z, Chen W, Wu X, et al. LSTM network: a deep learning approach for short-term traffic forecast[J]. *Iet Intelligent Transport Systems*, 2017, 11(2):68-75.
- [2] Yang H F, Dillon T S, Chen Y P P. Optimized Structure of the Traffic Flow Forecasting Model With a Deep Learning Approach[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems*, 2016, 28(10):2371-2381.
- [3] Lv Y, Duan Y, Kang W, et al. Traffic Flow Prediction With Big Data: A Deep Learning Approach[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(2):865-873.
- [4] Koesdwiady A, Souza R, Karray F. Improving Traffic Flow Prediction With Weather Information in Connected Cars: A Deep Learning Approach[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(12):9508-9517.
- [5] Al-Jarrah O Y, Yoo P D, Muhaidat S, et al. Efficient Machine Learning for Big Data[J]. *Big Data Research*, 2015, 2(3):87-93.
- [6] Duan C M. Design of Big Data Processing System Architecture Based on Hadoop under the Cloud Computing[J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2014, 556-562:6302-6306.
- [7] Cheng A, Jiang X, Li Y, et al. Multiple sources and multiple measures based traffic flow prediction using the chaos theory and support vector regression method[J]. *Physica A Statistical Mechanics & Its Applications*, 2017, 466:422-434.
- [8] Zhu J Z, Cao J X, Zhu Y, et al. Traffic volume forecasting based on radial basis function neural network with the consideration of traffic flows at the adjacent intersections[J]. *Transportation Research Part C*, 2014, 47(2):139-154.
- [9] Jin Y A, Ko E, Kim E Y. Predicting Spatiotemporal Traffic Flow Based on Support Vector Regression and Bayesian Classifier[C]// *IEEE Fifth International Conference on Big Data and Cloud Computing*. IEEE Computer Society, 2015:125-130.

[10] Xu Y, ChenH, Kong Q, et al. Urban traffic flow prediction: a spatio-temporal variableselection - based approach[J]. Journal of Advanced Transportation, 2016,50(4):489-506.

Chen S, Hu J, Shi Y, et al. LTE-V: A TD-LTE-Based V2X Solution forFuture Vehicular Network[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017,3(6):997-1005.

本文作者：吴晓龙，重庆邮电大学计算机学院硕士研究生，研究方向：交通流量预测。

(本文原载：微信公众号：临菲信息技术港)

