

# 大数据驱动的智能交通系统研究进展与趋势

余辰, 张丽娟, 金海

(华中科技大学计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 传感器技术的发展与传感设备的普及推动了物联网系统的应用与发展, 作为物联网系统中的重要组成部分, 智能交通系统也得到了长足的发展, 并从技术驱动时代进入了数据驱动时代。对大数据驱动的智能交通系统进行了研究, 从系统底层的传感技术与数据采集、核心层的数据挖掘方法与流程、上层的各类应用这3个层次对大数据驱动的智能交通系统发展现状进行了总结。分析了智能交通系统现阶段面临的挑战, 并进一步总结了其未来的发展趋势。

**关键词:** 智能交通系统; 大数据; 传感技术; 数据挖掘

**中图分类号:** TP393

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2018.00041

## Research progress and trend of big data-driven intelligent transportation system

YU Chen, ZHANG Lijuan, JIN Hai

School of Computer Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

**Abstract:** The development of sensor technology and the popularization of sensing devices have promoted the application and development of the Internet of things. As an important part of the Internet of things, the intelligent transportation system has also made great progress, and has entered the era of data-driven from the era of technology-driven. A comprehensive and systematic literature review of the big data-driven intelligent transportation system was provided, from sensing technology and data acquisition, the data mining method and process, to various applications. The challenges faced by the big data-driven intelligent transportation system at the present stage was analyzed, and its future development trend and direction was further summarized.

**Key words:** intelligent transportation system, big data, sensor technology, data mining

### 1 引言

交通系统是人类活动不可或缺的重要基础, 据估计, 40%以上人的口每日通勤时间超过1 h<sup>[1]</sup>。随着人们对交通系统的依赖程度越来越大, 交通系统也面临着很多挑战, 例如, 随着车辆数量的急剧增加, 交通拥堵问题已成为世界范围的难题。因此, 智能交通系统被提出, 用于缓解交通拥堵、减少交通事故、提高交通安全性。

近几年, 随着传感器技术的发展与传感设备的普及, 体量越来越大、形式越来越丰富的交通数据得以被采集与存储。海量的交通数据为智能交通系统带来了变革, 使智能交通系统从技术驱动时代进入了数据驱动的时代, 成为一个基于多源数据、采用学习算法进行性能优化、注重可视化的系统。大数据驱动的智能交通系统不仅在解决各类交通问题上表现出了卓越的性能, 它还进一步显示出了指导城市管理、城市规划等领域工作的潜力。

**收稿日期:** 2018-02-07; **修回日期:** 2018-03-10

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (No.61472149); 武汉市青年科技晨光计划基金资助项目 (No.2016070204010132)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61472149), The Wuhan Youth Science and Technology Plan Foundation (No.2016070204010132)

智能交通系统在大数据的环境下得到了迅速的发展，形成了新的系统架构，涌现了很多新的研究方法，出现了一大批新的智能交通应用，但同时也带来了各种问题和挑战。

本文介绍了大数据驱动的智能交通系统发展现状，分析了大数据驱动的智能交通系统发展亟待解决的关键问题与挑战，并总结了其发展的趋势与方向。

## 2 大数据驱动的智能交通系统发展现状

本节首先介绍智能交通系统的层次框架，然后自底向上，从智能交通系统的基础硬件部署和数据采集、核心的数据挖掘方法以及上层主流应用场景介绍大数据驱动的智能交通系统发展现状。

### 2.1 智能交通系统的层次框架

陆化普等<sup>[2]</sup>在 2015 年提出了大数据驱动的智能交通系统的体系框架，将智能交通系统分为 6 个模块，自底向上分别是感知对象、全面感知、网络通信、中心平台、综合服务和对象。这 6 个模块构成了智能交通系统的基础设施层、核心层以及应用层，如图 1 所示。基础设施层解决硬件部署与数据采集任务；核心层完成数据分析任务；应用层对应实际应用场景。

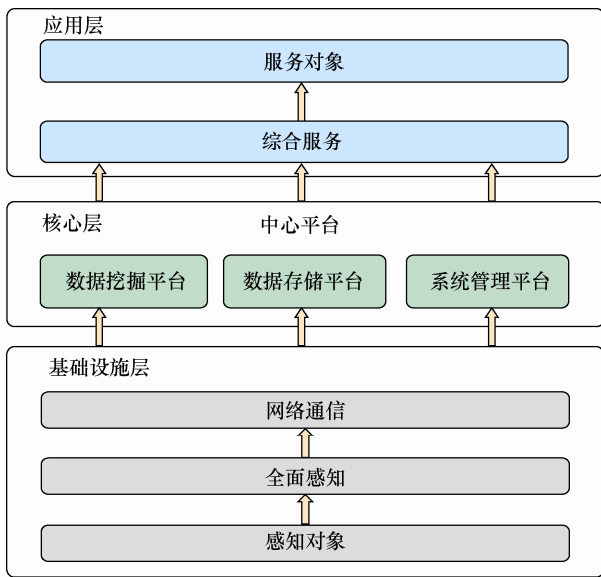


图 1 大数据驱动的智能交通系统架构

其中，感知对象、全面感知、网络通信这 3 个模块构成智能交通系统的基础设施层，完成对交通数据的采集任务。感知对象包括人们所关注的出行个体、车辆、道路、停车场等交通主体与交通环境；全面感知技术采用丰富多样的传感器对感知对象

进行全方位的监控与数据采集；网络通信技术将采集到的数据汇集、上传至中心平台。

中心平台是智能交通系统的核心部分，完成数据的存储、共享、挖掘等任务。中心平台与云技术紧密结合，通过云存储解决交通数据的海量存储问题，通过云计算解决海量数据的计算效率问题。线性回归、人工神经网络、支持向量机等各种数据分析与机器学习方法在这里被用来挖掘海量交通数据中潜藏的信息。

综合服务和对象构成智能交通系统的应用层。服务对象包括小汽车、出租车、公交车等城市交通参与者，也包括交通管理者、城市管理、政府决策者等。服务对象的需求驱动了服务内容，综合服务为不同的对象提供不同的服务：面向交通参与者和交通管理者的服务主要是对交通情况进行监控并对交通态势进行长短时预测；面向城市管理者与政府决策者的服务多用于优化城市结构、监控城市人流异常动向以便及时采取疏导措施等。

### 2.2 硬件部署与数据采集

传感器的部署是智能交通系统的基础，传感器可以持续不断地采集数据，记录交通的微观动态变化，并通过网络通信技术将数据传送至数据中心，积累海量交通运行数据，而这些数据里潜藏着提供各类智能交通服务所需的信息。

随着传感器技术的发展，传感器价格降低，体积缩小，易用性提高，海量传感器被部署到智能交通系统中，成为大数据驱动的智能交通系统的基石。表 1 列出了智能交通系统中用于数据采集的常用的交通传感技术，包括各个技术在安装、维护方面以及在不同环境下的优缺点<sup>[3]</sup>。

传感器除了感知模块，通常还包含预处理和存储模块、无线通信模块和电池模块。其中，无线通信模块涉及的通信技术包括 Bluetooth、ZigBee、GPRS、GSM、Wi-Fi 和 Wi-MAX 等<sup>[4]</sup>。表 2 列出了这些无线通信技术的频率、覆盖范围、吞吐量和特点。

### 2.3 数据挖掘方法与流程

轨迹数据和视频图像数据体量巨大，难以直接获取有效结论，但是蕴含的信息实时、动态且最为丰富，因此，这 2 类数据具有极大的挖掘价值，成为现今大数据驱动智能交通系统最主要的 2 个数据驱动源。本节主要总结轨迹数据和图像视频数据这 2 类数据的数据分析方法与数据处理流程。

表 1 交通传感技术概览

技术	原理	优点	缺点	具体设备
感应线圈	当车辆或金属物通过线圈时,线圈电感下降	设计灵活易用;不受恶劣天气影响;提供精确计数数据	安装和维护需路面施工;车辆类型多时计数精度下降	控制柜中的道路传感器、导入电缆、牵引盒和电子单元
RFID	无线电波在阅读器和车辆上的电子标签间进行数据传输	费用低;不干扰交通	只在道路上的某点感知安装设备车辆	天线、应答器、标签读取器系统
微波雷达	发送微波雷达信号,捕捉反射波,从而检测车辆速度和方向	不受恶劣天气影响;可测量速度;同时检测多车道	无法检测静止车辆	天线、控制单元和处理器
磁强计	感应地球磁场水平和垂直分量	不受恶劣天气影响;数据通过无线电频率链路传输	安装和维护需关闭道路进行施工;影响道路使用寿命	磁探针、微环探头及控制单元
磁传感器	测量由于金属物体产生的地球磁场扰动来检测车辆	适用于无法使用线圈的情况;不受恶劣天气影响	安装需要在路面下钻孔;无法感知静止的车辆	磁探针、微环探头及控制单元
红外线	发射器发射红外线,接收器将反射的能量转换为电信号,从而判断是否有车辆	通过多波束传输精确测量车辆的速度、位置和类别等信息;同时检测多车道	对恶劣天气敏感;安装、维护和清洗镜片需要关闭车道	多光谱相机
航空/卫星成像	载人或无人直升机、卫星在天空捕捉地面影像	具有较高的准确性;非侵入性和非中断;能提供系统范围的交通情况信息	价格昂贵,花费时间和资源来收集交通数据;分析过程复杂	直升机(或卫星)、模拟彩色摄像机和计算机
超声波	发射超声波并收集物体发出的反射波,利用声波的时间间隔来确定物体的位置	监控多车道;精准检测超车辆	性能受环境影响大	传感器(发射机和接收机)、放大器和振荡器
视频检测	包括一个摄像头和一个工作站,工作站对图像进行语义分析并将其转换成交通数据	监控多车道;易于添加更改检测区域;可进行大范围检测	安装和维护需关闭车道;性能受恶劣的天气、车辆阴影和镜头粉尘影响	模拟彩色 PAL 摄像头和图像处理单元

表 2 传感器无线通信技术概览

技术	标准	频率	覆盖范围	吞吐量	特点
Wi-MAX	IEEE 802.16	2~11 GHz	<10 km	<75 Mbit/s	高速
ZigBee	IEEE 802.15.4	2.4 GHz	<75 m	250 kbit/s	网状网络、多种协议
UWB	IEEE 802.15.3a	3.1~10.6 GHz	10 m	53~480 Mbit/s	极快的文件传输速度
Bluetooth	IEEE 802.15.1	2.4 GHz	100 m 15~20 m 1 m	v.1.2: 1 Mbit/s v.2.0: 3 Mbit/s	低功耗
Wi-Fi	IEEE 802.11a; 802.11b/g/n	5.8 GHz 2.4 GHz	<100 m	11/54/300 Mbit/s	高速且普及度高
GSM	—	850/900/1 800/1 900 MHz	取决于服务提供商	9.6 kbit/s	覆盖率高、传输质量好
GPRS	—	850/900/1 800/1 900 MHz	取决于服务提供商	56~144 kbit/s	资源利用率高、访问快
RFID	—	125 kHz,13.56 MHz,902~928 MHz	<3 m	9.6~115 kbit/s	低成本

2.3.1 轨迹数据挖掘

轨迹数据记录了移动物体(包括人、车、动物等)的运动过程,通常是由一系列按时间顺序排列的点构成,每个点包含一个地理空间坐标和时间戳。

Zheng<sup>[5]</sup>在 2015 年首次提出了轨迹数据挖掘的范式,定义了轨迹数据挖掘的研究范围和研究路线。轨迹数据挖掘的流程一般包括轨迹数据预处理、轨迹索引与检索,然后在预处理与高效索引的基础上进行知识发现,如图 2 所示<sup>[5]</sup>。

在挖掘轨迹数据之前,需要对原始轨迹数据进

行预处理,预处理包括噪声过滤、定点检测、地图匹配、轨迹分段、轨迹压缩。其中,噪声过滤和地图匹配是必不可少的环节。由于传感器噪声或 GPS 信号在部分环境下微弱等原因,空间轨迹数据并不总是精确的,有的误差甚至大到会影响正确结论的导出,所以需要在进行数据挖掘任务前将这些数据过滤掉。常见的过滤方法有均值过滤法、卡尔曼粒子滤波法<sup>[6]</sup>、基于启发的孤立点检测<sup>[7]</sup>。而地图匹配是将原始的经纬度坐标数据与路网匹配,转化为一系列路段数据的过程。考虑到并行道路、立交桥等因素,地图匹配是预处理中的难点问题。现有的

算法根据定位点的采样频率可以分为增量匹配法<sup>[8]</sup>和全局匹配法<sup>[9]</sup>。增量匹配法采用贪心策略，算法计算效率高，适用于定位采样频率高的情况；全局匹配法准确率更高但效率较低，适用于离线任务。

挖掘海量的轨迹数据是非常耗时的，因为人们需要多次访问不同轨迹，这就需要有效的数据管理技术实现对所需轨迹数据的快速索引和查询。轨迹的检索方式主要分为 2 种：范围查询和  $K$  邻近查询。范围查询就是查询一定时空范围内的轨迹，一般采用层级查询方式，分别有先按照时间<sup>[10]</sup>或地理空间范围<sup>[11]</sup>划分轨迹，再进一步建立索引的方法。 $K$  邻近查询是查找与给定的几个点<sup>[12]</sup>或给定轨迹<sup>[13]</sup>距离最小的  $K$  条轨迹。进行  $K$  邻近查询时首先要定义 2 个路线之间的一个距离/相似函数，然后设计高效的查询算法来查询海量的候选轨迹。

模式挖掘中的 4 个主要类别是共同移动模式、顺序模式、周期模式和聚类模式。共同移动模式研究大量人群的聚集行为，可用于研究物种迁徙、进行军事监视、检测大型活动<sup>[14]</sup>等；顺序模式意味着一定数量的移动物体在相似的时间间隔按顺序移动到共同的地点，当这种共同的序列出现次数达到一定阈值时就构成顺序模式，这种模式有利于进行位置推荐<sup>[15]</sup>、生活模式理解<sup>[16]</sup>、下一位置预测、用户相似度检测等；周期模式是对个体长期历史轨迹中表现出的有规律的重复性运动行为的精简总结，可应用于轨迹数据压缩和预测未来的运动行为<sup>[17]</sup>；聚类模式是聚集相似轨迹，从而找到不同

运动对象的共同运动趋势，一般的聚类方法是用特征向量表示一个轨迹，再用特征向量之间的距离表示 2 个轨迹之间的相似性。

### 2.3.2 图像视频数据挖掘

摄像头由于可以提供直观而丰富的信息，一直以来都被用于交通监控领域，而现在随着计算能力的提升，通过自动提取相关信息进行视频分析给视频数据带来了更多的附加价值，计算机视觉和视频分析在大数据驱动的智能交通系统也扮演着越来越重要的角色。

典型的图像视频数据挖掘的方法主要可以分为 2 种：自顶向下法和自下而上法<sup>[18]</sup>。

自顶向下法的处理过程如图 3 所示，通常先估计前景像素，然后将前景像素按照一个基本模型进行分组，例如，按照连接区域进行分组<sup>[19]</sup>，再利用目标类别的先验信息为对象分配一个类标签，从而实现对象的识别。

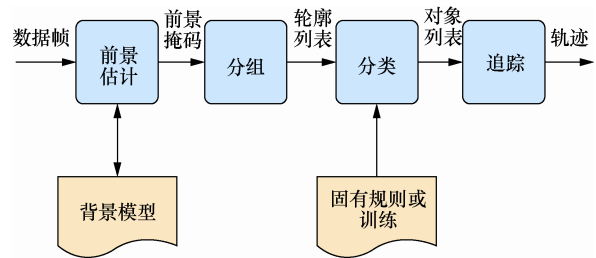


图 3 自顶向下法的处理过程

交通视频中的前景指的是除环境外的其他对象，主要指车辆。前景估计是为了将车辆从复杂的

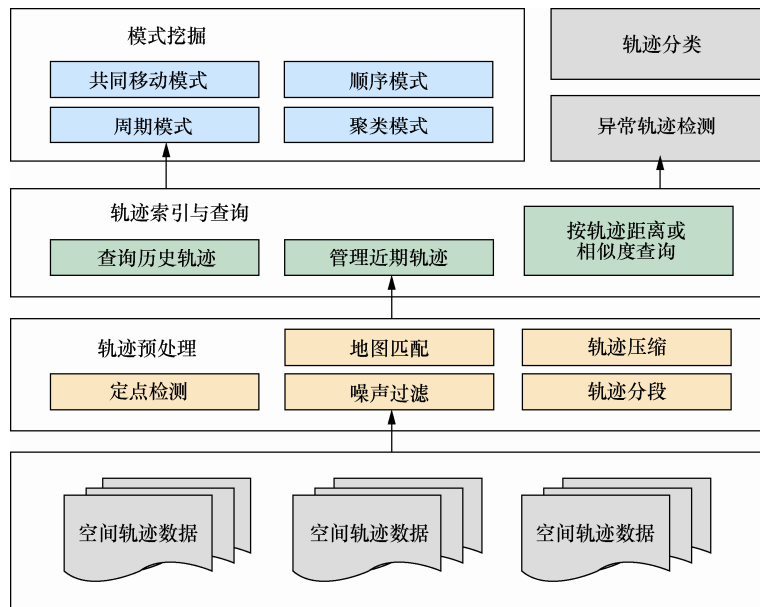


图 2 轨迹数据挖掘处理流程

环境中分离出来，以便进行后续的检测和追踪，主要有 2 种方法：帧差法和背景差分法。帧差法通过检测视频中连续几帧图像的差别（即运动），从而提取视频中的运动对象<sup>[20]</sup>；背景差分法首先采用均值法<sup>[21]</sup>、单高斯法<sup>[22]</sup>等不同的背景提取模型提取背景图像，然后根据当前视频帧与背景的差异来检测前景。

分类是通过提取视频数据中车辆的特征数据，并基于特征数据，将车辆归类。在自顶向下的方法中，从整个车辆的图像区域中提取特征数据，特征包括轮廓线性度、尺寸等；将交通主体归类首先要离线训练分类器，利用已知类别的实例，采用有监督的机器学习算法训练分类器，得到的分类器可用于交通主体的在线分类。

追踪是为了得到视频序列中的车辆行驶路径。追踪一般包含 2 个步骤：1) 在每个数据帧中标出车辆所在区域或者车辆某个特征所在的位置；2) 基于车辆在各个视频帧中出现的位置和动态模型限制，将各个位置进行数据关联得到车辆路径。

自下而上法符合通用的图像识别流程，处理过程如图 4 所示。首先根据输入的数据提取图片区块，从区块中检测对象的局部（如车轮或行人的头部）并进行分类，再将识别出的各个局部采用算法组合成完整的对象，最终得到对象轨迹<sup>[23]</sup>。

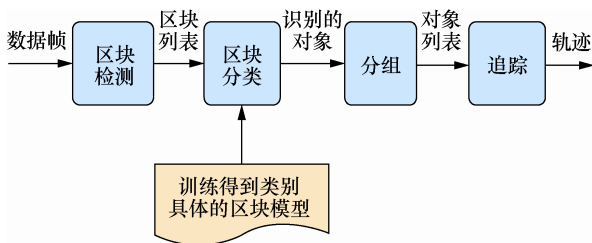


图 4 自下而上法的处理过程

## 2.4 典型应用与成熟系统

大数据驱动的智能交通系统在解决各种交通问题中都发挥了越来越重要的作用，例如，降低交通风险、降低事故率、缓解交通拥堵、监控碳排放等，极大地提高了交通的安全性、整体运行效率和多种出行方式的交通满意度。本节回顾了近几年大数据驱动的智能交通系统的典型应用，并根据应用场景的大小差异对这些成果进行了总结与归纳，按照微观、中观、宏观这 3 种粒度对成果进行分类。

### 2.4.1 微观

智能交通的微观应用指的是针对单个路段、路口、出行个体或者单次出行层面的应用，智能交通系统最直观的应用大多属于微观应用，包括交通管理、各类交通信息服务等。

微观应用包括但不限于：采用基于遗传算法优化的神经网络进行路段短时交通预测<sup>[24]</sup>；根据交通量、等待时间、车辆密度等实时交通运行信息，设计交通信号灯的动态调整算法<sup>[25]</sup>，以提高整体交通吞吐量、降低车辆总体等待时间；根据 GPS 数据判断路段状态，识别出处于异常状态的路段，再进一步根据预定义的经验规则对异常路段上的轨迹进行检测，发现其中异常的轨迹，从而实现道路交通事故检测<sup>[26]</sup>；基于交通刷卡数据，根据交通卡记录的消费数据、时间数据和部分空间数据，判断乘客上下车的可能地点集合，再利用乘客历史的交通习惯信息，采用半监督的条件随机场模型，判断出用户的上下车站点，补全位置信息，从而还原每个公交乘客的交通出行轨迹<sup>[27]</sup>；基于历史出行轨迹，采用三维张量对不同时段、不同路段、不同驾驶员的行驶时间进行建模，实现对各个出行路径耗时的实时估计<sup>[28]</sup>。

### 2.4.2 中观

中观应用在理解交通行为和原理上更多地考虑了运动的关联性，主要指局部路网层面的应用，对于交通的运行和交通资源的配置有更好的指导作用。

中观应用包括但不限于：根据海量车辆 GPS 轨迹数据，利用统计学方法评估路段可靠性和整体表现，结合路段可靠性、拥堵程度、在路网中的重要性 3 个维度的信息识别路网中的瓶颈路段<sup>[29]</sup>；根据出租车的运动轨迹，通过聚类算法得到出租车乘客的上下车热点区域，将热点区域作为夜间公交站备选点，采用启发式算法得到备选公交线路，再从备选线路中选择出最佳线路，从而优化夜间公交的运行线路<sup>[30]</sup>；基于海量出租车轨迹设计时空索引，快速响应乘车需求，为乘客找到备选司机，从而支持出租车共享服务<sup>[31]</sup>；根据历史轨迹数据，采用支持向量机建立 2 个模型对交通速度进行预测，一个模型考虑天气因素，另一个模型不考虑天气因素，基于 2 个模型的预测准确度差异判断各个区域道路交通受天气影响的程度<sup>[32]</sup>。

### 2.4.3 宏观

宏观应用往往以整个地区甚至整个城市为研究对象,研究人群的移动行为,可以为城市安全、城市规划等方面提供有效的决策支持。

宏观应用包括但不限于:基于人群移动数据发现城市的功能分区<sup>[33]</sup>,首先根据城市主干路将城市切分成小区域,然后基于人群移动数据和数据中的地点语义信息,采用基于主题模型的方法对小区域进行聚类,形成特定的功能区域;基于轨迹数据,采用 skyline 查询法,找到实际交通量超过交通负载能力的地理区域,从而发现整个城市路网设计的潜在问题<sup>[34]</sup>;基于共享自行车的运动轨迹数据,采用启发式的贪心算法设计自行车道的建设方案<sup>[35]</sup>,从而在预算限制条件下,使自行车道可以覆盖更多的用户。

## 3 面临的瓶颈与挑战

### 3.1 数据质量问题

由于传感器数量庞大,很多传感器得不到及时有效的维护,面临着电量不足的问题,这部分传感器采集的数据就会存在比较严重的误差,而部分电量耗尽的传感器以及系统中部分出现数据传输障碍的部分则会出现数据缺失的问题。数据误差与数据缺失是交通大数据中普遍存在的2个数据质量问题,而数据质量问题直接影响交通大数据的后续数据挖掘与知识发现过程,可能导致得出的结论存在偏差。

改善这一问题的方法主要集中在2个方面,一个是定期对传感器的工作状态进行检修和维护,另一个是在利用数据前进行充分的数据预处理工作。目前的研究工作主要集中在数据预处理上,包括噪声过滤、定点检测、地图匹配等。

### 3.2 数据存储问题

由于交通数据源丰富多样,包括公路交通数据、公交运行数据、航空数据等,并且由各种传感设备不断采集与生成,一个城市一年产生的交通数据量已处于 PB 级别,并向着 EB 级别快速发展。因此,如何存储这样大体量的数据,并保证数据存储的稳定性和容错率是一大问题。目前很多城市的交通数据存储能力只能保存一两年甚至几个月的数据。

解决这一问题的思路主要有2种:减小数据存储量和寻求更大的存储能力。研究高效的智能压缩

算法能有效地对视频数据、轨迹数据等进行数据压缩,以减小存储需求;而云存储技术的发展也能为交通数据带来更大的存储能力。

### 3.3 计算效率问题

交通大数据的数据体量庞大,因此,数据挖掘过程中计算量巨大,不仅要消耗大量的计算资源,还会影响数据结论的时效性。而交通状态识别、短时交通预测、实时交通资源调度等应用都具有很高的时效性要求,如果无法解决计算效率问题,这些应用将无法发挥其价值。

要得到更好的计算效率,除了利用云计算技术获得更大的计算能力,还可以根据交通数据具有的时空特征,设计高效的算法,例如采用时空索引对数据进行结构化存储,并采用时空层次查询方法,加快数据的查询速度。

## 4 大数据驱动的智能交通系统发展趋势

### 4.1 多源数据融合

由于现有数据融合技术能力的限制,现有的大多数智能交通系统都是基于单一数据源的,而实际上单一数据源所包含的信息有限,融合多源数据能帮助人们挖掘出更丰富的潜藏信息。Du 等<sup>[36]</sup>根据 IC 卡刷卡记录还原出用户出行轨迹,从中检测异常轨迹,并进一步结合社交网络上的信息实现对公交系统中扒手的识别。

### 4.2 更广泛的应用场景

交通数据不仅可以用来监控和预测交通、挖掘人的移动模式、优化交通资源的配置,还可以用在更多的场景中,例如,Zheng 等<sup>[37]</sup>将智能交通与城市计算相结合预测城市碳排,文献[38]提出的规划城市救护车站点的位置,文献[39]将其用于城市大型活动时的人流监控等,交通数据与城市计算的结合是交通大数据应用发展的另一个方向。

### 4.3 采用最前沿的数据挖掘算法

随着各类数据挖掘算法的优化与算法能力的提升,人们可以通过计算从数据中挖掘到越来越深层的信息,得到越来越准确的结论,如何将最新的各类数据挖掘算法及人工智能算法与交通领域大数据结合,从而提高大数据驱动的智能交通系统的综合服务能力,是大数据驱动的智能交通系统发展的另一个方向。微软亚洲研究院的 Zhang 等<sup>[40]</sup>在 2017 年就将深度残差神经网络应用到了城市范围内的人流预测问题上,模型考虑了人流的时间相

近性、周期性与趋势, 并进一步将天气、是否工作日等多种外部因素纳入模型, 获得了非常好的预测精度。

## 5 结束语

本文回顾了近几年大数据驱动的智能交通系统的研究成果与最新应用, 总结了大数据驱动的智能交通系统的 3 层架构基础设施层、核心层、应用层, 并系统介绍了基础设施层涉及的各类交通传感技术与无线通信技术, 核心层中轨迹数据与视频图像数据的处理方法与流程和近几年最新的交通大数据应用实例。本文指出了现阶段大数据驱动的智能交通系统面临的各种问题与瓶颈, 包括数据质量问题、数据存储问题、计算效率问题, 总结了其发展趋势与方向是多源数据融合、更广泛的应用场景、采用最前沿的数据挖掘算法。总之, 智能交通系统在新的数据环境下, 焕发出了更旺盛的生命力, 大数据驱动的智能交通系统不仅可以提升城市交通能力, 还可以为城市规划注入新鲜血液, 大数据驱动的智能交通系统发展潜力与挑战并存。

## 参考文献:

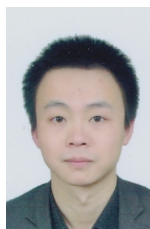
- [1] ZHANG J, WANG F Y, WANG K, et al. Data-driven intelligent transportation systems: a survey[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, 12 (4): 1624-1639.
- [2] 陆化普, 孙智源, 屈闻聪. 大数据及其在城市智能交通系统中的应用综述[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2015, 15(5):45-52.  
LU H P, SUN Z Y, QU W C. A summary of large data and its application in urban intelligent transportation system[J]. *Transportation System Engineering and Information*, 2015, 15(5):45-52.
- [3] PADMAVATHI G, SHANMUGAPRIYA D, KALAIVANI M. A study on vehicle detection and tracking using wireless sensor networks[J]. *Wireless Sensor Network*, 2010, 2(2):173-185.
- [4] ALBALADEJO C, SANCHEZ P, IBORRA A, et al. A wireless sensor networks for oceanographic monitoring: a systematic review[J]. *Sensors*, 2010, 10(7):6948-6968.
- [5] ZHENG Y. Trajectory data mining: an overview[J]. *ACM*, 2015, 6 (3): 1-41.
- [6] ZHENG Y. *Computing with spatial trajectory*[M]. New York: Springer, 2011.
- [7] YUAN J, ZHENG Y, XIE X, et al. T-drive: enhancing driving directions with taxi drivers' intelligence[J]. *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering*, 2012, 25 (1): 220-232.
- [8] CHAWATHE S S. Segment-based map matching[C]//2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. 2007: 1190-1197.
- [9] BRAKATSOULS S, PFOSE D, SALAS R, et al. On map-matching vehicle tracking data[C]//The 31st International Conference on Very Large Data Bases. 2005: 853-864.
- [10] TAO Y, PAPANIAS D. Efficient historical R-trees[C]//The 13th International Conference on Scientific and Statistical Database Management. 2001: 223-232.
- [11] WANG L, ZHENG Y, XIE X, et al. A flexible spatio-temporal indexing scheme for large-scale GPS track retrieval[C]//The 8th IEEE International Conference on Mobile Data Management. 2008: 1-8.
- [12] TANG L A, ZHENG Y, XIE X, et al. Retrieving  $k$ -nearest neighboring trajectories by a set of point locations[C]//The 12th Symposium on Spatial and Temporal Databases. 2011: 223-241.
- [13] YI B K, JAGADISH H, FALOUTSOS H. Efficient retrieval of similar time sequences under time warping[C]//The 14th IEEE International Conference on Data Engineering. 2002: 201-208.
- [14] ZHENG K, ZHENG Y, YUAN A J, et al. Online discovery of gathering patterns over trajectories[J]. *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering*, 2013, 26 (8): 242-253.
- [15] YUAN J, ZHENG Y, ZHANG L, et al. Where to find my next passenger[C]//The 13th International Conference on Ubiquitous Computing. 2011: 109-118.
- [16] XIAO X, ZHENG Y, LUO Q, et al. Inferring social ties between users with human location history[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2014, 5(1): 3-19.
- [17] LI Z, DING B, HAN J, et al. Mining periodic behaviors for moving objects[C]//The 16th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2010: 1099-1108.
- [18] BUCH N, VELASTIN S A, ORWELL J. A review of computer vision techniques for the analysis of urban traffic[J]. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, 2011, 12 (3): 920-939.
- [19] BLOISI D, IOCCHI L D. Argos-a video surveillance system for boat traffic monitoring in venice[C]//International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. 2011: 1477-1502.
- [20] NGUYEN P V, LE H B. A multimodal particle-filter-based motorcycle tracking system[C]//Springer Berlin Heidelberg. 2008: 819-828.
- [21] KANHERE N K, BIRCHFIELD S T. Real-time incremental segmentation and tracking of vehicles at low camera angles using stable features[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2008, 9 (1): 148-160.
- [22] SU X, KHOSHGOFTAAR T M, ZHU X, et al. Rule-based multiple object tracking for traffic surveillance using collaborative background extraction[C]// Springer Berlin Heidelberg. 2007, 4842: 469-478.
- [23] LEIBE B, SCHINDLER K, CORNELI S. Coupled object detection and tracking from static cameras and moving vehicles[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(10): 1683-1698.
- [24] VLAHOGIANNI E I, KARLAFTIS M G, GOLIAS J C. Optimized and meta-optimized neural networks for short-term traffic flow prediction: a genetic approach[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2005, 13 (3): 211-234.
- [25] ZHOU B, CAO C, ZENG X, et al. Adaptive traffic light control in wireless sensor networks-based intelligent transportation system[C]//The IEEE 72nd Vehicular Technology Conference (VTC 2010-Fall). 2011: 1-5.
- [26] KAMRAN S, HAAS O. A multilevel traffic incidents detection approach: identifying traffic patterns and vehicle behaviours using real-time GPS data[C]//In Proc IEEE Intelligent Vehicles Symposium. 2007: 912-917.
- [27] YUAN N J, WANG Y, ZHANG F, et al. Reconstructing individual mobility from smart card transactions: a space alignment ap-

- proach[C]//IEEE International Conference on Data Mining. 2014: 877-886.
- [28] WANG Y L, ZHENG Y, XUE Y. Travel time estimation of a path using sparse trajectories[C]//The 20th SIGKDD conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2014). 2014: 25-34.
- [29] ZHAO W, MCCORMACK E, DAILEY D J, et al. Using truck probe gps data to identify and rank roadway bottlenecks[J]. Journal of Transportation Engineering, 2013, 139(1): 1-7.
- [30] CHEN C, ZHANG D, ZHOU Z H, et al. B-planner: night bus route planning using large-scale taxi GPS traces[C]//IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. 2013: 225-233.
- [31] MA S, ZHENG Y, WOLFSON O. Real-time city-scale taxi ride sharing[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (TKDE), 2015, 27(7): 1782-1795.
- [32] DING Y, LI Y, DENG K. Dissecting regional weather-traffic sensitivity throughout a city[C]//15th IEEE International Conference Data Mining. 2016: 739-744.
- [33] YUAN N J, ZHENG Y, XIE X. Discovering urban functional zones using latent activity trajectories[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (TKDE), 2015, 27 (3): 712-725.
- [34] ZHENG Y, LIU Y, YUAN J, et al. Urban computing with taxicabs[C]//13th ACM International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp 2011). 2011: 89-98.
- [35] BAO J, HE T, RUAN S, et al. Planning bike lanes based on sharing-bike's trajectories[C]//The 23th SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2017). 2017: 1377-1386.
- [36] DU B, LIU C, ZHOU W, et al. Catch me if you can: detecting pick-pocket suspects from large-scale transit records[C]//22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016: 87-96.
- [37] ZHENG Y, LIU F, HSIE H. U-air: when urban air quality inference meets big data[C]//19th SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2013: 1436-1444.
- [38] LI Y, ZHENG Y, JI S, et al. Location selection for ambulance stations: a data-driven approach[C]//The 23rd SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems.

2015: 85.

- [39] SHIMOSAKA M, MAEDA K, TSUKIJI T, et al. Forecasting urban dynamics with mobility logs by bilinear Poisson regression[C]//The 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (2015). 2015: 535-546.
- [40] ZHANG J, ZHENG Y, QI D. Deep spatio-temporal residual networks for citywide crowd flows prediction[C]//The Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2017). 2017.

#### [作者简介]



余辰 (1976-), 男, 博士, 华中科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为普适计算、城市计算和大数据分析。



张丽娟 (1994-), 女, 华中科技大学硕士生, 主要研究方向为城市计算与交通大数据分析。



金海 (1966-), 男, 博士, 华中科技大学教授、博士生导师, 长江学者特聘教授, 国家杰出青年基金获得者, 入选国家“万人计划”科技创新领军人才, 主要研究方向为桌面虚拟化、多机虚拟化、网络计算与云计算、虚拟机及系统结构。