

西安交通大学

系（专业）计算机科学与技术
系（专业）主任唐亚哲
批准日期2018-01-15

毕业设计(论文)任务书

电子与信息工程 学院 计算机科学与技术 系(专业) 计算机 44 班 学生 赵祺

毕业设计(论文)课题 智能交通系统中动态路径导航算法研究

毕业设计(论文)工作自 2017 年 11 月 1 日起至 2018 年 6 月 13 日止

毕业设计(论文)进行地点: 西一楼

课题的背景、意义及培养目标

随着全球网络与通信技术的发展，智能交通作为一种新型的交通系统引起了学术界和工业界的高度关注。作为可以提高交通效率及安全性的关键技术，智能交通能够充分的引入传感器及车辆通信网络等技术，提高道路上车辆的交通效率，并通过深度融合物理系统与计算机网络技术，让用户主动参与到交通系统的运行之中。新兴的智能交通系统蕴藏着巨大的应用价值，路径导航策略作为智能交通系统的核心技术之一，并已经成为当前研究的热点问题。

本课题拟提出了一种动态实时路径导航算法，可有效减轻由车辆突然增加造成的交通堵塞，并可减少的行驶时间和燃料消耗，从而提高交通效率、时间效率、平衡效率和减少不必要的燃油消耗。

设计(论文)的原始数据与资料

1. 智能交通系统的相关理论知识材料；
2. 实时路径导航算法的相关知识材料；
3. 概率论相关知识材料；
4. 无线 mesh 网络的相关知识材料。

课题的主要任务

1. 通过阅读查找相关资料，了解智能交通系统基本概念及发展状况，理解概率论及无线 mesh 网络的相关原理及知识；

2. 基于概率理论建立动态实时路径导航算法，理论分析方案的正确性与有效性；
 3. 通过实验验证方案的实际运行效果，并分析总结。
-

课题的基本要求(工程设计类题应有技术经济分析要求)

1. 了解智能交通系统的主要特征
 2. 了解当前路径导航算法及其相关研究
 3. 自主提出一种动态路径导航算法
 4. 使用仿真实验验证所提出算法的有效性
-

完成任务后提交的书面材料要求(图纸规格、数量，论文字数，外文翻译字数等)

1. 整篇论文字的字数不少于一万五千字
 2. 外文翻译内容字数 3000~4000 字
-

主要参考文献

1. Lin J, YU W, Zhang N, Yang XY, Zhang HL, Zhao W. A Survey on Internet of Things: Architecture, Enabling Technologies, Security and Privacy, and Applications. IEEE Internet of Things Journal. 2017,4(5):1125-1142
 2. Lin J, Yu W, Yang XY, Yang QY, FU XW, Zhao W. A Real-Time En-route Route Guidance Decision Scheme for Transportation-based Cyber-Physical Systems. IEEE Transaction on Vehicular Technology. 2017, 28(1):170-187
 3. Lin J, Yu W, Yang XY, et al. A Novel Dynamic En-route Dection Real-Time Guidance Scheme in Intelligent Transportation Sysrem. 35nd IEEE International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS 2015),Columbus, Ohio, USA: IEEE, 2015:61-72
-

指导教师 _____ 蔺杰

接受设计（论文）任务日期 _____ 2018-01-15

(注：由指导教师填写)

学生签名： _____

西安交通大学

毕业设计(论文)考核评议书

电子与信息工程学院计算机科学与技术系(专业)计算机44班级

指导教师对学生赵祺所完成的课题为

智能交通系统中动态路径导航算法研究

的毕业设计(论文)进行的情况,完成的质量及评分的意见:该论文以智能交通系统中的路径导航算法为题进行了深入的研究,在探究了智能交通系统固有特征的基础上,提出了一种以降低车辆行驶时间为目的的动态路径导航算法,能够在车辆行驶过程中,动态调节最优路径,达到降低车辆行驶时间的目的。论文采用部分西安市的真实地图对所提出算法进行仿真,并证明了算法的有效性。论文具有一定的理论和现实意义,内容饱满,书写规范,建议评议为优秀论文,并同意参加学士学位论文答辩。

指导教师建议成绩: 优秀

指导教师 蔺杰

2018年6月9日

毕业设计(论文)评审意见书

评审意见: 论文以智能交通中的路径导航算法为主要研究内容,按期圆满地完成了任务书中规定的项目,针对所研究的问题提出了较好的解决方案。论文中提出了一种动态实时路径导航策略,能够有效地节省智能交通系统中车辆的行驶时间,同时使用仿真实验验证了算法的有效性与正确性。论文论述全面充分、研究深入,内容饱满,格式正确,符合本科学位论文的基本要求,工作中有创新意识,有自己的独特见解,属于一篇优秀的本科学位论文。

评阅人建议成绩: 优秀

评阅人 任雪斌 职称 讲师(高校)

2018年6月11日

毕业设计(论文)答辩结果

电子与信息工程院
计算机科学与技术系(专业)

毕业设计(论文)答辩组对学生赵祺所完成的课题为智能交通系统中动态路径导航算法研究

的毕业设计(论文)经过答辩,其意见为论文围绕智能交通系统中的动态路径导航策略进行了深入研究,选题新颖,具有较高的理论价值和现实指导意义。论文写作认真、文笔流畅。论文表明作者有独立查阅文献和搜集资料的能力,并展现了作者对学科专业知识的充分掌握和较强的应用实践能力。答辩过程中思路清晰,观点正确,回答问题清楚自信。经答辩委员会无记名投票表决,一致同意通过赵祺同学工学学士学位论文答辩,并建议授予工学学士学位。

并确定成绩为优秀

毕业设计(论文)答辩组负责人_____

答辩组成员杨新宇 赵鹏

蔺杰 赵玺

任雪斌

2018 年 6 月 11 日

摘要

论文题目：智能交通系统中动态路径导航算法研究

学生姓名：赵祺

指导教师：蔺杰

摘要

在一个智能交通系统中，为驾驶者选择一条从出发点到目的地的无堵塞用时最少的导航路径是至关重要的，为此，很多静态或动态的路径导航策略已经被设计出来帮助驾驶者选择一条这样的最优路径。

本篇文章分析了三种已存在的静态和动态路径导航算法，并提出了一种基于实时交通信息的、在行驶途中及时判断并做出决策的动态实时路径决策方法 (DRGE)。本文中提出的 DRGE 算法的系统模型利用了无线 mesh 网络技术，实现了无固定设施的、仅靠车辆本身的无线沟通，在降低成本的情况下同时做到了信息的高效传递。更特别的，DRGE 考虑到了车辆参数的实时产生和在车辆之间的传输。基于这些共享的车辆参数和实时交通信息，DRGE 引入了“信任度”来预测交通情况，并且利用它来帮助车辆动态的决定一条更加优化的道路。DRGE 还考虑到了影响交通情况的外部因素（例如：天气状况的改变和突发的交通事故等）对于车辆在系统中行驶的干扰，并针对不同的情况进行相应处理。

本篇文章通过完整的理论研究，从时间效率和平衡效率两个方面，在三种不同的交通状况下（畅通无阻、严重拥堵和正常的交通状况）分析了 DRGE 算法的可行性，并且从理论上证明了 DRGE 算法可以在不同的交通状况下都有优异的表现，能够提升一个智能交通系统的交通效率。

本文还在一个模拟的小型智能交通系统中对于提出的 DRGE 算法进行了模拟实验。通过四组不同条件下的参数，实验结果表明，相比与现有的静态/动态路径规划算法，本文提出的 DRGE 算法在相同时间内到达终点的车辆数量方面、车辆的平均行驶速度方面、所有车辆到达终点的截止时间方面和同一时刻道路拥堵数量方面都表现出色。由此认为，本文提出的 DRGE 路径导航策略可以有效的缓解因为车辆数量的突增而造成的交通阻塞、并且减少车辆的平均行驶时间。

关键词：智能交通系统；动态路径导航；交通状况；实时交通信息

Title: Research on Dynamic Guidance Decision Algorithm in Intelligent Transportation Systems

Name: Qi Zhao

Supervisor: Jie Lin

ABSTRACT

In an Intelligent Transportation Systems (ITS), to determine a non-blocking and minimum time cost guidance route from the departure point to the destination is so important for a vehicle driver. Thus, many static dynamic route guidance decision algorithms have been designed so far to help vehicle drivers determine such an optimal driving route.

In this paper, we analysis several widely used guidance decision algorithms, and then we propose a Dynamic real-time Route Guidance algorithm using En-route judgement and decision(DRGE), which is based on real-time traffic information and can en-route make decision whether to form a better guidance route or not. Our DRGE algorithm uses mesh network technology to reduce economical cost and at the same time to improve the efficiency of information transmission, for the technology relies on wireless communication among vehicles rather than fixed infrastructures. More importantly, DRGE considers the production and transmission of real-time vehicle parameters. With the help of these shared real-time vehicle parameters and traffic information, DRGE introduces the trust probability (TP) to predict future traffic conditions and use it to help drivers en-route find a better guidance route. Moreover, DRGE also considers the effect of external factors (such as bad weather or sudden traffic incidents) on roads, and it can take quick actions to deal with these different situations.

Based on a complete theoretical research, from two aspects of the time efficiency and balance efficiency, we analysis the practicability of DRGE under three different traffic conditions (light traffic, heavy traffic and moderate traffic). Through our research, we have theoretically proved that DRGE performs very well under different traffic conditions, and it can improve the traffic efficiency of an intelligent transportation system.

We have also done a series of simulation experiments on DRGE algorithm using a virtual small intelligent transportation system model. Through four groups of parameters under different conditions, our data shows that comparing to the existing route guidance schemes, DRGE algorithm an effectively mitigate traffic congestions due to the sudden increase in the number of vehicles and greatly reduce the average driving time of vehicles in road.

KEY WORDS: Intelligent transportation system; Dynamic route guidance; Traffic conditions; Real-time traffic information

目 录

1 绪论	1
1.1 课题研究意义	1
1.2 课题研究背景	1
1.3 本文研究内容及贡献	1
1.4 论文内容概述	2
2 相关工作	3
2.1 引言	3
2.2 Mesh 无线网络（V2V 车辆自组织网络）概述	3
2.2.1 Mesh 无线网络介绍	3
2.2.2 Mesh 无线网络架构下的 ITS 系统具有的优势	4
2.3 传统的路径导航算法	5
2.3.1 传统路径导航算法概述	5
2.3.2 Dijkstra 最短路径规划算法	6
2.3.3 Floyd 最短路径规划算法	7
2.3.4 启发式搜索算法（A*算法）	8
2.3.5 改进的动态路径规划算法	8
2.3.6 传统路径规划算法的不足	8
2.4 本章小结	9
3 DRGE 动态实时路径导航算法	10
3.1 引言	10
3.2 系统模型	10
3.3 算法概述	11
3.4 算法流程	12
3.4.1 数据（实时交通信息）的获取	12
3.4.2 交通状况的判定	15
3.4.3 导航路径的决策	19
3.5 本章小结	23
4 算法分析	24
4.1 引言	24
4.2 时间效率 (Time Efficiency)	24
4.2.1 畅通无阻的交通状况 (Light Traffic)	25
4.2.2 正常的交通状况 (Moderate Traffic)	25
4.2.3 严重拥堵的交通状况 (Heavy Traffic)	26

4.3 平衡效率 (Balance Efficiency).....	26
4.4 本章小结	27
5 性能评估	28
5.1 引言	28
5.2 评估参数初始化.....	28
5.3 评估结果	29
5.3.1 畅通无阻的交通状况 (Light Traffic).....	29
5.3.2 严重拥堵的交通状况 (Heavy Traffic)	31
5.3.3 正常的交通状况 (Moderate Traffic)	32
5.4 本章小结	35
6 结论与展望	36
6.1 文章总结	36
6.2 未来展望	36
致 谢	38
参考文献.....	39
附 录 A 外文翻译原文	42
附 录 B 外文翻译	48

主要符号表

T	迭代时间间隔
Rd	道路/街道的 ID
w	车辆 ID
SN_w	车辆 w 的起始点
DN_w	车辆 w 的终点目的地
Sg_{Rd}	道路 Rd 上的道路片段编号
$Sd_T^{Sg_{Rd}}$	在时刻 T 时道路片段 Sg_{Rd} 上车辆的平均行驶速度
W_{Rd}	道路 Rd 的宽度
L_{Rd}	道路 Rd 的长度
$Inc^{Sg_{Rd}}$	突发的交通事故对道路 Rd 交通状况的影响程度
$Wea^{Sg_{Rd}}$	突然的天气改变对道路 Rd 交通状况的影响程度
R_w	车辆 w 产生的交通信息报告
$Num_T^{Sg_{Rd}}$	道路片段 Sg_{Rd} 上的车辆数量
$Den_T^{Sg_{Rd}}$	道路片段 Sg_{Rd} 上的车辆密度
TP_T^{Rd}	在时刻 T 时道路 Rd 的信任度 (Trust Probability)
Pin_T^{Rd}	在时刻 T 时将会进入道路 Rd 的车辆数量
$Pout_T^{Rd}$	在时刻 T 时将会离开道路 Rd 的车辆数量
V_w^{Rd}	车辆 w 在道路 Rd 上行驶的速度
φ	信任度 TP 值的阈值
α, β	评价方法 (行驶时间 TT 和车辆密度 TD) 的偏好因子

1 绪论

1.1 课题研究意义

在市场经济引导社会发展的大环境下，大部分工业化国家都经历了汽车与经济相互促进不断发展的过程：经济的发展催生并促进汽车的发展，而汽车的发展又刺激经济的进一步发展。通过这一过程，很多国家都已经进入了汽车化的时代。而汽车化社会也带来了大量的社会问题，如交通拥堵、交通事故、能源消耗和环境污染等。

智能交通系统 (Intelligent Traffic System, ITS)，又被称为智能运输系统 (Intelligent Transportation System)^[1-5]，它是在“汽车化社会”发展下产生的、为了实现“保障安全、提高效率、改善环境、节约能源”的目标而发展出来的新型交通系统。智能交通系统将信息技术、计算机处理技术、电子控制技术、通信技术、传感器技术和系统集成技术有效地综合运用起来，将车辆、道路、使用者、环境四者有机结合，实现一个和谐统一、实时、精确、高效的综合管理体系^[4]。ITS 的研究内容根据不同的国家地区或分类方法被分为 7-9 个数目不等的条目^[5]，但无论哪个地区的、根据哪一种分类方法，其中最重要的一项内容就是导航系统的智能化，也即为驾驶员（出行者）寻找到一条从出发的到目的地的最优化导航路径。

1.2 课题研究背景

针对最优路径的问题，在 ITS 诞生之前便已经在交通工程、系统工程、计算机工程和运筹学等不同领域有了普遍的发展和研究^[18-21]。传统的最优路径问题根据源节点和目标节点的数量，可分为单源最优路径问题和全源最优路径问题，其中，最普遍运用的是单源最优路径问题。常见的路径规划算法有 Dijkstra 算法^[6,7]、Floyd 算法^[8,9]和启发式搜索算法（最具代表性的是 A*算法^[10]）。这几种算法都有各自的特点和运用范围，例如 Dijkstra 算法和 Floyd 算法都可以计算出源点到其他所有点的最短路径长度，而 A*算法只能一次关注到两点之间的路径；Dijkstra 算法和 Floyd 算法都属于广度优先算法，而 A*算法属于深度优先算法；Dijkstra 算法和 A*算法实现起来需要的工程量较大，而 Floyd 算法写起来相对简便等。但由于它们的“静态算法”属性，被应用在 ITS 的导航路径算法中时，不能够实现随着交通情况的变化而实时改变导航路径的功能。即使在根据导航的需求下改进过后的几种算法，也只能在路况变差或车辆变多的时候，延迟地做出相应的反应。这种延迟的反应出现时，驾驶员已经被困在了拥堵的路段中，ITS 能做的只是告知驾驶员需要等待的大致时间，而不能够帮助驾驶员摆脱这种困境。

1.3 本文研究内容及贡献

本篇文章提出了一个基于实时交通信息的、能在行驶途中及时判断并做出决策的

动态导航实时路径决策方法 (DRGE)。本文提出的算法是在静态的 Dijkstra 算法基础上，添加了预测机制和动态决策机制，从而使得 ITS 的导航系统可以根据实时的交通信息和车辆参数，推算预测未来的道路状况，进而在必要的时刻，提前做出更改导航路径的决策。随着预测和动态决策机制的加入，就会很大程度上避免上述提到的“延迟反应”，也会减少下述情况的产生：由于某条道路的车辆少、路况好，所以相邻的街道和道路上的车辆都在短时间内集中地进入这条道路，进而导致此条道路上车辆数量的突然增加，路况在短时间内急转直下，造成难以预测的拥堵。为了实现预测机制，本文引入了“信任度” (trust probability, TP) 这个量，并预先设定一个信任度阈值 φ ，根据每一个时间迭代计算出来的道路 TP 值与阈值的比较，ITS 导航系统按照 DRGE 导航方法动态地做出决策——继续保持当前的导航路径行驶，亦或者为驾驶者选择一条更加优化的导航路径。更进一步的，本文还考虑到了除车辆、道路外的其他外部因素（如：天气状况的改变和突发的交通事故等）对于导航路径的影响，并做出相应的预测防范机制。

本文针对提出的 DRGE 动态路径导航算法，形成了一套完整的理论并通过了模拟实验的验证，相比于传统的静态/动态路径导航算法，本文中提出的算法在各方面表现都更加优异。更重要的是，本文提出的 DRGE 动态路径导航算法利用了车辆之间 Mesh 无线网络^[11-15]的沟通交流方式，摒弃了传统意义上需要固定装置或基础设施才能实现车辆之间互联的模式，达到了资源利用效率的最大化、投资成本最小化和导航路径最优化。

1.4 论文内容概述

这篇文章的余下篇幅顺序如下：在第二章介绍与本文相关的网络架构和传统路径导航算法，第三章介绍 DRGE 动态路径导航算法的模型及其算法流程，第四章针对 DRGE 动态路径导航算法进行理论分析，第五章评估本文提出的 DRGE 动态路径导航算法的性能，第六章为文章的结论与展望。

2 相关工作

2.1 引言

为了更好的研究 ITS 智能交通系统中的动态路径导航算法，笔者首先研究了一些相关的工作，查阅了相关资料。本章中首先对于一种新型的智能交通系统车辆之间的组织网络——基于 Mesh 无线网络的 V2V 车辆自组织网络进行了研究，并利用其模型实现本文中系统的基本架构。本章中还研究了传统的几种路径导航算法，列出了它们的实现方法和优缺点。

接下来就上述两个方面分别进行阐述。

2.2 Mesh 无线网络（V2V 车辆自组织网络）概述

2.2.1 Mesh 无线网络介绍

无线 Mesh 网络也称无线网状网 (Wireless Mesh Network, WMN)，是一种新型宽带无线网络，就像它的名字一样，它如同蜘蛛网或者市区的网状街道，每个节点都是对等的、都会独立参与整个网络^[12,14]。WMN 是一种高容量、高速率的分布式网络，它从诞生之日起，便在灵活组网、提高网络覆盖率、减少投资等方面显现出较大优势。

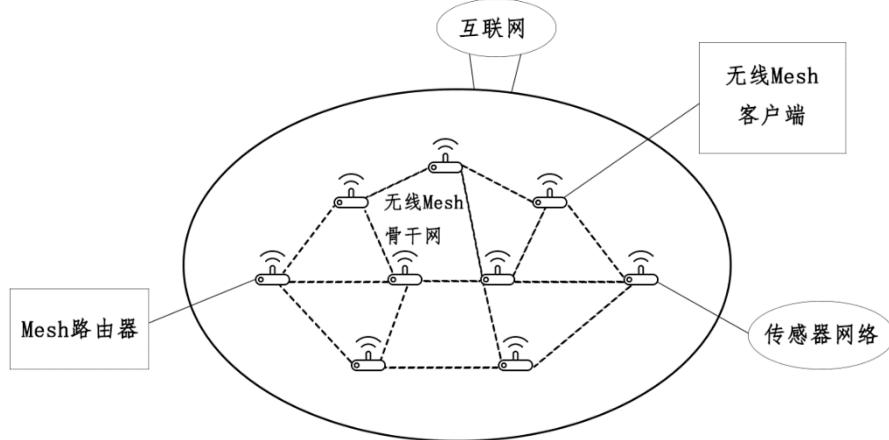


图 2-1 无线骨干型的 Mesh 网络结构示意图

而无线 Mesh 网络应用于智能交通系统中，便形成了一个叫车辆自组织网络 (VANET) 的概念。本文中提到的系统利用了 VANET 中的车对车 (V2V) 通信技术，利用车辆配置的电子设备，实现车辆间 Ad hoc 网络连接^[12,14]。

本文中的系统采用了无线骨干型的 Mesh 网络结构，如图 2-1 所示，每一辆车就相当于一个 Mesh 路由器。整个交通系统通过这些车辆（即 Mesh 路由器）的网关功能与外部的因特网相连，通过简单的道路周围的建筑物屋顶或照明灯灯顶安装的网络接入

点，将系统中的数据发布到外界。在系统内部，车辆（即 Mesh 路由器）间通过 IEEE 802.11 协议互相连接，每个车辆都具有自动配置、自动愈合功能。车辆之间可以点对点（车对车，V2V）进行实时信息传递，也可以通过多次跳转连接。由于系统中的车辆数量可能变得很多，如果系统中所有车辆均可以互相之间沟通实时交通信息，信息数据会变得很冗杂，整个 Mesh 网络的数据信道也会充满冗余数据。所以本文中的系统将每条道路等距离的分成了不同的道路片段，每一个道路片段内的车辆视为一个车辆集合，并且将每个车辆集合内部最靠近道路片段中点的车辆认为是本车辆集合的负责人（在 Mesh 网络中称为骨干路由）。在车辆集合之间，实时交通信息（如车速、前后车距离、尾气排放量、交通事故情况、天气情况等）通过每个集合的车辆负责人相互传递。而在车辆集合内部，车辆的实时交通信息都传递给集合的负责车辆，而负责人在收集到本集合的车辆实时交通信息后，进行汇总、存储、处理的过程，以备之后与周围车辆集合的负责人进行信息的相互传递；并且将从周围车辆集合负责人收集到的实时交通信息进行汇总、存储、处理，并传递给本车辆集合中的其他车辆。具体的实现过程将在第三章中详细描述。

这样一来，就形成了一个由无线 Mesh 骨干网、无线 Mesh 客户端（路由器）以及极少量有线 Mesh 客户端（网络接入点）组成的 Mesh 网络系统。这样的网络结构对于 ITS 系统车辆之间的实时信息沟通和传递起到了重要的作用。

2.2.2 Mesh 无线网络架构下的 ITS 系统具有的优势

交通信息是 ITS 顺利实施的重要前提，实时、准确、有效地感知多元的交通信息对于 ITS 来说至关重要。

在 Mesh 无线网络构架下的 ITS 系统中，每辆车都配有一个 GPS 全球定位系统，一个传感器和一个无线接收装置^[22-25]，每辆车作为一个 Mesh 网络中的路由节点，参与实时交通信息（如车速、车辆数目、前后车距离、尾气排放量、交通事故情况、天气情况等）的采集和传递。

上述提到的本文中的系统——Mesh 无线网络架构下的 ITS 系统，具有以下的优势与特点：

1) 可靠性

无线 Mesh 网络 (WMN) 采用的网络拓扑结构避免了传统的星型结构，也避免了像 WLAN 或蜂窝网络等由于集中控制方式而出现的网络堵塞、信息的互相干扰和数据冗杂，从而避免了额外的可靠性投资成本^[12]。

2) 移动性

WMN 网络中的节点可以自由移动，甚至消失^[14]，并且由于节点路由的自由选择特性，即使网络中某些节点路由因为升级、中断或局部扩容而导致了节点的暂时失效，也不会影响整个网络的运行。所以提高了系统的动态可移动性，并增强了网络的柔韧性和可行性。

3) 高带宽

WMN 网络通常是通过多个短跳来进行数据的传输，这就会避免传统的无线传输方式由于传输距离的增加而导致的干扰和数据丢失可能性的增加，从而形成一个高带宽的数据传输网络。

4) 非视距传输 (NLOS)^[12]

在 WMN 网络中，信号能够自动选择最佳路径，并沿着这条路径不断从一个用户跳转到另一个用户，并最终达到无直接视距的目标用户。拥有这样的特性，WMN 可以很容易的扩展网络的应用区域和覆盖范围。

5) 具有冲突保护机制

WMN 网络可对产生数据碰撞的链路进行识别^[12]，并做出标记，在数据传递过程中尽量减少在这些有冲突的链路上的传递，减轻了链路间的干扰，也降低了数据传输出错的可能性。

6) 无需基础设施

由于系统中所实现的数据产生与传播等功能都是在 Mesh 网络内部的，所以系统不需要像传统有线网络中基站那样的中心控制单元，也就无需构建固定的基础设施，节省了系统建立和维护的成本。

2.3 传统的路径导航算法

2.3.1 传统路径导航算法概述

最优导航路径选择模型及其算法是 ITS 智能交通系统的研究内容中最关键、也是最核心的部分，同时它也是 ITS 中交通路线设计、交通资源分配这类问题的基础。导航路径的选择是每个驾驶者在出发前都要面临的一个问题。

导航路径选择的问题放在数学和统计中，就被简化成为了最短路径规划算法 (Path Finding or Shortest Path Algorithms)。最短路径规划问题是基于运筹学和图论的一个数学概念，基本内容就是在两点（出发点和目标点）之间按照一定的权重和条件要求，找出满足条件的“最短路径”。这里的“最短”既可以指路径长度最短，也可以指用时最短，还可以认为是任意权重最小（如费用等），按照不同问题的要求选择不同的内容。

按照图论中的定义^[28]，这里将一个智能交通系统认为是一个图 G，图论中的图表示的是定义在顶点集合上的二元关系：

$$G = (V, E) \quad (3-1)$$

式中：V —— 顶点的有穷非空集合；E —— 边的集合。

将一个 ITS 系统带入到图论的定义中，则认为道路之间的路口是图 G 中的顶点集合 V，ITS 中的道路和街道认为是图 G 中边的集合 E。由于道路 AB 和道路 BA 不一样，所以 ITS 系统是一个有向图。系统中车辆的起点和终点就是最短路径规划问题中的出发点和目标点，而驾驶者希望寻找到的最优导航路径就是所谓的最短路径。按照不同驾驶者的要求，最优导航路径可能是基于路径长度或者行驶时间的，相应的可以

把它们分别认为是最短路径规划问题中的不同权重。

传统的路径导航算法包括 Dijkstra 算法, Floyd 算法和启发式搜索算法(A*算法),另外,根据交通数据的实时更新,还可以将 Dijkstra 算法改进后成为一个动态的最短路径算法。下面几节将分别阐述上述算法,并使其应用于 ITS 路径规划中。

2.3.2 Dijkstra 最短路径规划算法

1) 算法简介

Dijkstra 算法是由荷兰数学家 E.W.Dijkstra 在 1959 提出的,它应用了贪心算法的模式,有时也被称为正向搜索算法,是目前公认的解决最短路径问题的最佳解法之一。虽然本算法最初时为解决的问题是找出两点(初始点和终点)之间的最短路径,但最后算法结束时得到的却是初始点到其它所有点的最短路径。这一特点在很多时候被认为是 Dijkstra 算法的优势,但考虑到本文讨论的是导航路径规划问题,讨论的终点只聚焦于指定两点之间的最短路径,而并不会关注初始点到其它各点的路径,所以 Dijkstra 算法应用于导航路径的选择问题时,算法的效率比较低。

2) 算法流程

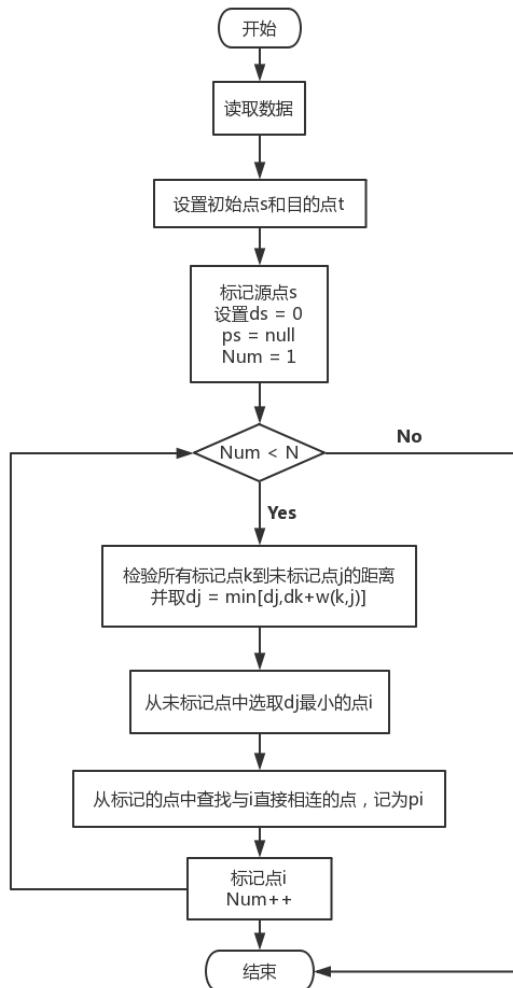


图 2 - 2 Dijkstra 算法流程示意图

如图 2-2 所示，第一步：驾驶者出发前确定好初始点 s 和目的点 t 输入系统中，系统根据用户的输入设定初始点 s 的路径权重 d_s 置 0，当前路径 P_s 为空 null，其他所有点 d_i 置为无穷大 ∞ ，并标记初始点使其置为 k 。在这里认为车辆行驶所用时间为算法的权重，而由于是静态算法，行驶时间就被认为是道路的长度与道路限速的比值。

第二步：检验所有已标记的点 k 到其它与 k 直接连接的但尚未标记的点 j 的“距离”（即行驶时间），并设置 $d_j = \min[d_j, d_k + w(k, j)]$ ，其中 $w(k, j)$ 表示从 k 到 j 的“路径长度”（即行驶时间）。

第三步：从其它尚未标记的点中选取权值最小的点 i ，则点 i 就被选为最短路径中的一点，并标记此点。

第四步：从已被标记的点中找到与 i 直接相连的点，并标记为 P_i 。此时如果所有点都被标记，则算法结束；否则，记 $k = i$ ，转到第二步继续进行算法。

最终从结果中取出预设的初始点 s 到目的点 t 两个点之间行驶时间最短的路径，然后将路径告知驾驶者，车辆就可以沿着此导航路径行驶并最终达到目的地。

2.3.3 Floyd 最短路径规划算法

1) 算法简介

Floyd 算法全称为 Floyd-Warshall 算法，又被称为插点法，它是以 1978 年图灵奖获得者、斯坦福大学计算机科学系的教授 Robert W. Floyd 命名的。它可以处理有向图或者无向图中任意两点间最短路径的问题。应用在导航路径选择的问题上，相较于 Dijkstra 算法，它节省了计算不必要的点之间的最短路径，但其时间复杂度为 $O(n^3)$ ，比 Dijkstra 算法的 $O(n^2)$ 要高。

2) 算法思想

表 2-1 Floyd 最短路径规划算法流程图

算法 2.3.3 Floyd 最短路径规划算法

输入：起始点 i ，终点 j ，距离矩阵 D

输出：两点之间的最短距离 $D[i, j]$

算法流程：

```

For k := 1 to n
    For i := 1 to n
        For j := 1 to n
            If D[i, j] > D[i, k] + D[k, j]
                Then D[i, j] := D[i, k] + D[k, j]
            End
        End
    End

```

Floyd 算法的思路很简单，用自然语言描述的过程如上表 2-1 所示。其中，矩阵 D 用来记录所插入点的信息， $D[i, j]$ 即表示点 i 到点 j 的距离。算法过程中就是循环来寻找点 i 到点 j 之间的点 k ，这个点 k 要满足它到点 i 的距离加上它到点 j 的距离之和，小于点 i 到点 j 的距离之和。循环结束后，矩阵 D 即为所求的最短路径矩阵。

应用到导航路径的选择中，点 i 和点 j 即为驾驶者要确定的起始点和目的点，这里仍然选取行驶时间作为算法的权重，所以最终得到的矩阵 D 是为驾驶者选择的行驶时间最短的导航路径。

2.3.4 启发式搜索算法（A*算法）

A*算法，又被称为 A-Star 算法，是当前比较流行的启发式搜索算法之一。它的产生是结合了两种常见的最短路径搜索的思想，一种是以 Dijkstra 算法为代表的广度优先搜索算法，它可以比较准确找出一条最佳路径，但运行速度较慢；另一种是运用启发式函数 (Heuristic Function) 的最佳优先搜索 (Best-First Search, BFS) 算法，它的运行速度更快，但是不能保证找到的路径是最佳的。

在 A*算法中，普遍认为有两种代价，分别是 $g(n)$ ，表示从初始点到任意结点 n 的代价； $h(n)$ ，表示从结点 n 到目的点的启发式评估代价。当寻路者从初始点向目的点移动时，它会权衡两种代价从而找到一条最佳的路径。

A*算法的出现主要是用来解决一些复杂的寻路问题，如游戏中的地图寻路或有障碍的寻路等。一般来讲，在路径导航中，A*算法的 $h(n)$ 启发式评估代价比较小，所以 A*算法基本等同于了 Dijkstra 算法，具体的实现过程参照本章 2.3.2 小节中的内容。

2.3.5 改进的动态路径规划算法

以上讨论的路径规划算法都并没有基于 ITS 系统中的实时交通信息，而只是从静态的道路长度和道路限速入手，去计算一个车辆的行驶时间，然后作为权值应用到算法中去。这样的规划算法存在的问题就是，很可能道路的拥堵情况在驾驶者出发之前就已经改变，很多时候驾驶者并不能按照道路的限速驾驶。所以，利用 ITS 中实时交通信息，形成了一种改进的动态路径规划算法。

这种动态的路径规划算法思路也很简单，就是在 Dijkstra 算法或者 Floyd 算法的基础上，在驾驶者出发前，利用 ITS 提供的当前出发时刻实时的交通信息——其中最重要的信息就是每条道路的车流量，即车辆数——来计算出出发时刻每条道路的平均车速（可以根据车流量相应的计算而来），进而计算出一个预估的行驶时间。这样一来，以一个实时计算出的行驶时间作为算法的权重，得到最终的导航路径，就可以比之前的静态算法得出的结果更加符合驾驶员的要求。

改进的动态路径规划算法结合了静态算法和实时的交通信息，相比与纯静态的上述算法，它可以为驾驶者提供一条更准确的导航路径，也被更多的 ITS 系统所应用。

2.3.6 传统路径规划算法的不足

之前的四个小节中文章讨论了几种传统的静态/动态路径规划算法。在 ITS 的路径

导航中，通常会把车辆的行驶时间作为算法的权重，很少一部分时候也会仅仅用道路的长度来作为权值。改进的动态路径规划算法已经利用了 ITS 中的实时交通信息，所以得出的导航路径更人性化，但是上述所有的路径规划算法，都面临着在路况变差或车辆变多的时候，无法及时做出相应反应的情况。如果驾驶员已经被困在了拥堵的路段中，ITS 能做的只是告知驾驶员需要等待的大致时间，而不能够帮助驾驶员摆脱这种困境，所以，以上的算法普遍存在着一定的局限性，需要有更加优化的算法出现。下一章中就会引入本文提出的 DRGE 算法，来解决传统路径规划算法的问题。

2.4 本章小结

在本章中，文章介绍了新型的 Mesh 无线网络技术，本文将这种技术应用于所提出的算法模型中，这样一来，本文提出的算法系统就具有了传统 ITS 系统中不具备的一些优势，尤其是在可移动性、可靠性和节约成本方面表现出色。本章还紧接着分析了几种传统的路径导航算法，提出了他们存在的不足之处，并在后续的章节中提出一个全新的算法来解决这些问题。

3 DRGE 动态实时路径导航算法

3.1 引言

上一章中文章介绍了几种传统的静态/动态路径规划算法，他们都存在着不足之处，无法满足 ITS 系统中驾驶者想要实现的以最短的时间完成行驶的目标。在本章中，为解决现有路径规划算法中所存在的局限性，文章提出了一种基于实时交通信息的、在行驶途中及时判断并做出决策的动态实时路径决策算法 (Dynamic real-time Route Guidance algorithm using En-route judgement and decision, DRGE)，这种动态实时路径导航算法解决了现有路径规划算法中所存在的问题，能够最大限度的为驾驶者选择一条优化的导航路径。本章中重点阐述了 DRGE 算法的系统模型、算法思路与算法流程。

3.2 系统模型

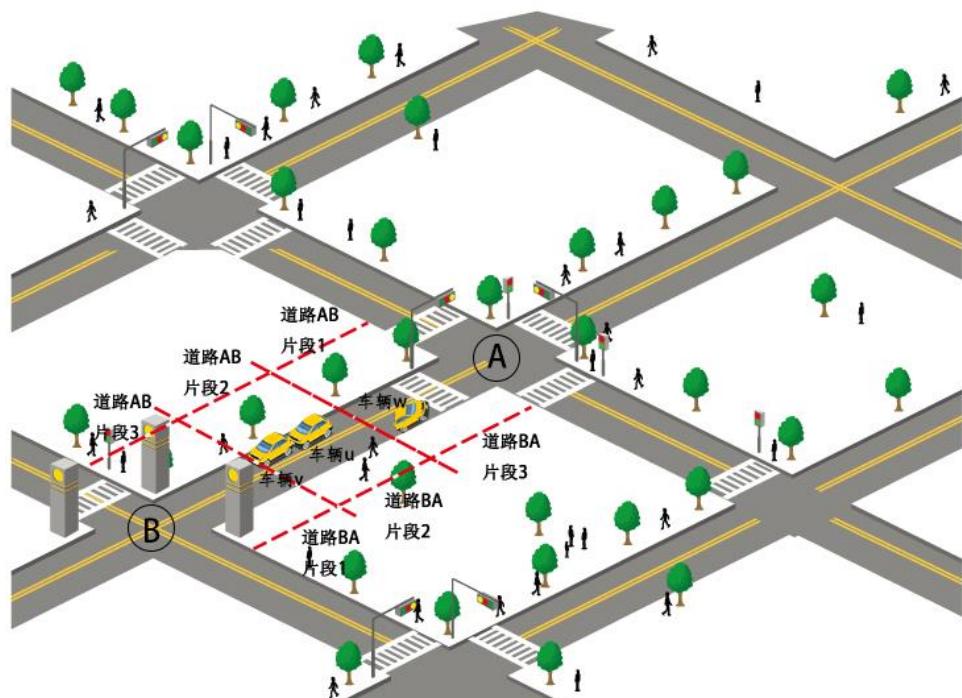


图 3-1 系统模型

为了进行模拟的实验并方便叙述和理解，本文为 DRGE 算法设定了一个关于车辆、道路的 ITS 区域系统。如 2.2 小节中介绍的，本文中的系统是构建于 Mesh 无线网络架构上的，在系统中的每一辆车都配置有一个 GPS 全球定位系统，来帮助 ITS 判断车辆的实时位置信息。在这个系统中，规定每条道路或街道都有一个特定且唯一的道路编号 (Road ID)，被记为 Rd ；每条道路或街道被等距离的划分为了不同的道路片段，每一个道路片段同样有一个特定且唯一的片段编号 (Segment ID)，被记为 Sg_{Rd} ，表示它是在道路 Rd 上的某一个道路片段；同时，系统中每条道路或街道都是有方向性的，即每

条道路总是有一个本道路的起始点和终点。

正如图 3-1 系统模型中显示的那样，本文将系统中每一个道路之间的节点编号记为 A,B,C...以此类推，两节点 A 和 B 之间的道路可能是道路 AB (Rd_{AB}) 或道路 BA (Rd_{BA})，这两条路被认为是不同的两条道路，在道路 AB 上行驶的车辆只能从节点 A 出发行驶到节点 B，同样的，在道路 BA 上行驶的车辆只能从节点 B 出发行驶到节点 A。道路 AB 被划分为了同等距离的三个道路片段，分别被记为 $Sg_{Rd_{AB}}^1$, $Sg_{Rd_{AB}}^2$ 和 $Sg_{Rd_{AB}}^3$ ，为方便叙述和后续计算使用，这里通常也会把道路的第一个片段和最后一个片段记为 $Sg_{Rd_{AB}}^{first}$ 和 $Sg_{Rd_{AB}}^{last}$ （以道路 AB 为例）。

为简化研究过程和模拟数据的量级，本文所提到的系统中每条道路或街道单向只有一个车道。也就是说，如果一辆车行驶在道路 AB 上，那么就意味着它在行驶途中始终会沿着这一条直线行驶，而不会在途中进行车道的变更。这样的系统在实际生活中其实也是很常见的，例如在国内很多城市的非主干道，或者国外很多城市、地区的道路都是只有双向双车道，而不存在车道变更的情况。尽管如此，如果在本文研究的基础上考虑多车道的道路或街道，由于每条车道在十字路口（道路节点）都有特定的行驶方向，并且已经有很多关于车辆行驶途中变道的成熟理论，所以也可以很轻松地扩展本文的研究。更重要的是，为提高道路负载并减少行车的平均时间，本文认为在道路上行驶的车辆都始终能够保持尽可能快的行驶速度，并且保持行车的稳定，不会出现超车和车速随机改变的情况。

每一辆车特定且唯一的车辆标识 (Vehicle ID)，在实际生活中可能是车辆的车牌号、或者车辆在交管所的备案编号等等，这里在系统中被记为任意的英文字母，正如图 3-1 中的车辆 u ，车辆 v 和车辆 w ，其中车辆 u 和车辆 v 行驶到了道路 AB 的第 2 个道路片段，车辆 w 行驶到了道路 BA 的第 3 个道路片段。

正如之前第二章 2.2.1 小节中介绍的，系统将道路上每一个道路片段内的车辆视为一个车辆集合，并且将每个车辆集合内部最靠近道路片段中点的车辆认为是本车辆集合的负责车辆。在图 3-1 中，由于车辆 u 和车辆 v 都行驶到了道路 AB 的第 2 个道路片段，所以在当前时刻，车辆 u 和车辆 v 被视为是一个车辆集合，而由于车辆 u 比车辆 v 更加靠近此道路片段的中心，所以此时的车辆 u 被认为是本车辆集合的负责人。同样的，道路 BA 的第 3 个道路片段由于只有唯一的车辆 w ，所以它形成了只有一辆车的车辆集合，并且它也是本车辆集合的负责人。车辆 u 和车辆 w 之间相互传递本车辆集合内部收集到的实时交通信息，在收到实时数据后，车辆 u 将收到的数据处理后再传递给本集合其他车辆（车辆 v ）。

3.3 算法概述

在本文提出的 DRGE 导航策略中，应用上一个小节中引入的系统模型：车辆在系统行驶，每条道路都被分为了等距离的道路片段，每个片段中的车辆被认为是一个车辆集合，车辆集合内车辆与当前集合的负责车辆进行实时交通信息的相互传递，每个

道路片段的负责车辆与邻近道路片段的负责车辆进行实时交通信息的互相传递。这样以来，每一辆车就可以通过车辆之间形成的无线 Mesh 网络得到最新的、整个系统中所有车辆的实时交通信息。

在得到整个系统的实时交通信息后，每一辆车根据自己的需求，储存好有用的信息，之后，DRGE 导航策略就会利用这些存储的信息，帮助车辆计算“信任度”(Trust Probability, TP)，具体的计算方法将在下文详细阐述。在得到 TP 值后（这个值被记为 $TP_{current}$ ），DRGE 将此值与驾驶者在行车前预设的 TP 值阈值 φ 作比较。如果 $TP_{current}$ 大于阈值 φ ，则表示系统当前的导航路径仍然保持是一条最优导航路径；否则，如果 $TP_{current}$ 小于阈值 φ 的时候，系统就认为车辆当前的导航路径已经不再是一条最优的导航路径，此时，DRGE 就会为驾驶者选择另外一条 TP 值相对更大的导航路径，之后驾驶者就可以沿着更新过后的导航路径继续行驶，并且理论上可以用时更短地到达目的地。经过上述的过程，DRGE 导航策略就解决了目前其它静态/动态路径规划所存在的无法及时根据实时交通情况做出反应的局限，也可以很大程度上缓解由于车辆数量突然的增加而造成的无法预测的交通堵塞。

DRGE 导航策略还可以根据驾驶者不同的需求，选择不同偏好的导航方法，例如以车辆密度、行驶时间或收费情况作为导航的不同权重。无论是单一的偏好还是混合偏好的导航方式，都可以为驾驶者选择一条相对最优化的驾驶路径。另外，本文提出的 DRGE 导航策略还考虑到了除车辆、道路之外的一些外部因素对于驾驶的影响，如突然的天气变化或者意外的交通事故，在这些特殊的情况下，DRGE 也针对性地有着特殊的解决方案。

下面的 3.4 小节具体讨论 DRGE 导航策略的算法流程。

3.4 算法流程

3.4.1 数据（实时交通信息）的获取

再一次重申，ITS 系统中每辆车都配备有一个 GPS 全球定位系统，一个传感器和一个无线沟通装置，这些装置帮助车辆在无线 Mesh 网络中确定自己的位置，测量自己和道路的参数，并将这些测量的数据与周围的车辆分享。

1) 第一步：车辆初始化

3.2 小节中介绍过，系统中的每辆车都被赋予了一个车辆 ID，在系统中被记为任意的英文字母，如 u, v 或 w 。车辆初始化的过程就是在一次出行中，某车辆（例如车辆 w ）的驾驶者在出发之前确定此次出行的起始点 SN_w 和目的点 DN_w ，确定自己导航路径的偏好设置，并输入到 ITS 系统中。此时，系统就可以获知车辆的 ID，车辆此次出行的起始点 SN_w 和目的点 DN_w ，以及驾驶者对于导航路径的偏好设置，并将这些参数储存在内存中。系统根据这些参数，为车辆规划一条初始化的导航路径，车辆就可以沿着这条路径开始行驶。

2) 第二步：车辆参数的获取

在初始化结束之后，车辆开始沿着系统为其规划的初始导航路径行驶。在行车途中，系统通过车辆配置的传感器来进行实时车辆参数的测量。这些参数包括：当前的时刻 T ，车辆在当前时刻 T 的车速 V_w ，车辆的发动机功率 P_w 。系统将这些参数储存在内存中，为后期的计算工作提供数据支持。

3) 第三步：道路参数的获取

在车辆行驶的途中，系统除了需要获取车辆的各项参数之外，还需要实时获取道路的参数。这些参数包括：车辆当前行驶的道路 ID 号 Rd ，车辆当前所在的道路片段号 Sg_{Rd} ，当前行驶的道路宽度 W_{Rd} ，当前行驶的道路长度 L_{Rd} ，突发的交通事故可能对道路交通状况产生的影响程度 $Inc^{Sg_{Rd}}$ ，突然的天气改变可能对道路交通状况产生的影响程度 $Wea^{Sg_{Rd}}$ 。系统同样将这些参数储存在内存中，用来评估实时交通状况。另外，正如之前所介绍的，每个时刻，系统都需要决定每条道路上每个道路片段车辆集合的负责车辆。所以，每一时刻系统还需要测量出每个车辆集合中车辆距离本道路片段中心点的距离 $Ds_w^{Sg_{Rd}}$ ，从而可以方便系统决定一个车辆集合负责者的车辆 ID。

4) 第四步：数据的传播与扩散

在第二步和第三步中，每辆车已经收集到了在某一时刻的车辆参数和道路参数，此时为了让系统中其他车辆都可以分享到自己的实时交通信息，它需要将自己的参数传播出去。如果说车辆直接将零散的信息传递给其他车辆，就会显得信息非常冗余，所以在这里系统让每一辆车在每一时刻产生一个交通信息报告，这个报告中包含了某一时刻该车辆已经收集到的、并且希望让系统中其他车辆知道的所有信息。车辆 w 在某时刻产生的交通信息报告 R 的定义如下所示：

$$R_w = (w | T | Rd | Sg_{Rd} | V_w | P_w | W_{Rd} | L_{Rd} | Inc^{Sg_{Rd}} | Wea^{Sg_{Rd}} | Ds_w^{Sg_{Rd}}) \quad (4-1)$$

式中：“|”——连接符号；其它符号均在本节之前部分的“第二步”和“第三步”中被列出。

交通信息报告 R 就是所有参数的集合，是一个可以被直接分享的数据，所以在 R 产生之后，车辆 w 就将自己当成是一个路由节点，通过无线 Mesh 网络，把报告 R_w 分享给周围的其他车辆；同样的，它也可以同时接受来自周围车辆分享的报告。

特别的，在之前强调过，系统中每条道路被等距离的分成了道路片段，每个道路片段内的车辆被认为是一个车辆集合，集合中最接近道路片段中心点的车辆被认为是车辆集合的负责人。根据以上的描述，车辆 w 所产生的交通信息报告 R_w 只能在当前它所处的道路片段中传递给其它的车辆。当然，此时车辆 w 也接收到了来自相同道路片段的其他车辆传递给它的交通信息报告，这个过程定义如下：

$$\begin{array}{ccc} w & \xrightarrow{R_w} & * \\ & & * \xrightarrow{R_*} w \end{array} \quad (4-2)$$

式中： w ——当前的车辆 ID；“*”——当前与车辆 w 处在同一道路片段的其他车辆； R_w ——当前车辆 w 产生的交通信息报告； R_* ——其他车辆产生的交通信息报告；“ \rightarrow ”

—— 信息的传递方向。

以上过程结束后，车辆 w 就得到了道路片段内所有车辆在这一时刻的所有交通信息报告。特别的，车辆 w 取出每组报告中的车辆与道路片段中心点的距离 Ds 这一个数据，然后比较 Ds_w^{SgRd} 和 Ds_*^{SgRd} 的大小。如果车辆 w 的这一数据 Ds_w^{SgRd} 是最小的，即表示车辆 w 此时为道路片段中最接近中心点的那一辆车，那么它在这一刻就成为了道路片段的负责人；否则，车辆 w 就不是此道路片段的负责人。显而易见的，在同一道路片段中的其他车辆也同时会进行这一比较的过程，所以每一个时刻都会确定出来唯一且特定的道路片段的负责车辆。要注意的是，因为车辆在不断地移动中，所以每一个道路片段的车辆集合和车辆集合的负责车辆都是在随着时间不断变化的。

经过上述过程，系统就可以确定在每个时刻，每条道路的每个道路片段车辆集合的负责车辆的 ID。此时，负责车辆就将本车所在的道路片段其他车辆的交通信息报告 R 全部收集起来，然后利用其中有效的数据，计算得到几个重要的参数——当前道路片段的车辆总数 Num_T^{SgRd} ，当前道路片段的车辆密度 Den_T^{SgRd} 和当前道路片段内车辆的平均车速 Sd_T^{SgRd} 。他们分别通过以下的公式产生：

$$Num_T^{SgRd} = \sum |R_*| \quad (4-3)$$

式中：“*”——当前道路片段的所有车辆； $|R_*|$ ——当前道路片段车辆集合负责车辆接收到的交通信息报告数量。

$$Den_T^{SgRd} = \frac{Num_T^{SgRd}}{W_{Rd} \cdot L_{SgRd}} \quad (4-4)$$

式中： L_{SgRd} ——当前道路片段的长度； W_{Rd} ——当前道路的宽度。

$$Sd_T^{SgRd} = \frac{1}{Num_T^{SgRd}} \cdot \sum V_* \quad (4-5)$$

式中：“*”——当前道路片段的所有车辆； V_* ——当前道路片段每辆车各自的速度。

在计算得到上述参数后，当前道路片段车辆集合的负责车辆就可以形成一个能够向周围道路片段传递的完整信息集合，本文中将这个完整的信息集合称为是当前时刻、此道路片段的交通信息数据流。考虑到本文提出的导航策略不仅可以处理正常状态下的车辆导航，还可以在外部因素（如突然的天气变化或意外的交通事故等）的影响下形成紧急的导航策略，所以在这里车辆会根据不同的情况形成两种交通信息数据流，分别为正常情况下的数据流和紧急状况下的数据流。

正常情况下的交通信息数据流由以下公示产生：

$$NR_T^{SgRd} = (T|Rd|SgRd|W_{Rd}|L_{Rd}|Sd_T^{SgRd}|Num_T^{SgRd}|Den_T^{SgRd}) \quad (4-6)$$

式中：“|”——连接符号；其他符号均已在上文列出。

紧急状况下的交通信息数据流由以下公示产生：

$$ER_T^{SgRd} = (T|Rd|SgRd|Wea_T^{SgRd}|Inc_T^{SgRd}|Delay) \quad (4-7)$$

式中：“|”——连接符号； Wea_T^{SgRd} 和 Inc_T^{SgRd} ——天气变化或交通事故对路况的影响程度（如道路限速的改变，车道数量的减少等）； $Delay$ ——由于突然的天气变化

或意外的交通事故给驾驶者带来的驾驶时间的延迟。

值得注意的是，正常情况下的交通信息数据流 NR 是在每个时刻都会产生并传递的，但紧急状况下的交通信息数据流 ER 则是只有在道路发生了特殊的状况时才会由车辆所产生。

对于正常情况下的交通信息数据流 NR ，车辆集合的负责车辆在产生后，向周围其他道路片段的负责车辆传递，同时也收到来自周围道路片段其他负责车辆所产生的交通信息数据流。负责车辆记录这些交通信息数据流来自于哪条道路，并逐个判断当前道路片段车辆的导航路径是否包括这条道路。如果本车辆集合存在车辆的当前导航路径包括交通信息数据流的来源道路，那么负责车辆就将此交通信息数据流储存在硬盘中，并逐个发送给需要此信息流的车辆；否则，负责车辆不需要储存这一数据流，而是只起到一个中间路由节点的作用，将此数据流接着传播给更远的道路片段。而对于紧急状况下的交通信息数据流 ER ，当道路发生了特殊状况时，同理上述过程传播，一旦特殊状况被处理完毕，车辆就发送一个信号表示可以恢复正常状态，接收到此信号的车辆就可以清除紧急状况下的交通信息数据流 ER ，导航策略也会即刻恢复常规。

通过以上的过程，系统中的车辆参数和道路参数就可以被快速的、有效率的传播，系统中的车辆也可以及时的获取到所需的数据，为导航路径的选择奠定一个良好的基础。

3.4.2 交通状况的判定

上一小节中文章讨论了车辆是如何获取实时交通信息并传播它们的。在车辆及时得到它们所需的实时交通信息后，就可以开始进行对于交通状况的判定，并根据实时的交通状况来规划导航路径。

在这一小节中引入了两种交通状况的判定标准，分别是行驶时间 (Travel Time, TT) 和车辆密度 (Traffic Density, TD)。但在这之前首先要引入一个在本文提出的方法中非常重要的参数——信任度 (Trust Probability, TP)。

信任度 (Trust Probability, TP) 在 DRGE 导航系统中是用来预测某一时刻道路拥堵状况的参数，它利用现有的实时交通信息，通过一系列的迭代，预测、评估未来时刻的道路状况，系统根据此信任度来做出针对导航路径的规划。

信任度的定义如下：信任度被定义为在 T_j 时刻，某一道路片段的交通状况不比在当前时刻 T_l 下同一道路片段的交通状况更差的可能性，其中 T_j 是比 T_l 更晚的时刻。

之前提到的，文章中引入了两种判断交通状况的标准，分别是行驶时间TT和车辆密度TD，将这两种标准分别应用到信任度的定义中，就可以得到计算信任度的公式，如下所示：

$$TP_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} = P\left(Tr_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} \leq Tr_{T_l}^{sg_{Rd_i}^j}\right) \quad (4-8)$$

$$TP_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} = P\left(Den_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} \leq Den_{T_l}^{sg_{Rd_i}^j}\right) \quad (4-9)$$

式中： T_l —— 当前时刻； T_j —— 未来某一时刻； P —— 概率符号； Tr —— 行驶时间； Den —— 车辆密度。

由于行驶时间 Tr 和车辆密度 Den 无法直接得到，但他们都与另一个可以通过当前实时交通信息计算而来的参数有关，所以信任度 TP 也可以用如下的公式产生：

$$TP_{T_j}^{Sg_{Rd_i}^j} = P\left(Sd_{T_j}^{Sg_{Rd_i}^j} \geq Sd_{T_l}^{Sg_{Rd_i}^j}\right) \quad (4-10)$$

式中： Sd —— 车辆的行驶速度；其余的符号均已在之前标注。

根据上述的定义和分析可以看到，信任度 TP 值不是连续的，并且可以在每一个时间间隔更新一次，随着交通状况的变化而改变。更重要的是，上述的公式表明，想要预测道路的交通状况，车辆的行驶速度在其中有着至关重要的作用。所以根据实时交通信息预测车辆速度成为了预测未来交通状况的核心内容。

而车辆的行驶速度又取决于道路的交通密度^[16,17]。车辆在道路上行驶时，当道路上交通密度较小时，车速较快，畅行无阻；当交通密度增大时，即道路上的车辆数量增加，车辆速度相应降低；当交通达到拥堵状态时，车辆速度降到很低，甚至处于停滞状态。根据文献资料^[16,17]，本文采取了车辆速度与交通密度之间的指数增长关系，根据交通密度的不同，这里用两个密度的阈值将交通密度划分为了三个区间。这两个密度阈值被定义为 K_m 和 K_j ，分别表示最佳密度和阻塞密度。

最佳密度 K_m 表示，在交通密度小于 K_m 时，道路此时处于畅行无阻的状态，道路上的车辆行驶速度均可达到道路的限速。最佳密度 K_m 由以下公式产生：

$$K_m = \frac{1}{\left(\frac{Sd_{HL}^{Sg_{Rd_i}^j}}{2 \cdot a_d}\right)^2 + b \cdot Sd_{HL}^{Sg_{Rd_i}^j} + c} \quad (4-11)$$

式中： $Sd_{HL}^{Sg_{Rd_i}^j}$ —— 车辆在道路片段 $Sg_{Rd_i}^j$ 上可以达到的最快速度，也即道路片段 $Sg_{Rd_i}^j$ 的限速； a_d —— 车辆的加速度； b —— 驾驶员的平均反应时间； c —— 车辆长度与安全车距之和。

阻塞密度 K_j 表示，在交通密度大于 K_j 时，道路此时处于严重拥堵的状态，道路上的车辆行驶速度极慢甚至速度为零停止前进。阻塞密度 K_j 由以下公示产生：

$$K_j = \frac{1}{c} \quad (4-12)$$

式中： c —— 车辆长度与安全车距之和。

由上述的两个密度阈值，道路的交通密度被划分为了三个区间，在每个区间内，根据车辆速度与交通密度之间的指数关系，车辆的实时行驶速度有不同的计算方法，这里考虑了下面三种情况：

1) 情况一：当前道路片段的交通密度小于最佳密度 K_m

在这种情况下，行驶在当前道路片段车辆的车速可以达到道路的限速，用以下公式表示：

$$Sd_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} = Sd_{HL}^{sg_{Rd_i}^j}, \left(Den_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} < K_m \right) \quad (4-13)$$

2) 情况二: 当前道路片段的交通密度处于最佳密度 K_m 和阻塞密度 K_j 之间

在这种情况下, 行驶在当前道路片段车辆的车速取决于当前道路的交通密度, 用以下公式表示:

$$Den_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} = \frac{1}{a \cdot \left(\frac{sg_{Rd_i}^j}{Sd_{T_j}} \right)^2 + b \cdot Sd_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} + c}, \left(K_m \leq Den_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} < K_j \right) \quad (4-14)$$

即

$$Sd_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} = \frac{-b + \sqrt{b^2 - 4 \cdot a \cdot \left(c - \frac{1}{Den_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j}} \right)}}{2a}, \left(K_m \leq Den_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} < K_j \right) \quad (4-15)$$

3) 情况三: 当前道路片段的交通密度大于阻塞密度 K_j

在这种情况下, 行驶在当前道路片段车辆的车速极慢甚至速度为零停止前进, 用以下公式表示:

$$Sd_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} = 0, \left(Den_{T_j}^{sg_{Rd_i}^j} \geq K_j \right) \quad (4-16)$$

再一次的, 本文中引入了信任度 TP 值来帮助预测道路未来的交通状况, 而信任度 TP 值取决于车辆的速度, 车辆的速度又取决于道路片段的交通密度, 最后交通密度又是计算车辆的数量而得到的。所以, 取而代之的, 这里将预测道路未来交通状况的任务, 转变为了预测道路未来车辆数量的任务。

接下来, 根据当前时刻 T_l 的实时交通信息, 系统预测在下一时刻 T_j , 道路 Rd_i 上的车辆数量 $Num_{T_j}^{Rd_i}$, 它由以下公式得出:

$$Num_{T_j}^{Rd_i} = \sum_{k=1}^m Num_{T_l}^{sg_{Rd_i}^k} + Pin_{T_j}^{Rd_i} - Pout_{T_j}^{Rd_i} \quad (4-16)$$

式中: T_j —— 当前时刻 T_l 的下一时刻, 即 $T_j = T_l + 1$; $Num_{T_l}^{sg_{Rd_i}^k}$ —— 道路 Rd_i 上每一个道路片段上的车辆数量; $Pin_{T_j}^{Rd_i}$ —— T_j 时刻将会进入道路 Rd_i 的车辆数量; $Pout_{T_j}^{Rd_i}$ —— T_j 时刻将会离开道路 Rd_i 的车辆数量。

其中 $Num_{T_l}^{sg_{Rd_i}^k}$ 可以通过车辆在 T_l 时刻的交通信息报告 R 中的数据得到, 所以接下来需要计算 $Pin_{T_j}^{Rd_i}$ 和 $Pout_{T_j}^{Rd_i}$ 的值。在系统模型的介绍中, 文章提到过系统中的道路是有方向的, 即一条道路总是有一个起始点和终点, 且车辆只能从道路的起始点行驶到终点。为了方便计算, 文章提出的导航策略认为, 只有在道路最后一个道路片段的车辆, 才有可能在下一时刻离开本道路进入下一条道路, 并且在车辆离开本道路之后, 它是等可能性地选择进入与本道路终点相邻的其他道路(在这里, 文章还考虑到在实际生

活中，车辆可能会出现掉头的现象，所以此处与道路终点相邻的道路包括本道路反向的那条路）。相应的，可能进入本道路的车辆也是符合二项分布^[26,27]的概率。所以， $Pin_{T_j}^{Rd_i}$ 和 $Pout_{T_j}^{Rd_i}$ 由以下的公式产生：

$$Pout_{T_j}^{Rd_i} = Num_{T_l}^{Sg_{Rd_i}^{last}} \quad (4-17)$$

$$Pin_{T_j}^{Rd_i} = \theta \cdot \sum_{x \in N_{Rd_i}} Num_{T_l}^{Sg_{Rd_x}^{last}} \quad (4-18)$$

式中： $Sg_{Rd_i}^{last}$ —— 道路 Rd_i 最后一个道路片段； $Num_{T_l}^{Sg_{Rd_x}^{last}}$ —— T_l 时刻道路 Rd_x 最后一个道路片段的车辆数量； N_{Rd_i} —— 与道路 Rd_i 起始点相邻的所有道路； Rd_x —— N_{Rd_i} 其中的一条道路，也即与道路 Rd_i 起始点相邻的某条道路； θ —— 一个比例系数。

上述公式 4-17 和 4-18 中除 θ 外的所有参数都可以根据当前时刻 T_l 时的实时交通信息报告 R 得到，而比例系数 θ 与当前时刻道路的交通密度有关，要根据不同的情况确定不同的值。

到现在，已经完成了预测信任度 TP 值所需的所有前期工作，接下来，系统就要根据当前时刻 T_l 时所产生的实时交通信息报告 R 以及用 R 所推导出来的其他参数，计算 T_j 时刻（也就是 T_l 的下一时刻，即 $T_j = T_l + 1$ ）的信任度 TP 值。这里再次提到信任度的定义， $TP_{T_j}^{Sg_{Rd_i}^j}$ 指的是在 T_j 时刻，道路片段 $Sg_{Rd_i}^j$ 的交通状况不比在当前时刻 T_l 下同一条道路片段的交通状况更差的可能性。交通状况指的是车辆平均行驶速度，而根据公式 4-13、4-15 和 4-16 可知，车辆行驶速度是交通密度的单调非增函数；又有公式 4-16、4-17 和 4-18，这里将交通密度的计算归为了道路车辆数量的计算。以上， $TP_{T_j}^{Sg_{Rd_i}^j}$ 也就可理解为在 T_j 时刻，进入道路 Rd_i 的车辆数量不比在 T_l 时刻离开本道路的车辆数量更多的可能性。为了减少数据的冗杂和不必要的计算，本文中提出的 DRGE 方法就利用整条道路的信任度 $TP_{T_j}^{Rd_i}$ 来代表本道路每个道路片段的信任度 $TP_{T_j}^{Sg_{Rd_i}^j}$ 。整条道路的信任度 $TP_{T_j}^{Rd_i}$ 可以由以下的公式产生：

$$\begin{aligned} TP_{T_j}^{Rd_i} &= P(Pin_{T_j}^{Rd_i} \leq Pout_{T_j}^{Rd_i}) \\ &= \sum_{n=0}^{Pout_{T_j}^{Rd_i}} C_{\sum_{x \in N_{Rd_i}} Num_{T_l}^{Sg_{Rd_x}^{last}}}^n \cdot \left(\frac{1}{|N_{Rd_i}|}\right)^n \cdot \left(1 - \frac{1}{|N_{Rd_i}|}\right)^{\left(\sum_{x \in N_{Rd_i}} Num_{T_l}^{Sg_{Rd_x}^{last}} - n\right)} \end{aligned} \quad (4-19)$$

式中： N_{Rd_i} —— 与道路 Rd_i 起始点相邻的所有道路； $|N_{Rd_i}|$ —— 与道路 Rd_i 起始点相邻的道路的数量总和；其余的符号均已在之前的小节定义或可通过之前小节的公式推算得出。

要注意的是，公式 4-19 仅考虑到了一种情况，那就是可能会进入道路 Rd_i 的车辆数

量比预测将要离开这条道路的车辆数量更多的情况。如果遇到了另一种情况，那就是可能会进入道路 Rd_i 的车辆数量已经比预测将要离开这条道路的车辆数量少的时候，根据信任度 TP 的定义，就可以简单的推算出此时 $TP_{T_j}^{Rd_i}$ 的值就等于 100%。因为在这种情况下，即使可能进入道路 Rd_i 的车辆在下一时刻全部行驶进入了该道路，这个车辆总数还是比下一个时刻将会离开该道路的车辆数量少，所以下一个时刻道路 Rd_i 的交通状况一定比当前时刻更好，所以 $TP_{T_j}^{Rd_i}$ 的值就是 100%。

3.4.3 导航路径的决策

上一小节中，文章介绍了交通状况的判定过程，即利用实时交通信息来计算信任度 TP 值，以 TP 值为标准判定交通状况。而在这一小节将详细的阐述如何利用信任度 TP 值来帮助车辆选择一个最优的导航策略——继续保持当前的导航路径行驶，亦或者为驾驶者选择一条更加优化的导航路径。

像 3.4.2 小节的开头所描述的，本文提出的 DRGE 导航算法系统中有两种交通状况判定的标准，分别为行驶时间 TT 和车辆密度 TD 。那么相应的，DRGE 导航决策会针对这两种标准分别运作，当然，导航决策方法也可以根据个人的偏好设定，运作于其他的情况之下。

1) 在单一的交通状况判定标准下的导航决策

假设车辆 w 进入系统区域后，在系统的帮助下选择了一条初始的导航路径，之后它就沿着这条导航路径行驶，这里把这条初始化的导航路径记为 $NavPath_{init}$ ，它可以表示为：

$$NavPath_{init} = \{Rd_1, Rd_2, Rd_3, \dots, Rd_n\} \quad (4-20)$$

回顾上一小节中提到的，当前时刻为 T_l ，在这一时刻，车辆接收到了实时的交通信息报告，根据报告中的实时数据（特别是当前每条道路上车辆的平均行驶速度），系统来预测车辆 w 将会进入当前导航路径中的道路的时刻。例如，车辆 w 按照当前的导航路径 $NavPath_{init}$ 已经行驶到了道路 Rd_k ，其中 $1 \leq k \leq n$ 。此时，它利用接收到的实时数据，依次计算预测出它将会行驶到 $\{Rd_k, Rd_{k+1}, Rd_{k+2}, \dots, Rd_n\}$ 这些道路的时刻，记作 T_{pred} ，它可以表示为：

$$T_{pred} = \{T_k, T_{k+1}, T_{k+2}, \dots, T_n\} \quad (4-21)$$

其中某一个 T_i 的值可以由下面的公式产生：

$$T_i = T_l + \frac{L_{Rd_k} - L_{passed}}{Sd_{T_l}^{Rd_k}} + \sum_{x=k+1}^i \frac{L_{Rd_x}}{Sd_{T_l}^{Rd_x}} \quad (4-22)$$

式中： Rd_k —— 当前行驶的道路 ID； L_{passed} —— 车辆已经在当前道路 Rd_k 上行驶过的距离长度； $Sd_{T_l}^{Rd_k}$ —— 车辆当前行驶速度； $Sd_{T_l}^{Rd_x}$ —— 车辆将会在道路 Rd_x 上行驶的速度。

$Sd_{T_l}^{Rd_x}$ 这个值是一个预测值，而不是准确值。在 DRGE 导航策略中，认为车辆将会在道路 Rd_x 上行驶的速度是根据当前该道路上行驶车辆的平均速度计算得到的，它由下

面的公式产生：

$$Sd_{T_l}^{Rd_x} = \sum_{u=1}^{Num_{T_l}^{Rd_x}} V_u^{Rd_x} \quad (4-23)$$

式中： $V_u^{Rd_x}$ —— 车辆 u 在道路 Rd_x 上行驶的速度； $Num_{T_l}^{Rd_x}$ —— 当前时刻 T_l 在道路 Rd_x 上行驶的车辆总数量。

以上，系统预测了各车辆进入当前导航路径中道路的时刻 T_{pred} 。由公式4-19可知，系统可以根据当前时刻的实时交通信息来预测下一时刻道路的信任度TP值，那么，由迭代算法或周期性时间序列预测算法，可以计算得到在 T_{pred} 集合中所有时刻相应道路的信任度TP值，记为 TP_{pred} ，它可以用以下的公式表示：

$$TP_{pred} = \{TP_{T_k}^{Rd_k}, TP_{T_{k+1}}^{Rd_{k+1}}, TP_{T_{k+2}}^{Rd_{k+2}}, \dots, TP_{T_n}^{Rd_n}\} \quad (4-24)$$

在得到当前导航路径中每条道路在相应预测时间的信任度TP值后，系统再为当前的导航路径计算一个总体的信任度TP值。这里，这个值被定义为 $TP_{current}$ ，它是由导航路径中每条道路的TP值相乘所得到的，用下面的公式表示：

$$TP_{current} = \prod_{x=k}^n TP_{T_x}^{Rd_x} \quad (4-25)$$

整个导航路径的信任度 $TP_{current}$ 就是系统最终用来决策导航路径的标准。在本章开篇中提到过，系统初始预设了一个信任度的阈值 φ ，在得到 $TP_{current}$ 之后，就将它和阈值 φ 进行比较。

如果 $TP_{current} \geq \varphi$ ，那么本文提出的DRGE导航方法就认为车辆当前行驶的导航路径仍然保持为最佳的导航路径，所以车辆就会继续沿着当前导航路径行驶；

如果 $TP_{current} < \varphi$ ，那么本文提出的DRGE导航方法就认为车辆当前行驶的导航路径已经不再是最优的导航路径，系统需要根据实时的交通状况为驾驶者选择另外一条理论上更优化的导航路径。

假定车辆 w 在此时的导航路径不再被系统认为是最优的一条路径，那么此时系统就需要为车辆 w 寻找一条合适的、理论上更优化的导航路径。在这里本文考虑到了行驶时间TT和车辆密度TD两个评判标准。

以行驶时间TT为例，车辆当前导航路径的行驶时间可以由 TP_{pred} 推算得到，由下面的公示表示：

$$TT_{current} = \sum_{x=k}^n \frac{L_{Rd_x}}{Sd_{T_l}^{Rd_x} \cdot TP_{T_x}^{Rd_x}} \quad (4-26)$$

为车辆寻找一条替代的、更优化的导航路径，就是寻找一条可以使行驶时间TT更短的导航路径。本文将这条可能的导航路径替代方案记为 $NavPath_{alter}$ ，该导航策略的行驶时间记为 TT_{alter} ，则它们分别可以用下面的公示表示：

$$NavPath_{alter} = \{Rd_1, Rd_2, \dots, Rd_{k-1}, Rd_k, Rd_{k+1}^*, \dots, Rd_n^*\} \quad (4-27)$$

$$TT_{alter} = \sum_{x=k}^n \frac{L_{Rd_x^*}}{Sd_{T_l}^{Rd_x^*} \cdot TP_{T_x^*}^{Rd_x^*}} \quad (4-28)$$

根据Dijkstra最短路径规划算法的原理或者Floyd最短路径规划算法的原理，系统

将上述的行驶时间 TT 作为权重，结合当前时刻的实时交通信息，就可以计算获得符合上述要求的、替代当前导航路径的一条更加优化的导航路径。值得注意的是，这里计算出来符合要求的路径可能有许多条，在其中需要选择 TT_{alter} 最小的一条，其 $NavPath_{alter}$ 即为车辆的最新导航路径。

同理，车辆密度 TD 为标准的决策方法也可以进行上述过程，从而为车辆选择一条更优化的导航路径。此时系统将车辆密度 TD 作为 Dijkstra 最短路径规划算法或者 Floyd 最短路径规划算法的权重。有关参数的计算方法如下：

$$TD_{current} = \sum_{x=k}^n \frac{Den_{Tl}^{Rdx}}{TP_{Tx}^{Rdx}} = \sum_{x=k}^n \frac{Num_{Tl}^{Rdx}}{L_{Rdx} \cdot W_{Rdx} \cdot TP_{Tx}^{Rdx}} \quad (4-29)$$

$$TD_{alter} = \sum_{x=k}^n \frac{Den_{Tl}^{Rdx^*}}{TP_{Tx}^{Rdx^*}} = \sum_{x=k}^n \frac{Num_{Tl}^{Rdx^*}}{L_{Rdx^*} \cdot W_{Rdx^*} \cdot TP_{Tx}^{Rdx^*}} \quad (4-30)$$

通过上述的过程，本文提出的 DRGE 导航方法就可以利用当前时刻的实时交通信息，计算信任度 TP 值来预测未来道路的交通状况，并根据行驶时间 TT 和车辆密度 TD 两个评判标准分别为驾驶员选择一条更加优化的导航路径。通过预测的过程，DRGE 导航方法就可以极大限度的避免因为车辆数量突增而导致的道路交通的拥堵。

2) 在复杂的交通状况判定标准下的导航决策

本文提出的 DRGE 导航策略除了可以处理在单一交通状况标准下的路径选择，也可以根据驾驶者个人的偏好设定，在复杂的交通状况判定标准下运作。例如，上一小节中分析了以行驶时间 TT 和车辆密度 TD 为标准的导航路径决策方法，自然的，如果驾驶者希望同时考虑两种标准，那么 DRGE 导航策略也需要满足这一需求。

所以在本文提出的 DRGE 导航方法中引入了“偏好因子”这一参数，文章将行驶时间 TT 和车辆密度 TD 的偏好因子分别记为 α 和 β 。像之前一样，文章还是以 Dijkstra 最短路径规划算法或者 Floyd 最短路径规划算法为基础，以结合了偏好设定的标准作为算法的权重，为驾驶者选择最优导航路径。这个结合了驾驶者偏好设定的权重可以由以下的公式产生：

$$Weight_{merged}^{Rdx} = \alpha \cdot Weight_{TT} + \beta \cdot Weight_{TD} \quad (4-31)$$

式中： α 和 β —— 行驶时间 TT 和车辆密度 TD 的偏好因子，具体值由驾驶者自己决定； $Weight_{TT}$ 和 $Weight_{TD}$ —— 行驶时间 TT 和车辆密度 TD 在经过标准化后的权重。

由于行驶时间 TT 和车辆密度 TD 为标准的权重它们的单位不统一，所以想要在同一个公式中进行运算，需要将这两个量进行标准化之后再进行计算。为了使行驶时间 TT 和车辆密度 TD 为标准的权重标准化，这里提出的方法是计算各自的最大值，并用当前值除以最大值，结果即为 $0 - 1$ 之间标准化的权重。

这里首先考虑了以行驶时间 TT 为评判标准的导航策略，在车辆行驶的每个时刻，系统利用实时的交通信息，预测出车辆将会在导航路径的每条道路上行驶的行驶时间和每条道路的平均车辆密度，文章中把这两个量记为 TT_{TT} 和 TD_{TT} 。同理，再考虑以车辆密度 TD 为评判标准的导航策略，系统同样也会预测车辆将会在导航路径的每条道路

上行驶的行驶时间和每条道路的平均车辆密度，这本文把这两个量记为 TT_{TD} 和 TD_{TD} 。对于系统区域中的每一条道路 Rd_i ，系统会计算形成相应的 $TT_{TT}^{Rd_i}$ 、 $TD_{TT}^{Rd_i}$ 、 $TT_{TD}^{Rd_i}$ 和 $TD_{TD}^{Rd_i}$ ，之后系统从中找出当前时刻行驶时间 TT 和车辆密度 TD 的最大值，并用当前行驶道路的行驶时间 TT 和车辆密度 TD 分别除以对应的最大值，便可得到标准化的权重，它可以由下面的公式表示：

$$Weight_{merged}^{Rd_x} = \alpha \cdot \frac{TT_{TT}^{Rd_x}}{\max\{\cup_{i=1}^n (TT_{TT}^{Rd_i} \cap TT_{TD}^{Rd_i})\}} + \beta \cdot \frac{TD_{TD}^{Rd_x}}{\max\{\cup_{i=1}^n (TD_{TT}^{Rd_i} \cap TD_{TD}^{Rd_i})\}} \quad (4-32)$$

3) 在出现外部因素干扰时的导航决策

回忆之前小节中提到的，本文提出的 DRGE 导航方法不仅可以处理正常情况下的导航需求，同时还考虑到了除车辆、道路之外的一些外部因素（如突然的天气变化或者意外的交通事故）对于导航路径的影响。

对于外部因素的干扰，文章在 3.4.1 小节中引入了紧急状况下的数据流（交通报告）来帮助系统做出决策。紧急状况下的交通信息数据流中包括了三个重要的参数，分别是天气变化对路况的影响程度 Wea_T^{SgRd} 、以外的交通事故对路况的影响程度 Inc_T^{SgRd} 和驾驶时间的延迟 $Delay$ 。如果车辆在接收到紧急状况下的交通信息数据流 ER 时，事故发生时刻 T_{em} 与延迟 $Delay$ 的和大于当前时刻 T_l ，即当 $T_{em} + Delay > T_l$ 时，系统就根据外部因素对路况的影响程度来调整相应的道路参数，如改变道路限速，或使道路的距离权重设置为无限大，可以用下面的公示表示：

$$Sd_{em}^{Rd} = (\gamma_w \cdot Wea_T^{SgRd} + \gamma_i \cdot Inc_T^{SgRd}) \cdot Sd_{HL}^{Rd} \quad (4-33)$$

$$L_{em}^{Rd} = \infty \quad (4-34)$$

式中： Sd_{em}^{Rd} —— 在外部因素影响下道路 Rd 的限速； Sd_{HL}^{Rd} —— 道路 Rd 初始化正常的限速； γ_w 和 γ_i —— 外部干扰的调整因子，如果当前只有天气的突变，那么 $\gamma_w = 1, \gamma_i = 0$ ，如果当前只有以外的交通事故，那么 $\gamma_w = 0, \gamma_i = 1$ ，如果两种外部干扰同时发生，那么 $\gamma_w = 0.5, \gamma_i = 0.5$ ； L_{em}^{Rd} —— 在外部因素影响下道路 Rd 的距离权重。

遇到外部因素干扰的车辆，就根据临时计算出来的 Sd_{em}^{Rd} 和 L_{em}^{Rd} ，利用之前小节介绍的导航路径决策方法，为驾驶者选择一条最优的导航路径。在外部干扰结束之后系统中的车辆将这些临时的参数全部消除，交通状况恢复初始状态，继续利用正常情况下的交通信息数据流 NR 来帮助驾驶者进行导航。

综上所述，本文提出的 DRGE 导航方法不仅可以处理传统意义上的路径选择问题，解决了之前提到过的传统静态/动态导航策略会出现的“延迟反应”；同时，DRGE 方法通过预测机制的设立，也在理论上解决了下面的问题：由于某条道路的车辆少、路况好，所以相邻的街道和道路上的车辆都将此道路视为导航路径的一部分，那么就会在短时间内有大量的车辆集中地进入这条道路，从而导致此条道路上车辆数量的突然增加，路况在短时间内急转直下，造成难以预测的拥堵。

3.5 本章小结

这一章中，文章详细的介绍了所提出的 DRGE 导航策略的系统模型、算法思路和算法流程，系统中的车辆通过正常情况下的交通信息数据流 NR 和紧急状况下的交通信息数据流 ER 来获取并传播实时交通信息，并根据已获取的信息数据计算出预测道路状态的信任度 TP 值，如果当前的导航路径已不再被认为是最佳路径时，系统通过单一的或结合了驾驶者个人偏好的决策标准为驾驶者重新选择一条更加优化的导航路径。

4 算法分析

4.1 引言

上一章中文章介绍了本文所提出的 DRGE 算法的系统模型、算法思路和算法流程，并在理论上分析了 DRGE 路径导航算法的可行性。这一章中，在不同交通状况下，通过具体的参数，文章分析了 DRGE 导航策略的表现，并在理论上分析了其能否提升一个 ITS 系统的交通效率。

为此，文章中引入了两个参数，分别为时间效率 (Time Efficiency) 和平衡效率 (Balance Efficiency)。时间效率 (Time Efficiency) 被定义为车辆按照初始化的导航路径行驶完全程所用时间和车辆按照 DRGE 导航策略选择的导航路径行驶完全程所用时间的比值 η_{TE} ；平衡效率 (Balance Efficiency) 被定义为车辆的分流概率 P_{BE} 。它们可以用下面的公示表示：

$$\eta_{TE} = \frac{TT_{init}}{TT_{DEDR}} \quad (5-1)$$

$$P_{BE} = \frac{|Route_{Alter}|}{|Route_{Total}|} \quad (5-2)$$

式中： TT_{init} —— 初始化导航路径的行驶时间； TT_{DEDR} —— DRGE 导航策略的行驶时间； $|Route_{Alter}|$ —— DRGE 策略为车辆选择的替代的导航路径数量； $|Route_{Total}|$ —— 车辆行驶全程中经历的路径数量。

下面两个小节中，文章分别用以上两个参数在三种不同的交通状况下分析了 DRGE 算法的表现。

4.2 时间效率 (Time Efficiency)

第三章中提到过，在道路和车辆的初始化信息中，包括了系统需要的为驾驶者选择一条初始化导航路径的全部内容，根据这个初始化的导航路径，系统可以算出驾驶者行驶完全程的行驶时间。这个过程系统是采取了 Dijkstra 最短路径规划算法或者 Floyd 最短路径规划算法来为驾驶者选择初始化的导航路径，其中系统将行驶时间 TT 作为算法的权重。上述提到的初始化导航路径和驾驶者沿着这条导航路径行驶完全程所需要的时间可以分别由 $\{Rd_1^{init}, Rd_2^{init}, Rd_3^{init}, \dots, Rd_n^{init}\}$ 和 TT_{total}^{init} 来表示。

类似的，在驾驶者的行驶过程中，很有可能遇到拥堵或者其它需要改变导航路径的情况，此时，本文提出的 DRGE 策略帮助驾驶者在途中实时的选择一条更优化的路径，并最终帮助驾驶者以一个相对优化的导航路径行驶完全程。本文把在 DRGE 策略帮助下选择的导航路径记为 $\{Rd_1^{DEDR}, Rd_2^{DEDR}, Rd_3^{DEDR}, \dots, Rd_n^{DEDR}\}$ ，车辆的全程行驶时间记为 TT_{total}^{DEDR} 。

4.2.1 畅通无阻的交通状况 (Light Traffic)

这种畅通无阻的交通状况被认为是在道路上行驶的车辆数量很少，车辆之间的车距很大，车辆的行驶互相之间无干扰，车辆速度可达到道路限速的一种情况。由于车辆在道路上都以限速行驶，所以这里认为车辆初始化的导航路径即为最优化的导航路径，车辆在行车途中并不需要改变导航路径，即在 DRGE 策略引导下车辆的导航路径即为初始化导航路径，且在 DRGE 策略引导下车辆的行驶时间等于沿着初始化导航路径行驶完全程的行驶时间，可以用下面的公式表示：

$$\{Rd_1^{init}, Rd_2^{init}, Rd_3^{init}, \dots, Rd_n^{init}\} = \{Rd_1^{DEDR}, Rd_2^{DEDR}, Rd_3^{DEDR}, \dots, Rd_n^{DEDR}\} \quad (5-3)$$

$$TT_{total}^{init} = TT_{total}^{DEDR} \quad (5-4)$$

那么根据时间效率的定义，在畅通无阻的交通状况下，DRGE 方法的时间效率为：

$$\eta_{TE}^{light} = \frac{TT_{total}^{init}}{TT_{total}^{DEDR}} = 1 \quad (5-5)$$

4.2.2 正常的交通状况 (Moderate Traffic)

这种正常的交通状况被认为是在道路上行驶的车辆数量是较多的，车辆之间的车距适中或较小，车辆的行驶互相之间有一定干扰，车辆速度是随着道路的交通密度而改变的，并且会有一些道路有拥堵情况的出现。此时，车辆沿着初始化导航路径行驶完全程所用的时间可以通过下面的公式得出：

$$TT_{total}^{init} = \frac{L_{Rd_1^{init}}}{Sd_{T_1}^{Rd_1^{init}}} + \frac{L_{Rd_2^{init}}}{Sd_{T_2}^{Rd_2^{init}}} + \dots + \frac{L_{Rd_n^{init}}}{Sd_{T_n}^{Rd_n^{init}}} \quad (5-6)$$

式中： $L_{Rd_1^{init}}$ —— 初始化导航路径中第一条道路的长度； $Sd_{T_1}^{Rd_1^{init}}$ —— 初始化导航路径中第一条道路上车辆行驶的平均速度。

而在 DRGE 策略引导下的车辆会根据实时交通信息来计算道路的信任度 TP 值，将其与阈值 φ 比较并判断当前导航路径是否仍然保持为最佳导航路径。假如车辆行驶到当前路径中的道路 Rd_k (其中 $1 \leq k \leq n$) 时，系统判定当前导航路径已不再是最优路径，则 DRGE 策略为驾驶者选择一条更优化的替代路径，记为 $\{Rd_k^{DEDR}, Rd_{k+1}^{DEDR}, \dots, Rd_n^{DEDR}\}$ 。在选择新的导航路径时，行驶时间应该小于原导航路径的行驶时间，用公式表示如下：

$$TT_{rest}^{DEDR} = \sum_{x=k}^n \frac{L_{Rd_x^{DEDR}}}{Sd_{T_x}^{Rd_x^{DEDR}} \cdot TP_{T_x}^{Rd_x^{DEDR}}} < TT_{rest}^{init} = \sum_{y=k}^n \frac{L_{Rd_y^{init}}}{Sd_{T_y}^{Rd_y^{init}} \cdot TP_{T_y}^{Rd_y^{init}}} \quad (5-7)$$

而在 DRGE 策略引导下的车辆行驶完全程的时间可表示为：

$$TT_{total}^{DEDR} = TT_{passed} + \sum_{x=k}^n TT_{Rd_x^{DEDR}}^{DEDR} = TT_{passed} + TT_{rest}^{DEDR} \quad (5-8)$$

由公式 5-7 和 5-8 就可以得出在正常的交通状况下，DRGE 方法的时间效率为：

$$\eta_{TE}^{moderate} = \frac{TT_{total}^{init}}{TT_{total}^{DEDR}} = \frac{TT_{passed} + TT_{rest}^{init}}{TT_{passed} + TT_{rest}^{DEDR}} > 1 \quad (5-9)$$

4.2.3 严重拥堵的交通状况 (Heavy Traffic)

这种严重拥堵的交通状况被认为是在道路上行驶的车辆数量非常多，车辆之间的车距很小，车辆的行驶互相之间干扰很强，车辆速度很低甚至大多车辆都无法移动，并且大部分的道路都处于堵塞状态。此时，车辆只能沿着初始化的导航路径行驶，并且 DRGE 导航策略也无法为驾驶者选择一条更优化的导航路径，同理 4.2.1 中的计算，DRGE 方法的时间效率为：

$$\eta_{TE}^{heavy} = \frac{TT_{total}^{init}}{TT_{total}^{DEDR}} = 1 \quad (5-10)$$

4.3 平衡效率 (Balance Efficiency)

平衡效率是判定导航策略实现车辆分流情况优劣的标准。回顾上一小节中所提到的，当驾驶者沿着初始化的导航路径 $\{Rd_1^{init}, Rd_2^{init}, Rd_3^{init}, \dots, Rd_n^{init}\}$ 行驶时，如果道路上的车辆数量比较少，道路的交通密度较低时，车辆会一直沿着这条初始化的路径行驶。直到系统认为当前导航路径的某条道路存在拥堵情况，需要为驾驶者选择一条更优化的导航路径时，一条替代的导航路径 $\{Rd_k^{DEDR}, Rd_{k+1}^{DEDR}, \dots, Rd_n^{DEDR}\}$ 被选出。而替代的导航路径在理论上行驶时间应该小于初始化的导航路径。

像上一小节一样，在考虑畅通无阻的交通状况和严重拥堵的交通状况这两种特殊的情况时，系统无法为驾驶者选择出一条比初始化导航路径更优化的路径，所以系统就不会进行车辆分流，此时，DRGE 方法的平衡效率为：

$$P_{BE}^{light} = P_{BE}^{heavy} = \frac{|Route_{Alter}|}{|Route_{Total}|} = 0 \quad (5-11)$$

而在正常的交通状况下，DRGE 会为驾驶者选择替代的导航路径，也即 DRGE 会帮助系统进行车辆的分流。本文认为在一个系统中，从一个点（初始点）到另一个点（终点）的全部路径数量是一定的，它是不会随着交通状况的改变而改变的；而 DRGE 可以为驾驶者选择的替代的导航路径数量却是随着交通状况的改变而改变的，并且这里认为在道路的交通密度较低时，系统有更大的可能性将车辆分流到一条替代的道路上，随着车辆数量的增加，替代的道路数量减少，交通密度也变得更大。所以在正常交通状况时，DRGE 方法的平衡效率会随着车辆数量而改变，但 DRGE 总是能在道路出现堵塞时有概率为车辆选择一条替代的路径，帮助系统分流车辆。

值得注意的是，4.2.1 和 4.2.3 小节以及 4.3 小节前两段中所提到的畅通无阻的交通状况和严重拥堵的交通状况，这在系统或者说实际情况中的发生概率是比较低的，只有在一些特定的条件下才会发生。所以，在实际情况中大多数车辆的行驶过程都可以

归为 4.2.2 小节和 4.3 小节最后一段中所提到的正常的交通状况。由此可以看到，本文提出的 DRGE 导航策略能够在大多数情况下提高系统的时间效率和平衡效率，并同时可以适应极端情况下的导航要求。

4.4 本章小结

本章中，文章采用时间效率和平衡效率两个指标，分析了本文提出的 DRGE 导航策略分别在畅通无阻、严重拥堵和正常的交通状况下的算法表现。由本章中的分析可以看到，本文提出的 DRGE 导航策略可以在大多数的交通状况条件下提高系统的时间效率和平衡效率，并在一些极端的交通状况下也能够做出适应性的调整，从而帮助驾驶者选择一条相对最优的导航路径，减少车辆在行驶途中的行驶时间，并帮助系统达到一个相对平衡的状态，大大提升系统的交通效率。

5 性能评估

5.1 引言

在之前两章中，文章详细的在理论上介绍了算法的流程并分析了算法的表现。在这一章里，文章将会集中展示算法的模拟实验结果，并将得到的实验结果与几种传统的静态/动态路径导航算法的模拟实验结果进行比较，通过模拟实现来评估本文提出的 DRGE 算法的实际表现。与本文提出的 DRGE 动态路径导航算法作为对比的分别是以下几种算法：以路径距离长度为权重的 Dijkstra 最短路径最划算法 (static route guidance in terms of distance, SRGD); 以行驶时间为权重的 Dijkstra 最短路径最划算法 (static route guidance in terms of travel time, SRGT); 改进的以 Dijkstra 算法思想为基础的动态路径规划算法 (dynamic route guidance in terms of travel time, DRGT)。

5.2 评估参数初始化

本文基于一个模拟的小型 ITS 智能交通系统区域进行算法的性能评估。这个区域内部共有 13 个节点(Road_node_amount, $N = 13$)、44 条路径(Road_amount, $R = 44$)，就像图 5 - 1 中所示。要注意的是，图中所显示的每两个节点之间的线段代表两条路，分别是以两个节点作为道路头和道路尾的相对应的两条路，这两条路的长度是一样的。正如之前在 3.2 小节系统模型中提到的，为了简化计算，文章认为每条道路上只有单车道，即系统中的道路是双向双车道。每条道路上的限速值在图 5 - 2 中表示出来，同样的，文章认为在两个节点之间不同方向的两条路径，它们的限速值是相同的。每辆车的初始点和终点都是从图 5 - 1 中的 13 个节点中随机选择的。

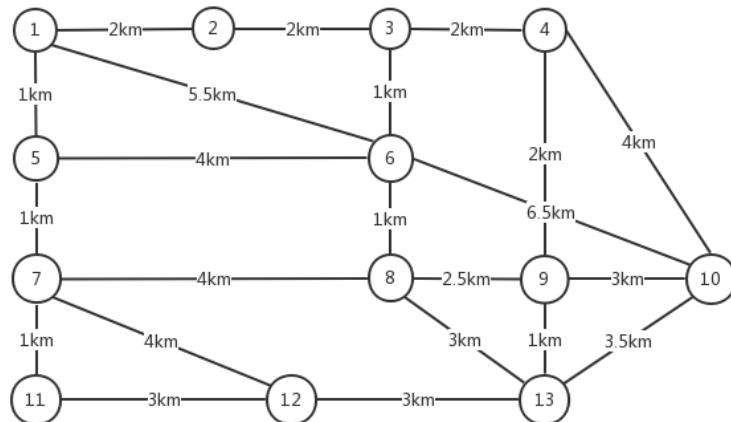


图 5 - 1 评估区域（模拟 ITS 系统对象）

在性能评估实验中，一些基础的数据如下所示：本文针对系统中所有出现的车辆均采取了大众 2018 款捷达的基本数据，即它的百公里加速时间为 12.5s，计算可得它

的车辆加速度为 $2.5 m/s^2$ ($a_d = 2.5 m/s^2$)，相应的车辆刹车加速度即为 $a = 1/(2 \times a_d) = 0.2 m/s^2$ ；大众 2018 款捷达的车身长约为 5m ($L_{car} = 5m$)；根据驾驶员的通常习惯，模拟实验中取驾驶员的反应时间为 0.5s ($b = 0.5s$)；按照正常的驾驶速度，模拟实验中取安全行车距离为 20m ($L_{safe} = 20m$)，则两车车头之间的距离为 25m ($c = 20 + 5 = 25m$)；模拟实验中将每条道路按照每个道路片段长度为 50m ($L_{seg} = 50m$) 划分为不同的道路片段。同时，本文中的模拟实验全部采取了以行驶时间 TT 为标准的评判准则，并且根据 Dijkstra 最短路径规划算法原理进行导航路径的相关计算。

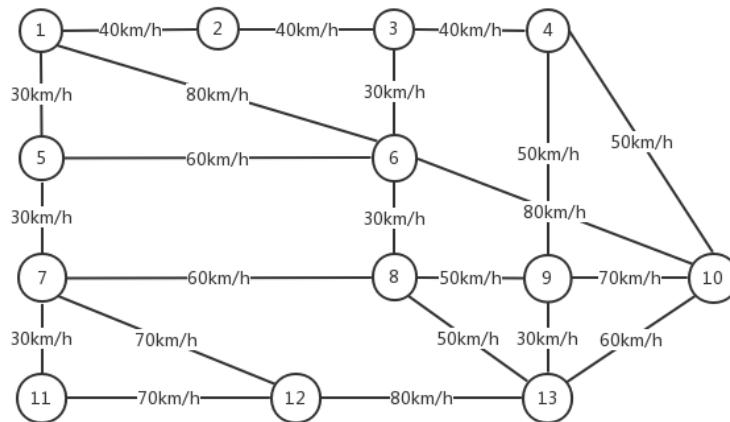


图 5-2 道路限速

另外，还有几个重要的参数，这些参数可能会在不同的模拟过程中有所变化。在模拟实验中认为车辆在每一个时间间隔状态发生改变，总的时间间隔记为 T ；车辆在每个时间间隔初始时产生，每个时间间隔产生相同数量的车辆，每一个时间间隔产生的车辆数量记为 P ；车辆只在初始的时间间隔产生，到达时刻 S 时，不再有新的车辆出现在系统中；道路信任度 TP 值的阈值记为 φ 。

利用上述的基础数据和可变参数，文章对所提出的 DRGE 导航策略在多个角度、运用多组数据进行了模拟和评估，这些模拟和评估的过程都是用 Matlab 完成的。下一小节文章将会展示具体的评估结果。

5.3 评估结果

按照第四章中的分析，交通状况被分为了三种情况，两种极端情况（畅通无阻和严重拥堵）和一种正常的情况。在模拟实验中文章也按照这三种情况，选取了相应的比较有代表性的参数，实现本文提出的 DRGE 算法的结果展示，并将此结果分别与传统的静态/动态导航路径算法对比。值得注意的是，模拟实验中道路信任度 TP 值的阈值 φ 确定为 0.5 保持不变。

5.3.1 畅通无阻的交通状况 (Light Traffic)

在这种情况下，本文选取的参数为 $P = 5, S = 180, T = 800$ ，模拟结果如图 5-3 和

图 5-4 所示。图 5-3 和图 5-4 分别显示了到达终点的车辆数量和系统中处于拥堵状态的道路数量随时间的变化情况。从图中可以明显的看出，相对于 SRGD 和 SRGT 两种静态的路径导航算法，DRGT 和本文提出的 DRGE 算法在两种评价指标中仍然是存在明显的优势。在参数为 $P = 5, S = 180, T = 800$ 时，系统中最多存在 3 条拥堵的路径，而如果使用 DRGT 和 DRGE 算法，则系统中从始至终都不会出现拥堵路段。

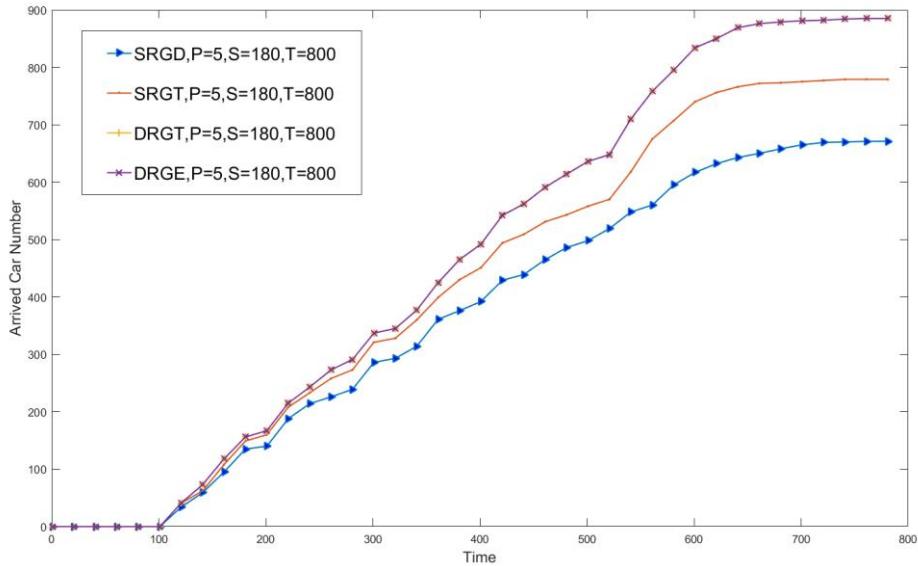


图 5-3 到达终点的车辆数量随时间的变化情况（畅通无阻的状况）

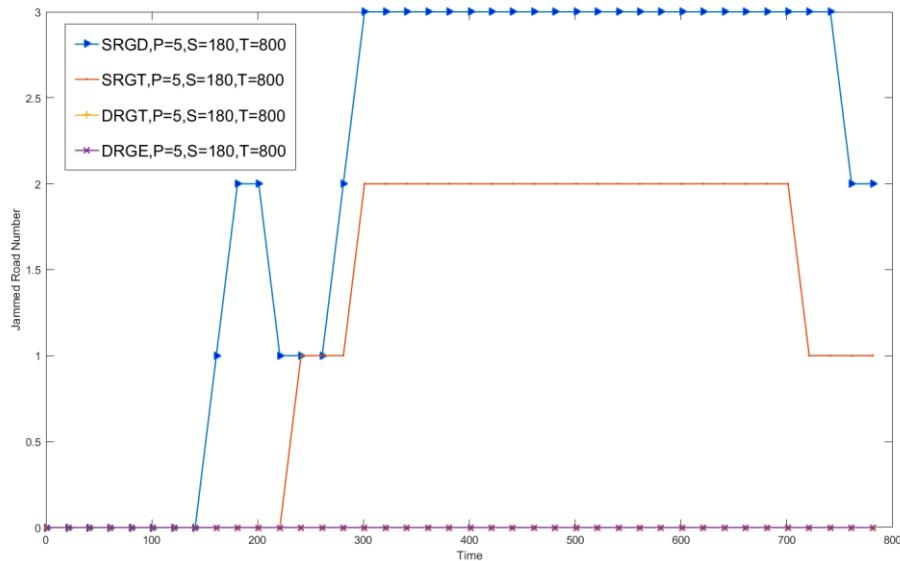


图 5-4 处于拥堵状态的道路数量随时间的变化情况（畅通无阻的状况）

值得注意的是，由于系统中车辆数量较少、道路十分畅通，本文所提出的 DRGE 算法相较于另一种动态导航算法 DRGT 并没有优势。这并不是因为 DRGE 算法在计算 TP 值的时候，没有任何一条道路的 TP 值小于阈值 φ ，而是即使 TP 值小于阈值 φ 的时候，系统也无法找到满足公式 (5-7) 中条件的更优化的道路，所以车辆依然沿着当前道路继续行驶。最终结果就是 DRGE 和 DRGT 两种算法在畅通无阻的交通状况下，实现的

数据完全相同。

尽管如此，本文提出的 DRGE 导航算法仍然可以为车辆选择最优导航路径，并在评估的表现上中远远超出传统的静态导航算法。

5.3.2 严重拥堵的交通状况 (Heavy Traffic)

评估了畅通无阻的交通状况之后，下面紧接着分析另一种极端特殊的情况，那就是严重拥堵的交通状况。在这一部分文章选取的参数为 $P = 15, S = 250, T = 1500$ 。模拟结果如图 5-5 和图 5-6 所示。

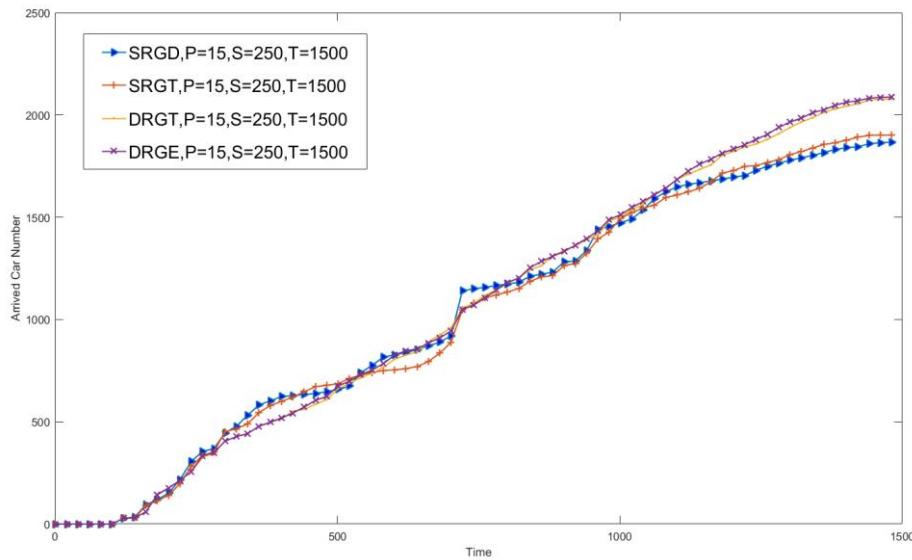


图 5-5 到达终点的车辆数量随时间的变化情况（严重拥堵的状况）

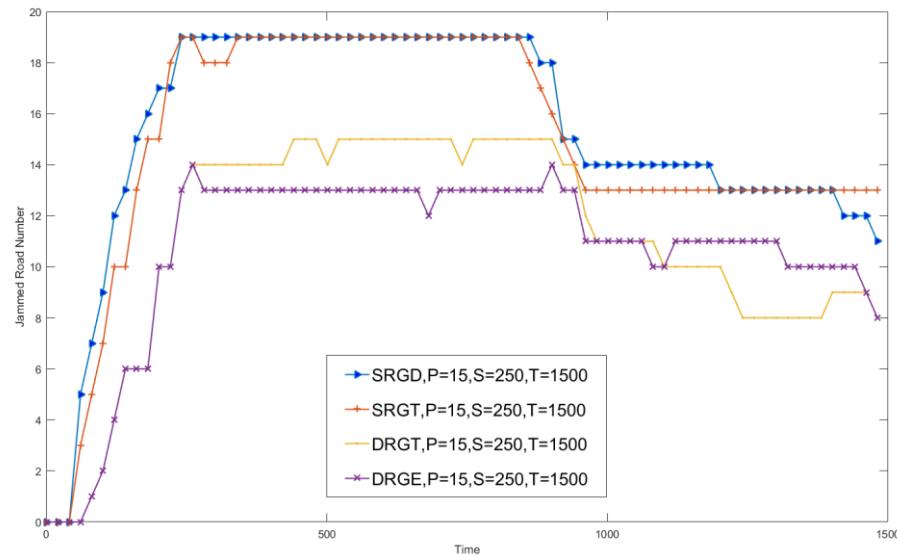


图 5-6 处于拥堵状态的道路数量随时间的变化情况（严重拥堵的状况）

从图中可以看到，相较于两种静态路径导航算法 SRGD 和 SRGT，DRGT 和本文提出的 DRGE 算法仍然有着明显的优势。在到达终点的车辆数量方面，两种动态导航策略平均比两种静态导航策略可以在时间截止时多约 200 辆车到达终点；在拥堵道路数

量方面，两种动态导航策略同样也比两种静态导航策略平均少 5 条左右。考虑到模拟实验中的系统规模比较小，所以上述的数据还是很有说服力的。

再比较两种动态导航策略，在时间结束时，本文提出的 DRGE 算法比 DRGT 多 7 辆车到达终点，在大多数时间里堵塞道路数量也比 DRGT 更少。值得注意的是，在一段时间中 DRGE 算法的堵塞道路数量比 DRGT 更多，在分析了具体的实时数据之后，本文认为，这种现象出现的原因是 DRGE 算法将车辆更多的分流到了其他道路上，导致更多的道路上有了更多的车辆。这种分流的好处在于虽然有更多的道路中有了更多的车辆，但是一些十分拥堵的道路情况可以相对的被缓解，它们的道路状况可以在更短的时间内变得好起来。

5.3.3 正常的交通状况 (Moderate Traffic)

评估过两种极端特殊情况后，本文接下来评估正常的交通状况。在这一部分，文章选取了两组参数 $P = 7, S = 200, T = 1000$ 和 $P = 11, S = 300, T = 1800$ 。

(1) 参数为 $P = 7, S = 200, T = 1000$ 时，模拟结果如图 5-7 和图 5-8 所示。

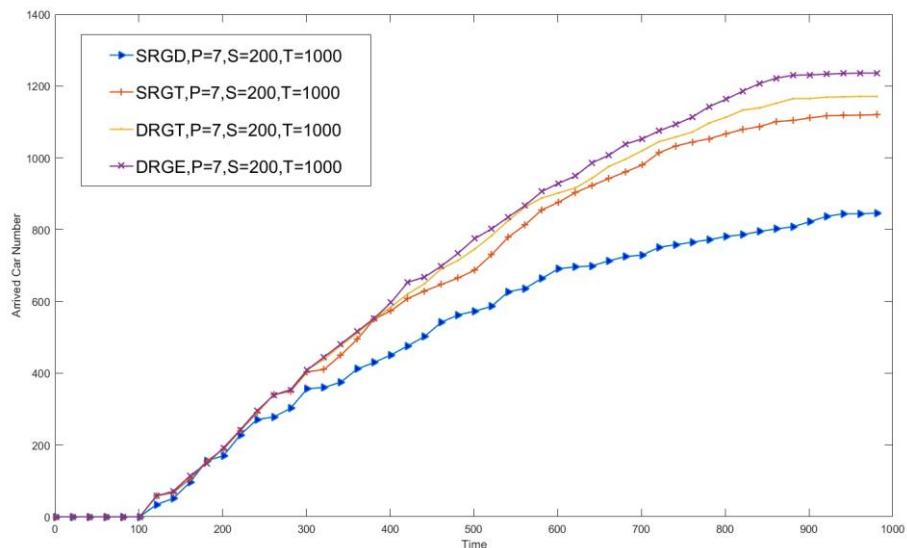


图 5-7 到达终点的车辆数量随时间的变化情况（正常的状况， $P=7, S=200, T=1000$ ）

从图 5-7 中可以看出，在时间结束时，在 DRGE 导航策略的引导下，1236 辆车到达了终点，相应的，SRGD、SRGT 和 DRGT 导航策略下分别只有 847、1120 和 1171 辆车到达目的地。从图 5-8 中可以看出，在使用 DRGE 导航策略时，系统中的阻塞道路数量始终不超过 5 条，且大多数时间里仅有 2-3 条道路是阻塞的，而使用静态导航策略时，阻塞道路数量长期在 5 条以上，最多的达到了 9 条；DRGT 动态导航策略表现较静态算法略好，但是在大部分时间段内的表现也都与 DRGE 有一定的差距。

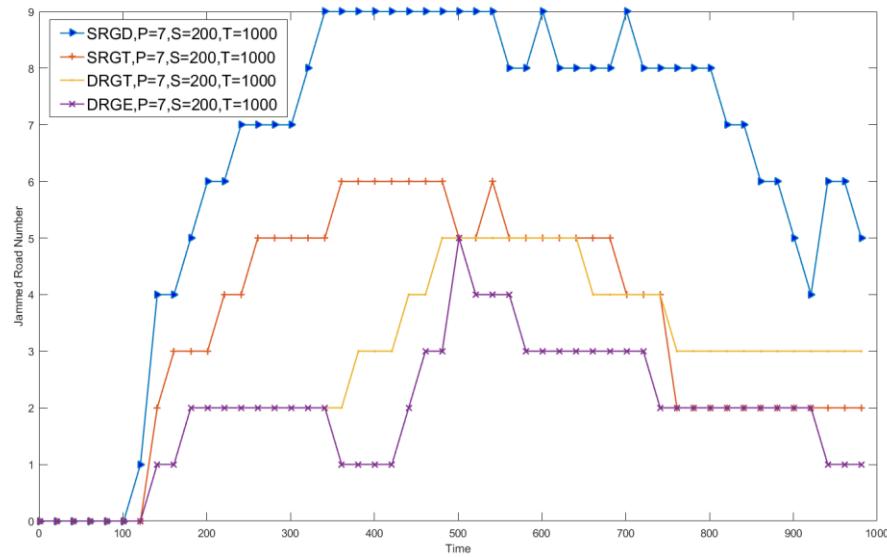


图 5-8 处于拥堵状态的道路数量随时间的变化情况（正常的状况，P=7, S=200, T=1000）

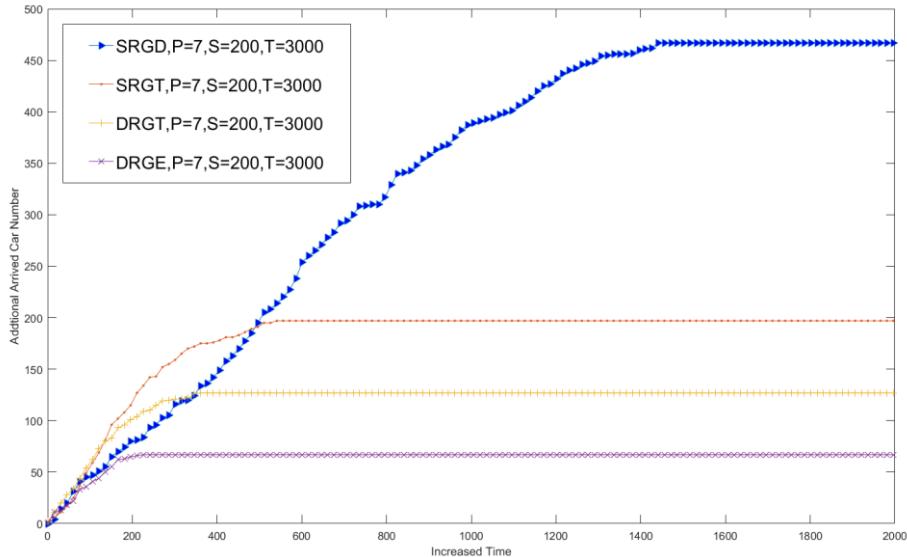
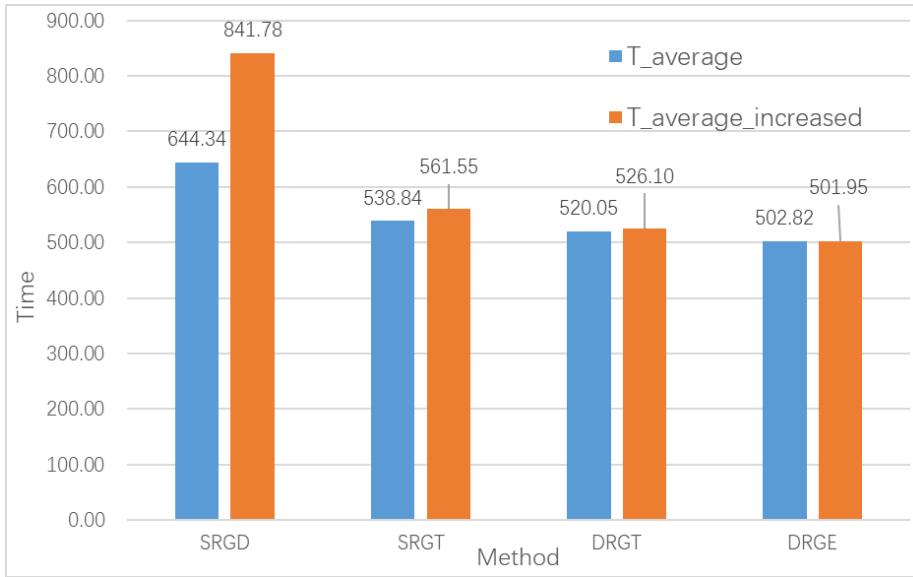


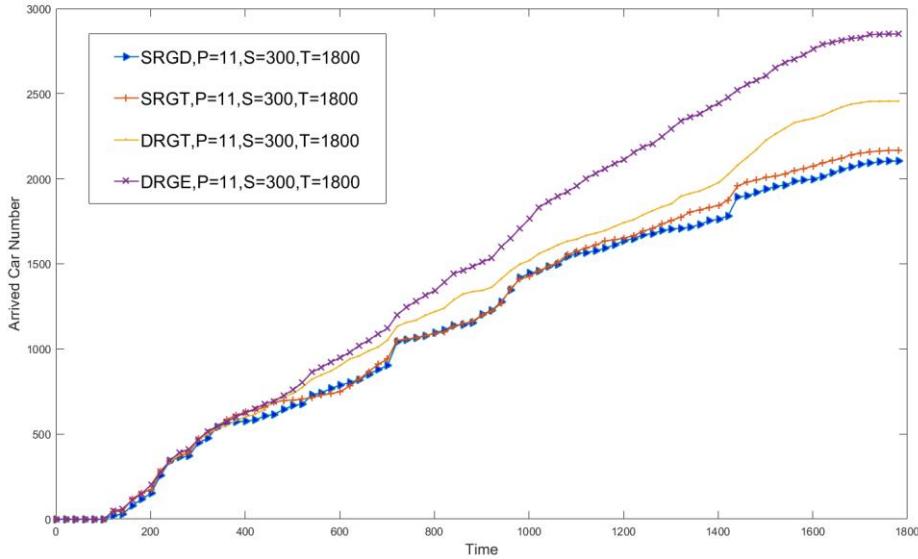
图 5-9 增加更多的时间间隔，到达终点的车辆数量随时间的变化情况（P=7, S=200, T=1000）

在评估正常交通状况下的算法表现时，本文中还引入了更多的评价指标。例如图 5-9 所示的，在更多的时间间隔下，增加的到达终点的车辆数量。在这里可以看到，在 200 个时间间隔内，DRGE 导航策略引导下系统中所有的车辆都到达了终点，而在相同条件下，SRGD、SRGT 和 DRGT 导航策略都分别需要 1400、600 和 400 个时间间隔，才能使系统中所有的车辆到达目的地。

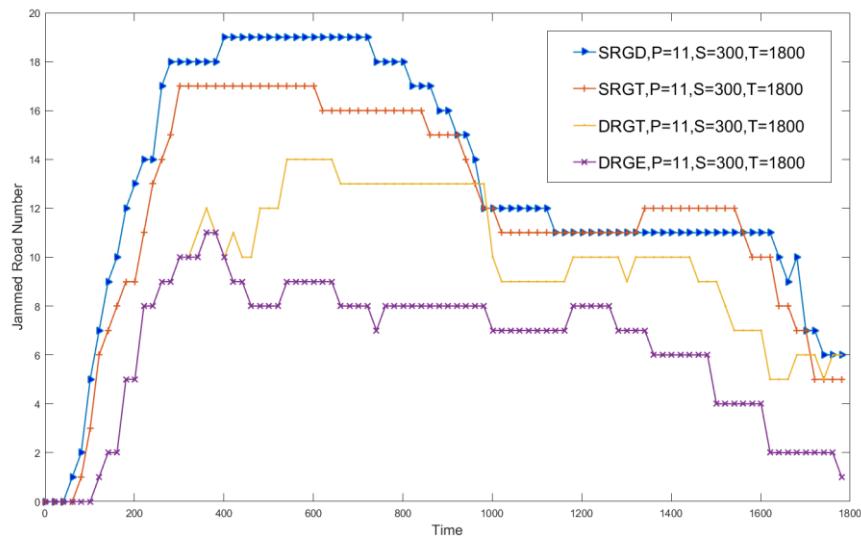
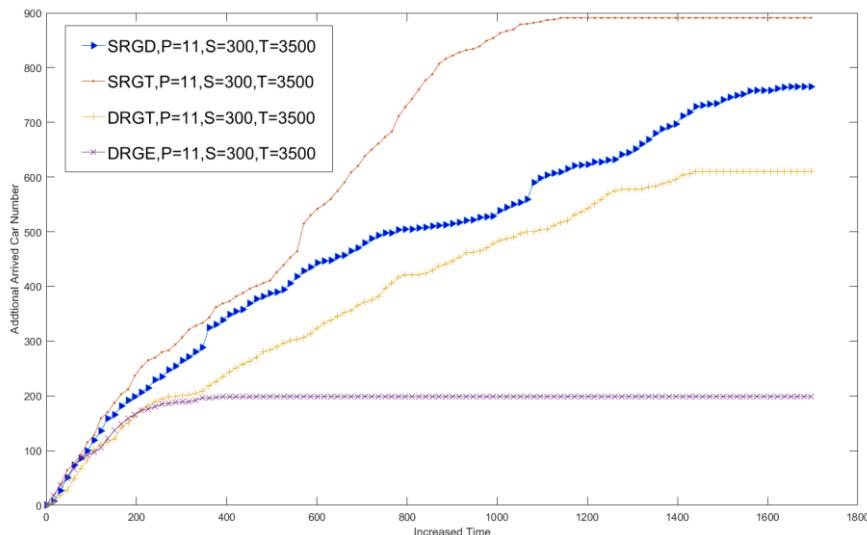
例如图 5-10 所示，表示的是所有到达目的地的车辆行驶时间的平均值，左边的柱状图 $T_{average}$ 表示在时间间隔 $T = 1000$ 之内到达终点的车辆的行驶时间平均值；右边的柱状图 $T_{average_increased}$ 表示在更多的时间间隔下，当所有车辆都行驶到目的地之后，所有车辆行驶时间的平均值。从右侧柱状图中可以看到，DRGE 导航策略引导下的车辆行驶平均时间为 500 个时间间隔，分别比 SRGD、SRGT 和 DRGT 导航策略少 340、60 和 25 个时间间隔。

图 5 - 10 车辆行驶完全程的平均行驶时间 ($P=7, S=200, T=1000$)

(2) 参数为 $P = 11, S = 300, T = 1800$, 模拟结果如图 5 - 11、图 5 - 12 和图 5 - 13 所示。

图 5 - 11 到达终点的车辆数量随时间的变化情况（正常的状况， $P=11, S=300, T=1800$ ）

这一组参数更具有代表性。图 5 - 11 显示，在时间结束时，DRGE 导航策略的引导下共 2851 辆车到达了终点，比 SRGD、SRGT 和 DRGT 导航策略分别多了 745、683 和 395 辆车。图 5 - 12 显示，在使用 DRGE 导航策略时，系统中的阻塞道路数量始终保持在 10 条以下，相比于其它的算法，减少的堵塞道路数量至少有 50%。而图 5 - 13 中，DRGE 导航策略只需要再多 200 个时间间隔所有车辆就可以全部到达目的地，相对应的 SRGD、SRGT 和 DRGT 导航策略分别需要 1700、1100 和 1400 个时间间隔。还是要考虑到模拟实验中系统的规模，上述三组数据可以表明本文提出的 DRGE 导航策略的表现远远优于了其它三种算法。

图 5-12 处于拥堵状态的道路数量随时间的变化情况 ($P=11, S=300, T=1800$)图 5-13 增加更多的时间间隔，到达终点的车辆数量随时间的变化情况 ($P=11, S=300, T=1800$)

5.4 本章小结

在本章中，文章集中展示了算法在一个小型的 ITS 系统中进行模拟试验的实验结果。文章选取了几组比较具有代表性的数据，分别代表车辆在三种交通状况下（畅通无阻、严重拥堵和正常的交通状况）的交通状况。模拟实验的结果表明，本文提出的 DRGE 导航策略无论在上述哪一种交通状况下，在与传统的 SRGD、SRGT 和 DRGT 导航策略的对比中，都可以在相同时间内到达终点的车辆数量方面、车辆的平均行驶速度方面、所有车辆到达终点的截止时间方面和同一时刻道路拥堵数量方面有着出色的表现。考虑到模拟实验系统的规模，DRGE 导航策略的表现可以说是难能可贵的。

6 结论与展望

6.1 文章总结

在本篇文章中，笔者研究了 ITS 智能交通系统路径导航相关的工作，在了解到传统静态/动态导航策略中存在的不足之后，笔者提出了一个全新的导航策略，这种导航策略可以基于实时的交通信息、在行驶途中及时判断并动态地做出决策，为驾驶者选择一条行驶时间最短的导航路径。在本文提出的导航策略的引导下，道路的拥堵程度可以被显著的降低，交通负载可以被明显的提高，系统中车辆的平均行驶时间可以大幅减少。本文提出的这种动态导航实时路径决策方法为了做到提前判断道路状况并做出动态决策，引入了一个信任度 TP 值作为核心的判断标准，并且系统利用了 Mesh 无线网络的架构帮助车辆之间实现实时交通信息的高效传递。文章通过两章节的理论分析，详细阐述了算法的模型、流程和理论可行性，并通过一系列的模拟实验，得出的数据证明了本文所提出的动态导航策略的确可以适应不同的交通状况，并且在相同时间内到达终点的车辆数量方面、车辆的平均行驶速度方面、所有车辆到达终点的截止时间方面和同一时刻道路拥堵数量方面表现都优于传统的几种导航算法。

综上所述，本文提出的这种基于实时交通信息的、能在行驶途中及时判断并做出决策的动态导航实时路径决策方法，是可行的、而且是更加适用于现阶段 ITS 智能交通系统的一种路径导航策略。

6.2 未来展望

由于时间和篇幅所限，本文进行的模拟实验只在一个规模较小（13 个节点、44 条路径）的系统中进行。另外，在信任度 TP 值的计算上，本文选择了最简单的一种计算方法，导致了系统预测的时间间隔范围不够大。所以，本文的后续工作还有：

1) 扩展系统规模

虽然本文提出的 DRGE 导航策略已经在一个小型的模拟系统中表现出了相比与传统路径导航策略的优势，但是如果扩展系统的规模，增加更多的道路节点、更多的道路、每个节点都有更多条可供选择的道路，那么系统中的车辆就会有更多的机会改变行驶的路径，本文提出的 DRGE 导航策略也就可以发挥出更加明显的作用。

同时，此次模拟实验所采用的系统是虚拟的，后续工作中，还可以引入某地区或城市真实的一个道路区域，这样模拟出的数据可能更加具有可靠性。

2) 信任度 TP 值的计算

在信任度 TP 值的计算上，本文选择了最简单的一种计算方法。虽然在这种情况下本文提出的 DRGE 导航策略已经表现出了足够明显的优势，但是如果可以将信任度 TP 值的预测范围扩大到整个模拟的时间间隔 T ，那么系统就可以更加准确的预测道路未来

6 结论与展望

的交通状况，并更加准确地帮助驾驶者选择最优的导航路径。

后续的工作中，可以采用最复杂的迭代方式，计算信任度 TP 值，使得预测结果更加准确。

致 谢

感谢指导教师蔺杰教授对我在论文撰写过程中的指导与协助。从大一开始进入计算机 44 班，蔺杰教授就成为了我们的班主任，带领我们在计算机领域入门；之后大三又在 YLab 实习，虽然虎头蛇尾但是还是要感谢那段经历；蔺杰教授的推荐信在我申请加拿大研究生时起到了重要的作用，并最终让我拿到梦校多伦多大学计算机系的 offer，对此感激不尽。说回论文，在这一年中无论是项目设计还是毕业设计的过程中，蔺杰教授总是能耐心的解答我提出的各种疑问，甚至在办公室将自己留存许久的纸质资料都翻出来就为了帮我找一篇相关的文献资料，可以说没有蔺杰教授的帮助，就没有这篇论文的存在。

感谢四年所有课程的代课教授，尤其是几位我非常喜欢的老师，高数刘康民、汇编张兴军、离散李文、数据库何亮、概论韩劲松、计组郑庆华等，希望你们在今后的科研和基础教学领域的工作都有更大的成就。

感谢辅导员张习之老师，四年中相处最多的老师，也是最关心和理解我的老师，您在生活中对我的帮助会让我终生受益，也希望您今后的工作一切顺利。

感谢母亲王春燕和父亲赵廷文在我 22 年生命中为我付出奉献的一切，你们对我的爱我永远报答不完，今后请享受生活，儿子自会闯出一片天。

感谢爷爷奶奶姥姥姥爷哥哥弟弟等家人，感谢几位最好的朋友哥们，你们一直都是我最坚强的后盾。

感谢女友李嘉琪，相隔 12 小时时差仍不忘日常叮嘱我努力学习，只有在她心中我才是最完美的那一个。异国四年着实不易，我们坚持到了今天，2 个月后加拿大见。

感谢四年同窗的同学和所有认识的学弟学妹学长学姐，饮水思源，勿忘母校。

最后感谢自己多年来的奋斗，革命尚未成功，同志仍须努力。

参考文献

- [1] Ran B, Boyce D E. Modeling dynamic transportation networks : an intelligent transportation system oriented approach[M]. Springer-Verlag, 1996.
- [2] Miller J. Vehicle-to-vehicle-to-infrastructure (V2V2I) intelligent transportation system architecture[C]// Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2008:715-720.
- [3] 李旭芳, 夏志杰, 朱君璇, 等. 现代城市公共交通智能化管理概论[M]. 同济大学出版社, 2013.
- [4] 徐建闽, 林培群 等. 智能交通系统[M]. 北京: 人民交通出版社, 2014.
- [5] 杨兆升. 智能运输系统概论[M]. 人民交通出版社, 2009.
- [6] Wang F, You Z S, Man L C, et al. Application of Dijkstra and Dijkstra-based N-Shortest-Paths Algorithm to Intelligent Transportation Systems[J]. Application Research of Computers, 2006.
- [7] Wang S X. Improved Dijkstra Shortest Path Algorithm and its Application[J]. Computer Science, 2012.
- [8] Wei D. An Optimized Floyd Algorithm for the Shortest Path Problem[J]. Journal of Networks, 2010, 5(12):1496-1504.
- [9] Wang J, Sun Y, Liu Z, et al. Route Planning based on Floyd Algorithm for Intelligence Transportation System[C]// IEEE International Conference on Integration Technology. IEEE, 2007:544-546.
- [10] Bie L, Jiang T, Qian L I, et al. Design and implementation of heuristic A-star algorithm on shortest path problem based on Hash table[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2016.
- [11] Luk C P, Lau W C, Yue O C. An Analysis of Opportunistic Routing in Wireless Mesh Network[C]// IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2008:2877-2883.
- [12] 柴远波, 郑晶晶. 无线 Mesh 网络应用技术[M]. 电子工业出版社, 2015.
- [13] Morgenthaler S, Braun T, Zhao Z, et al. UAVNet: A mobile wireless mesh network using Unmanned Aerial Vehicles[C]// GLOBECOM Workshops. IEEE, 2013:1603-1608.
- [14] 梅思利. 无线 Mesh 网络基础[M]. 西安交通大学出版社, 2012.
- [15] Karthika K.C. Wireless mesh network: A survey[C]// International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and NETWORKING. IEEE, 2016:1966-1970.
- [16] Widjantoro D H, Munajat M D E. Fuzzy traffic congestion model based on speed and density of vehicle[C]// Advanced Informatics: Concept, Theory and Application. IEEE, 2015:321-325.
- [17] Radcliffe S T, Holm E D. System for measuring average speed and traffic volume on a roadway: US, US6011515[P]. 2000.
- [18] Minciardi R, Gaetani F. A decentralized optimal control scheme for route guidance in urban road networks[C]// Intelligent Transportation Systems, 2001. Proceedings. IEEE, 2002:1195-1199.
- [19] Gaetani F, Minciardi R. Dynamic models and optimal control methods for route guidance in urban traffic networks[C]// The IEEE, International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2002. Proceedings. IEEE, 2002:454-459.
- [20] Park S H, Chung B Y, Kim J S. Navigation system using wireless communication network and route guidance method thereof: US, US 7451044 B2[P]. 2008.
- [21] Tian D, Yuan Y, Zhou J, et al. Real-Time Vehicle Route Guidance Based on Connected Vehicles[C]// Green Computing and Communications. IEEE, 2013:1512-1517.
- [22] Taliwal V. Method and device for improving GPS-based positioning of vehicles on roads: US, US 20050283312 A1[P]. 2005.

- [23] Liu M J, Wang K W, Fang Z D. Design of Vehicles Location and Navigation System Based on GPS/GSM/GIS[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2006.
- [24] Zhou Y, Wang D, Yu Y. On dynamic scheduling of vehicles based on GPS / GIS / RFID[J]. It in Medicine & Education. itime.ieee International Symposium on, 2009, 1:1252 - 1256.
- [25] Chen W, Chen L, Chen Z, et al. WITS: A Wireless Sensor Network for Intelligent Transportation System[C]// International Multi-Symposiums on Computer and Computational Sciences. IEEE Computer Society, 2006:635-641.
- [26] 于洋. 浅析二项分布、泊松分布和正态分布之间的关系[J]. 企业科技与发展, 2008(20):108-110.
- [27] 盛骤. 概率论与数理统计:第三版[M]. 高等教育出版社, 2001.
- [28] 殷剑宏, 吴开亚. 图论及其算法[M]. 中国科学技术大学出版社, 2003.

附录 A 外文翻译原文

2011 14th International IEEE Conference on
Intelligent Transportation Systems
Washington, DC, USA. October 5-7, 2011

Real Time Route Guidance with Correlated Link Cost

Wei Dong, Hai L. Vu, and Quoc Bao Vo

Abstract—Route finding issues have always been a significant research focus in intelligence transportation system. Many solution models have been proposed in the previous work and analyzed in detail. Successive link travel time correlation has been identified to play an important role in these models to realistically reflect the property of traffic flows. In this paper, we establish a framework to find the best route in a stochastic time-dependent network by considering link travel time indeterminacy and correlation between adjacent links with real time information. We provide explicit mathematical formulations to update the outing link travel time distributions according to the real time information and help the travelers to find the best route to their destination. A simple illustrative example is shown to demonstrate the effectiveness and advantages of the proposed method.

I. INTRODUCTION

With the rapid development of social economic, traffic issues are well concerned in our daily life. Many countries in the world are suffering from serious problems like traffic congestion due to the increase of vehicle possessions and the speedup of urbanization. The economic inefficiencies due to congestion are obvious in forms of total travel delays, excess fuel consumption, and air pollution. In order to remit the congestion effect and control it effectively, there are two main efforts. One is constructing new roads or widening existing road, while the other is to increase the effective usage of existing infrastructure with the help of emerging technology. In the former the cost is significantly higher and there is also less space for new construction or expansion as the population grows. In the latter, a variety of intelligent transportation system (ITS) technologies are being developed to make our existing roadway networks more efficient.

As an important part of ITS, route navigation systems were initially considered as unaffordable goods and only few people used it, but have become commercial products due to the rapid advancement in communication technology and the affordability of portable devices such as smart phones. Specially, in-vehicle navigation system has now been widely included in new generation cars. As to traffic users, they can schedule their route selection ahead of time and avoid certain congestion area leading to the destination; while from traffic management point of view, accurate route guidance can

The authors are with the Faculty of Information and Communication Technologies, Swinburne University of Technology, Australia (corresponding author, phone: +61-3-9214-8786; e-mail: wdong@swin.edu.au).

W. Dong and Q. B. Vo are with the Swinburne University Centre for Computing and Engineering Software Systems (SUCCESS).

H. L. Vu is with the Centre for Advanced Internet Architectures (CAIA).

improve the network efficiency and enhance the reliability of the network. Many researchers have shown that route guidance system can help reduce the traffic congestion and hence drivers can benefit from significant travel time savings.

Traditional route guidance systems were developed to find the shortest path in terms of distance, travel time, travel cost or a combination of these parameters. However, most previous work was focusing on static situation without considering the changing traffic conditions on the road network, which was not suitable in a real-time scenario. The traffic environment is continuous changing and influenced by many sources like bad weather, traffic congestion, construction work, special events, day-to-day fluctuations on traffic demands, and so on. All these dynamic parameters in the real network imply that the travel parameter is not constant but continuous stochastic variable. Therefore, it is meaningful to separate different time intervals of a day and in a time-dependent network, link travel time at each time interval is a random variable follows some probability distributions [5].

In the above approach, link costs (e.g. travel times) were assumed to be independent. This was applicable in some situations, but is not valid for all the scenarios. In reality, travel times on different links are strongly correlated. It is easy to observe that in a normal traffic network, one single congested link will influence the adjacent link status in the form of travel time or average moving speed. Moreover, random accidents or bad weather like storm or snow in a one area can cause nearby links travel time to be highly correlated in these locations. Therefore, the correlation between links should be considered in analyzing traffic problems in real time, which is the main focus of this paper.

Travel time correlation has been studied previously, which focused on three main areas: the correlation between estimated data from loop detectors and probe vehicle travel time; the relationship between travel times obtained from transit vehicles and probe vehicles, and also the correlation between adjacent links travel time along a route [1]. In an early study [2], dynamic shortest path problem was proposed with Markovian link costs. The complexity of this approach is high which increases as the number of nodes and the number of Markov states at each node increases. Later, a Bayesian method to estimate the distribution of travel time correlation between links along a corridor was developed [3]. It is shown that the link covariance is non-zero and the distribution of the correlation coefficient could be used as a performance metric of the network. Kim et al. in [4] developed optimal routing strategies in a time-varying traffic network by using a Markov process formulation. Through incorporating real time traffic information with historical data, the system can significantly reduce the expected total costs. In [5] Gao et al. proposed

optimal routing policy in a stochastic time-dependent network by using a discrete joint distribution of link travel time represented as a set of so-called support points and their associated probabilities. Perfect on-line information was then used to identify possible support points for future travel time taking into account their correlation between links. In this paper we will further improve this routing policy by evaluating the conditional distribution of the minimum route travel times at each node along the route to destination given the received on-line information.

There are two types of travel time dependence defined in the literature (e.g. [6], [7]), including temporal and spatial dependence. Temporal dependence is defined as correlation of travel times in the same link at different time intervals during the day, while spatial dependence refers to the travel time correlation between consecutive links that constitute a route. The stochastic shortest path problem with limited formats of spatial and temporal dependencies arc cost was investigated in [8], where every link can be in several states with known mean link travel time and their corresponding probability. A more generic algorithm to determine the route to destination with shortest expected travel time taking into account link spatial correlation was presented in [9]. Here link travel time was defined as a random variable with probability distribution corresponds to two possible states of the link, i.e. congested or uncongested. An algorithmic approach based on the dynamic programming was then proposed to find the shortest route conditioned on the status of the traversed links. Chan et al. [10] introduced methods for estimating arterial link travel time using spatial covariance relationships from the history (offline) data.

Most of the above mentioned work aimed to get the least travel time by considering correlation ([5], [9]), and only a small portion of them considered the optimal routing with reliability metric (e.g. [11]). In particular, a reliability formulation of a priori shortest path problem was proposed in [11] by incorporating limited spatial dependence between adjacent links. It assumed that link state followed a Markov property representing the spatial correlation by transition probabilities between link states. The work in [11] was an extension of an earlier paper [12], which did not consider the spatial and temporal correlations. In another recent work, a multi-objective reliable path finding method in stochastic networks with correlated link costs were proposed in [13]. This simulation study considered multiple requirements of travel time reliability based on an α -reliable path finding method in [14].

The aims of this paper are twofold. We first propose a mathematical model to find the best route (i.e. shortest travel time) in a time-dependent stochastic network by incorporating real time information at every decision points. To this end, we will utilize the same representation of support points [5] as a joint discrete probability distribution of travel time in all the links of the network. Moreover, in contrast to the minimum expected travel time in [5], the expected travel time of the route with minimum travel time will be used as the primary criterion in the routing selection of our model. Similar approach has been proposed in [15] where the correlation

between link travel times was not considered. We then provide an implicit expression for the conditional probability distribution of the total travel time on a path between the current decision point and destination taking into account the temporal correlation between adjacent links. Note that having this conditional probability distribution, reliability metric can also be incorporated into the proposed model which will not be investigated here due to space limitation. We also compare results obtained from this model to that of [5] via a simple example with adaptive routing selection strategy.

The remainder of this paper is organized as follows. In Section II, we describe the mathematical formulations of the shortest path problem considering adjacent link travel time correlation. In Section III, an illustrative example is shown to illustrate the searching process of the proposed model. Section IV gives the conclusions of the paper and summarizes the main contributions where future work is also discussed for reference.

II. PROBLEM DESCRIPTION

In this section, we develop and describe the framework for route choice with real time information in a stochastic and time-dependent traffic network.

A. Network Representation

We consider a time-dependent network $Z = (A, N, B)$, where A is the set of links, N is set of nodes and B is the set of time intervals from 0 to $(b - 1)$, where b is the total number of time intervals during the considered period (e.g. a day period). In each time interval, the link travel time is assumed to be a random variable with some continuous or discrete probability distribution. Let the number of links in the network be expressed as $|A| = a$. In this paper, we adopt the representation of link travel time proposed in [5] by assuming that the joint discrete probability distribution (or joint probability mass function, pmf) of all link travel times in the network is given via the form of support points. To this end, this pmf is represented by a set of support points $W = \{w_1, w_2, \dots, w_L\}$, where $w_i, i \in 1, 2, \dots, L$ is a $a \times b$ vector with probability p_i representing one support point consists of the discrete values of travel time on all the links of network, and L is the total number of support points. Since the set W covers all the possible realizations of link travel time in the network, and each happens with probability p_i , so we have:

$$\sum_{i=1}^L p_i = 1 \quad (1)$$

Denote the link travel time on link (j, k) at any time t as a random variable $T_{(j,k),t}, \forall (j, k) \in A$. In this paper, the travelers are assumed to receive perfect real-time information about link travel times prior to the current time. In other words, at a certain time t , travelers receive all the link travel time information of $T_{(j,k),t'}, \forall (j, k) \in A, \forall t' < t$. Similar to [5], let C be a collection of possible support points given the

received real-time information at time t . Thus if $\tau_{(j,k),t}$ is a realization of link travel time, then for a certain time t'

$$C = \{w_i | T_{(j,k),t'} = \tau_{(j,k),t'}, \forall (j, k) \in A, \forall t' < t\}. \quad (2)$$

The set of all possible collections at time t is then denoted as $C(t)$ and as a result we have $C \in C(t)$.

B. Model Formulation

In order to allow real-time information to be included in the route guidance system, we consider the next best route problem in terms of the expected minimum travel time for all the outgoing routes to destination at each decision node. A possible network representation is shown in Fig.1. In this graph, node i is a current decision node, and the destination node is node D . There are several routes (or paths) $r_{j1}, r_{j2}, \dots, r_{jn}$ leading to D via an intermediate nodes j where $j \in 1, 2, \dots, m$. Then, the next best route to the destination can be determined as follows:

Next best route =

$$\arg\min \{\tau_{(i,1),t} + E[\min(T_{r_{11}}, T_{r_{12}}, \dots, T_{r_{1n}})], \tau_{(i,2),t} + E[\min(T_{r_{21}}, T_{r_{22}}, \dots, T_{r_{2n}})], \dots, \tau_{(i,m),t} + E[\min(T_{r_{m1}}, T_{r_{m2}}, \dots, T_{r_{mn}})]\}, \quad (3)$$

where $\{\tau_{(i,1),t}, \tau_{(i,2),t}, \dots, \tau_{(i,m),t}\}$ is the set of real-time travel time information of all outgoing links at current decision node i , and $\{T_{r_{11}}, \dots, T_{r_{1n}}, T_{r_{21}}, \dots, T_{r_{2n}}, \dots, T_{r_{m1}}, \dots, T_{r_{mn}}\}$ is the set of random travel time of all possible paths to the destination node D from the next decision node j which is right after the current decision point. Note the parameters m and n represent the number of possible outgoing links to the next decision node and possible route from next decision node to the destination, respectively, and E denotes the expectation operation of a random variable.

Note that there are some other possible ways to choose the optimal route, such as 1) using the real-time information of link travel time directly, 2) using the expected mean travel time of each route, and 3) utilizing the real-time information on the next link to update the expected mean travel time of outgoing routes from the next decision node. Our proposed method in (3) is more comprehensive as it considers both real-time travel time information and the expectation of the minimum route travel time at the decision node with full knowledge of the route travel time distribution taking into account the time-dependent correlation of link travel times.

The routing strategies proposed in this paper can be summarized as follows: in order to reflect the real situation in the traffic network, we take adjacent link travel time correlation into account and incorporate minimum remaining route travel time into the route selecting criterion. The remaining route is defined as a possible path from the next decision node to the destination. Our best routing decision is made at each intersection node according to the current time. Once we know the real-time link travel time information for the immediate outgoing links from the current decision node,

the remaining route travel time distribution will be updated conditioned on those received real-time information. Given the conditional distribution of all the possible routes, we can obtain the distribution of the minimum remaining route travel time and apply it in (3) to find the best route to the destination node. The process is repeated iteratively at the next decision point until reaching the destination node.

In the following we first describe how to update the probability of the link travel time given the real-time information. This process takes into account the link travel time correlations via the treatment of the collections of feasible support points $C(t)$. We then obtain the route travel time distribution from the conditional probability of link travel times. To this end, we should consider all the links that constitute a certain route and sum up the probabilities associated with the same route travel time.

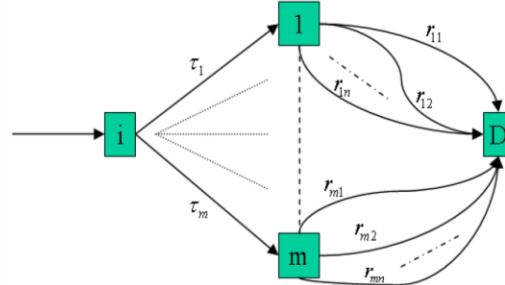


Fig.1 Network representation

C. Travel Time Correlation Consideration

Consider two adjacent links (i, j) and (j, k) in the network Z and assume that link (j, k) , denoted as h , is selected out of the decision node j . The real-time information at time t received by node i gives $\tau_{(i,j),t}$ as the travel time realization on link (i, j) . The probability that travel time on link (j, k) takes the discrete value $\tau_{(j,k),t'} \equiv \tau_{h,t'}$, $t' = t + \tau_{(i,j),t}$ of a particular support point w_i given that $\tau_{(i,j),t}$ is the current travel time on link (i, j) is given as

$$\hat{p}_i = P(T_{(j,k),t'} = \tau_{h,t'} \in w_i | C) = \frac{p_i}{\sum_{w_i \in C} p_i}, \quad (4)$$

where $C' \subseteq C(t + \tau_{(i,j),t}) \subseteq C(t)$ and $C \in C(t)$ are one possible support point collection in the complete collection set $C(t + \tau_{(i,j),t})$ and $C(t)$, respectively, and p_i is the unconditional probability of the support point $w_i \in C'$. Note that knowing the real-time information causes the size of the collection set to reduce, i.e. $|C(t + \tau_{(i,j),t})| \leq |C(t)|$ where $|X|$ is the size of set X , and the correlation between link travel time result in some support points remain in the

collection at future time, i.e. $C' \cap C = C'$ while others are no longer of interest, i.e. $C' \cap C = \emptyset$.

Next we obtain the route travel time distribution from the conditional probability of link travel time given in (4). Let us consider Fig. 1 again where the real-time information are received at node i for link (i, j) , $j \in 1, 2, \dots, m$, and let S be a set of links that constitutes route r_{uv} ($u \in 1, 2, \dots, m, v \in 1, 2, \dots, n$) between decision node j and the destination D. The route travel time represented by a random variable $T_{r_{uv}}$ is the sum of all the link travel times on that route and can be expressed as

$$T_{r_{uv}} = \sum_{h \in S} \tau_{h,t} = \gamma_{uv}, \quad t' = t + \tau_{(i,j),t}, \quad (5)$$

where $\tau_{h,t}$ in $w_i \in C'$ is a realization of the travel time on link h of route r_{uv} given the real-time information of travel time at the current time t on link (i, j) , $j \in 1, 2, \dots, m$.

The probability distribution of $T_{r_{uv}}$ is given by

$$P(T_{r_{uv}} = \gamma_{uv}) = \sum_{\Omega} \hat{p}_i, \quad (6)$$

where \hat{p}_i is calculated in (4) and Ω is a set of r_{uv} route travel time so that (5) is satisfied. Note that \hat{p}_i is the conditional probability of a particular support point $w_i \in C'$ having $\tau_{h,t}$ value for the travel time on link $h \in S$.

Knowing the probability distribution of the route travel time the expected value of the minimum route travel time between two possible routes to destination (assuming independency) is given by the following lemma.

Lemma. For two independent random variables, $T_{r_{ju}}$ and $T_{r_{jv}}$, $u, v \in 1, 2, \dots, n$, and the corresponding probability distribution $P_{r_{ju}} = P(T_{r_{ju}} = \gamma_{ju})$ and $P_{r_{jv}} = P(T_{r_{jv}} = \gamma_{jv})$, the expectation of the minimum between them can be expressed as follows:

$$\begin{aligned} E[\min(T_{r_{ju}}, T_{r_{jv}})] &= \sum_{\forall w_i \in C'} (\gamma_{ju} P_{r_{ju}}(T_{r_{ju}} \leq \gamma_{jv}) \\ &\quad + \gamma_{jv} P_{r_{jv}}(T_{r_{jv}} < \gamma_{ju})) \end{aligned} \quad (7)$$

Proof. Let $T = \min(T_{r_{ju}}, T_{r_{jv}})$, then we have

$$\begin{aligned} E[\min(T_{r_{ju}}, T_{r_{jv}})] &= \sum \gamma P(T = \gamma) = \\ &= \sum_{\forall w_i \in C'} \min(\gamma_{ju}, \gamma_{jv}) P(T = \min(\gamma_{ju}, \gamma_{jv})). \end{aligned}$$

For a given $w_i \in C'$, $\min(\gamma_{ju}, \gamma_{jv}) = \gamma_{r_{ju}}$ if $\gamma_{r_{ju}} \leq \gamma_{r_{jv}}$ with probability $\hat{p}_i = P(T_{r_{ju}} = \gamma_{r_{ju}})$, or $\min(\gamma_{ju}, \gamma_{jv}) = \gamma_{r_{jv}}$ if $\gamma_{r_{jv}} < \gamma_{r_{ju}}$ with the probability

$\hat{p}_i = P(T_{r_{jv}} = \gamma_{r_{jv}})$, respectively. Summing over all the support points w_i in C' gives rise to (7).

The expression of multiple variables can be derived similarly with the minimum is taken over all the $\gamma_{r_{uv}}$ values.

III. ILLUSTRATIVE EXAMPLE

The frame work for route selection and decision making described in previous section is illustrated and discussed via a simple example in this section. Consider a small network shown in Fig.2, which has eight links ($|A|=8$), six nodes ($N=6$) and two different time intervals ($B=2$).

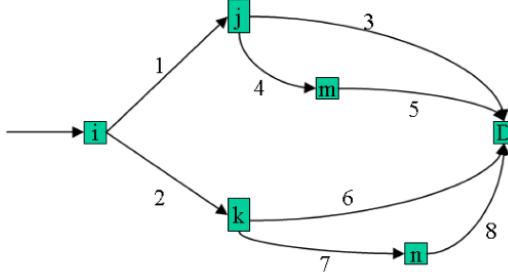


Fig.2 A simple illustrative example

The values of all link travel time given as a joint distribution are given in Table I where each column vector $w_i, i \in L = \{1, 2, 3\}$, represents a support point.

The integer value $\tau_{h,t \in b=\{0,1\}}$ of a particular support point w_i in this table provides the travel time for link $h \in 1, 2, \dots, 8$ in a particular time interval b . In this example, there are three support points with the corresponding probabilities $p_1 = 0.5, p_2 = 0.3, p_3 = 0.2$, respectively.

The real-time travel time information received by node i for all links at time ($t=0$) is listed in Table II. Observe in Fig. 2 that there are four possible routes to the destination at the decision node i . In particular, at node i , the driver can select either link 1 or 2. In the case of selecting link 1, there are two other alternative paths: 3 and 4-5 to the destination. While after taking link 2 as the next route, another two routes 6 and 7-8 are available.

Given the real-time information in Table II, and based on the definition in (2) we have the following sets:

For the first time interval ($t=0 \in b=0$):

$$C(0) = \{\{w_1, w_2\}\}$$

and for the second time interval ($t'=1 \in b=1$):

$$C(1) = \{\{w_1\}, \{w_2\}\},$$

where

$$t' = t + \tau_{(i,j),t} = 0 + \tau_{1,0} = t + \tau_{(i,k),t} = 0 + \tau_{2,0} = 1.$$

		TABLE I JOINT TRAVEL TIME REALIZATION OF ALL LINKS		
Time	Link	w_1	w_2	w_3
0	1	1	1	2
	2	1	1	1
	3	2	2	1
	4	1	1	1
	5	1	1	2
	6	2	2	2
	7	3	3	2
	8	2	2	1
1	1	1	2	2
	2	2	1	1
	3	2	1	2
	4	1	2	1
	5	1	1	2
	6	1	2	2
	7	1	3	1
	8	2	1	1

TABLE II REAL-TIME TRAVEL INFORMATION	
Link	Real-time travel time
1	1
2	1
3	2
4	1
5	1
6	2
7	3
8	2

Note that given the real-time information there is only one feasible support points collection $C = \{w_1, w_2\}$ in $C(0)$, while there are two $C_1 = \{w_1\}$ and $C_2 = \{w_2\}$ collections in $C(1)$. From (4) the corresponding conditional probability for support point $w_1 = C_1 \cap C$ and $w_2 = C_2 \cap C$ are given as

$$\hat{p}_1 = \frac{p_1}{p_1 + p_2} = \frac{0.5}{0.5 + 0.3} = \frac{5}{8},$$

$$\hat{p}_2 = \frac{p_2}{p_1 + p_2} = \frac{0.3}{0.5 + 0.3} = \frac{3}{8}. \quad (8)$$

Based on (6) and (8), the probability distribution of route travel time of all possible routes $\{3,4-5,6,7-8\}$ between node j or k to the destination D are given as follows:

$$T_3 = \begin{cases} 2 & \text{w.p. } 5/8 \\ 1 & \text{w.p. } 3/8 \end{cases} \quad T_{4-5} = \begin{cases} 2 & \text{w.p. } 5/8 \\ 3 & \text{w.p. } 3/8 \end{cases}$$

$$T_6 = \begin{cases} 1 & \text{w.p. } 5/8 \\ 2 & \text{w.p. } 3/8 \end{cases} \quad T_{7-8} = \begin{cases} 3 & \text{w.p. } 5/8 \\ 4 & \text{w.p. } 3/8 \end{cases} \quad (9)$$

where w.p. stands for “with probability”.

Substituting (9) into (7) gives the expected minimum route travel time between node j and k to the destination D as:

$$E[\min(3,4-5)] = 1 \times \frac{3}{8} + 2 \times \frac{5}{8} = 1.625$$

$$E[\min(6,7-8)] = 1 \times \frac{5}{8} + 2 \times \frac{3}{8} = 1.375.$$

The route decision is then:

Next best route =

$$\begin{aligned} \operatorname{argmin} \{1 + E[\min(3,4-5)], 1 + E[\min(6,7-8)]\} \\ = \operatorname{argmin} \{1 + 1.625, 1 + 1.375\} \\ = \operatorname{argmin} \{2.625, 2.375\}. \end{aligned}$$

As can be seen from the above result, the cost of choosing links 1 and 2 are 2.625 and 2.375, respectively. The decision is then to select link 2 as next link to take that corresponds to the expected travel time to destination of 2.375 till the next decision node along the route to destination. Note that in this example using the method proposed in [5] gives the same decision and expected travel time to the destination.

IV. CONCLUSIONS

In this paper, we have proposed a method for finding route to destination with minimum travel time in a stochastic time-dependent network with correlated link cost. Given the real-time information, the process of updating the probability distribution of link travel time is described in detail. Furthermore, an expression for the expected value of the minimum travel times between several alternative routes from the decision point is derived. We have shown through a simple example how the decision is made at a node based on the received real-time information using our proposed framework.

In future work, we wish to further investigate the effectiveness of this method via large simulation with possible real traffic data. Open source software such as the simulation of urban mobility (SUMO) would be suitable for this purpose. Moreover, we wish to extend our study to take into account other routing criteria, such as travel distance, number of turning actions, avoiding traffic congestion, selecting more routes in commercial area than residential area to lower the environment impact, and so on. Also reliability metric as mentioned in Section I of this paper should also be considered.

ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to thank Minyi Li for useful discussions in the preparation of this paper.

REFERENCES

- [1] M. El Esawy, T. Sayed, "Travel time estimation in urban networks using neighbor links travel time data". The 89th Annual Meeting of Transportation Research Board, Washington, D.C., 2010.
- [2] H.N. Psaraftis, J.N. Tsitsiklis, "Dynamic shortest paths in acyclic networks with Markovian arc cost". Operations Research, vol. 41, no. 1, pp. 91–101, 1993.
- [3] B.J. Gajewski, L.R. Rilett, "Estimating link travel time correlation: an application of Bayesian smoothing splines". Journal of Transportation and Statistics, Vol. 7, pp. 53–70, 2004.
- [4] S. Kim, Mark E. Lewis, Chelsea, C.White, "Optimal vehicle routing with real-time traffic information". IEEE Transactions on intelligence transportation systems, Vol. 6, no. 2, pp. 178–188, 2005.
- [5] S. Gao, I. Chabini., "Optimal routing policy problems in stochastic time-dependent networks". Transportation Research Part B, Vol. 40, pp. 93–122, 2006.
- [6] R.W. Hall, "The fastest path through a network with random time-dependent travel time". Transportation Science, Vol. 20, pp. 182–188, 1986.
- [7] A. Sen, P. Thakuriah, X. Zhu, A. Karr, "Frequency of probe reports and variance of travel time estimates". Journal of Transportation Engineering, Vol. 123, pp. 290–297, 1997.
- [8] S.T. Waller, A.K. Ziliaskopoulos, "On the online shortest path problem with limited arc cost dependencies". Networks, Vol. 40, pp. 216–227, 2002.
- [9] Y.Y. Fan, R.E. Kalaba, J.E. Moore, "Shortest paths in stochastic networks with correlated link costs". Computers and Mathematics with Applications, Vol. 49, pp. 1549–1564, 2005.
- [10] K. S. Chan, William H. K. Lam, Mei Lam Tam, "Real-Time estimation of arterial travel times with spatial travel time covariance relationships". Transportation Research Record, Vol. 2121, pp. 102–109, 2009.
- [11] Y. Nie, X. Wu, "Reliable a priori shortest path problem with limited spatial and temporal dependencies". Transportation and Traffic Theory, pp. 169–195, 2009.
- [12] Y. Nie, X. Wu, "The shortest path problem considering on-time arrival probability". Transportation Research Part B, Vol. 43, pp. 597–613, 2009.
- [13] Z.W. Ji, Y.S. Kim, A. Chen, "Multi-objective α -reliable path finding in stochastic networks with correlated link costs: A simulation-based multi-objective genetic algorithm approach (SMOGA)". Expert Systems with Applications, Vol. 38, pp. 1515–1528, 2011.
- [14] A. Chen, Z. Ji, "Path finding under uncertainty". Journal of Advanced Transportation, Vol. 39, pp. 19–37, 2005.
- [15] S. Nadi, M.R. Delavar, "Location-based services for in-vehicle route guidance with real time traffic information". The 12th World Conference on Transport Research, 2010.

附录 B 外文翻译

2011 年第 14 届国际 IEEE 会议

关于智能交通系统的议题

美国华盛顿特区 2011.10.5-10.7

考虑相关链路成本的实时路径导航策略

Wei Dong, Hai L. Vu 和 Quoc Bao Vo

摘要：寻找导航路径问题是智能交通系统的研究重点。在以前的工作中已经提出了许多解决方案的模型，也进行了对这些模型详细分析。连续链路的行驶时间相关性已经被证实。在这些模型中在实际反映交通流量的性质问题方面发挥了重要作用。在本文中，我们建立了一个框架，通过考虑链路行驶时间不确定性和相邻链路与实时信息之间的相关性，在随机时间相关网络中寻找最佳路径。根据实时信息，我们提供明确的数学公式来更新外部链路行驶时间分布，并帮助驾驶者找到一条到达目的地的最佳路径。我们用了一个简单的、说明性的例子来说明所提出方法的有效性和优点。

I 介绍

随着社会经济的快速发展，交通问题日益受到人们的关注。世界上许多国家由于车辆拥有量的增加和城市化的加速而出现交通堵塞等严重问题。由于拥堵而造成的经济效率低下问题很明显地造成了交通延误、燃料消耗过剩和空气污染等方面的问题。为了缓解拥堵效应并有效控制拥堵，有两个主要的方法：一个是建设新道路或拓宽现有道路，另一个是在新兴技术的帮助下增加现有基础设施的有效使用效率。前者的成本明显较高，并且，随着人口增长，新建或扩建的空间也较小。而对于后者，各种智能交通系统（ITS）技术正在被开发和发展，以使我们现有的道路网更加高效。

作为 ITS 的一个重要组成部分，路径导航系统最初被认为是难以负担的商品，只有极少数人使用它。但由于通信技术的快速发展和便携式设备（如智能手机）的普及，路径导航已成

为了商业产品。特别地，车载导航系统现在已经广泛地被使用在新一代汽车中。对于交通用户，车载导航系统可以提前安排路径选择，避免在通往目的地时路过特定的拥堵区域；而从交通管理的角度来看，精准的路径导航可以提高网络效率，增强网络的可靠性。许多研究人员已经表明，路径导航系统可以帮助减少交通堵塞，因此驾驶员可以从中受益并节省大量行驶时间。

传统的路径导航系统被开发出来帮助找到以行驶距离，行驶时间，行驶成本或这些参数的组合为参数的最短路径。然而，大多数以前的工作都是关注静态情况，而没有考虑道路网络中不断变化的交通状况，而这在实际上并不适用。交通环境是不断变化的，并且受到例如恶劣天气、交通拥堵、道路施工、特殊事件或者日常交通需求波动等诸多因素的影响。所有这些真实网络中的动态参数都意味着行驶参数不是常数而是连续的随机变量。因此，分离一天中不同的时间间隔是有意义的，并且在一个时间相关的网络中，每个时间间隔的链路行驶时间是遵循一些概率分布的随机变量。

在上述方法中，链路成本（例如行驶时间）被认为是独立的。这适用于某些情况，但不适用于所有情况。实际上，不同链路的行驶时间是强相关的。我们很容易观察到，在一个正常的交通网络中，一条单独的阻塞链路将以行驶时间或平均驾驶速度的形式来影响相邻链路状态。此外，随机事故或恶劣天气如某一地区的暴风雪或积雪，可能会导致附近链路的行驶时间在这些位置高度相关。因此，在实时分析交通问题时应考虑链路间的相关性，这是本文的重点。

以前研究过行驶时间相关性，它们主要集中在

三个主要方面：环路检测器的预计数据与探测车辆行驶时间之间的相关性；从交通车辆获取的行驶时间和探测车辆获取的行驶时间之间相关性；以及沿着导航路径的相邻链路行驶时间之间的相关性[1]。在早期的研究中[2]，动态最短路径问题以马尔可夫链为代价被提出。这种方法的复杂性很高，随着每个节点的节点数量和马尔可夫状态数量的增加而增加。后来，一种贝叶斯方法被用来估计沿着通道的链路之间的行驶时间相关性的分布[3]。结果表明，链路协方差是非零的，相关系数的分布可以用作网络的性能指标。Kim 等人在文献[4]中通过使用马尔可夫过程公式在时变交通网络中开发出最佳路径策略。通过将实时交通信息与历史数据相结合，该系统可以显著降低预期总成本。在文献[5]中，Gao 等人通过使用表示为一组所谓的支持点及其相关联概率的链路行驶时间的离散联合分布，在随机时间相关网络中提出最优路径策略。然后完美的在线信息被用来确定未来行驶时间的可能支持点，同时考虑到它们之间链路的相关性。在本文中，我们将通过评估给定了接收到的在线信息的情况下，沿着到达目的地的路径上每个节点处的最短路径行驶时间的条件分布，进一步改进该路径导航策略。

文献中定义了两种类型的行驶时间依赖性（例如[6], [7]），包括时间和空间依赖性。时间依赖性定义为在一天中不同时间间隔内同一链路上行驶时间的相关性，而空间依赖性则是形成导航路径的连续链路之间行驶时间相关性。有着有限形式的对空间和时间具有依赖性的随机最短路径问题在文献[8]中进行过研究，其中每条链路可以处于具有已知平均链路行驶时间及其相应概率的若干状态。在文献[9]中提出了一种更加通用的算法，用于确定到达目的地的导航路径，并且考虑到链路空间的相关性，预计的行驶时间最短。这里链路的行驶时间被定义为随机变量，概率分布对应于链路两种可能的状态，即堵塞或非堵塞。然后提出了一种基于动态规划的算法，来找出以遍历链路状态为条件的最短路径。Chan 等人在文献[10]中介绍了一种方法，这种方法使用历史（离线）数据的空间协方差关系来估算主要链路的行驶时间。

上述大部分工作旨在通过考虑相关性([5], [9])来获得最短的行驶时间，并且只有一小部分人考虑到了使用可靠度方法的最优导航路径（例如[11]）。特别的，在文献[11]中，通过在相邻链路之间引入有限的空间依赖性，它提出了具有优先级的最短路径问题的可靠表达式。它假定链路的状态遵循马尔可夫属性，这就表示通过链路状态之间的转移概率具有空间相关性。[11]中的工作是早期论文[12]的延伸，它没有考虑空间和时间的相关性。在最近的另一项工作中，文献[13]提出了一种在随机网络中的具有相关链路代价的多目标可靠路径导航方法。该模拟研究考虑了文献[14]中基于 α -可靠路径导航方法的行驶时间可靠性的多种要求。

本文的目的是双重的。我们首先提出一个数学模型，通过在每个决策点合并实时信息来找到随时间变化的随机网络中的最佳路径（即最短行驶时间）。为此，我们将利用支持点的相同表示[5]作为网络中所有链路行驶时间的联合离散概率分布。此外，与文献[5]中的最短预期行驶时间相比，具有最短行驶时间的路径的预期行驶时间将被用作我们模型路径选择中的主要标准。在文献[15]中已经提出了类似的方法，其中不考虑链路行驶时间之间的相关性。然后，我们为当前决策点到目的地之间的路径上总行驶时间的条件概率分布提供了一个隐式表达式，它考虑到了相邻链路之间的时间相关性。要注意的是，如果具有这种条件概率分布，那么可靠性度量也可以纳入所提出的模型中，不过我们由于空间限制，这里不会对此进行研究。我们也通过一个简单的自适应路径选择策略的例子，将这个模型的结果与文献[5]的结果进行了比较。

本文的其余部分安排如下。在第二章中，我们阐述了考虑到相邻链路行驶时间相关性的最短路径问题的数学公式。在第三章中，我们展示了一个说明性的例子来说明所提出模型的搜索过程。第四章我们给出了论文的结论，并总结了本文的主要贡献，同时指出我们未来的工作以供参考。

II 问题描述

在本章中，我们提出并描述了在随机条件和时间相关条件下的交通网络中，使用实时信息进行导航路径选择的框架。

A. 网络表现

我们考虑一个具有时间相关条件的网络 $Z = (A, N, B)$ ，其中 A 是链路集合， N 是节点集合， B 是从 0 到 $(b - 1)$ 的时间间隔集合，其中 b 是在所考虑的时间段内（例如一天的时间段）的总时间间隔数量。在每个时间间隔中，链路行驶时间被认为是具有某种连续或离散概率分布的随机变量。令网络中的链路数量表示为 $|A| = a$ 。在本文中，我们采用文献[5]中提出的链路行驶时间的表示，假设网络中所有链路行驶时间的联合离散概率分布（或联合概率质量函数，pmf）是通过支持点的形式给出的。为此，这个 pmf 由一组支持点 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_L\}$ 表示，其中 $w_i, i \in 1, 2, \dots, L$ 是具有概率 p_i 的 $a \times b$ 向量表示一个支持点由网络中所有链路上的离散时间值组成， L 为支持点的总数。由于集合 W 涵盖了网络中所有可能的链路行驶时间的实现，并且每个都以概率 p_i 发生，所以我们有：

$$\sum_{i=1}^L p_i = 1 \quad (1)$$

我们将任意时刻 t 时链路 (j, k) 上的链路行驶时间记为一个随机变量 $T_{(j,k),t}, \forall (j, k) \in A$ 。在本文中，假设驾驶者接收到的是关于当前时间之前的链路行驶时间的完美实时信息，换句话说，在某个时刻 t ，驾驶者接收到关于 $T_{(j,k),t'}, \forall (j, k) \in A, \forall t' < t$ 的所有链路行驶时间信息。类似于文献[5]，假设有 t 时刻接收到的实时信息，我们令 C 是可能的支持点的集合。因此如果 $\tau_{(j,k),t}$ 是链路行驶时间的实现，那么对于一定的时刻 t ，有

$$C = \{w_i | T_{(j,k),t'} = \tau_{(j,k),t'}, \forall (j, k) \in A, \forall t' < t\} \quad (2)$$

在 t 时刻所有可能的集合就被表示为 $C(t)$ ，因此最终我们得到了 $C \in C(t)$ 。

B. 模型形成

为了允许实时信息被包括在路径导航系统中，我们在每个决策节点处考虑与到达目的地的所有外部路径的预期最小行驶时间有关的下

一条最佳路径的问题。一个可能的网络表示如图 1 所示。在该图中，节点 i 是当前决策节点，并且目的地节点是节点 D 。有几条路径（或道路） $r_{j1}, r_{j2}, \dots, r_{jn}$ 可以通过中间节点 j 导航到节点 D ，这里 $j \in 1, 2, \dots, m$ 。然后，到目的地的下一条最佳路径可以确定如下：

Next best route =

$$\operatorname{argmin} \left\{ \begin{array}{l} \tau_{(i,1),t} + E[\min(T_{r11}, T_{r12}, \dots, T_{r1n})], \\ \tau_{(i,2),t} + E[\min(T_{r21}, T_{r22}, \dots, T_{r2n})], \dots, \\ \tau_{(i,m),t} + E[\min(T_{rm1}, T_{rm2}, \dots, T_{rmn})] \end{array} \right\} \quad (3)$$

其中 $\{\tau_{(i,1),t}, \tau_{(i,2),t}, \dots, \tau_{(i,m),t}\}$ 代表当前决策节点 i 所有外部链路的一组实时行驶时间信息， $\{T_{r11}, \dots, T_{r1n}, T_{r21}, \dots, T_{r2n}, \dots, T_{rm1}, \dots, T_{rmn}\}$ 代表从下一个决策节点 j 到达目的地节点 D 的所有可能路径的一组随机行驶时间，这里 j 代表当前决策节点的下一个节点。要注意的是，参数 m 和 n 分别表示到下一个决策节点可能的外部链路的数目和从下一个决策节点到目的地的可能路径， E 表示随机变量的期望操作。

请注意，还有一些其它可能的方式来选择最佳路径，例如：

- 1) 直接使用链路行驶时间的实时信息
- 2) 使用每条路径的预期平均行驶时间
- 3) 利用有关下一个链路的实时信息来更新下一个决策节点外部路径的预期平均出行时间。

然而我们在 (3) 中提出的方法更全面，因为它考虑了实时行驶时间信息和在决策节点的预期最短路径行驶时间，它还充分了解路径行驶时间分布并考虑了具有时间相关性的链路行驶时间。

本文提出的路径导航策略可以概括如下：为了反映交通网络的实际情况，我们考虑相邻路段行驶时间的相关性，并将最小剩余路径行驶时间纳入路径选择标准。剩余路径被定义为从下一个决策节点到目的地的可能路径。我们的最佳路径决策是根据当前时间在每个交叉点节点上做出的。一旦我们知道来自当前决策节点的即时外部链路的实时行驶时间信息，剩余路径行驶时间分布将根据那些接收到的实时信息进行更新。考虑到所有可能路径的条件分布，我们可以获得最小剩余路径行驶时间的分布，并将其应用于 (3) 中以寻找到达目的地节点的

最佳路径。该过程在下一个判定点迭代地重复，直到到达目的节点。

在下文中，我们首先描述如何在给定实时信息的情况下更新链路行驶时间的概率。该过程通过处理可能的支持点 $C(t)$ 的集合来考虑链路行驶时间地相关性。然后我们从链路行驶时间的条件概率中获得路径行驶时间的分布。为此，我们应该考虑构成某一条路径的所有路段，并将有关联的相同路径行驶时间的概率做总体的求和。

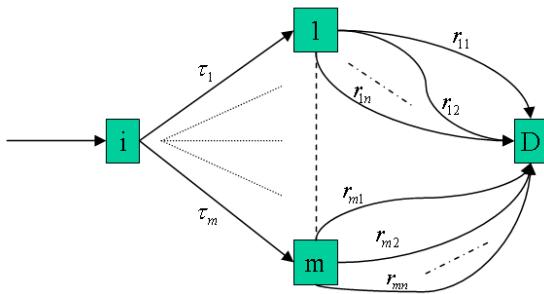


图 1 网络表示

C. 行驶时间的相关问题

考虑网络 Z 中两个相邻的链路 (i,j) 和 (j,k) ，假设链路 (j,k) 被记为 h ，它被决策节点 j 选出来。当在链路 (i,j) 上的行驶时间被实现的时候，在 t 时刻被节点 i 接收到的实时信息 $\tau_{(i,j),t}$ 被给出。假设 $\tau_{(i,j),t}$ 是当前在链路 (i,j) 的行驶时间，在链路 (j,k) 上行驶时间的可能性是通过一个具有特定的支持点 $w_i \in C'$ 的离散的值，并在 $\tau_{(i,j),t'} \equiv \tau_{h,t'}, t' = t + \tau_{(i,j),t}$ 时由下面的公式给出：

$$\hat{p}_i = P(T_{(j,k),t'} = \tau_{h,t'} \in w_i | C) = \frac{p_i}{\sum_{w_i \in C} p_i} \quad (4)$$

其中 $C' \in C(t + \tau_{(i,j),t}) \subseteq C(t)$ 和 $C \in C(t)$ 分别是在完整集合 $C(t + \tau_{(i,j),t})$ 和 $C(t)$ 中的一种可能的支持点的集合， p_i 是支持点 $w_i \in C'$ 时的无条件可能性。注意到，了解实时信息会导致完整集合的大小减小，例如 $|C(t + \tau_{(i,j),t})| \leq |C(t)|$ ，其中 $|X|$ 是集合 X 的大小；并且链路行驶时间之间的相关性导致某些支持点在未来时间仍然会在集合中，例如 $C' \cap C = C'$ ；然而其他的都不再是我们的关注对象，例如 $C' \cap C = \emptyset$ 。

接下来，我们从(4)中给出的链路行驶时间的条件概率中获得了导航路径行驶时间分布。

让我们再一次考虑图 1，其中实时信息被链路 (i,j) 的节点 j 接收到，这里 $j \in 1, 2, \dots, m$ ，然后我们让 S 作为构成决策节点 j 到目的地 D 路径 r_{uv} $(u \in 1, 2, \dots, m, v \in 1, 2, \dots, n)$ 链路的集合。路径行驶时间通过一个随机参数 $T_{r_{uv}}$ 给出，他就是所有链路行驶时间之和，并且可以用下面的公示表示：

$$T_{r_{uv}} = \sum_{h \in S} \tau_{h,t'} = \gamma_{uv}, t' = t + \tau_{(i,j),t'} \quad (5)$$

式中，假设在当前时刻 t 链路 $(i,j), j \in 1, 2, \dots, m$ 上行驶时间的实时信息已经被给出，在 $w_i \in C'$ 情况下的 $\tau_{h,t'}$ 代表节点 h 地链路 r_{uv} 上的行驶时间的实现。

概率分布 $T_{r_{uv}}$ 是由下面的式子给出：

$$P(T_{r_{uv}} = \gamma_{uv}) = \sum_{\Omega} \hat{p}_i \quad (6)$$

式中 \hat{p}_i 在(4)中计算得到， Ω 是一组 r_{uv} 路径行驶时间的集合，所以式(5)就是满足的。注意到 \hat{p}_i 是一个特定支持点 $w_i \in C'$ 的条件概率，并且这里有针对在链路 $h \in S$ 上行驶时间的的值 $\tau_{h,t'}$ 。

在已知路径行驶时间概率分布的情况下，两个可能的路径到目的地之间的最短路径行驶时间的预期值(假定是独立的)由以下引理给出。引理：对于两个独立的随机变量 $T_{r_{ju}}$ 和 $T_{r_{jv}}$ ， $u, v \in 1, 2, \dots, n$ ，并且有相应的概率分布 $P_{r_{ju}} = P(T_{r_{ju}} = \gamma_{ju})$ 和 $P_{r_{jv}} = P(T_{r_{jv}} = \gamma_{jv})$ ，则它们之间期望的最小值可以表示为：

$$\begin{aligned} E[\min(T_{r_{ju}}, T_{r_{jv}})] &= \\ &\sum_{\forall w_i \in C'} \left(\gamma_{ju} P_{r_{ju}}(T_{r_{ju}} = \gamma_{ju} \leq \gamma_{jv}) \right. \\ &\quad \left. + \gamma_{jv} P_{r_{jv}}(T_{r_{jv}} = \gamma_{jv} \leq \gamma_{ju}) \right) \end{aligned} \quad (7)$$

证明如下：

$$令 T = \min(T_{r_{ju}}, T_{r_{jv}}),$$

然后我们就有

$$\begin{aligned} E[\min(T_{r_{ju}}, T_{r_{jv}})] &= \sum \gamma P(T = \gamma) \\ &= \sum_{\forall w_i \in C'} \min(\gamma_{ju}, \gamma_{jv}) P(T = \min(\gamma_{ju}, \gamma_{jv})) \end{aligned}$$

对于一个给定的 $w_i \in C'$ ，如果可能性 $\hat{p}_i =$

$P(T_{r_{ju}} = \gamma_{r_{ju}})$, 并且有 $\gamma_{r_{ju}} \leq \gamma_{r_{jv}}$, 那么 $\min(\gamma_{r_{ju}}, \gamma_{r_{jv}}) = \gamma_{r_{ju}}$; 或者可能性 $\hat{P}_t = P(T_{r_{jv}} = \gamma_{r_{jv}})$, 并且有 $\gamma_{r_{jv}} \leq \gamma_{r_{ju}}$, 那么 $\min(\gamma_{r_{ju}}, \gamma_{r_{jv}}) = \gamma_{r_{jv}}$ 。然后汇总全部的支持点 $w_i \in C'$, 我们就可以得到式 (7)。

多个变量的表达式可以类似地推导出来, 其中用最小值取代所有 $\gamma_{r_{uv}}$ 的值。

III 示例

本节通过一个简单的例子来说明和讨论前一节介绍的用于路径选择和决策制定的框架。考虑一个像图 2 中表示的小型网络, 它有 8 条链路 ($|A| = 8$), 6 个节点 ($N = 6$) 和 2 个不同的时间间隔 ($B = 2$)。

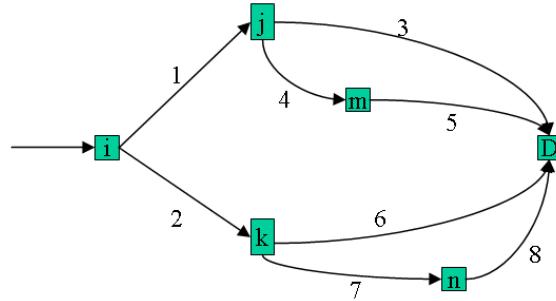


图 2 一个简单的示例

所有链路行驶时间的值作为节点分布在表 1 中给出, 其中每个列向量 $w_i, i \in L = \{1, 2, 3\}$ 表示一个支持点。

在表中一个特定支持点 w_i 的整数值 $\tau_{h,t \in b=\{0,1\}}$ 提供了对于在特定时间间隔 b 时链路 $h \in 1, 2, \dots, 8$ 的行驶时间。在这个例子中, 有三个支持点它们相应的概率分别是 $P_1 = 0.5$, $P_2 = 0.3$ 和 $P_3 = 0.2$ 。

表 2 列出了节点 i 在时间 ($t = 0$) 时所有链路收到的实时行驶时间的信息。在图 2 中可以看到, 对于决策节点 i , 有四条可能的路径到达目的地。特别的, 在节点 i , 驾驶者可以选择链路 1 或者链路 2。在选择链路 1 的情况下, 还有另外两种到达目的地的路径选择: 3 和 4-5。而在将链路 2 作为下一条路径之后, 另外两条路径 6 和 7-8 就成为了可选择的方案。

鉴于表 2 中的实时信息, 并基于公式 (2) 中的定义, 我们有以下几种情况:

对于第 1 个时间间隔 ($t = 0 \in b = 0$):

$$C(0) = \{w_1, w_2\}$$

对于第 2 个时间间隔 ($t' = 1 \in b = 1$):

$$C(1) = \{w_1\}, \{w_2\}, \text{ 其中 } t' = t + \tau_{(i,j),t} = 0 + \tau_{1,0} = t + \tau_{(i,k),t} = 0 + \tau_{2,0} = 1$$

表格 1 所有链路节点行驶时间的表示

时间	链路	w_1	w_2	w_3
0	1	1	1	2
	2	1	1	1
	3	2	2	1
	4	1	1	1
	5	1	1	2
	6	2	2	2
	7	3	3	2
	8	2	2	1
1	1	1	2	2
	2	2	1	1
	3	2	1	2
	4	1	2	1
	5	1	1	2
	6	1	2	2
	7	1	3	1
	8	2	1	1

表格 2 实时行驶时间信息

链路	实时行驶时间
1	1
2	1
3	2
4	1
5	1
6	2
7	3
8	2

注意到, 考虑到实时信息, 在 $C(0)$ 中这里只有一个可行的支持点的集合 $C = \{w_1, w_2\}$, 然而在 $C(1)$ 中有两个集合 $C_1 = \{w_1\}$ 和 $C_2 = \{w_2\}$ 。在 (4) 中对于支持点 $w_1 \in C_1 \cap C$ 和 $w_2 \in C_2 \cap C$ 的相应条件概率由下面的式子给出:

$$\begin{aligned}\widehat{p}_1 &= \frac{P_1}{P_1 + P_2} = \frac{0.5}{0.5 + 0.3} = \frac{5}{8} \\ \widehat{p}_2 &= \frac{P_2}{P_1 + P_2} = \frac{0.3}{0.5 + 0.3} = \frac{3}{8}\end{aligned}\quad (8)$$

根据式(6)和式(8), 节点j或k到目的地D之间所有可能路径{3,4-5,6,7-8}的路径行驶时间概率分布如下:

$$\begin{aligned}T_3 &= \begin{cases} 2 \text{ w.p. } & 5/8 \\ 1 \text{ w.p. } & 3/8 \end{cases} \\ T_{4-5} &= \begin{cases} 2 \text{ w.p. } & 5/8 \\ 3 \text{ w.p. } & 3/8 \end{cases} \\ T_6 &= \begin{cases} 1 \text{ w.p. } & 5/8 \\ 2 \text{ w.p. } & 3/8 \end{cases} \\ T_{7-8} &= \begin{cases} 3 \text{ w.p. } & 5/8 \\ 4 \text{ w.p. } & 3/8 \end{cases}\end{aligned}\quad (9)$$

其中, w.p.代表“拥有可能性”(with probability)。

将(9)代入(7)中, 就可得到节点j和k到达目的地D之间的预期最短路径行驶时间, 由下面的式子给出:

$$\begin{aligned}E[\min(3,4-5)] &= 1 \times \frac{3}{8} + 2 \times \frac{5}{8} = 1.625 \\ E[\min(6,7-8)] &= 1 \times \frac{5}{8} + 2 \times \frac{3}{8} = 1.375\end{aligned}$$

所以路径决策就由下面的式子给出:

Next best route =

$$\begin{aligned}\operatorname{argmin}\{1 + E[\min(3,4-5)], 1 &+ E[\min(6,7-8)]\} \\ &= \operatorname{argmin}\{1 + 1.625, 1 \\ &+ 1.375\} \\ &= \operatorname{argmin}\{2.625, 2.375\}\end{aligned}$$

从以上结果可以看出, 选择链路1和链路2的成本分别是2.625和2.375。然后选择链路2作为下一个链路, 取对应于到达目的地的预期行驶时间2.375, 直到沿着到达目的地的路径中的下一个决策节点。要注意的是, 在本例中, 如果使用[5]中提出的方法, 也会给出达到目的地的相同决策和预期行驶时间。

IV 结论

在本文中, 我们已经提出了一种在具有相关链路成本的随机时间相关网络中以最小行驶时间来寻找到达目的地的导航路径的方法。假设给出实时的信息, 更新链路行驶时间概率分

布的过程被详细的描述。此外, 我们推导出了从决策点开始的若干替代路径之间拥有最小行驶时间期望值的表达式。我们也通过一个简单的例子展示了如何基于接收到的实时信息, 并使用我们提出的框架在节点上做出决定。

在未来的工作中, 我们希望通过可能的真实交通数据的大型模拟来进一步研究我们方法的有效性。开放源码软件如城市移动性模拟(SUMO)将适用于此目的。此外, 我们希望扩展我们的研究以考虑其他路径导航标准, 例如行驶距离, 车辆转弯次数, 避免交通拥堵, 在商业区选择比住宅区更多的路径以降低环境影响等等。还应考虑本文第一部分提到的可靠性度量方法。

致谢

作者想要感谢Minyi Li在作者准备这篇文章时的一些有用的建议

引用

- [1] M. El Esawey, T. Sayed, “Travel time estimation in urban networks using neighbor links travel time data”. The 89th Annual Meeting of Transportation Research Board, Washington, D.C., 2010.
- [2] H.N. Psaraftis, J.N. Tsitsiklis, “Dynamic shortest paths in acyclic networks with Markovian arc cost”. Operations Research, vol. 41, no. 1, pp. 91–101, 1993.
- [3] B.J. Gajewski, L.R. Rilett, “Estimating link travel time correlation: an application of Bayesian smoothing splines”. Journal of Transportation and Statistics, Vol. 7, pp. 53–70, 2004.
- [4] S. Kim, Mark E. Lewis, Chelsea, C.White, “Optimal vehicle routing with real-time traffic information”. IEEE Transactions on intelligence transportation systems, Vol. 6, no. 2, pp. 178–188, 2005.
- [5] S. Gao, I. Chabini., “Optimal routing policy problems in stochastic time-dependent networks”. Transportation Research Part B, Vol. 40, pp. 93–122, 2006.
- [6] R.W. Hall, “The fastest path through a network with random time-dependent travel time”. Transportation Science, Vol. 20, pp. 182–188, 1986.
- [7] A. Sen, P. Thakuriah, X. Zhu, A. Karr, “Frequency of probe reports and variance of travel time estimates”. Journal of Transportation

- Engineering, Vol. 123, pp. 290-297, 1997.
- [8] S.T. Waller, A.K. Ziliaskopoulos, “On the online shortest path problem with limited arc cost dependencies”. Networks, Vol. 40, pp. 216–227, 2002.
- [9] Y.Y. Fan, R.E. Kalaba, J.E. Moore, “Shortest paths in stochastic networks with correlated link costs”. Computers and Mathematics with Applications, Vol. 49, pp. 1549–1564, 2005.
- [10] K. S. Chan, William H. K. Lam, Mei Lam Tam, “Real-Time estimation of arterial travel times with spatial travel time covariance relationships”. Transportation Research Record, Vol. 2121, pp. 102-109, 2009.
- [11] Y. Nie, X. Wu, “Reliable a priori shortest path problem with limited spatial and temporal dependencies”. Transportation and Traffic Theory, pp. 169–195, 2009.
- [12] Y. Nie, X. Wu, “The shortest path problem considering on-time arrival probability”. Transportation Research Part B, Vol. 43, pp. 597–613, 2009.
- [13] Z.W. Ji, Y.S. Kim, A. Chen, “Multi-objective α -reliable path finding in stochastic networks with correlated link costs: A simulation-based multi-objective genetic algorithm approach (SMOGA)”. Expert Systems with Applications, Vol. 38, pp. 1515-1528, 2011.
- [14] A. Chen, Z. Ji, “Path finding under uncertainty”. Journal of Advanced Transportation, Vol. 39, pp. 19-37, 2005.
- [15] S. Nadi, M.R. Delavar, “Location-based services for in-vehicle route guidance with real time traffic information”. The 12th World Conference on Transport Research, 2010.