

基于行程时间多步预测的实时路径导航算法*

李进燕, 朱征宇, 刘琳, 刘微

(重庆大学计算机学院, 重庆 400044)

摘要: 针对现有车辆导航算法仅考虑单一数据, 使所得路径实际行程时间比预期更长的问题, 首先建立了基于卡尔曼滤波理论的行程时间多步预测模型; 其次, 提出了综合利用实时数据、行程时间多步预测数据及历史数据的实时路径导航算法, 并改进了其实现的核心算法 Dijkstra_pred。实验结果表明, 基于三类数据的实时路径导航算法所得路径的实际行程时间从整体上优于仅采用实时数据的导航算法, 且路径变化较少。

关键词: 智能交通系统; 动态路径规划; 车辆实时导航; 行程时间多步预测; 卡尔曼滤波理论; Dijkstra 算法

中图分类号: TP39 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)02-0346-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.02.006

Real-time navigation algorithm based on multi-step travel time prediction

LI Jin-yan, ZHU Zheng-yu, LIU Lin, LIU Wei

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: In view of the existing algorithms only considering one type of data and longer real travel time than prediction travel time, firstly, this paper proposed multi-step travel time prediction model based on Kalman. Secondly, it presented the route navigation algorithm which based on real-time data, multi-step prediction data and historical data. In the meantime, it designed the core algorithm Dijkstra_pred. Experiments show that the travel time calculated by the proposed route guidance algorithm is superior to the one by the algorithm based on real-time data, and route calculated based on the algorithm proposed in this paper changes less than the one considering only real-time data.

Key words: ITS; dynamic path planning; vehicle real-time route guidance; multi-step travel time prediction; Kalman filtering theory; Dijkstra algorithm

动态路径规划是车载导航系统研究的重要内容之一, 它为驾驶员提供了重要的出行路线服务。目前, 针对行程时间最短的动态路径导航算法已有很多^[1], 可以把它们大致分为三类。第一类^[2]是根据路段的不同时间段, 提出基于分时段的路径导航算法。该类方法在路网更新后, 以车辆当前所在路段的下游节点为起点, 重新进行规划。但其所分时段由于跨越时间太长, 当发生交通事故、交通堵塞时不能及时在导航算法中得到体现, 从而使得到的导航路径缺乏实时性。第二类^[3-6]是实时路径导航, 该类算法能够根据实时的交通状况及时调整导航路径。然而, 在交通繁忙时段, 城市路网交通状况变化较复杂, 在间隔 Δ 时间后重新进行路径规划时, 由于只依据当前的实时路况进行导航, 得到的路径波动性较大, 往往导致用户最终实际行走的路径时间花费较长。第三类^[7,8]是将路网看成时间依赖的网络, 利用 SPTDN 算法采用多步预测数据进行路径导航。但是, 目前多步预测方法得到的预测步数还非常有限, 且预测的步数越多, 精度越低。

上述三类算法主要是从算法效率、算法适用情况两方面进行优化和改进, 对于如何合理、有效地使用实时数据、历史数据和预测数据并没有进一步深入的研究。算法的研究固然重要, 但是数据的合理、有效使用才能使算法发挥更大的效用。目前, 基于预测的车辆导航动态路径规划方法已成为车辆智能导航系统的研究热点^[1]。针对前述问题, 本文在已有简化路网模

型^[2,3]基础上, 通过卡尔曼滤波方法, 实时得到路段行程时间的多步预测值, 提出了合理利用实时数据、历史数据和多步预测数据的实时导航算法, 并设计了其核心算法 Dijkstra_pred。

1 面向简化路网模型的路段行程时间多步预测

已有简化路网模型^[3]的权值为路段行程时间, 每条路段的权值个数等于能够到达当前路段的上游路段的数目; 该模型考虑了红绿灯、交叉口转弯等时间, 较合理地反映了实际的交通状况。路段行程时间的短时预测是指预测路段未来 5 ~ 30 min 内的路段行程时间。若得到未来 5、10、...、30 min 各个时段的路段行程时间, 则称为路段行程时间的多步预测^[9]。卡尔曼滤波应用于行程时间单步预测已经获得了较好的效果。已有文献^[10]表明: 路段下一时段的行程时间不仅与本路段当前时段及其前几个时段的行程时间有关, 还与上游路段绕过交叉口行驶至本路段当前时段及其前几个时段的行程时间有关; 另外, 由于节假日和非节假日的交通情况有明显的区别, 即使在非节假日, 同一周内不同工作日的交通情况也有各自的特点, 即不同周相对应的两天(非节假日)具有相似的交通情况。

本文利用卡尔曼滤波进行行程时间多步预测综合考虑上述因素的影响, 设计了如下的行程时间多步预测模型:

$$r(t+k) = H_0(t+k-1)W(t+k-1) + H_1(t+k-1)W(t+k-2) + \dots + H_2(t+k-1)W(t+k-3) + w(t+k-1)$$

收稿日期: 2012-07-10; 修回日期: 2012-08-20 基金项目: 国家科技支撑计划资助项目(2007BAH08B04)

作者简介: 李进燕(1983-), 女, 重庆潼南人, 硕士, 主要研究方向为智能交通(110493687@qq.com); 朱征宇(1959-), 男, 安徽马鞍山人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为智能交通、互联网技术与检索方法、电子商务与应用; 刘琳(1987-), 女, 四川广安人, 硕士研究生, 主要研究方向为智能导航; 刘微(1986-), 女, 四川南充人, 硕士, 主要研究方向为智能导航。

$$k=1,2,3,\dots,6 \quad (1)$$

其中: $H_0(t+k-1)$ 、 $H_1(t+k-1)$ 、 $H_2(t+k-1)$ 为 $1 \times n$ 维的系数矩阵, $H_i(t+k-1) = [c_1^i(t+k-1), \dots, c_n^i(t+k-1)]$; c 是状态变量; n 为当前路段的权值个数; $w(t+k-1)$ 为观测噪声, 假定为零均值的白噪声, 它的方差为 R 。 $r(t+k)$ 和 $W(t+k-1)$ 为

$$r(t+k) = \frac{x_{hd} w_j^{t+k}(s)}{w_j^{t+k}(s)} \quad (2)$$

$$W(t+k-i) = \left[\frac{x_{hd} w_1^{t+k-i}(s)}{w_1^{t+k-i}(s)}, \dots, \frac{x_{hd} w_j^{t+k-i}(s)}{w_j^{t+k-i}(s)}, \dots, \frac{x_{hd} w_n^{t+k-i}(s)}{w_n^{t+k-i}(s)} \right]^T \quad (3)$$

其中: $x_{hd} = \begin{cases} 0 & \text{hd 为不符合要求的日期} \\ 1 & \text{hd 为符合要求的日期} \end{cases}$; s 为 {1: 节假日; 2: 周六和周日; 3: 周一至周五} 三种中的一种, 类型 1~3 的优先级依次递减; $w_j^{t+k-i}(s)$ 是当前日期为 s 类日期, 该路段 $t+k-i$ 时段的第 j 个权值; $\overline{w_j^{t+k-i}(s)} = \frac{\sum_{m=1}^{\text{count}} w_j^{t+k-i}(s)}{\text{count}}$ 是当前路段历史上 s 类日期的第 j 个权值 $t+k-i$ 时段的历史平均行程时间, 该统计会随着日期的推进而不断更新, count 为到预测当天为止 s 类日期的天数。设

$$A(t+k-1) = [W^T(t+k-1), W^T(t+k-2), W^T(t+k-3)] \quad (4)$$

$$X(t+k-1) = [H_0(t+k-1), H_1(t+k-1), H_2(t+k-1)]^T \quad (5)$$

$$y(t+k-1) = r(t+k) \quad (6)$$

于是得到如下方程组:

$$X(t+k-1) = B(t+k-1)X(t+k-2) + u(t+k-1) \quad (7)$$

$$y(t+k-1) = A(t+k-1)X(t+k-1) + w(t+k-1) \quad (8)$$

其中: $y(t+k-1)$ 为观测变量; $X(t+k-1)$ 为状态向量; $A(t+k-1)$ 为观测向量; $B(t+k-1)$ 为状态转移矩阵; $u(t+k-1)$ 为模型噪声, 假定为零均值的白色噪声, 它的协方差矩阵为 Q 。

根据卡尔曼滤波理论, 可以得到如下方程组:

卡尔曼滤波器时间更新方程为

$$\hat{X}(t+1|t) = B(t+1)\hat{X}(t) \quad (9)$$

$$P(t+1|t) = B(t+1)P(t)B^T(t+1) + Q \quad (10)$$

卡尔曼滤波器状态更新方程为

$$K(t+1) = P(t+1|t)A^T(t+1) \cdot (A(t+1) \cdot P(t+1|t) \cdot A^T(t+1) + R)^{-1} \quad (11)$$

$$\hat{X}(t+1) = \hat{X}(t+1|t) + K(t+1) \cdot (y(t) - A(t+1) \cdot \hat{X}(t+1|t)) \quad (12)$$

$$P(t+1) = (I - K(t+1) \cdot A(t+1)) \cdot P(t+1|t) \quad (13)$$

其中: $K(t+1)$ 为卡尔曼增益矩阵, $P(t+1)$ 为滤波误差方差阵。

本文采用文献[11]提供的计算方法得到 $\hat{x}(0)$ 、 $P(0)$ 、 Q 、 R , $k=1$ 。然后对该路段当前时段的各个权值进行如下操作:

a) 计算时间更新方程, 即计算式(9)~(10)。

b) 当 $\hat{X}(t+k|t+k-1)$ 确定后, 可得

$$y(t+k-1) = A(t+k-1)\hat{X}(t+k|t+k-1) \quad (14)$$

进一步可得路段行程时间预测值为

$$\hat{w}_j^{t+k}(s) = A(t+k-1)\hat{X}(t+k|t+k-1) \times \overline{w_j^{t+k}(s)} \quad (15)$$

c) 当 $t+k$ 时刻的观测值, 即 $y(t+k-1)$ 到来后, 计算卡尔曼滤波状态更新方程, 即计算式(11)~(13), $k=k+1$ 。

d) 重复 a)~c), 直至 $k=6$ 。

在上述多步行程时间预测模型中, 关键的问题在于, 多步预测的观测值 $y(t+k-1)$ 未到来, 在状态更新方程式(12)中

没有观测数据 $y(t+k-1)$ 去修正 $\hat{X}(t+k|t+k-1)$ 。由于当前 s 类日期 t 时段与历史同类型日期 t 时段有相似的交通状况^[3,4], 于是, 从历史 s 类日期中寻找与当前 s 类日期 t 时段最相似的一天作为 hd 。其相似性度量标准如下:

通过计算历史 s 类日期与当前 s 类日期 t 、 $t-1$ 、 $t-2$ 时段的百分比相对误差, 在给定日期范围内满足下列条件之一: a) 小于给定误差; b) 具有最小误差。

hd 日期 t 时段以后的数据并不一定与当前日期 t 时段以后的所有数据都非常相似, 在此, 本文暂定为六个时段相似。每隔 Δ 时间对路网实时进行更新, 采用上述模型求得路段的多步预测值。因路网中某些路段一天的路况变化很小, 所以, 只需对日常变化较大的路段进行预测。

2 基于多步预测数据的实时导航算法设计思路

2.1 三类数据的特征

实时数据、历史数据和预测数据具有如下特征:

a) 实时数据的特征。每间隔一小段时间(一般为 5~15 min)进行路网数据的更新。当有交通事故、交通拥堵发生时, 能够很快将这些信息反映到路网上。

b) 历史数据的特征。相同路段同类型日期的历史数据具有相似的变化规律。如: 由 2010 年《关于重庆市交通拥堵问题的调查报告》可知, 周一、三、五交通拥挤严重, 且观音桥、沙坪坝等商圈周围及其他一些交通要道(如石门大桥、汉渝路等)在上下班高峰期、节假日拥堵严重。

c) 短时交通参数预测数据的特征。能够得到当前时段接下来几个时段的交通状况。为交通监控、交通诱导提供数据来源, 使这些系统能够基于预测数据作出未来短时内的协调和控制, 从而能够提前准备、避免交通拥堵。

2.2 基于三类数据的实时路径导航算法

基于上述各类数据的特征, 本着能很快反映交通状态的变化、又能使得到的导航路径在总体上趋于稳定的目标, 本文提出了基于三类数据的实时路径导航算法。该导航算法流程如图 1 所示。

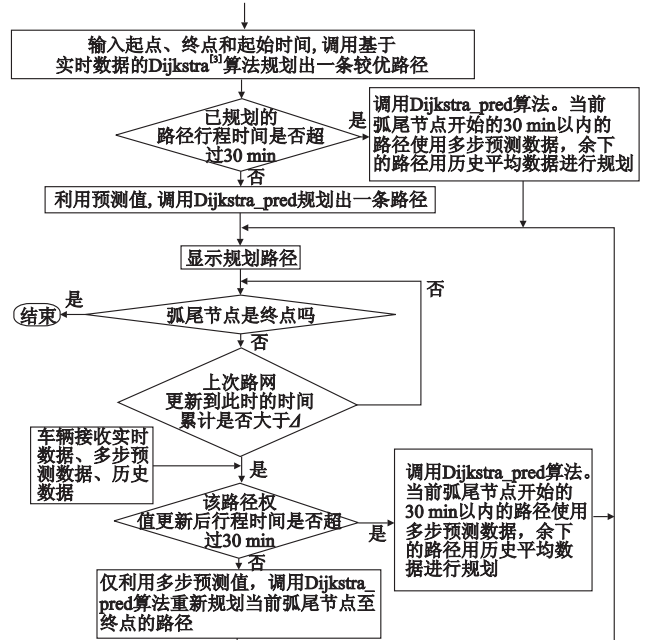


图1 基于实时数据、多步预测数据和历史数据的路径规划算法流程

在图1给出的算法流程中,确定以30 min(六个时段)作为导航路径中各路段行程时间是否采用预测数据值的阈值,主要是因为:a)本文主要研究城市导航,一般的路径行程时间均在30 min左右;b)本文的行程时间多步预测算法在四个时间段(每个时间段为5 min)内的预测效果较为精确。而在第5、6个时间段内,其精度虽有所下降,但参考价值仍然高于对应时段的历史均值,故本文采用六个时段。其实随着预测算法精度的不断提高,阈值可以不断提高,用户可以根据所在城市的实际使用效果调整该阈值。

2.3 Dijkstra_pred 算法

在2.2节中,本文提出了基于实时数据、多步预测数据和历史数据的实时路径导航算法。其中,基于多步预测数据和历史数据的Dijkstra_pred算法是其核心和关键。

Dijkstra_pred算法通过改进文献[2]的算法而产生的,对其所涉及的数字符号和变量说明如下:

a) S 集合为已经找到最优路径的节点集合。

b) $s(v_i)$ 为布尔变量,其值只有两种情况,标示节点 v_i 是否已纳入到 S 集合中。

$$s(v_i) = \begin{cases} \text{false} & \text{节点 } v_i \text{ 已在 } S \text{ 集合中} \\ \text{true} & \text{节点 } v_i \text{ 不在 } S \text{ 集合中} \end{cases}$$

c) $d(v_i)$ 为从起点到节点 v_i 的最短路径的行程时间。

d) T_{preds} 为距离当前时段的预测步数,其取值为0,1,2,3,4,5,6,7,..., k 。 k 为0表示实时信息,1~6分别表示对应的1~6步预测数据,7~ k 表示距离当前时段30 min后的 $k-6$ 时段的历史数据。

e) $p(v_i)$ 为指针变量,其值指向经Dijkstra_pred算法计算所得路径中节点 v_i 的前驱节点,即从 $p(v_i)$ 所指节点行驶至 v_i 。

f) $t\text{cost}(v_i)$ 为从 s 出发到当前规划节点 v_i 的预计时间花费。

g) T 为车辆从出发行驶到目前为止的实际时间花费。

说明:算法中涉及到计算车辆时间花费 $t\text{cost}(v_i)$,其每次计算都是按照规划路径所采用的实时数据、预测数据或者历史数据来进行计算的,而车辆的实际行程时间 T 是根据实际行走的时间来计算的。

$\text{cost}(i, j, \text{pre}, T_{\text{preds}})$ 是一个函数,表示车辆从 v_{pre} 驶向 $\langle v_i, v_j \rangle$,距离当前时段 T_{preds} 步的路段权值,即弧段 $\langle v_i, v_j \rangle$ 在 v_{pre} 方向当前时段对应的预测数据或者历史数据。其具体取值如下所示:

$$\begin{cases} T_{\text{preds}} & w_{v_{\text{pre}} \rightarrow v_j} & v_i \neq v_0 \\ \min \left\{ w_{v_{\text{pre}} \rightarrow v_j} \mid \langle v_i, v_j \rangle \in E \right\} & & v_i = v_0 \\ \infty & & \langle v_i, v_j \rangle \notin E \end{cases} \quad (16)$$

$$\min \left\{ w_{v_{\text{pre}} \rightarrow v_j} \mid \langle v_i, v_j \rangle \in E \right\} \quad v_i = v_0 \quad (17)$$

$$\infty \quad \langle v_i, v_j \rangle \notin E \quad (18)$$

$$\text{s. t. } T_{\text{preds}} = 0, 1, 2, \dots, k$$

其中:式(17)为算法初始化时使用。对于给定起点,算法初始时是没有前驱节点的,故函数首先计算出在当前时段有向弧 $\langle v_i, v_j \rangle$ 上不同前驱方向所有权值中最小的一个,将其作为当前弧段的权值。Dijkstra_pred算法描述如下:

a) 初始化。

设当前出发时段为 t_0 ,起点为 v_s ,终点为 v_e 。对路网中的点 $v_i (v_i \in \{V - v_s\})$:

令 $s(v_i) = \text{false}, p(v_i) = -1$ 。

计算 $d(v_i) = \text{cost}(v_s, v_i, \text{pre}, T_{\text{preds}})$,此时 $\text{pre} = -1, T_{\text{preds}} = 1$ 。 $\text{cost}(v_s, v_i, \text{pre}, T_{\text{preds}})$ 的值由式(17)计算得出,即由于 v_s 的 pre 节点一般不只一个,为了确定 $d(v_i)$,取节点 v_s 到 v_i 所有权值中最小的那个值作

为 $d(v_i)$ 。

将 v_s 归属于 S ,即设 $s(v_s) = \text{true}$ 。

b) 选择满足下列条件 a, b 的 v_i ,设其为 v_j

$s(v_i) = \text{false}, d(v_i)$ 最小。

将 v_j 归于集合 S ,即 $s(v_j) = \text{true}$ 。

$\min \{ d(v_i) \mid d(v_i) = \text{cost}(v_i, v_i, p(v_i), T_{\text{preds}}), s(v_i) = \text{false}, v_i \in V - S \}$

计算 $t\text{cost}(v_j) = t\text{cost}(v_j) + d(v_j), T_{\text{preds}} = \left\lfloor \frac{t\text{cost}(v_i) - T}{\Delta} \right\rfloor + 1$,得到

已选择当前路段后对应时间花费所在的时段,即采用预测数据或者历史数据进行接下来的导航。令 $p(v_j) = v_i$ 。

c) 修改 v_j 未并入 S 集合的邻接点 v_k 的 $d(v_k)$ 。

如果 $d(v_k) > d(v_j) + \text{cost}(v_j, v_k, p(v_j), T_{\text{preds}})$,则 $d(v_k) = d(v_j) + \text{cost}(v_j, v_k, p(v_j), T_{\text{preds}})$ 。即存在经过 v_j 到 v_k 的更短路径,于是修改 $d(v_k)$,同时修改 $p(v_k) = v_j$ 。

d) 重复步骤 b)c),直到 v_e 节点并入 S 集合。

e) 从 v_e 开始依 p 遍历直至 v_s ,即可得到 v_s 到 v_e 的较优路径,至此算法结束。

3 实验结果及分析

为验证本文提出的采用三类数据的实时导航算法的合理性和有效性,在GIS软件平台MapX的支持下,用Visual Studio 2010 C++将算法编程实现。仿真实验所用的数据是重庆市某部分地区道路网络。此网络共有573个节点和1090条有向弧段。文中主要进行了两组对比实验,即非高峰期与高峰期、预测导航算法(本文提出的基于三类数据的实时路径导航算法)与实时导航算法^[3](仅采用实时数据)进行对比,如图2、3所示。图中的“Cost from A to B: *”代表在图中标注时刻出发从A行驶至B的预计时间花费;“Total Cost from A to B: *”代表从A到B实际行走路径总的时间花费。

3.1 非高峰期的对比实验

在非高峰期,设置起点1、终点100,早上6:00出发,得到实时导航与预测导航对比,如图2所示。

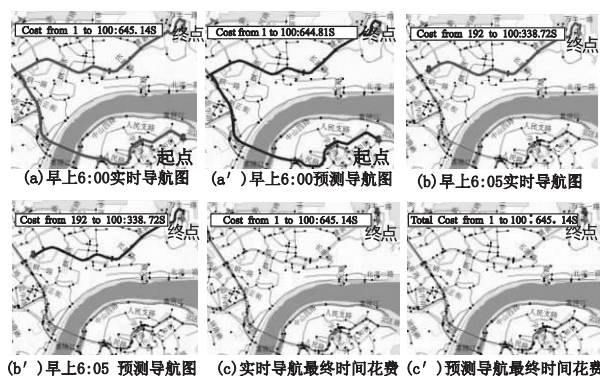


图2 非高峰期导航路线对比

对比两者实验结果可知,第一、二次导航得出的路径行程时间均不相等,原因在于预测导航基于的数据有所误差。而最终两者所得导航路径几乎完全一致(都经过了192点),且最终到达100点时的实际行程时间花费一样,均为645.14 s。故在非高峰时段,预测导航实际行驶路线与实时导航实际行驶路线是一致的。

3.2 高峰期的对比实验

本文在高峰期做了20组对比实验,随机选择一组实验(100→260,早上08:05出发)进行导航效果对比分析,如图3所示。

图3(a)~(g)为从起点100至终点260在早上8:05出发

各时段的实时导航组图。从总体上看,由于这些时段为上班高峰期,路况变化较大,当路网信息周期性(每5 min)更新后,实时导航算法每次得到的导航路径(图3(a)~(d))几乎都发生了变化,且所规划路径的行程时间变化较大。例如由(a)的853.24 s突变到了(b)的3 661.46 s,说明此时的路况相对于前一时段的路况来讲,拥堵得更加严重;而(g)得到其最终的实际行程时间为2 079.32 s,与(a)第一次导航预估结果相差很大。这是因为基于实时数据的导航算法仅仅依据当前的路况信息进行导航,得到的路径变化过于频繁,几乎没有规律可寻。从心理上讲,驾驶员对这类算法容易产生对道路未知状况的担心,不利于其选择。用户希望得到的是:出发时就能估计出到达终点所需的大致时间,而这类实时导航算法不能很好地满足用户的实际需求。

图3(a')~(f')为从起点100至终点260在早上8:05出发的预测导航组图。从总体上看,虽然此时处于上班高峰期,但是图3(a')~(f')中只有(b')的导航结果在(a')所得路径的后面部分发生了变化,而此后车辆几乎始终是沿着图(b')规划的路径行驶的。这是因为预测导航算法采用的预测数据在20 min内的预测精确度高,能够找出总体上较优的导航路径,其导航路径也相对稳定。而且从(a')至(f'),预估的路径行程时间在逐渐减少。相对于实时导航,这种预测导航从心理上更容易让用户接受。

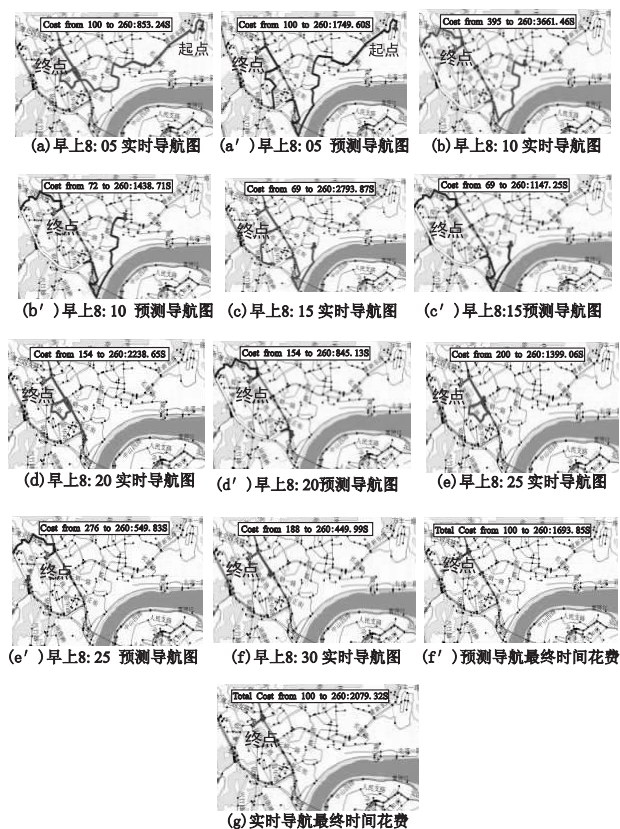


图3 高峰期导航路线对比

对于上述组图的对比说明如下:

在开始时,实时导航图(a)得到的路径行程时间少于预测导航图(a')所得路径行程时间,但是随着交通情况越来越拥堵,实时导航图(b)得到的行程时间比预测导航图(b')要大很多,随着时间的推移,离终点越来越接近,实时导航图(c)~(e)所得路径行程时间均大于对应时刻的预测导航所得路径行程时间,且实时导航还要多走一个时间段,实际花费时间更大。对(g)(f'),实时导航的实际行程时间(2 079.32 s)远大于预测导航(1 693.85 s),后者大约提高了

18.54%。

另外,从剩余的19组实验中,本文随机选择七组作如下对比,如表1所示。

表1 七组对比实验

起止点	出发时间	采用算法	车辆实际行驶路径	实际行程时间/s	节约时间比例/%	算法平均运行时间/s
100→260	07:30	实时	100→132→69→154→200→188→260	2048.61	4.64	1.0275
		预测	100→132→69→154→210→188→260	1952.97		2.7133
	08:00	实时	100→337→403→147→274→188→260	2091.28	9.85	1.1239
		预测	100→337→403→154→412→188→260	1885.23		2.1591
	08:15	实时	100→337→403→181→190→188→407→419→391→260	2870.39	21.12	1.3084
		预测	100→337→403→144→230→457→188→260	2264.18		2.4906
	08:25	实时	100→33→338→68→205→407→419→391→260	2654.71	25.45	1.3951
		预测	100→395→69→154→412→188→260	1979.21		1.9372
	08:35	实时	100→129→403→144→195→207→188→260	2295.67	11.65	1.0277
		预测	100→129→403→141→190→188→260	2028.32		2.1849
	260→1	实时	260→280→289→420→1	1303.70	5.67	1.0852
		预测	260→449→208→89→1	1229.74		2.3619
260→100	07:30	实时	260→394→171→67→100	1342.48	1.37	0.5873
		预测	260→449→192→38→100	1324.04		1.8692

分析表1后可知:

a)从总体上看,车辆按照预测导航路径行驶的实际行程时间普遍少于按照实时导航路径行驶的实际行程时间。

b)从节约时间比例一列可以发现,在8:25时段,基于预测导航节约的时间最多,提高的比例最大;而在7:30出发的260→100情形,提高比例最少。原因在于:(a)当交通路况较稳定时,实时导航结果相对稳定,与预测导航结果相差很小;(b)当交通较拥堵时,实时导航基于当前的交通路况进行规划,仅在当前时刻可以得到较优路径,而当路况变化时,先前较优的路径可能变得较拥堵,从而选择了其他的路径,如此反复,使得导航路径频繁发生变化,是实时导航最大的弊端。而预测导航能够预测到较长时间后的交通路况,虽然最初看来该路段较拥堵,但选择了该路段之后得到的路径在总体上却是较优的,所以在拥堵的交通路况下,预测导航发挥的作用更大,节约时间更多。七组对比实验得到的平均节约时间比例为11.39%。

c)从算法的平均运行时间来看,预测导航算法运行时间普遍比实时导航算法的运行时间多1 s左右,这是因为预测导航需要计算 T_{preds} 值,然后再进行路径导航。但预测导航所需时间最大不会超过3 s,能够满足导航算法所需的实时性。

对表1作如下说明:a)由于车辆实际行驶路径经过的节点很多,只选出每次更新路网后重新规划的起点作为代表列出;b)节约时间比例(%)的计算方法为,(实时导航的实际行程时间-预测导航的实际行程时间)/实时导航的实际行程时间。

4 结束语

基于预测数据的实时路径导航算法是目前研究的热点。在考虑了红绿灯、交叉口转弯时间等因素对行程时间影响的简化路网模型基础上,本文首先通过卡尔曼滤波方法获取路段行程时间的多步预测值,进而提出了综合利用实时数据、多步预测数据和历史数据的实时路径导航算法,(下转第353页)

4 结束语

双层车辆路径问题与大城市的物流系统设计密切相关,然而关于双层车辆路径问题的算法研究还比较缺乏。本文把贪心算法、蚁群优化算法和邻域搜索算法结合在一起,构造了一种混合启发式算法,用于求解双层车辆路径问题。该算法利用了贪心算法的快速性,蚁群优化算法的搜索多样性以及局部搜索算法较强的局部寻优能力,以提高求解质量,加速算法的收敛性。将该算法应用于22个测试算例和3个大规模的算例,并与同类研究进行了比较。实验结果表明,本文所提出的混合启发式算法能够在较短时间内获得算例的最优解或强可行解。与精确性最高的同类算法相比,虽然本文算法在解的精确性方面稍逊,但在求解速度方面显示出了较大的优势。综合来看,该算法用于求解2E-VRP,不仅能保证较高的精确性,同时具有很高的效率。实验结果还表明,在一些算例中,2E-VRP的表现要好于经典VRP,这显示了构建双层城市物流系统的潜在收益;在一定条件下中转站的设置可以显著减少车辆行驶里程,但是它的数量并不是越多越好,而是有一个最优值。

参考文献:

- [1] DABLANC L. Goods transport in large European cities: difficult to organize, difficult to modernize[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2007, 41(3): 280-285.
- [2] CRAINIC T G, RICCIARDI N, STORCHI G. Advanced freight transportation systems for congested urban areas[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2004, 12(2): 119-137.
- [3] GRAGNANI S, VALENTI G, VALENTINI M P. City logistics in Italy: a national project[M]//TANIGUCHI E, THOMPSON R G. *Logistics Systems for Sustainable Cities*. [S. l.]: Elsevier, 2004: 279-293.
- [4] CRAINIC T G, RICCIARDI N, STORCHI G. Models for evaluating and planning city logistics transportation systems[J]. *Transportation Science*, 2009, 43(4): 432-454.
- [5] BENJELLOUN A, CRAINIC T G. Trends, challenges and perspectives in city logistics[C]//Proc of International Conference on Trans-

portation and Land Use Interaction. Bucharest: Editura Politecnica Press, 2008: 269-284.

- [6] BENJELLOUN A, CRAINIC T G, BIGRAS Y. Towards a taxonomy of city logistics projects[J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2010, 2(3): 6217-6228.
- [7] FELIU J G, PERBOLI G, TADEI R, *et al.* The two-echelon capacitated vehicle routing problem[R]. Torino: Control and Computer Engineering Department, Politecnico di Torino, 2007.
- [8] PERBOLI G, TADEI R, MASOERO F. Valid inequalities for the two echelon capacitated vehicle routing problem[R]. Montreal: Interuniversity Research Centre on Enterprise Networks, Logistics and Transportation, 2009.
- [9] PERBOLI G, TADEI R, TADEI R. New families of valid inequalities for the two-echelon vehicle routing problem[J]. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 2010, 36(1): 639-646.
- [10] PERBOLI G, TADEI R, VIGO D. The two-echelon capacitated vehicle routing problem: models and math-based heuristics[J]. *Transportation Science*, 2011, 45(3): 364-380.
- [11] CRAINIC T G, MANCINI S, PERBOLI G, *et al.* Clustering-based heuristics for the two-echelon vehicle routing problem[R]. Montreal: Interuniversity Research Centre on Enterprise Networks, Logistics and Transportation, 2008.
- [12] CRAINIC T, MANCINI S, PERBOLI G, *et al.* Multi-start heuristics for the two-echelon vehicle routing problem[M]//MERZ P, JINKAO H. *Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization*. Berlin: Springer, 2011: 179-190.
- [13] DONDO R, CERDÁ J. A cluster-based optimization approach for the multi-depot heterogeneous fleet vehicle routing problem with time windows[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 176(3): 1478-1507.
- [14] HANSEN P, MLADENOVIC N. Variable neighborhood search: principles and applications[J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 130(3): 449-467.
- [15] CRAINIC T G, PERBOLI G, MANCINI S, *et al.* Two-echelon vehicle routing problem: a satellite location analysis[J]. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2010, 2(3): 5944-5955.

(上接第349页)解决了仅采用实时数据得到的导航路径存在因路况信息变化过于频繁而造成车辆实际行驶花费时间比最初预测花费时间明显更长的问题。采用重庆市部分地图进行有效性验证,实验结果表明,本文提出算法所得的路径行程时间从整体上优于基于实时数据的导航算法,导航路径变化较少,具有更好的实用价值。

参考文献:

- [1] 葛燕,王健,孟友新,等.车辆导航动态路径规划的研究进展[J]. *公路交通科技*, 2010, 27(11): 113-117.
- [2] ZHU Zheng-yu, LI Jin-yan, WANG Li-na, *et al.* A simplified time-division based on road network model considering intersection delay for vehicle navigation[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2011, 52-54: 1226-1232.
- [3] ZHU Zheng-yu, LIU Wei, LIU Lin, *et al.* A simplified real-time road network model considering intersection delay and its application on vehicle navigation[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2011, 58-60: 1959-1965.
- [4] NANNICINI G, BAPTISTE P, BARBIER G, *et al.* Fast paths in

large-scale dynamic road networks[J]. *Computational Optimization and Applications*, 2010, 45(1): 143-158.

- [5] XU Jia-jie, GUO Li-min, DING Zhi-ming, *et al.* Traffic aware route planning in dynamic road networks[C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 7238. 2012: 576-591.
- [6] 刘张雷,史忠科.城市动态时间最短路径诱导系统实现研究[J]. *控制工程*, 2010, 17(3): 351-355.
- [7] BURIOL L, RESENDE M, THORUP M. Speeding up dynamic shortest path algorithms[J]. *INFORMS Journal on Computing*, 2008, 20(2): 191-204.
- [8] DELLING D, NANNICINI G. Bidirectional core-based routing in dynamic time-dependent road networks[C]//Lecture Notes in Computer Science, vol 5369. 2008: 812-823.
- [9] 史慧敏.城市路网实时动态交通信息预测方法的研究[D].大连:大连理工大学, 2009.
- [10] 沈国江,王啸虎,孔祥杰.短时交通流量智能组合预测模型及应用[J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(3): 561-568.
- [11] 陆如华,徐传玉,张玲,等.卡尔曼滤波的初值计算方法及其应用[J]. *应用气象学报*, 1997, 8(1): 34-42.