(19) 中华人民共和国国家知识产权局



(12) 发明专利



(10) 授权公告号 CN 102436751 B (45) 授权公告日 2014.09.17

(21)申请号 201110295616.2

(22)申请日 2011.09.30

(73)专利权人 上海交通大学 地址 200240 上海市闵行区东川路 800 号

(72) 发明人 涂世涛 林姝 孔庆杰 刘允才

(74) 专利代理机构 上海新天专利代理有限公司 31213

代理人 张泽纯

(51) Int. CI.

G08G 1/052 (2006. 01) GO8G 1/065 (2006.01)

(56) 对比文件

CN 101894461 A, 2010. 11. 24,

CN 101409016 A, 2009. 04. 15,

CN 101783074 A, 2010. 07. 21, US 2009309757 A1, 2009. 12. 17,

杨艳飞 等. 城市交通网络宏观控制模型及 仿真实现.《控制工程》. 2009, 第16卷(第6期), 喻泉 等.一种城市路网交通流状态估计方 法.《计算机工程》. 2006, 第 32 卷 (第 16 期),

审查员 赵云峰

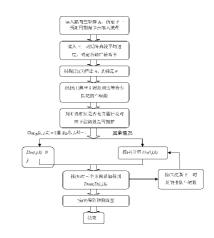
权利要求书2页 说明书4页 附图4页

(54) 发明名称

基于城市宏观路网模型的交通流短时预测方 法

(57) 摘要

一种基于宏观路网模型的交通流短时预测方 法,其步骤包括:(1) 获得预测周期路网源节点输 入流量,提取上一预测周期各路段平均速度,并确 定各路口不同转向的流量比;(2) 计算道路输入 车辆行驶至排队车队尾的时间,求得该迭代周期 到达队尾的车辆数;(3)由路口排队车辆数,饱和 离开流量等条件确定对应转向离开路口的车辆 数:(4) 累加得到一个预测周期离开路口车辆总 数,换算得到预测周期内的交通流量:(5) 更新排 队车辆数,作为下一次迭代预测的已知数据。本发 明针对现有技术中存在的路网适应性差,需要大 量训练数据,微观模型中运算量大等不足,充分利 用城市路网空间信息,基于宏观交通流模型,能做 到精确读高,实时性好的预测道路交通流量,且适 用于绝大部分城市路网。



102436751

1. 一种基于宏观路网模型的交通流短时预测方法,其步骤包括:(1)首先对于城市路网建模;(2)获得预测周期路网源节点输入流量,提取上一预测周期各路段平均速度,并确定各路口不同转向的流量比;(3)计算道路输入车辆行驶至排队车队尾的时间,求得迭代周期到达队尾的车辆数;(4)由路口排队车辆数,饱和离开流量条件确定对应转向离开路口的车辆数;(5)累加得到一个预测周期离开路口车辆总数,换算得到预测周期内的交通流量;

具体步骤如下:

1)、首先对于城市路网建模:

以交叉路口作为节点,把连接节点的路段作为边,对于双向路段一对节点之间需两条有向边,路段中车道数在路网模型中不做区分;

交叉路口分为十字路口和 T 型路口,主干道与支路同等对待;

对节点类别进行划分为:源节点,预测路网对象的边缘且有交通流出入的节点,包括东、西、南、北四个方向;T型节点,根据缺少道路的方向分为东、西、南、北四类;十字型节点;并对节点按模型空间左边进行编号N(i,j);

最后对路网基本参数进行确认,其中包括每条路段的长度、车道数、该路段设计的车辆 自由行驶速度,所述的自由行驶指车辆不受其它车辆、行人、控制手段影响时的行驶速度;

接着定义方向 D 为:西、北、东、南,车辆转向 t 分别为直行,左转,右转,从而得到仅包括节点和边的城市路网模型;

2)、读取路网上各源节点未来一个预测周期 5min 的输入车流量,辆 / 小时,并转化等效当量 PCU 下的车流量:根据下式(1) 计算路网上每个路段时间 k 时的输入车辆数 $D_{tim}(i,j,k)$,并求取 k 时刻到达路段上停车线排队末尾的车辆数 $Q_n(i,j,k)$,

$$Q_{D}(i, j, k) = ((T - \alpha_{D}(i, j, k))/T) \times D_{inD}(i, j, k - \beta_{D}(i, j, k) - \sigma_{t}) + (\alpha_{D}(i, j, k)/T) \times D_{inD}(i, j, k - \beta_{D}(i, j, k) - 1 - \sigma_{t})$$
(1)

式中:T 为步长取 1 秒, σ_t 为车辆以 t 转向时通过路口的时间,可视为常数,则 $\alpha_D(i,j,k)$, $\beta_D(i,j,k)$ 表示进入路口的车流到达等待排队队尾的时间,可由下式 (2), (3) 计算得到:

$$\beta_D(i,j,k) = floor \left\langle \frac{[C_D(i,j) - W_D(i,j,k)] \times L_D(i,j)}{N_D(i,j) \times V_{avg,D}(i,j,k-1) \times T} \right\rangle$$
(2)

$$a_D(i,j,k) = \operatorname{mod}\left\langle \frac{[C_D(i,j) - W_D(i,j,k)] \times L_D(i,j)}{N_D(i,j) \times V_{avg,D}(i,j,k-1) \times T} \right\rangle$$
(3)

上两式中,floor(),mod()分别表示取整和取余, $C_D(i,j)$ 是以车辆数表示的路段容量, $W_D(i,j,k)$ 是该时刻路段中正在排队的车辆数, $L_D(i,j)$ 为平均车辆长度, $N_D(i,j)$ 为路段中的车道数, V_{avo} , D(i,j,k-1)为上一预测周期路段上车辆的平均速度;

3)、道路口输出流量主要受三个方面限制:停车线等待的车辆数,路口特性决定的饱和 离开流量,下游交通状况,k时刻离开路口的车辆数可按下式进行计算

$$D_{D_{t}}(i,j,k) = \begin{cases} 0 & \text{if } g_{D_{t}}(i,j,k) = 0 \text{ or } Cog_{D_{t}}(i,j,k) = 0 \\ \min\{W_{D_{t}}(i,j,k) + Q_{D_{t}}(i,j,k), S_{D_{t}}(i,j) \times T\} & \text{else} \end{cases}$$
(4)

 $g_{Dt}(i,j,k)$ 为对应路段 t 转向时的信号灯,其中绿灯黄灯时为 1,红灯时为 0, $Cog_{Dt}(i,j,k)$ 表示对应下游是否拥挤,其中 1 表示拥挤,0 则相反, $\gamma_{Dt}(i,j,k)$ 为转向比, $Q_{Dt}(i,j,k)$ 和 $Cog_{Dt}(i,j,k)$ 的计算式如下:

$$Q_{Dt}(i, j, k) = \gamma_{Dt}(i, j, k) \times Q_{D}(i, j, k)$$
 (5)

$$Cog_{Dt}(i, j, k) = 1 if V_{cog, Dt}(i, j, k-1) < V_{Dt}(i, j)$$
 (6)

式中:V_n(i, j) 为事先设定的拥挤速度;

4)、k+1 时刻正在排队的车辆数可由 k 时刻对应的值加上到达排队末尾的车辆数 $Q_{Dt}(i,j,k)$ 减去离开路口的车辆数 $D_{Dt}(i,j,k)$ 得到,同时离开道路口的车辆总数可由各个转向的离开量相加得到,计算式如下:

$$D_{\text{out. D}}(i, j, k) = D_{\text{Ds}}(i, j, k) + D_{\text{Dl}}(i, j, k) + D_{\text{Dr}}(i, j, k)$$
 (7)

$$W_{Dt}(i, j, k+1) = W_{Dt}(i, j, k) + Q_{Dt}(i, j, k) - D_{Dt}(i, j, k)$$
(8)

5)、预测的交通流流量由每小时路口离开车辆数表示,计算式如下:

$$Flux = \sum_{k \in 5 \min \mathfrak{H}, \mathbb{M}, \mathbb{M}} D_{out,D}(i,j,k) \times \frac{60}{5}$$
(9) .

基于城市宏观路网模型的交通流短时预测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及城市道路交通流短时预测方法,特别是一种基于城市宏观路网模型的交通流短时预测方法。

背景技术

[0002] 随着城市交通的快速发展,交通拥堵等现象变得越来越普遍和严重,对于城市交通智能诱导系统的需求也愈发迫切,作为诱导系统的一项关键基本技术,城市道路交通流短时预测近年来一直是智能交通系统领域的热点问题。短时一般指5至15分钟,预测指标一般为平均流量,平均速度或者平均延时,目前的预测方法一般均可针对上述三种指标进行预测,并无本质区别。

[0003] 近年来,学界提出了许多方法来解决这一问题,主要包括基于统计预测模型的方法,如自回归滑动平均、线性回归、非参数模型、卡尔曼滤波,以及一些人工智能方法如神经网络及其衍生,支持向量机,专家系统等。城市交通流受行人,短时突发事件,控制策略等多方面影响,具有很高的不确定性和随机性,可以说城市交通系统是典型的高阶时变非线性系统。传统的数理统计模型已不能很好的满足高精度预测的要求,神经网络、支持向量机等虽能获得较高精度,但需要大量数据训练,且移植性较差。上述方法大多是利用的交通流时域或频域上的信息进行处理预测,并未很好的利用道路空间信息,而路网的建模又分为宏观模型和微观模型,微观模型很好的考虑了随机性,跟驰模型,车辆分布等微观信息,具有较高的精度,现在的主流仿真软件如VISSIM, CORSIM等均利用先进的微观模型,但其运算量大,速度慢,不能满足预测信息动态发布,进行交通流诱导的需求。

发明内容

[0004] 为了克服上述问题,本发明提供一种基于城市宏观路网模型的交通流短时预测方法,该方法充分利用了时间和空间信息,在对交通状态进行估计的基础上,建立城市路网的宏观模型,能够实现高精度,实时的预测交通流,且模型通用性好,可适用于国内大部分城市路网。

[0005] 本发明的技术解决方案如下:

[0006] 一种基于宏观路网模型的交通流短时预测方法,步骤包括:(1) 首先对于城市路网建模,(2) 获得预测周期路网源节点输入流量,提取上一预测周期各路段平均速度,并确定各路口不同转向的流量比;(3) 计算道路输入车辆行驶至排队车队尾的时间,求得该迭代周期到达队尾的车辆数;(4) 由路口排队车辆数,饱和离开流量等条件确定对应转向离开路口的车辆数;(5) 累加得到一个预测周期离开路口车辆总数,换算得到预测周期内的交通流量。

[0007] 该预测方法包括下列具体步骤:

[0008] 1、选择需要进行交通流预测的路网段,在空间上对其建模:

[0009] 以交叉路口作为节点,把连接节点路段作为边,交叉路口包括十字路口和 T 型路

□;

[0010] 对节点类别进行划分,分别归入源节点,T型节点,十字型节点;

[0011] 对路网基本参数进行确认,包括每条路段的长度,车道数,该路段设计的车辆自由 行驶速度;

[0012] 定义方向,车辆转向,从而得到仅包括点和边的城市路网模型;

[0013] 2、估计路网源节点的下一周期的输入量:求取 k 时刻到达每个路段停车线排队末尾的车辆数 $Q_n(i,j,k)$,根据下式(1) 计算:

[0014]
$$Q_{D}(i, j, k) = ((T - \alpha_{D}(i, j, k))/T) \times D_{inD}(i, j, k - \beta_{D}(i, j, k) - \sigma_{t})$$

[0015]
$$+(\alpha_{p}(i, j, k)/T) \times D_{ipp}(i, j, k-\beta_{p}(i, j, k)-1-\sigma_{+})$$
 (1)

[0016] 式中:T取1秒, σ t为车辆以t转向时通过路口的时间,可视为常数, α _D(i,j,k), β _D(i,j,k)则表示进入路口的车流到达等待排队队尾的时间,由下式求得:

[0017]
$$\beta_D(i,j,k) = floor \left\langle \frac{[C_D(i,j) - W_D(i,j,k)] \times L_D(i,j)}{N_D(i,j) \times V_{avg,D}(i,j,k-1) \times T} \right\rangle$$
(2)

[0018] 其中: $V_{avg,D}(i,j,k-1)$ 为上一预测周期路段上车辆的平均速度;

[0019] 3、计算路口 k 时刻的输出车辆数,输出流量主要受三个方面限制:停车线等待的车辆数,路口特性决定的饱和离开流量,下游交通状况;k 时刻离开路口的车辆数可按下式(4)进行计算:

[0020]
$$D_{Dt}(i,j,k) = \begin{cases} 0 & \text{if } g_{Dt}(i,j,k) = 0 \text{ or } Cog_{Dt}(i,j,k) = 0 \\ \min\{W_{Dt}(i,j,k) + Q_{Dt}(i,j,k), S_{Dt}(i,j) \times T\} \text{ else} \end{cases}$$
(4)

[0021] $g_{Dt}(i,j,k)$ 表示对应路段 t 转向是否可通行, $Cog_{Dt}(i,j,k)$ 表示对应下游是否拥挤, $Y_{Dt}(i,j,k)$ 为转向比;

[0022] 4、k+1 时刻正在排队的车辆数由 k 时刻对应的值加上到达排队末尾的车辆数 $Q_{Dt}(i,j,k)$ 减去离开路口的车辆数 $D_{Dt}(i,j,k)$ 得到(均指转向 t),同时离开道路口的车辆总数由各个转向的离开量相加得到,计算式如下:

[0023]
$$D_{\text{out, D}}(i, j, k) = D_{Ds}(i, j, k) + D_{Dl}(i, j, k) + D_{Dr}(i, j, k)$$
 (7)

[0024]
$$W_{Dt}(i,j,k+1) = W_{Dt}(i,j,k) + Q_{Dt}(i,j,k) - D_{Dt}(i,j,k)$$
 (8)

[0025] 最后将 $D_{out,D}(i,j,k)$ 在 5min 的预测周期内做累加得到预测流量,就是该短时交通流预测流量。

[0026] 本发明与现有技术相比的显著效果在于:

[0027] 1、本发明充分利用空间信息,能直观有效地完成交通路网建模,预测算法所需要的信息能够较容易的从检测环,GPS 移动车中提取并带入算法。

[0028] 2、现有技术中算法数据不准确因素较分散,改进起来比较困难的状况,本发明中数据不准确因素很大程度归结到了对城市交通状态的估计,即路段上一个周期的平均速度上。这种情况下,交通状态估计系统性能的提高就能直接带动预测系统准确度的上升。

[0029] 3、本发明针对城市交通智能调度与诱导系统的需要,利用空间路网信息,实时提取城市交通流状态,完成交通流的短时预测,具有实时性好,算法鲁棒性好,精确性高的特点。

[0030] 4、特别是它不需要使用大量的统计数据进行训练学习,能够较好的适应各种特征的城市路网,在理论层面不具有瓶颈,随着检测水平的精确性和实时性不断提高,该预测

方法可不断逼近真实值。

附图说明

[0031] 图 1 本发明方法流程图

[0032] 图 2 示例路网

[0033] 图 3 路网模型表

[0034] 图 4、图 5、图 6、预测流量和相对误差曲线图

[0035] 图 7 预测流量相对误差分析

具体实施方式

[0036] 以下结合附图和实施例对本发明的技术方案作进一步详细说明。以下实施例在以本发明技术方案为前提下进行实施,给出了详细的实施方式和过程,但本发明的保护范围不限于下述的实施例。

[0037] 为了更好的说明本发明,选取如图 2 的小规模路网,但实际运行中本发明不受路网规模和复杂度限制。从图 2 中我们可以看出,整个路网可由 5*5 阶的矩阵 A 表示,其中包括 8 个源节点,根据其关于邻接节点的方向可分为四种,具体下来 A21 和 A41 为WestS(Source,源节点),A12 和 A14 为 NorthS,A25 和 A35 为 EestS,A53,A54 为 SouthS;而非源节点一共9个,若节点为十字路口,可表示为 Cross,而 T 型路口则按对应方向分为四种,具体对应关系可参见图 2,此处不再描述。按照上述方式我们则完成了路网建模,并转化成了可方便带入算法的表达方式。为了验证预测算法的准确性,我们在本实例中引入交通仿真软件 CORSIM,建立相同的路网并设定其它一致的条件,从而得到实际道路流量信息。

[0038] 本发明中预测周期选择为 5 分钟,实际运行中可根据需要预测 $1 \sim 3$ 个周期,即 $5 \sim 15$ 分钟。首先,我们需要提取源节点在预测周期内的流量输入 D_{inl} (i,j,k),对于本实例 我们的研究对象仅是 3*3 的矩阵,而在城市交通预测及诱导中路网将是庞大的,本路网源 节点输入其实就对应于另一个对象的输出流量。本实例中我们分别采用了三种不同输入,图 4 对应于恒输入 1000 veh/h,图 5 对应于横输入 2000 veh/h,对于图 6 的情况在 $0 \sim 20$ 分钟输入流量为 1000 veh/h,20 ~ 40 分钟流量为 2000 veh/h,40 ~ 60 分钟流量为 3000 veh/h。 [0039] 接下来我们需要提取另一组关键数据,即上一预测周期中各路段的车辆平均速度,在实际操作中,它一般由智能交通系统中的另一重要部分,即交通状态估计系统提供。在当前的状态估计方法中,比较典型的是提取路段检测环,GPS 浮动车,或视频监控信息,然后进行提取特征等深加工,并结合交通流理论对数据进行数据融合,进而通过曲面拟合可得到整个城市路网中各路段的交通流信息,目前,该技术已经可以达到每 2 分钟发布一次数据,故可满足本发明中对于信息源的要求。由此得到 Vavg,D(i,j,k-1),在计算 $Q_0(i$,j,k)使用。另外,我们需要确定各路口各转向的车流比例,这是一个经验值,并且与道路的类型,位置等许多实际情况相关,它可以通过分析往日交通流数据得到,此处为了更好地说明核心技术不妨假设它为定值,所有路口直行比例为 0. 6,左转右转各为 0. 2。

[0040] 如图 1 所示, $Q_0(i,j,k)$ 的值由 $Q_{in0}(i,j,k)$ 加上一定的延迟得到, $Q_0(i,j,k)$ 为 k 时刻到达在停车线处排队的车辆队尾的车辆数, 车辆进入路口后的行驶受到前后交通流的影响, 它到达队尾的精确时间可通过跟驰理论和交通波理论推导, 但对于宏观模型而言它

由车辆平均速度,路段长度决定。故进入路口的车辆将经过 $\beta_D(i,j,k)+\alpha_D(i,j,k)$ 的时间可达到队尾,他们对应的计算式如下:

[0041]
$$\beta_{D}(i,j,k) = floor \left\langle \frac{[C_{D}(i,j) - W_{D}(i,j,k)] \times L_{D}(i,j)}{N_{D}(i,j) \times V_{avg,D}(i,j,k-1) \times T} \right\rangle$$
(2)

[0042]
$$a_D(i,j,k) = \operatorname{mod}\left\langle \frac{[C_D(i,j) - W_D(i,j,k)] \times L_D(i,j)}{N_D(i,j) \times V_{avg,D}(i,j,k-1) \times T} \right\rangle$$
(3)

[0043] $C_{D}(i,j)$ 为道路容量, $C_{D}(i,j)$ — $W_{D}(i,j,k)$ 即路段上剩余的容量,用它乘以车辆平均长度并除以车道数,平均速度,迭代周期即可得到车辆延时,鉴于 k 是关于迭代周期的离散值,故可将上述结果分别取整、取余并带入式(1)就得到了 k 时刻到达队尾的车辆数:

[0044]
$$Q_D(i, j, k) = ((T-\alpha_D(i, j, k))/T) \times D_{inD}(i, j, k-\beta_D(i, j, k)-\sigma_t)$$

[0045]
$$+(\alpha_{D}(i, j, k)/T) \times D_{inD}(i, j, k-\beta_{D}(i, j, k)-1-\sigma_{t})$$
 (1)

[0046] 式中:σt表示通过交叉口时所消耗的时间,它与路口大小及转向有关,若掌握详细数据可以使用,一般情况下可以设定为常数3秒。对于路段较长或者平均速度较低的路段,延迟时间较大,此处为了计算方便也可忽略小数部分,此处误差较小。

[0047] 当路口某转向控制灯相位为红灯时,k时刻离开路口的车辆数为0;另外若驶离车流对应的下游路段拥挤时,没有空余容量供车流驶离,车流将在停车线处等待至有空余位置再驶离,故k时刻离开路口的车辆数也为0,判断路段是否拥挤同样可以利用城市交通状态估计系统提供的平均速度,当平均速度小于预先规定的拥挤速度时可认为路段拥挤。当相位为绿灯或黄灯且下游路段不拥挤时,按照式(4)中else下的方法计算:

[0048]
$$D_{D_{t}}(i,j,k) = \begin{cases} 0 & \text{if } g_{D_{t}}(i,j,k) = 0 \text{ or } Cog_{D_{t}}(i,j,k) = 0 \\ \min\{W_{D_{t}}(i,j,k) + Q_{D_{t}}(i,j,k), S_{D_{t}}(i,j) \times T\} & \text{else} \end{cases}$$
(4)

[0049] 上式中 min()的第二项为路口对应转向的饱和输出流量乘以迭代周期,这是 k 时刻输出车辆数的上限之一。上式中 $Q_{Dt}(i,j,k)$ 为 k 时刻驶离路口的车辆总数乘以对应的转向比。

[0050] 交通流量可以有多种表达方式,此处我们以单位时间驶离路口的车辆总数作为预测交通流量,它可由 $D_{\text{out,D}}(i,j,k)$ 在预测周期 5min 内做累加,再乘以 12 就得到了以 veh/h 表示的车流量,k 时刻驶离总数即为三种转向的驶离数相加:

[0051]
$$D_{\text{out},D}(i,j,k) = D_{Ds}(i,j,k) + D_{Dl}(i,j,k) + D_{Dr}(i,j,k)$$
 (7)

[0052] 对于每个迭代周期,在停车线处排队的车辆数是需要迭代更新的,它等于上一个时刻的排队数加上车辆净到达数,对于车队,一方面有驶入路口的车辆经过(1)式的计算到达队尾,另一方面有经(7)式得到的驶离路口车辆数。

[0053]
$$W_{Dt}(i,j,k+1) = W_{Dt}(i,j,k) + Q_{Dt}(i,j,k) - D_{Dt}(i,j,k)$$
 (8)

[0054] 这样便完成了一次整个流程的迭代,D_{out.D}(i,j,k)最终用于计算预测流量。对于迭代中用的离散变量 k,其周期为 5s,若使用者进行流量预测的目的是为了进行路口信号灯预测控制也可以将周期取小,如1s。取较小的迭代周期可得到更密集,时间上更精确的预测信息,但也受到较大的随机干扰影响,而相对较大的迭代周期可克服一些微观信息的影响,获得较大的数据准确度。具体的迭代周期选择应 根据实际综合考虑,但最大不应超过路口控制信号最小相位的时间长度。

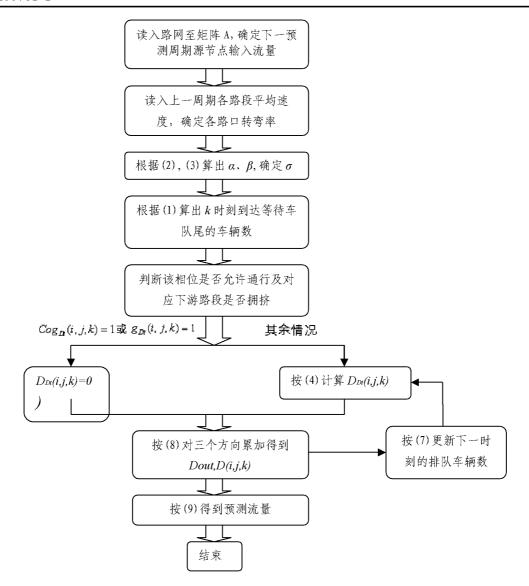


图 1

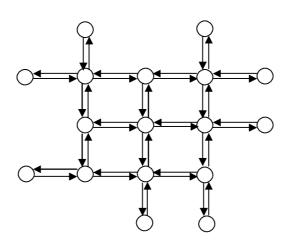


图 2

$\begin{pmatrix} 0 \end{pmatrix}$	<i>NorthS</i>	NorthS	0	0
WestS	NorthT	NorthT	NorthT	EastS
0	WestT	Cross	WestT	EastS
WestS	SouthT	Cross	EastT	0
0	0	SouthS	SouthS	S = 0

图 3

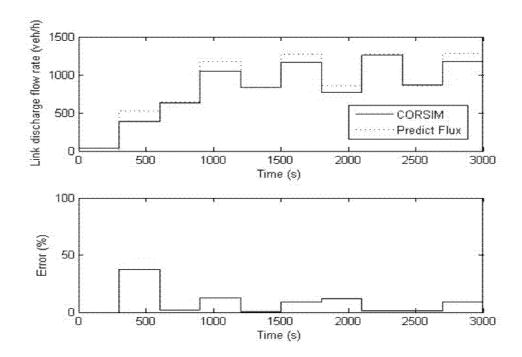


图 4

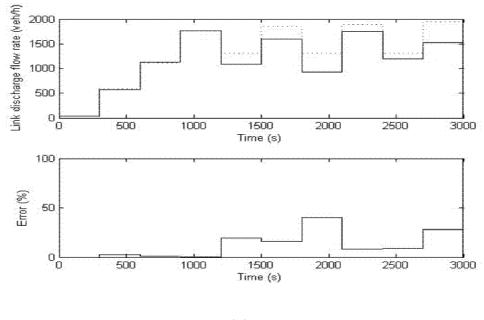


图 5

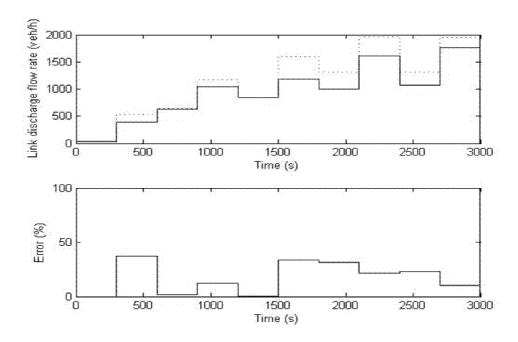


图 6

	平均相对误差	误差均方根
图 4	8.26%	10.70
图 5	12.44%	12.73
图 6	17.24%	13.54

图 7