

(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102819954 A

(43) 申请公布日 2012. 12. 12

(21) 申请号 201210309274. X

(22) 申请日 2012. 08. 28

(71) 申请人 南京大学

地址 210093 江苏省南京市鼓楼区汉口路  
22 号

(72) 发明人 陈启美 肖超 魏俊秋 李勃  
陈湘军 阮雅端

(74) 专利代理机构 南京知识律师事务所 32207  
代理人 蒋海军

(51) Int. Cl.

G08G 1/01 (2006. 01)

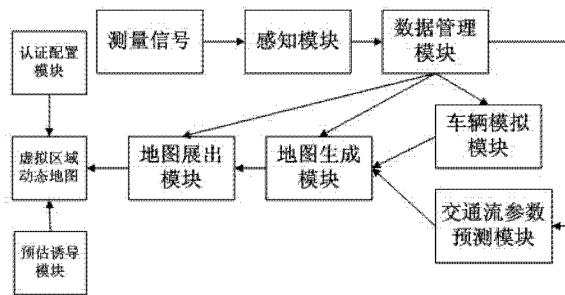
权利要求书 2 页 说明书 8 页 附图 1 页

(54) 发明名称

交通区域动态地图监控预测系统

(57) 摘要

本发明公开了一种交通区域动态地图监控预测系统，属于交通流量监控领域。它包括感知模块、数据管理模块、地图生成模块、地图展出模块、车辆模拟模块、认证配置模块和交通流参数预测模块。本发明采用元胞自动机模型与 RBF 神经网络短期交通流预测模型相结合的方式，能计算出路段的拥堵情况以及未来的拥堵情况，司机迅速了解路网态势，选择适当路由，节省运行时间，低碳环保；交通管理人员可实时把握路网状况，通过窗口获知具体交通参数和路况视频，采取必要应对措施。



1. 一种交通区域动态地图监控预测系统,其特征在于:包括感知模块、数据管理模块、地图生成模块、地图展出模块、车辆模拟模块、认证配置模块和交通流参数预测模块;

所述的感知模块负责采集信号,用于检测各个路段单元入口处车辆的信息,经由数据管理模块分析,输入交通流参数预测模块进行处理,通过地图生成模块、地图展出模块和车辆模拟模块构成动态地图,反映路网宏观到微观多层次状况;

所述的感知模块的测量信号来源于公路上的监控摄像头,本系统以每两个监控摄像头中间的路段为基本单元,检测每个基本单元入口处车辆的基本信息,利用交通流参数预测模块预测车辆在单元内部的行驶方式并进行三维模拟显示,构成虚拟区域动态地图;

所述的地图生成模块进行动态地图平台维护,主要进行三维模拟、投影转换、地图配准、拥堵表征等处理,可以从宏观到微观多层次表现路网运行状况;

所述的地图展出模块自动在道路旁标注有一条彩色带表征对应路段的拥堵程度;

所述的车辆模拟模块进行车辆行驶的虚拟显示,进行车辆的三维建模、车速调节、车色配准、车型分类等处理,所述的车速调节的规则依据特定的交通流模型,以较少的检测数据表现路网运行状况,并保证单元路段交界处模型车辆的平滑行驶,所述的车型通过监控视频检测得到,可分为中小客车、大客车、小型货车、中型货车、大型货车、特大型货车、集装箱车七种车型,对应七种三维模型;

所述的认证配置模块,主要是通过认证配置模块获取权限,可以调看当地的路侧固定监控摄像头拍摄的视频画面,也可指挥道路巡检车等移动视频源在指定路段移动拍摄,观看固定监控难以捕捉的现场细节或道路盲区。

2. 根据权利要求 1 所述的交通区域动态地图监控预测系统,其特征在于:所述的交通流参数预测模块采用元胞自动机模型与 RBF 神经网络短期交通流预测模型相结合的方式;

所述的元胞自动机模型对每一辆车的行驶规则都做细致的计算,是系统对路段单元中每一辆车做三维模拟显示的理论基础;在元胞自动机的交通流模型中,车道上车辆行驶的时间、空间和速度被离散化,在  $t \rightarrow t+1$  过程中,模型按以下四个规则并行演化:

1) 加速规则:当前方较远的距离内没有车,  $V_n \rightarrow \min(V_{n+1}, V_{\max})$ , 对应于现实中司机期望以最大速度行驶的特性;

2) 减速规则:当前方较近的距离内有车,  $V_n \rightarrow \min(V_n, D)$ , 驾驶员为了避免和前车发生碰撞而采取减速的措施;

3) 随机慢化:以概率 p,  $V_n \rightarrow V_{n-1}$ , 代表各种不确定因素,例如路面状况不好、驾驶员不同心态波动等,可能会造成的车辆减速,但车速始终大于后一辆车;

4) 运动: $X_n = X_{n-1} + V_n$ , 车辆按照调整后的速度向前行驶;

这里,  $X_n$  代表 n 车的位置;  $V_n$  表示 n 车的速度,此速度表征系统中动态地图每帧刷新后该车前期的距离;  $D$  表示 n 车和前车  $n+1$  之间的距离;

系统对动态地图每一帧上的每一辆车进行处理,读取车辆信息,按照前述四个规则,计算出车在下一帧的位置、速度、加速度等状态,并在下一帧中进行相应显示;

要完成模型的数值模拟还必须确定边界条件,本发明采用改进的开口边界条件:

在道路出口处,头车位置超出道路范围即认定其驶出路段,不再显示,紧跟其后的第二辆车成为新的头车,在道路入口处,车辆以一定概率在前车产生位置之前处产生,以防止前后两车重叠;

所述的 RBF 神经网络短期交通流预测模型通过样本训练的方式,对路段单元交通流量有更提前且精准的预测,系统在每一单元设置一个入口,利用感知设备检测进入车辆的状况,系统设计在每一个路段单元前 M 米,车辆按照原有的元胞自动机模型规则行驶,在后 Y 米处,系统检测虚拟模型中的交通流量 A,同时利用 RBF 神经网络短期交通流预测模型,读取前几个路段的交通流量,预测出此时该路段单元末应有的交通流量 B,将 A 与 B 相比较,然后调整元胞自动机模型中的参数,包括加速距离、减速距离、随机慢化的随机概率,使虚拟模型中的车流量在最后 Y 米中逐渐趋向交通流量 B 的要求,达到路段交界处的车辆显示平滑以及交通状况不断修正的效果。

3. 根据权利要求 1 所述的交通区域动态地图监控预测系统,其特征在于:所述的彩色带由红、黄、绿、蓝渐变色差组成,取 7 种,变换台阶,拥堵程度用对应路段车辆的平均速度作为衡量标准。

4. 根据权利要求 2 所述的交通区域动态地图监控预测系统,其特征在于:所述的 M 为九百,Y 为一百。

5. 根据权利要求 1 所述的交通区域动态地图监控预测系统,其特征在于:所述的感知模块的测量信号还来源于地感线圈、雷达测速等磁频、波频、压电类传感器,可感知车速、车辆数,视觉检测传感可另外得到车型、车色等信息。

6. 根据权利要求 5 所述的交通区域动态地图监控预测系统,其特征在于:还包括预估诱导模块,利用预估诱导模块,在收集当前实时道路信息的基础上,进行区域选择、拥堵判断、时间预估等分析,最终得出到达目的地所需时间最短的路由诱导信息。

## 交通区域动态地图监控预测系统

### 技术领域

[0001] 本发明属于交通流量监控领域,更具体地说,涉及一种交通区域动态地图监控预测系统。

### 背景技术

[0002] 随着我国汽车拥有量与日俱增,路网流量密度不断加大,车辆拥堵和交通事故已成为困扰当今社会的难题。显然,有效引导车流量的措施有实时掌控路网流量密度、适时选择合适路由、平衡路网流量、迅速获知交通事件、并及时应急排障处理、疏导交通等,但这有赖于路网宏观和微观的现代化科学感知手段。目前尽管监控摄像、雷达测速等感知设备已普遍布设,不少车辆安装了 GIS 导游装置,但交通感知有待解决的主要问题有:

- 1) 路侧单个监控摄像只能提供有效视距的路况视频,很难反映路段、路网整体的交通状况,或宏观交通态势,不能实时提供道路诱导或交通指挥疏导的准确信息;
- 2) 大量路侧摄像,人工观看,除耗费人工外,往往不能及时了解交通事件;
- 3) 装有道路 GIS 装置,载有静态道路数据,并不反映实际运行路况,不能从耗时或畅通角度来选择路由。

[0003] 中国专利号 201010290408.9,公开日 2011 年 01 月 26 日,公开了一份名称为基于 GPS 的交通流量和道路拥塞检测系统的专利文件,其包括用以安装在监测车辆上的车载终端和用以接收车载终端的信息并进行拥挤计算的服务器;所述车载终端通过无线通信网络与服务器通信连接,所述车载终端包括 GPS 模块、第一通讯模块、显示模块和信息处理模块;所述服务器包括,拥堵状态计算模块,用以根据不同车载终端回传的坐标信息,通过拥堵函数获得实时交通信息:采用拥挤函数计算各个不同路段的拥挤度,如果拥挤度大于预设的拥挤度阈值,判定为拥挤状态;否则,判定为通畅状态;第二通讯模块,用以将各个不同路段的交通状态发送到车载终端。该发明低成本、实用性强、易于推广。

[0004] 中国专利申请号 201110439431.4,公开日 2012 年 06 月 13 日,公开了一份名称为一种道路交通流量采集及预测方法的专利文件,其包括环形感应线圈、车辆检测模块、交通流量采集模块、交通流量数据预处理和预测,道路交通流量数据预处理和预测软件在上位机(PC 机)上进行,并通过网络接口读取采集模块(SD 卡)中的交通流量数据。为提高预测的可靠性,在道路交通流量数据预处理和预测方法中,首先采用小波分析结合最小二乘法对交通流量数据进行噪声剔除;然后采用改进的 BP 神经网络建立交通流量预测模型,实现对交通流量的预测,为优化道路交通的控制配时方案和道路交通规划提供依据。该发明可获得规定周期内的车流量、平均车速、占有率和交通密度等道路交通参数,从而实现对道路交通流量的预测,提高数据采集和道路交通流量预测的准确性。

[0005] 上述基于 GPS 的交通流量和道路拥塞检测系统的专利要求道路上行驶有大量的监控车辆,或者要求大量的普通车辆安装有 GPS 模块且向服务器开放信息接口。前者会增大交通压力,成本巨大,后者推广难度大,难以实施。上述一种道路交通流量采集及预测方法的专利只是描述了如何对交通状况进行数据采集和预测,并没有提到如何将系统统计分

析得到的信息更好地表达出来,而信息的有效反馈形式才是体现交通分析系统价值的最直接方式。

## 发明内容

### [0006] 要解决的问题

针对现有交通分析系统对基础设施要求高,信息表现方式单调、内容单一,缺乏从宏观到微观多层次信息反馈的问题,本发明提供一种交通区域动态地图监控预测系统,可以让司机迅速了解路网态势,选择适当路由,节省运行时间,节碳环保;交通管理人员可实时把握路网状况,通过窗口获知具体交通参数和路况视频,采取必要应对措施,及时疏导交通。

### [0007] 技术方案

为了解决上述问题,本发明所采用的技术方案如下:

一种交通区域动态地图监控预测系统,包括感知模块、数据管理模块、地图生成模块、地图展出模块、车辆模拟模块、认证配置模块和交通流参数预测模块;

所述的感知模块负责采集信号,用于检测各个路段单元入口处车辆的信息,经由数据管理模块分析,输入交通流参数预测模块进行处理,通过地图生成模块、地图展出模块和车辆模拟模块构成动态地图,反映路网宏观到微观多层次状况;

所述的感知模块的测量信号主要来源于公路上的监控摄像头,本系统以每两个监控摄像头中间的路段为基本单元,检测每个基本单元入口处车辆的基本信息,利用交通流参数预测模块预测车辆在单元内部的行驶方式并进行三维模拟显示,构成虚拟区域动态地图;

所述的地图生成模块进行动态地图平台维护,主要进行三维模拟、投影转换、地图配准、拥堵表征等处理,可以从宏观到微观多层次表现路网运行状况;

所述的地图展出模块自动在道路旁标注有一条彩色带表征对应路段的拥堵程度;

所述的车辆模拟模块进行车辆行驶的虚拟显示,进行车辆的三维建模、车速调节、车色配准、车型分类等处理,所述的车速调节的规则依据特定的交通流模型,以较少的检测数据表现路网运行状况,并保证单元路段交界处模型车辆的平滑行驶,所述的车型通过监控视频检测得到,可分为中小客车、大客车、小型货车、中型货车、大型货车、特大型货车、集装箱车七种车型,对应七种三维模型;

所述的认证配置模块,主要是通过认证配置模块获取权限,可以调看当地的路侧固定监控摄像头拍摄的视频画面,也可指挥道路巡检车等移动视频源在指定路段移动拍摄,观看固定监控难以捕捉的现场细节或道路盲区。

[0008] 进一步地,所述的交通流参数预测模块采用元胞自动机模型与 RBF 神经网络短期交通流预测模型相结合的方式;

所述的元胞自动机模型对每一辆车的行驶规则都做细致的计算,是系统对路段单元中每一辆车做三维模拟显示的理论基础;在元胞自动机的交通流模型中,车道上车辆行驶的时间、空间和速度被离散化,在  $t \rightarrow t+1$  过程中,模型按以下四个规则并行演化:

1) 加速规则:当前方较远的距离内没有车,  $V_n \rightarrow \min(V_{n+1}, V_{\max})$ , 对应于现实中司机期望以最大速度行驶的特性;

2) 减速规则:当前方较近的距离内有车,  $V_n \rightarrow \min(V_n, D_n)$ , 驾驶员为了避免和前车发生碰撞而采取减速的措施;

3) 随机慢化:以概率 p,  $V_n \rightarrow V_{n-1}$ , 代表各种不确定因素,例如路面状况不好、驾驶员不同心态波动等,可能会造成的车辆减速,但车速始终大于后一辆车;

4) 运动:  $X_n = X_{n-1} + V_n$ , 车辆按照调整后的速度向前行驶。

[0009] 这里,  $X_n$  代表 n 车的位置;  $V_n$  表示 n 车的速度,此速度表征系统中动态地图每帧刷新后该车前期的距离;  $D_n$  表示 n 车和前车 n+1 之间的距离。

[0010] 系统对动态地图每一帧上的每一辆车进行处理,读取车辆信息,按照前述四个规则,计算出车在下一帧的位置、速度、加速度等状态,并在下一帧中进行相应显示;

要完成模型的数值模拟还必须确定边界条件,本发明采用改进的开口边界条件:

在道路出口处,头车位置超出道路范围即认定其驶出路段,不再显示,紧跟其后的第二辆车成为新的头车,在道路入口处,车辆以一定概率在前车产生位置之前处产生,以防止前后两车重叠;

所述的 RBF 神经网络短期交通流预测模型通过样本训练的方式,对路段单元交通流量有更提前且精准的预测,系统在每一单元设置一个入口,利用感知设备检测进入车辆的状况,系统设计在每一个路段单元前 M 米,车辆按照原有的元胞自动机模型规则行驶,在后 Y 米处,系统检测虚拟模型中的交通流量 A,同时利用 RBF 神经网络短期交通流预测模型,读取前几个路段的交通流量,预测出此时该路段单元末应有的交通流量 B,将 A 与 B 相比较,然后调整元胞自动机模型中的参数,包括加速距离、减速距离、随机慢化的随机概率,使虚拟模型中的车流量在最后 Y 米中逐渐趋向交通流量 B 的要求,达到路段交界处的车辆显示平滑以及交通状况不断修正的效果。

[0011] 进一步地,所述的彩色带由红、黄、绿、蓝渐变色差组成,取 7 种,变换台阶,拥堵程度用对应路段车辆的平均速度作为衡量标准。例如参照国际标准及中国实际交通状况,宜设定对应路段平均车速在 60 公里以下为红色,100 公里以上为绿色,中间按 8 公里为一台阶,颜色依次渐变。也可以取其他颜色,和平均车速的范围。

[0012] 进一步地,所述的 M 为九百, Y 为一百。

[0013] 更进一步地,所述的感知模块的测量信号还来源于地感线圈、雷达测速等磁频、波频、压电类传感器,可感知车速、车辆数,视觉检测传感可另外得到车型、车色等信息。

[0014] 更进一步地,还包括预估诱导模块,利用预估诱导模块,在收集当前实时道路信息的基础上,进行区域选择、拥堵判断、时间预估等分析,最终得出到达目的地所需时间最短的路由诱导信息。

[0015] 本发明使用时,以每两个监控摄像头中间的路段为基本单元,检测每单元入口处车辆的基本信息,利用交通流模型预测车辆在单元内部一到二公里的行驶方式并进行三维模拟显示,构成虚拟区域动态地图。

[0016] 首先,利用地感线圈、雷达等磁频、波频、压电类传感器,感知各路段入口进入车辆的车速、车辆数;利用视频检测车辆的车型、颜色以及当前路面的异常状况,如积水、雨雪等;利用路侧监控摄像头以及道路巡检车移动拍摄道路状况,并将这些数据传递到数据管理模块。

[0017] 数据管理模块将得到的参数进行相应的格式转换、分类,对车辆属性数据,进行单位的统一,剔除异常数据,然后提交给交通流预测模块以及车辆模拟模块。对环境数据,进行严重程度判别,提交给地图生成模块。对视频数据,进行 H264 编码,对语言数据,进行 AAC 编码,提交给地图展出模块。

[0018] 交通流参数预测模块接收到车辆信息后,利用元胞自动机与 RBF 神经网络短期交通流预测模型相结合的方式预测道路状况,并将每辆车的预测信息提交给地图生成模块。

[0019] 车辆模拟模块接收到车辆的尺寸、颜色等数据后,与自身模型库里的车辆模型进行对比,选择出最相似的车辆模型,提交给地图生成模块。

[0020] 地图生成模块接收交通流参数预测模块以及车辆模拟模块的数据,利用 OPENGL 技术,生成三维的地图界面,界面上除有三维模拟的道路外,还有与现实相对应的行驶车辆,然后将地图信息提交给地图展出模块。

[0021] 地图展出模块接收地图生成模块的信息,统计各条道路上行驶车辆的评价速度,以 60 公里以下为红色,100 公里以上为绿色,中间按 8 公里为一台阶,颜色依次渐变的规则,给每条路段配色。可以通过选择拉远视角,通过观看彩条了解整个路网宏观的拥堵状况,也可拉近实际,放大指定的路段,观看微观的行车细节。

[0022] 若交通管理者或道路管理者使用本系统,当在宏观层面观察路网运行状况时,对某一路段的具体微观交通状况感兴趣,可通过认证配置模块获取权限,调看当地的路侧固定监控摄像头拍摄的视频画面,也可指挥道路巡检车等移动视频源在指定路段移动拍摄,观看固定监控难以捕捉的现场细节或道路盲区,便于调度指挥或现场执法等。

[0023] 若行车司机使用本系统,可利用预估诱导模块,在收集当前实时道路信息的基础上,进行区域选择、拥堵判断、时间预估等分析,最终得出到达目的地所需时间最短的路由诱导信息。

#### [0024] 有益效果

相比于现有技术,本发明的有益效果为:

(1) 本发明包括感知模块、数据管理模块、地图生成模块、地图展出模块、车辆模拟模块、认证配置模块和交通流参数预测模块;利用少量的道路感知设备,获取路网中各路段口的交通参数,可实时把握路网状况以及及时预测未来的路况信息给司机选择最佳的路线图;

(2) 本发明交通流参数预测模块采用元胞自动机模型与 RBF 神经网络短期交通流预测模型相结合的方式,能计算出路段的拥堵情况以及未来的拥堵情况,司机迅速了解路网态势,选择适当路由,节省运行时间,节碳环保;交通管理人员可实时把握路网状况,通过窗口获知具体交通参数和路况视频,采取必要应对措施;

(3) 本发明以每两个监控摄像头中间的路段为基本单元,充分利用了高速公路监控设备分布特性,使用时系统改造简单,成本低;

(4) 本发明对车流量的预测采用加速规则、减速规则、随机慢化和运动四个规则,预测方法更接近实际情况,预测更准确;

(5) 本发明方法简单,设计合理,易于实现。

#### 附图说明

[0025] 图 1 为本发明系统架构示意图。

## 具体实施方式

[0026] 下面结合具体附图对本发明进行详细描述。

[0027] 如图 1 所示，一种交通区域动态地图监控预测系统，包括感知模块、数据管理模块、地图生成模块、地图展出模块、车辆模拟模块、认证配置模块和交通流参数预测模块。

[0028] 感知模块负责采集信号，用于检测各个路段单元入口处车辆的信息，感知模块的测量信号还来源于地感线圈、雷达测速等磁频、波频、压电类传感器，可感知车速、车辆数，视觉检测传感可另外得到车型、车色以及当前路面的异常状况，如积水、雨雪等信息。经由数据管理模块分析，数据管理模块将得到的参数进行相应的格式转换、分类，对车辆属性数据，进行单位的统一，剔除异常数据，然后提交给交通流参数预测模块进行处理，对环境数据，进行严重程度判别，提交给地图生成模块、地图展出模块和车辆模拟模块构成动态地图，对于视频数据，进行 H264 编码，对语言数据，进行 AAC 编码，提交给地图展出模块。

[0029] 感知模块的测量信号主要来源于公路上的监控摄像头，本系统以每两个监控摄像头中间的路段为基本单元，检测每个基本单元入口处车辆的基本信息，利用交通流参数预测模块预测车辆在单元内部的行驶方式并进行三维模拟显示，构成虚拟区域动态地图。

[0030] 地图生成模块进行动态地图平台维护，主要进行三维模拟、投影转换、地图配准、拥堵表征等处理，可以从宏观到微观多层次表现路网运行状况。

[0031] 地图展出模块自动在道路旁标注有一条彩色带表征对应路段的拥堵程度；彩色带由红、黄、绿、蓝渐变色差组成，可取 7 种，变换台阶，拥堵程度用对应路段车辆的平均速度作为衡量标准。参照国际标准及中国实际交通状况，宜设定对应路段平均车速在 60 公里以下为红色，100 公里以上为绿色，中间按 8 公里为一台阶，颜色依次渐变。

[0032] 车辆模拟模块进行车辆行驶的虚拟显示，进行车辆的三维建模、车速调节、车色配准、车型分类等处理，所述的车速调节的规则依据特定的交通流模型，以较少的检测数据表现路网运行状况，并保证单元路段交界处模型车辆的平滑行驶，车型通过监控视频检测得到，可分为中小客车、大客车、小型货车、中型货车、大型货车、特大型货车、集装箱车七种车型，对应七种三维模型；车辆模拟模块接收到车辆的尺寸、颜色等数据后，与自身模型库里的车辆模型进行对比，选择出最相似的车辆模型，提交给地图生成模块。

[0033] 若交通管理者或道路管理者使用本系统，当在宏观层面观察路网运行状况时，对某一路段的具体微观交通状况感兴趣，可通过认证配置模块获取权限，调看当地的路侧固定监控摄像头拍摄的视频画面，也可指挥道路巡检车等移动视频源在指定路段移动拍摄，观看固定监控难以捕捉的现场细节或道路盲区，便于调度指挥或现场执法等。

[0034] 交通流参数预测模块采用元胞自动机模型与 RBF 神经网络短期交通流预测模型相结合的方式：

元胞自动机模型对每一辆车的行驶规则都做细致的计算，是系统对路段单元中每一辆车做三维模拟显示的理论基础；在元胞自动机的交通流模型中，车道上车辆行驶的时间、空间和速度被离散化，在  $t \rightarrow t+1$  过程中，模型按以下四个规则并行演化：

1) 加速规则：当前方较远的距离内没有车， $V_n \rightarrow \min(V_{n+1}, V_{\max})$ ，对应于现实中司机期

望以最大速度行驶的特性；

2) 减速规则：当前方较近的距离内有车， $V_n \rightarrow \min(V_n, D_n)$ ，驾驶员为了避免和前车发生碰撞而采取减速的措施；

3) 随机慢化：以概率 p， $V_n \rightarrow V_{n+1}$ ，代表各种不确定因素，例如路面状况不好、驾驶员不同心态波动等，可能会造成的车辆减速，但车速始终大于后一辆车；

4) 运动： $X_n = X_n + V_n$ ，车辆按照调整后的速度向前行驶。

[0035] 这里， $X_n$  代表 n 车的位置； $V_n$  表示 n 车的速度，此速度表征系统中动态地图每帧刷新后该车前期的距离； $D_n$  表示 n 车和前车 n+1 之间的距离。

[0036] 系统对动态地图每一帧上的每一辆车进行处理，读取车辆信息，按照前述四个规则，计算出车在下一帧的位置、速度、加速度等状态，并在下一帧中进行相应显示。

[0037] 要完成模型的数值模拟还必须确定边界条件，本发明采用改进的开口边界条件：

在道路出口处，头车位置超出道路范围即认定其驶出路段，不再显示，紧跟其后的第二辆车成为新的头车，在道路入口处，车辆以一定概率在前车产生位置之前处产生，以防止前后两车重叠。

[0038] RBF 神经网络短期交通流预测模型通过样本训练的方式，对路段单元交通流量有更提前且精准的预测，系统在每一单元设置一个入口，利用感知设备检测进入车辆的状况，系统设计在每一个路段单元前 900 米，车辆按照原有的元胞自动机模型规则行驶，在后 100 米处，系统检测虚拟模型中的交通流量 A，同时利用 RBF 神经网络短期交通流预测模型，读取前几个路段的交通流量，预测出此时该路段单元末应有的交通流量 B，将 A 与 B 相比较，然后调整元胞自动机模型中的参数，包括加速距离、减速距离、随机慢化的随机概率，使虚拟模型中的车流量在最后 100 米中逐渐趋向交通流量 B 的要求，达到路段交界处的车辆显示平滑以及交通状况不断修正的效果。

[0039] 交通流参数预测模块接收到车辆信息后，利用元胞自动机与 RBF 神经网络短期交通流预测模型相结合的方式预测道路状况，并将每辆车的预测信息提交给地图生成模块。地图生成模块接收交通流参数预测模块以及车辆模拟模块的数据，利用 OPENGL 技术，生成三维的地图界面，界面上除有三维模拟的道路外，还有与现实相对应的行驶车辆，然后将地图信息提交给地图展出模块。

[0040] 若行车司机使用本系统，可利用预估诱导模块，在收集当前实时道路信息的基础上，进行区域选择、拥堵判断、时间预估等分析，最终得出到达目的地所需时间最短的路由诱导信息。

[0041] 国内高速公路的监控摄像头间距一般为 1 到 2 公里，本系统以每两个监控摄像头中间的路段为基本单元。

[0042] 交通流的流量是指在时刻 t 至  $t + \Delta t$  内， $\Delta t$  为较短的时间跨度，一般为取 5--15min，通过某一路段观测点的车辆数。交通流量预测基本原理如下所述：

设： $v_i^*(t)$  为路网中第 i 条路段上某个观测点 a 在时刻段  $t - \Delta t$  至 t 内的累计流量， $\Delta t$  为预测周期，在短时交通流的预测中，一般  $\Delta t \leq 15 \text{ min}$ ，同样， $v_i^*(t - n\Delta t)$ ，

$v_i^*(t+n\Delta t)$  分别表示其前、后 n 个时段内的流量。对某个具体的问题,由于  $\Delta t$  和 a 是固定的,因此在以下本文件中将

$v_i^*(t-n\Delta t), v_i^*(t+n\Delta t)$  简记为  $v_i(t-\Delta t), v_i(t+\Delta t)$ 。

[0043]  $h_i(t)$  为相同地点相同时段的历史统计数据;与第 i 个路段相邻接的上下游路段各 m 段,其标号为  $i \pm j, j = 1, 2, \dots, m$ 。

[0044] 短时交通流预测就是根据已知第 i 路段及  $i \pm j$  路段在过去 P 个时刻的流量

$$v_{i+j}(t-k) (k=0, \pm 1, \pm 2, \dots; j=0, 1, 2, \dots, m)$$

及相关的统计数据,指的是该预测路段过去同一时间段的交通流数据,

$$v_{i+j}(t+k) (k=0, \pm 1, \pm 2, \dots; j=0, 1, 2, \dots, m)$$

求出第 i 路段未来 k 个时间段内流量  $v_i(t+k) (k=1, 2, \dots, n)$  的估计值,并把这些  $v_i(t+k)$  预测值称为预测因子。

[0045] 预测因子主要包括时间和空间两方面的数据:时间上的数据是指 i 路段的过去若干个时间间隔的流量及历史平均值;空间上的数据是指与 i 路段相邻的上下路段的当前及过去各时刻的流量。

[0046] 本系统引入 RBF 神经网络的算法。RBF 神经网络全称径向基函数 (Radial Basis Function RBF) 神经网络,是具有单隐层的 3 层前馈网络。RBF 网络模拟了人脑中局部调整、相互覆盖接收域(或称感受野,Receptive Field)的神经网络结构,已经证明 RBF 网络能胜任任意精度逼近任意连续函数。

[0047] 对路网中第 i 条路段,系统统计前 15 分钟前后各 k 条路段入口的流量值,结合 RBF 神经网络算法预测出第 i 条路段当前应有的流量值  $v_i(t)$  并记为 A;同时,计算通过元胞自动机模型生成的交通流在路段末产生的交通流量 B;比较 A 与 B。

[0048] 取  $X=A-B$ 。 $X$  表征了元胞自动机模型模拟出的交通流量与神经网络算法学习得出的交通流量算法的差距。

[0049] 当系统中模拟汽车行驶至路段末 100 米处,计算得出 X,并调整元胞自动机模型中的加速距离和减速距离参数。对任一辆车,设当前加速距离为,减速距离为,调整后

$$Dn_1 = Dn_1 - \alpha X$$

$$Dn_2 = Dn_2 - \alpha X$$

为比例系数,且大于 0,根据 X 与  $Dn_1, Dn_2$  单位进行调整。调整后模拟车辆即按新的参数进行行驶。

[0050] 值依赖于系统中对  $Dn_1, Dn_2$ 、单位的选择。对上述参量的任意单位变化,可在系统初始化过程中预先选择 K 条路段,并令等于 1,然后代入上述调整公式进行验证。若发现

调整后的交通流量大于 RBF 神经网络预测值，则  $\alpha = \alpha^1$ ，反之，则  $\alpha = \alpha^2$ 。进行多次调整后使两者差值最小，如此即可得到值。

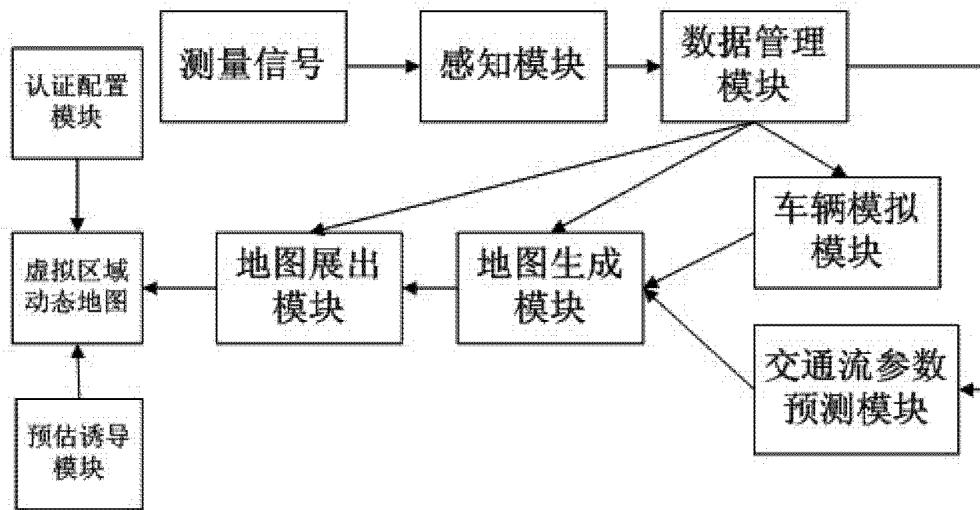


图 1