



[12] 发明专利申请公布说明书

[21] 申请号 200810129898.7

[43] 公开日 2009年3月18日

[11] 公开号 CN 101388144A

[22] 申请日 2008.8.19

[21] 申请号 200810129898.7

[30] 优先权

[32] 2007.9.11 [33] JP [31] 2007-234863

[71] 申请人 株式会社日立制作所

地址 日本东京都

[72] 发明人 熊谷正俊 蝶田智昭 奥出真理子
谷越浩一郎[74] 专利代理机构 中科专利商标代理有限责任公司
代理人 李贵亮

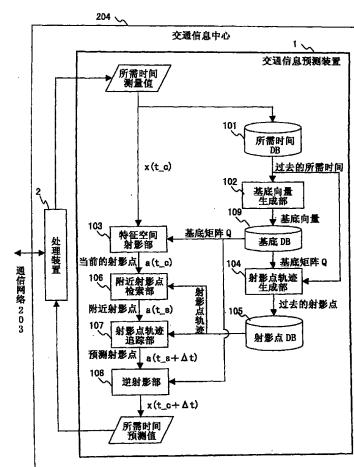
权利要求书2页 说明书11页 附图10页

[54] 发明名称

交通状况预测装置、交通状况预测方法

[57] 摘要

本发明提供一种交通状况预测装置，根据各道路区间的交通状况的相关关系，预测交通状况。基底向量生成部，以记录在所需时间数据库中的过去所需时间为对象进行主要成分分析，生成构成表示多条路段之间的相关关系的特征空间的基底向量。射影点轨迹生成部，将记录在所需时间数据库的过去所需时间射影到所述特征空间得到的射影点轨迹，记录到射影点数据库。特征空间射影部，将当前的所需时间射影到所述特征空间中。附近射影点检索部，从射影点数据库，检索出处于该射影点附近的过去的射影点。射影点轨迹追踪部，以检索到的附近射影点为起点，追踪过去的射影点的轨迹，其量为成为预测对象的时间宽度。逆射影部对该轨迹的终点进行逆射影，计算出所需时间的预测值。



1.一种交通状况预测装置，对交通状况进行预测，并具备通过以过去的多条道路区间的所需时间为对象的主要成分分析来生成基底的基底生成部，其特征在于，具备：

特征空间射影部，将当前的多条道路区间的所需时间射影在以所述基底为轴的特征空间上，决定当前的射影点；

附近射影点检索部，对于过去的所述多条道路区间的所需时间，由作为用所述基底射影的射影点的点列的射影点轨迹，检索处于所述当前射影点附近的射影点；

射影点轨迹追踪部，以处于所述当前射影点附近的射影点为起点，求出追寻所述射影点轨迹的射影点，其量为当前时刻与预测对象时刻的时间宽度；和

逆射影部，对由所述射影点轨迹追踪部求出的射影点进行逆射影，计算出所述多条道路区间的所需时间的预测值。

2.根据权利要求1所述的交通状况预测装置，其特征在于，

具备射影点轨迹生成部，射影所述过去的多个道路区间的所需时间，来生成所述射影点轨迹的。

3.根据权利要求1所述的交通状况预测装置，其特征在于，

具备：通过以多个射影点为对象的重心运算，来计算出代表射影点的重心运算部，

所述附近射影点检索部，检索并求出处于所述当前射影点附近的多个射影点，

所述射影点轨迹追踪部，以所述附近射影点检索部求出的多个射影点为起点，求出追寻所述射影点轨迹的多个射影点，

所述重心运算部，根据该多个射影点求出代表射影点，

所述逆射影部，对该代表射影点进行逆射影，来计算出所述多个道路区间的所需时间的预测值。

4. 一种交通状况预测方法，使用通过以过去的多个道路区间的所需时间为对象的主要成分分析来生成的基底，预测交通状况，其特征在于，

将当前的多条道路区间的所需时间射影在以所述基底为轴的特征空间，来决定当前的射影点，

由射影点轨迹，检索出最靠近所述当前射影点的射影点，并将其作为附近射影点，所述射影点轨迹是过去的多条道路区间的所需时间所对应的射影点的点列，

以所述附近射影点为起点求出追寻所述射影点轨迹的射影点，其量为当前时刻与预测对象时刻的时间宽度，

根据所述基底对该射影点进行逆射影，计算出所述多条道路区间的所需时间的预测值。

5. 根据权利要求4所述的交通状况预测方法，其特征在于，

通过将所述过去的多条道路区间的所需时间射影到所述特征空间，来生成所述射影点轨迹。

6. 一种交通状况预测方法，对交通状况进行，其特征在于，

通过以过去的多个道路区间的所需时间为对象的主要成分分析来生成基底，

将当前的多条道路区间的所需时间射影在以所述基底为轴的特征空间上，来决定当前的射影点，

由射影点轨迹，检索出处于所述当前射影点附近的多个射影点，并将其作为附近射影点，所述射影点轨迹是由所述基底将过去的所述多条道路区间的所需时间射影得到的射影点的点列，

以所述附近射影点为起点，求出追寻所述射影点轨迹的多个射影点，其量为当前时刻与预测对象时刻的时间宽度，

将该多个射影点的重心设为代表射影点，

由所述基底对所述代表射影点进行逆射影，来计算出所述多条道路区间的所需时间的预测值。

交通状况预测装置、交通状况预测方法

技术领域

本发明涉及一种根据过去的交通状况来预测将来的交通状况的变化的交通状况预测装置、交通状况预测方法。

背景技术

以往，为了预测道路上的交通状况，经常要使用信息车（probe car）。所谓信息车，就是搭载包含了各种传感器和通信装置等车载装置，并通过该各种传感器收集车辆位置、行走速度等数据，将该收集到的数据（以下称为信息车数据）送往规定的交通信息中心的车辆。作为信息车，大多是例如在出租汽车公司等的协助之下利用出租汽车等，或者作为面向私家车的交通信息服务的一环，通过与用户签约来利用私家车。

此外，特开 2004-362197 号公报公开了一种发明，它针对被路面传感器或信息车测量的当前所需时间的变化样式，从过去的所需时间的历史记录中检索出类似的变化样式，并将其用于预测交通状况的变化。

专利文献 1：特开 2004-362197 号公报

根据专利文献 1 的发明，是将路面传感器的设置区间和信息车的行走区间的交通状况作为预测的对象。但是，信息车不可能总是在所有的道路区间中行走。因此，对于信息车没有行走、且当前的所需时间尚未测量的道路区间，就无法预测交通状况。

发明内容

因此，本发明的目的在于，对于当前信息车没有行走的道路区间，也能根据对周边道路区间测量的当前所需时间、和该道路区间与周边道路区间的所需时间的相关关系，预测交通状况。

本发明的交通状况预测装置具备：所需时间数据库，针对多条路段，

记录信息车和路面传感器测量的每个路段（主要十字路口间的道路区间）的所需时间；基底向量生成部，通过以过去记录的多条路段的所需时间为对象的主要成分分析，生成表示该路段间的所需时间的相关性的基底向量；特征空间射影部，求出将该多条路段的当前所需时间射影到由基底向量生成部求出的基底向量所构成的特征空间中得到的射影点；附近射影点检索部，在特征空间的内部，从过去所射影的射影点中检索出处于表示该多个路段的交通状况的射影点附近的射影点；射影点轨迹追踪部，以检索到的射影点为基点，追踪预测对象时间宽度（相当于当前时刻与预测对象时刻之差的时间宽度）部分的射影点轨迹，该射影点轨迹是将过去射影得到的射影点按时间顺序排列的点列；和逆射影部，进行逆射影运算，将作为运算结果得到的交通状况向量，作为该多个路段的所需时间的预测值输出，其中所述逆射影运算，是将以作为被追踪的轨迹的终点的预测射影点的坐标作为系数的上述基底向量的线性合成。

根据本发明，即便是当前交通状况不明的路段，也可以通过在特征空间内根据过去的射影点轨迹求出预测射影点并进行逆射影，来预测当前所需时间未被测量的路段的未来所需时间。

附图说明

图 1 是本发明的实施方式的交通状况预测装置的构成图。

图 2 是本发明的实施方式的输入到交通状况预测装置中的交通信息的收集路径的示意图。

图 3 是所需时间表的数据构造示意图。

图 4 是射影点表的数据构造示意图。

图 5 是过去的射影点的时间变化轨迹的示意图。

图 6 是附近射影点检索部的处理流程。

图 7 是跟踪处于当前射影点附近的过去的射影点轨迹并求出预测射影点的例子的说明图。

图 8 是本发明的实施方式的变形的交通状况预测装置的功能图。

图 9 是跟踪处于当前射影点附近的过去的多个射影点轨迹并求出预测射影点的例子的说明图。

图 10 是现状下的所需时间表中的基底与射影点之间关系的说明图。

图 11 是根据预测射影点和基底来预测交通信息的例子的说明图。

图中：1—交通信息预测装置，2—处理装置，101—所需时间 DB，102—基底向量生成部，103—特征空间射影部，104—射影点轨迹生成部，105—射影点 DB，106、801—附近射影点检索部，107、802—射影点轨迹追踪部，108—逆射影部，109—基底 DB，803—重心运算部。

具体实施方式

下面，参照附图，对本发明的实施方式进行详细说明。

图 1 是表示本发明的实施方式的交通信息预测装置的构成例的图。所需时间数据库（以下称为所需时间 DB）101，是记录输入到交通信息预测装置 1 的单位路段（ring）所需时间的存储装置。这里的路段是指，像主要十字路口间的道路区间等那样，作为处理交通信息时的单位的道路区间。就每个路段的所需时间而言，如图 2 所示，用信息车 201 在道路上收集的数据（信息车数据）和被路面传感器 202 测量的路面传感器数据，通过通讯网络 203，被送至具有交通信息预测装置 1 的交通信息中心 204。

交通信息中心 204 将接收到的这些数据，通过处理装置 2 转换成相应路段中的所需时间，输入至交通信息预测装置 1。这时，如果接收到的数据是信息车数据，就根据包含在该数据中的数据收集时刻和位置信息，以未图示的地图信息为基础，求出行走中的路段特定位置信息所对应的地点间的通过所需时间，然后求出相应路段的所需时间。此外，接收到的数据如果是路面传感器数据，就利用包含在该数据中的传感器 ID 来确定路面传感器被设置的路段，求出相应路段的所需时间。然后，对在规定的存储时间间隔中接收到的数据进行存储，作为某一时刻的所需时间测量值输入到交通信息预测装置 1。输入到交通信息预测装置 1 中的某一时刻的所需时间测量值，被依次存储到所需时间 DB 101，同时，被作为现状的交通信息输入到特征空间射影部 103。

所需时间 DB 101 的数据如图 3 所示，是将收集数据的时刻和用来识别路段的路段编号作为索引的所需时间表。制作所需时间表的单位、即在后述的交通信息的预测处理中作为处理单位的路段集合（以后，称为预测

对象路段集合)，例如是地图上的 1 个网格 ($10\text{km} \times 10\text{km}$ 等的格子区域) 中包含的路段。这里，设包含在预测对象路段集合中的路段数为 M。

图 3 (a) 是使用信息车数据生成的所需时间表，它保存汇总了单位路段所需时间的值，例如按照路段单位，对从多个信息车收集的信息车数据求出的所需时间取平均值。此外，图 3 (b) 是使用信息车数据和路面传感器数据生成的所需时间表，单位路段的所需时间，相对于基于图 3 (a) 同样的信息车数据的所需时间和基于路面传感器数据的所需时间，被作为另外的数据来管理。作为基于信息车数据的所需时间，由于无法在信息车没有行走在相应路段的时刻取得所需时间，所以保存表示不明值的数据。此外，对于基于路面传感器数据的所需时间，对于在相应路段上没有设置路面传感器的路段，保存表示不明值的数据。

所需时间表的各行，是以预测对象路段集合的每个时刻索引的所需时间为要素的交通状况向量。所需时间表的行数、即记录所需时间的时刻索引的数量为 N。所需时间表中，存储了 1 周～1 年左右的数据。在使用本发明的情况下，如果是预测通常的交通情况，只要存储 1 周左右的交通状况向量即可，但是为了对应随长假和季节变化而出现的特殊日子等，就需要与这种情况相应的数据，所以需要 1 年的数据。若为了高精度地预测通常的交通情况，而将数据的存储期间设为例如约 1 个月即 4 周时间 (28 天)，将存储时间间隔设为 5 分钟的话，则 1 天的数据量为 288，所以记录所需时间的时刻索引数 N 为 $288 \times 28 = 8064$ 。

另外，在所需时间表中记录的所需时间，不必是时刻索引的瞬间所需时间。例如在将时刻索引设成 5 分钟间隔的情况下，也可将在以某一时刻索引为周期的 5 分钟之间测量的所需时间或其平均值，作为该时刻索引的所需时间。

基底向量生成部 102，通过以所需时间 DB101 所记录的所需时间表为对象的主要成分分析，将其分解成与多条路段的数据相关联地发生变化的成分、和不相关联地发生变化的成分，作为关联变化的成分生成特征空间的主轴向量即基底向量。该基底向量是表示路段间相关关系的基准样式，根据每个作为特征空间的主轴向量的基底向量所对应的代表变量，能够代表原来的所需时间数据。然后，作为用主要成分分析而得到的特征空间的

性质，成为处理对象的多条路段的任意时刻的交通状况向量（以各路段的所需时间为要素的向量），被射影到特征空间的 1 点。如果对该射影点进行逆射影，就会得到近似原来的交通状况向量的向量。也就是说，特征空间内的射影点与某一时刻的实际交通状况向量对应。

即便是在所需时间表中含有不明值的情况下，根据作为主要成分分析的扩展方法即“带有缺损值的主要成分分析（PCAMD）”，也可以生成基底向量。这里，将基底向量的数量设为 P ，根据主要成分分析的性质， $P << M$ 。被生成的 P 个基底向量被保存在基底数据库（以下为基底 DB）109 中。这里，设 P 如下决定：按照在主要成分分析中对每个基底求出的贡献率从大到小的顺序选择基底，将加上了所选择的基底所对应的贡献率得到的累积贡献率作为指标使用。累积贡献率在 $0 \sim 1$ 之间取值，基底向量的数量 P 越增加，它就越高，例如通过使累积贡献率变为 0.8 以上的方式来决定 P 的值。这种基底向量，通过以对应的代表变量为系数的线性合成，来具有与包含在作为主要成分分析的对象的所需时间表中的任意交通状况向量近似的性质。

此外，对于不包含在所需时间表的时刻的交通状况向量，作为主要成分分析所得到的特征空间的性质，预测对象路段集合的任意时刻的交通状况向量，被射影在由基底向量展开的特征空间的 1 点上。该特征空间上的点，是通过射影在坐标值具有各基底向量所对应的代表变量的值的射影点。而且，如果对该射影点进行逆射影，就会得到对不包含在原来的所需时间表的时刻的交通状况的向量进行近似的向量。也就是说，特征空间内的射影点，与某一时刻的实际的交通状况向量相对应。

另外，如果结合实际的交通现象来说明基底向量的话就是，所谓基底向量是交通堵塞的样式，是将多条路段的交通状况在空间上是以何种相关性来发生变化以数值来表达。交通堵塞的样式虽然取决于道路网的构造，但是例如如果以包含在东京中心部的方圆 20km 以内的路段为对象进行主要成分分析，就可以得到市中心的堵塞、环形线的堵塞、流入中心部方向的堵塞、流出中心部方向的堵塞等，与多种交通现象相对应的基底向量。这些多个的基底向量，越是上位，相当于实际上越常见的样式。

由基底向量生成部 102 和射影点轨迹生成部 104 生成的基底向量和射

影点轨迹，无需在每次生成交通信息时都进行计算，也可以事先进行计算。在这种情况下，可以对应往上述的所需时间表存储数据的期间，以 1 周～1 年左右 1 次的频度来更新基底向量和射影点轨迹。此外，除定期更新以外，也可以以道路新建等为契机，对于往所需时间表存储数据的期间经过后新建了道路的地图网格，更新基底向量和射影点轨迹。

特征空间射影部 103，将输入到交通状况预测装置中的预测对象路段集合中的当前时刻 t_c 的交通状况向量，射影到由基底向量生成部 102 生成的上述基底向量 1～P 所展开的特征空间中。在交通状况向量含有不明值的情况下，即在多条路段的一部分中存在所需时间不明的路段的情况下，通过下式的加权射影来进行射影。

$$a(t_c) = \text{inv}(Q'W'WQ) Q'W'Wx(t_c), \dots \quad (\text{式 1})$$

这里，Q 是作为排列基底向量 1～P 的矩阵的基底矩阵。此外， $x(t_c)$ 是当前的交通状况向量。W 是加权的矩阵，当路段 i 的所需时间为观测值得到的情况下，将第 i 个对角要素设为 1，当路段 i 的所需时间为不明值的情况下，将第 i 个对角要素设为 0，其它的非对角要素设为 0。由此，通过将观测数据的权重设为 1，将缺损数据的权重设为 0，来求出射影点 $a(t_c)$ ，其在忽略缺损数据的路段，对观测到现状的数据的路段在特征空间上进行射影时，与射影前的数据的误差最小。加权矩阵 W，由于是随各时刻的信息车数据或路面传感器的数据的收集情况而变，所以每次在进行所需时间的预测时，每次都被在特征空间射影部 103 计算。

图 10 是表示上述运算具体的作用的道路网的示意图，粗线表示堵塞路段，细线表示畅通路段。如上所述，基底向量表示堵塞样式，图 10 中，1302、1303、1304 相当于基底向量。另一方面，1301 是相当于时刻 t_c 的实际交通状况的交通状况向量，实线的路段表示观测到所需时间的路段，虚线的路段表示所需时间不明的路段。式 1 的计算具有以下作用：根据 1301 中以实线表示的所需时间的观测值，求出基底向量（1302、1303、1304）的线性合成中的系数 $a_1(t_c)、a_2(t_c)、\dots a_P(t_c)$ 。在图 10 中，在将时刻 t_c 的交通状况向量（1301）用基底向量（1302、1303、1304）的线性合成表示时，以系数 $a_1(t_c)、a_2(t_c)、\dots a_P(t_c)$ 为要素的向量 $a(t_c)$ 是特征空间中的射影点的坐标向量，该 $a(t_c)$ 的

各要素是沿基底向量 1~P 的坐标轴上的坐标值。

射影点轨迹生成部 104，与特征空间射影部 103 同样，通过使用式 1 的运算处理，根据在基底 DP109 中存放的基底向量，将存储在所需时间表中的交通状况向量射影到特征空间中，求出各个射影点。但是，相对于特征空间射影部 103 的运算对象为当前时刻的交通状况向量，射影点轨迹生成部 104，是对包含在所需时间 DB101 的所需时间表中的过去的所需时间信息也就是交通状况向量进行射影，生成与其时刻索引 $t_1 \sim t_N$ 对应的过去的射影点 $a(t_1) \sim a(t_N)$ ，并按时间顺序记录在射影点 DB105 中。将该按时刻顺序记录的射影点作为射影点轨迹。射影点 DB105 的数据构造如图 4 所示，是将对应所需时间表的时刻 $t_1 \sim t_N$ 和基底向量 1~P 作为索引，将对应各个基底向量的系数设为数值的表，时刻 t_m 中的基底向量 i 的值，是与射影点 $a(t_m)$ 的基底向量 i 对应的系数 $a_i(t_m)$ 。将该表作为射影点表。

如果将射影点轨迹生成部 104 生成的射影点，在以基底向量 1 和基底向量 2 为坐标轴的平面上进行图示，就会画出图 5 那样的轨迹。图 5 的坐标面，是由基底向量得到的特征空间中、由基底向量 1、2 展开的 2 维部分空间。射影点 $a(t_1) \sim a(t_N)$ ，随时间的经过描绘出连续的轨迹。同样，在基底向量 3、4 展开的 2 维部分空间中，射影点 $a(t_1) \sim a(t_N)$ 也随时间的经过描绘出连续的轨迹。对于这些轨迹，由于交通现象具有以 1 日为单位、以 1 周为单位等的周期性，所以射影点轨迹也发生具有周期性的变化。

附近射影点检索部 106，从记录在射影点 DB105 的射影点 $a(t_1) \sim a(t_N)$ 中检索出与当前时刻 t_c 下的射影点 $a(t_c)$ 距离最短的射影点。如果用处理流程来表示附近射影点检索部 106 的处理，则如图 6(a) 所示。首先，对时刻 $t_1 \sim t_N$ 反复进行循环处理，在该循环内的处理 S601，计算特征空间射影部 103 中由当前时刻 t_c 的交通状况向量求出的射影点 $a(t_c)$ 、和从射影点 DB105 读出的过去时刻 t_i 的射影点 $a(t_i)$ 之间的距离 $d(t_i)$ 。距离 $d(t_i)$ ，是 $a(t_i)$ 与 $a(t_c)$ 的差分向量的欧几里德范数。在特征空间内的距离近，表示对应两射影点的交通状况向量类似。在该循环处理之后，在处理 S602 对距离 $d(t_1) \sim d(t_N)$ 进行排序，

在处理 S603 将排序后距离 d 最短的过去的射影点所对应的时刻设为附近射影点时刻 t_s ，将其过去的射影点设为附近射影点 $a(t_s)$ 。

由于特征空间上的射影点与实际的交通状况相对应，所以通过对未来时刻 $t_c + \Delta t$ 的基底矩阵 Q 中的射影点 $a(t_c + \Delta t)$ 进行预测，就可以预测出当前时刻 t_c 所对应的未来时刻 $t_c + \Delta t$ 的交通状况。在这种情况下如图 5 所示，由于射影点轨迹具有周期性，所以当前时刻 t_c 的射影点 $a(t_c)$ ，表示出追寻与附近射影点 $a(t_s)$ 类似的轨迹的倾向。因此，在相对于当前时刻 t_c ，预测未来时刻 $t_c + \Delta t$ 的交通状况的情况下，可以期待沿着以射影点 $a(t_c)$ 的附近射影点 $a(t_s)$ 为起点的射影点轨迹，推移出未来的交通状况。

因此，射影点轨迹追踪部 107，以附近射影点 $a(t_s)$ 为起点，将追踪射影点 DB105 上记录的射影点轨迹得到的将来的射影点 $a(t_s + \Delta t)$ ，设为射影点 $a(t_c + \Delta t)$ 的预测射影点，其中，追踪的量为相当于当前时刻与预测对象时刻之差的时间宽度的预测对象时间宽度 Δt 。例如，如果将射影点表的时刻索引的间隔设为 5 分钟，将预测对象时间宽度 Δt 设为 30 分钟，则预测射影点的时刻索引是今后 6 个的 $t_{(s+6)}$ ，预测射影点是 $a(t_{(s+6)})$ 。如果对此进行图示的话为图 7。图 7 是将图 5 的一部分放大的图，相对于在特征空间射影部 103 射影的当前时刻的射影点 $a(t_c)$ 702，在附近射影点检索部 106 中，对记录在射影点 DB105 上的射影点轨迹 701 上的附近射影点 $a(t_s)$ 703 进行检索。然后，射影点轨迹追踪部 107 中，从附近射影点 $a(t_s)$ 703 起将时间前移 Δt 求出射影点 $a(t_s + \Delta t)$ 704，该射影点为预测射影点。

在逆射影部 108 中，预测交通状况向量 $x(t_c + \Delta t)$ ，通过 $x(t_c + \Delta t) = a(t_c + \Delta t)'Q'$ 这样的逆射影被计算出来。因此，使用射影点 $a(t_c + \Delta t)$ 的预测射影点 $a(t_s + \Delta t)$ ，成为：

$$x(t_c + \Delta t) = a(t_s + \Delta t)'Q' \quad \cdots \text{ (式 2)}$$

这里， Q' 是将基底矩阵 Q 转置的矩阵，预测交通状况向量 $x(t_c + \Delta t)$ 为所需时间的向量，通过以构成预测射影点 $a(t_s + \Delta t)$ 的各要素为系数的基底向量的矩阵 Q 的线性合成而求出。

图 11 是与图 10 同样地表示上述运算的具体作用的道路网的示意图。

相对于式 1 是求出了图 10 的线性合成的系数 $a_1(t_c)$ 、 $a_2(t_c)$ 、…、 $a_P(t_c)$ ，式 2 是通过以图 11 的线性合成的系数 $a_1(t_c+\Delta t)$ 、 $a_2(t_c+\Delta t)$ 、…、 $a_P(t_c+\Delta t)$ 的预测值即 $a_1(t_s+\Delta t)$ 、 $a_2(t_s+\Delta t)$ 、…、 $a_P(t_s+\Delta t)$ 为系数，对基底向量 (1402、1403、1404) 进行线性合成，来求出预测交通状况向量 (1401)。预测交通状况向量 $x(t_c+\Delta t)$ 的各要素，是预测对象路段集合中的各路段的所需时间的预测值。在特征空间射影部 103 中射影的当前时刻的交通状况向量 $x(t_c)$ 包含不明值的情况下，如式 2 所示，由于预测交通状况向量 $x(t_c+\Delta t)$ 是基底向量的线性合成，所以不包含不明值，可以对预测对象路段集合的全部路段的所需时间进行预测。

如上求出的各路段的所需时间的预测值，被处理装置 2 转换成交通信息后，通过通信网络 203 从交通信息中心 204 送往车辆等处。

在本实施例中，虽然是将所需时间 DB101 上记录的所需时间表，作为基底向量生成部 102 的主要成分分析的对象，而没有用星期或天气等进行分类，但也可以用星期或天气等将所需时间表进行分类来作为主要成分分析的对象。在这种情况下，所生成的基底向量是星期或天气所固有的，射影点轨迹生成部 104 的处理也是同样，根据星期或天气进行分类，分星期、天气来制作射影点 DB105 的射影点表，结合预测对象日是星期几或当日的天气，区别使用基底向量和射影点表，通过进行特征空间射影部 103、附近射影点检索部 106、射影点轨迹追踪部 107、逆射影部 108 的处理，就可以预测星期或天气所固有的交通状况。

在这种情况下，交通信息预测装置 1 中，从未图示的日历得到星期信息，并且从外部获得与各地图网格相对应的区域的气象信息，然后按照星期几、天气为单位，单独管理所需时间 DB101、基底 DB109、射影点 DB105 的所需时间表、基底向量、射影点轨迹。然后，根据现状的星期和天气，使用与其对应的基底向量、射影点轨迹来预测所需时间。

[实施例 2]

下面，对改变了上述实施例 1 的预测射影点的求法的实施例的变形进行说明。由于特征点轨迹是描绘出周期性的轨迹，所以实施例 1 中，是由射影点 DB105 检索处于对应现状交通状况的特征点附近的过去的交通状

况数据的射影点历史数据，来求出附近射影点，以被检索出的该射影点为起点，跟踪射影点轨迹，求出预测射影点。相对于此，本实施例 2 的不同点在于：不是使用单一的附近射影点，而是检索多个附近射影点求出多个预测射影点，根据其代表值来预测所需时间，其余与实施例 1 同样。

具体讲就是，取代图 1 所示结构图中的交通信息预测装置 1 的附近射影点检索部 106、射影点轨迹追踪部 107，如图 8 的构成图所示，在附近射影点检索部 801 中求出多个附近射影点，在射影点轨迹追踪部 802 上求出多个附近射影点对应的射影点轨迹的跟踪结果。而且，新附加了重心运算部 803，从多个射影点轨迹的跟踪结果求出代表预测射影点。

附近射影点检索部 801 中，与作为附近射影点检索部 106 的处理流程的图 6 (a) 同样，在图 6 (b) 所示的处理流程中，作为处理 S604，将从与当前时刻的射影点 $a(t_c)$ 的距离 $d(t_i)$ 较短一方起的 K 个射影点作为附近射影点 $a(t_{s1}) \sim a(t_{sK})$ ，再进一步求出与这些附近射影点对应的距离数据 $d(t_{s1}) \sim d(t_{sK})$ 。求得的多个附近射影点 $a(t_{s1}) \sim a(t_{sK})$ ，被送往射影点轨迹追踪部 802，距离数据 $d(t_{s1}) \sim d(t_{sK})$ 被送往重心运算部 803。

这里，对于作为附近射影点选择的射影点个数 K ，例如假设在用来求得射影点轨迹的在所需时间表上累积交通状况向量的期间为大约 1 个月，并且设数据的时刻索引间隔为 5 分钟，这时相对于该射影点历史记录内、与当前的交通状况相对应的射影点 $a(t_c)$ ，期待表现与其十分相似的交通状况的射影点每天大体 2~3 个、即表现出大约 15 分钟左右，如果以大约 30 天来估算， K 略小于 100。

射影点轨迹追踪部 802，对于由附近射影点检索部 801 检索出的各附近射影点 $a(t_{s1}) \sim a(t_{sK})$ 跟踪保存在射影点 DB105 的射影点轨迹，由射影点 DB105 取得预测射影点 $a(t_{s1}+\Delta t) \sim a(t_{sK}+\Delta t)$ 。如果像图 7 那样对此进行图示，就会变为图 9。701 是射影点 DB105 上记录的射影点轨迹，702 是与特征空间射影部 103 射影的当前时刻的交通状况对应的射影点，903 是附近射影点检索部 801 检索出的多个附近射影点。根据从这些附近射影点起将时间推进 Δt 得到的预测射影点 904，通过重心运算部 803 求出代表预测射影点 905。

重心运算部 803，对于由射影点轨迹追踪部 802 得到的预测射影点 $a(t_{s1}+\Delta t) \sim a(t_{sK}+\Delta t)$ ，对其重心进行运算，并设为代表预测射影点 $g(t_{s+}\Delta t)$ 。这里，考虑到与特征空间上的现状交通状况相对应的射影点距离越近、即越是与当前交通状况类似的状态所对应的射影点，其后的变化也越类似，在附近射影点 $a(t_{s1}) \sim a(t_{sK})$ 中，与当前时刻的射影点 $a(t_c)$ 越近的加的权重越重，来推定出代表预测射影点 905。求出代表预测射影点 905 的重心运算，由下式进行。

$$g(t_{s+}\Delta t) = \sum (1/d(t_{si})) \times a(t_{si}+\Delta t) \quad \cdots \text{式 3}$$

(其中， $i=1, 2 \cdots K$)

通过从射影点轨迹追踪部 802 和附近射影点检索部 801 分别输入 $a(t_{si}+\Delta t)$ 、 $d(t_{si})$ ，从而作为输出可得到代表预测射影点 $g(t_c+\Delta t)$ 。这里，虽然设按照距离 $d(t_{si})$ 的反比加权后的项为 1 次项，但例如，可以如下这样，

$$g(t_{s+}\Delta t) = \sum (1/d(t_{si})^2) \times a(t_{si}+\Delta t) \quad \cdots \text{式 4}$$

通过将按照距离 $d(t_{si})$ 的反比加权后的项设为 2 次项，来对权进行调整。

从多个附近射影点起跟踪射影点轨迹而得到的、基于该代表预测射影点 $g(t_c+\Delta t)$ 的所需时间的预测值，与实施例 1 同样，通过逆射影部 108 由以下的式 5 算出。

$$x(t_c+\Delta t) = g(t_{s+}\Delta t)'Q' \quad \cdots \text{(式 5)}$$

在上述的例子中，虽然例举了附近射影点的个数 K 为大约 100 的情况，但在求代表预测射影点时，由于重视类似射影点，并且与现状射影点的距离较大的射影点在重心运算部 803 中求重心 $g(t_{s+}\Delta t)$ 时贡献程度很低，所以无需进行严密的决定，因此，估计与现状十分类似的交通状况的射影点每天大体 5、6 个，即表现出约 30 分钟左右，即便将 K 设为 150，重心 $g(t_{s+}\Delta t)$ 的预测结果也不会发生很大变化，可以得出不太依赖于 K 的值的稳定的预测结果。

如上，检索出多个附近射影点来求出多个预测射影点，根据其代表值预测所需时间，就可以比实施例 1 更能抑制因射影数据的有无缺损而产生的局部射影点轨迹变动所带来的影响，进行更高精度的预测。

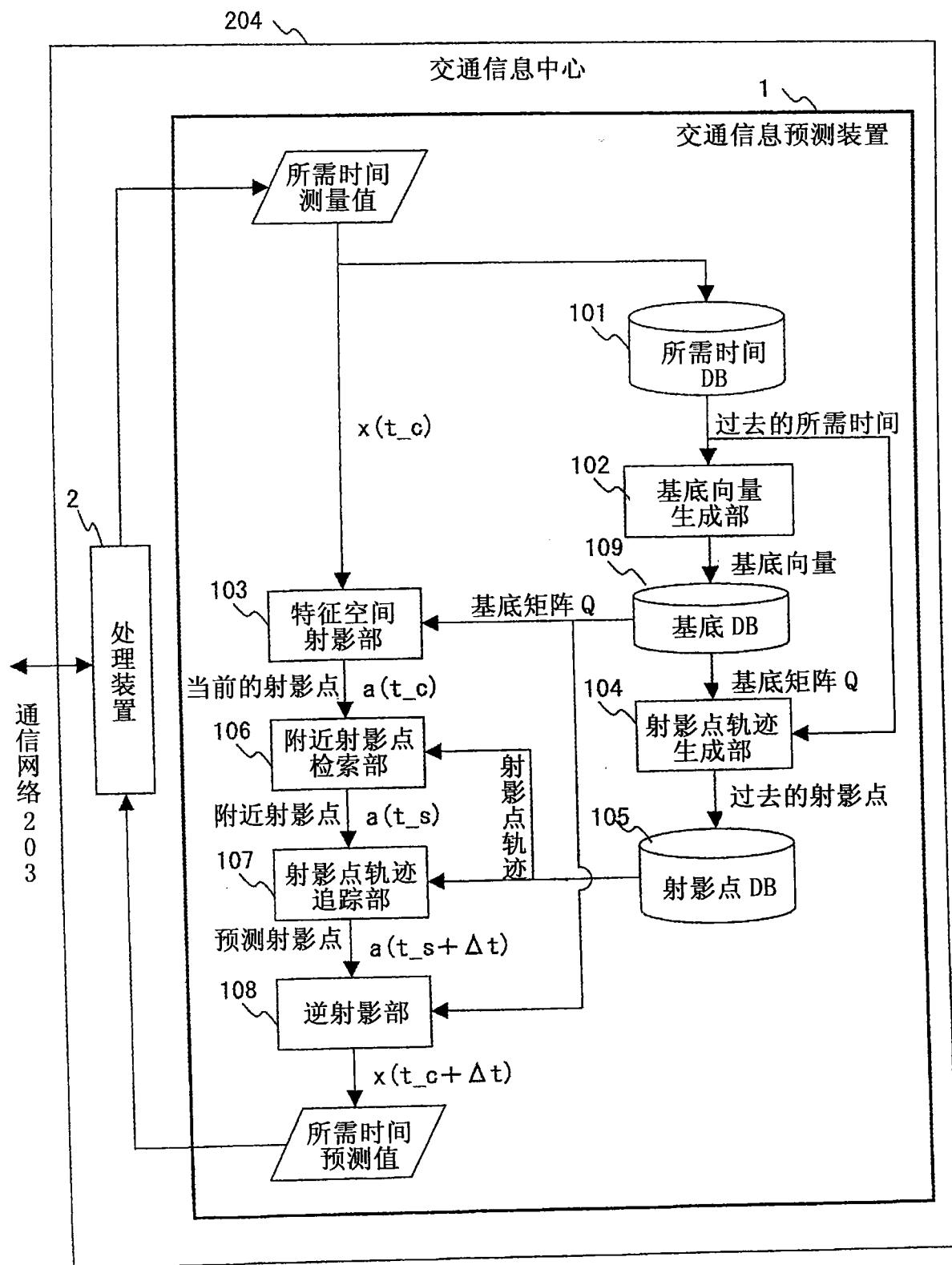


图 1

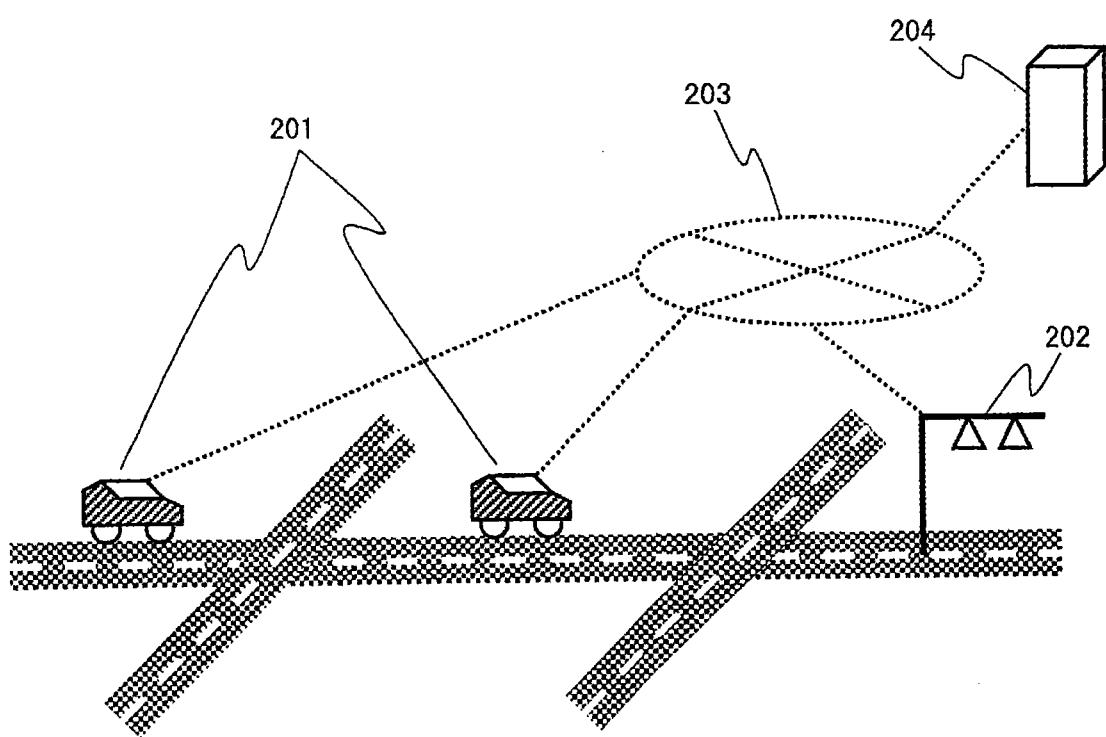


图 2

(a)
所需时间表（仅有信息车数据的情况）

	路段 1	路段 2	路段 3	...	路段 M
07/03/01 00:00, t_1	320	—	150		1000
07/03/01 00:05, t_2	300	520	—		—
07/03/01 00:10, t_3	—	500	—		—
:	:	:	:	:	:
07/03/31 23:55, t_N	350	—	—		800

— 不明值

(b)
所需时间表（信息车数据与路面传感器数据并用的情况）

	路段 1		...	路段 M	
	信息车	路面传感器		信息车	路面传感器
07/03/01 00:00, t_1	320	—	...	1000	900
07/03/01 00:05, t_2	300	290	...	—	—
07/03/01 00:10, t_3	—	300	...	—	950
:	:	:	:	:	:
07/03/31 23:55, t_N	350	320	...	800	910

—不明值

图 3

射影点表

	基底 1	基底 2	基底 3	...	基底 P
07/03/01 00:00, t_1	1.5	2.3	0.5		3.8
07/03/01 00:05, t_2	1.7	2.1	0.9		3.2
07/03/01 00:10, t_3	2.2	1.8	0.7		3.5
:					
07/03/31 23:55, t_N	2.5	2.0	0.8		3.0

图 4

基底向量 2

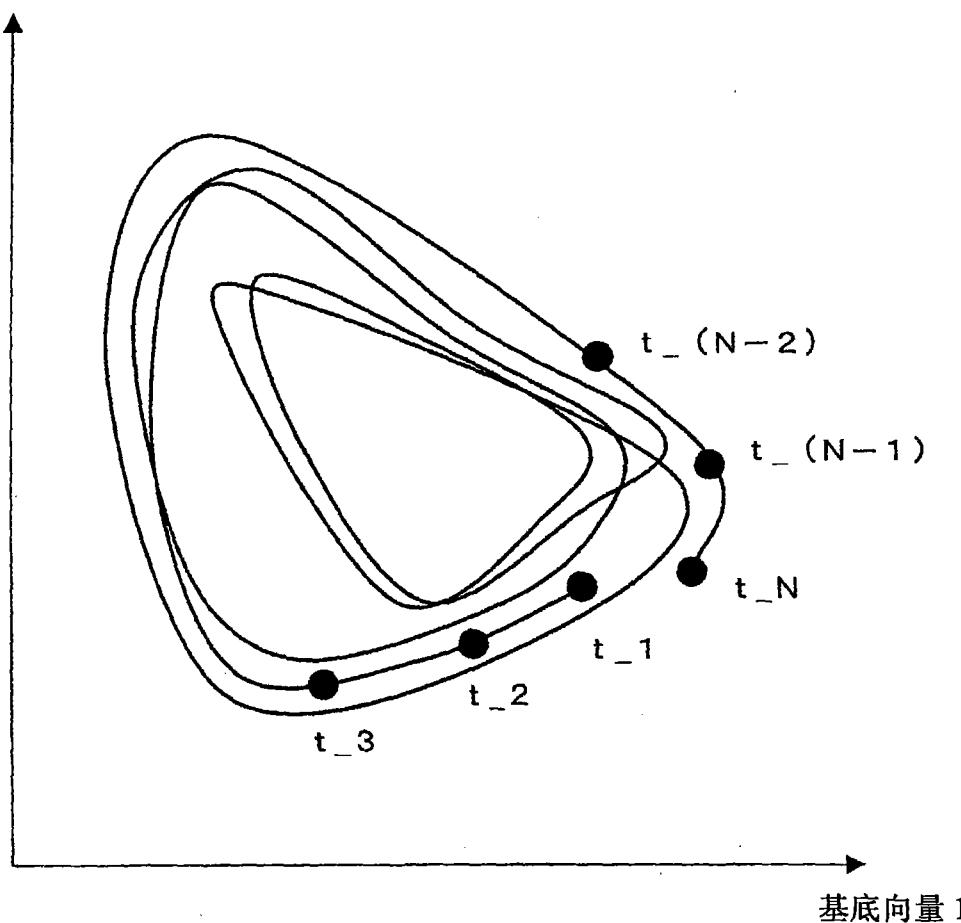


图 5

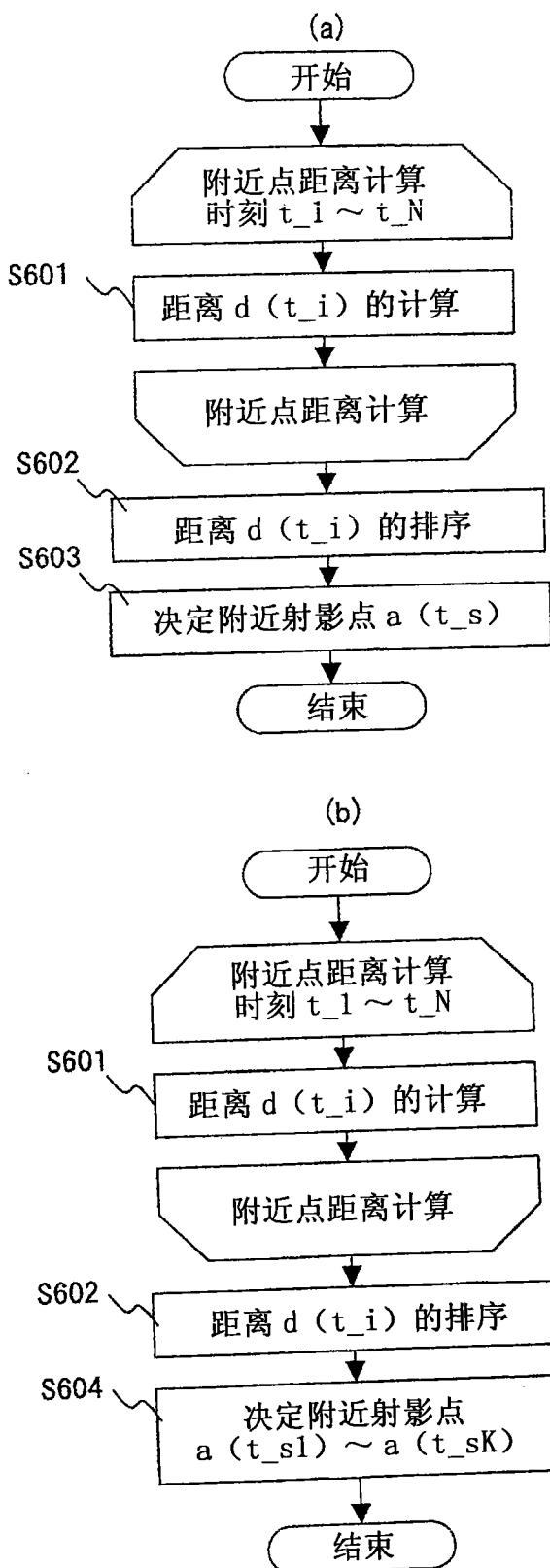


图 6

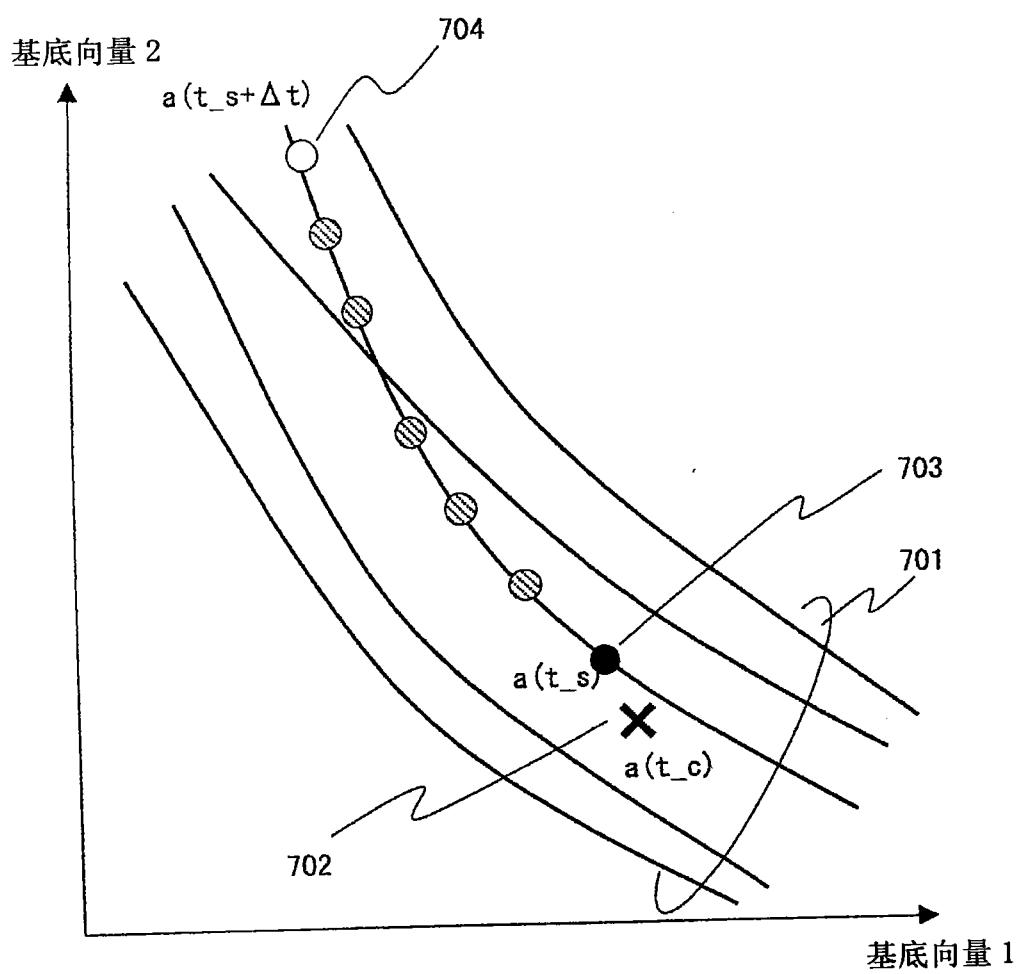


图 7

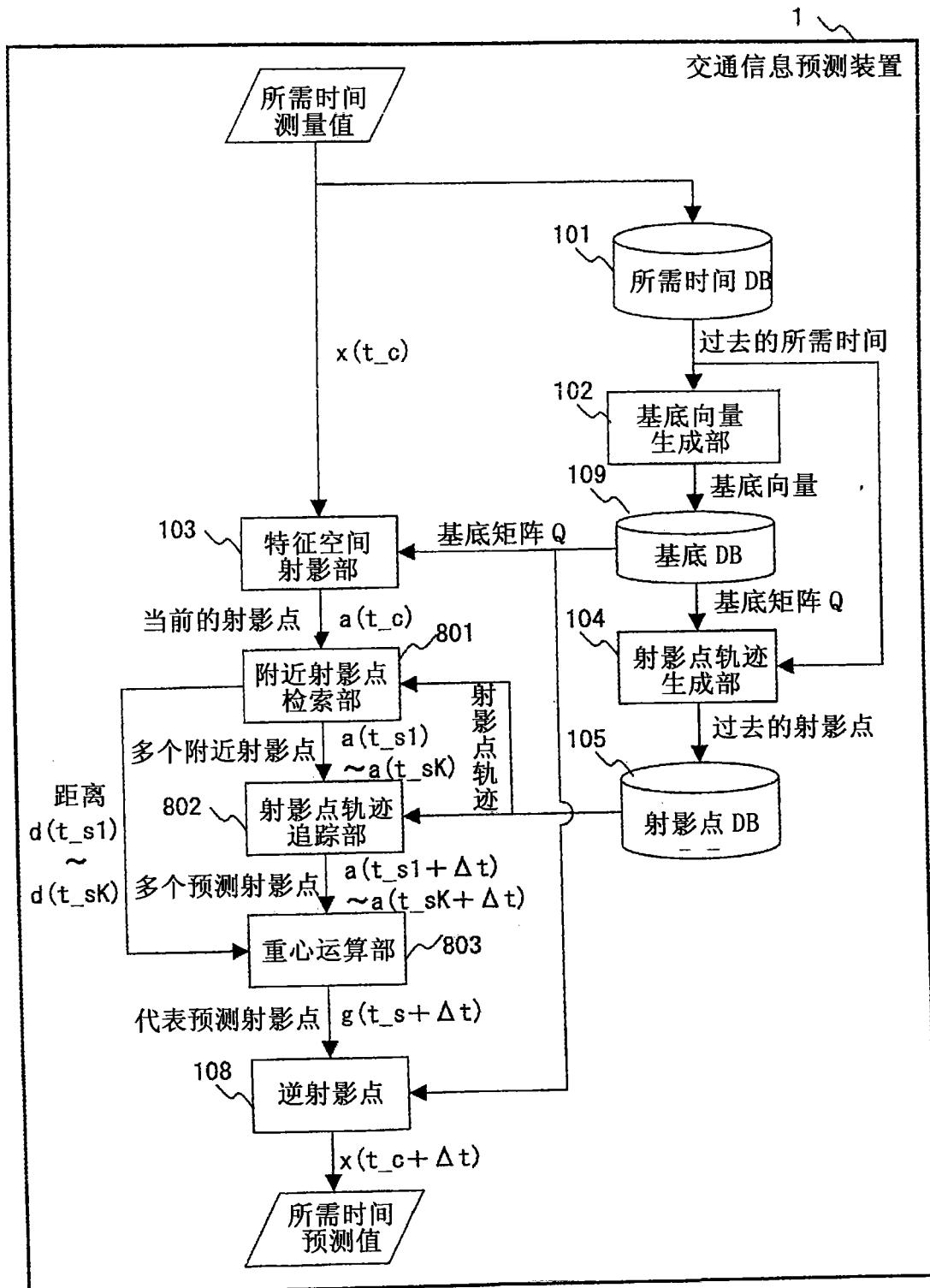


图 8

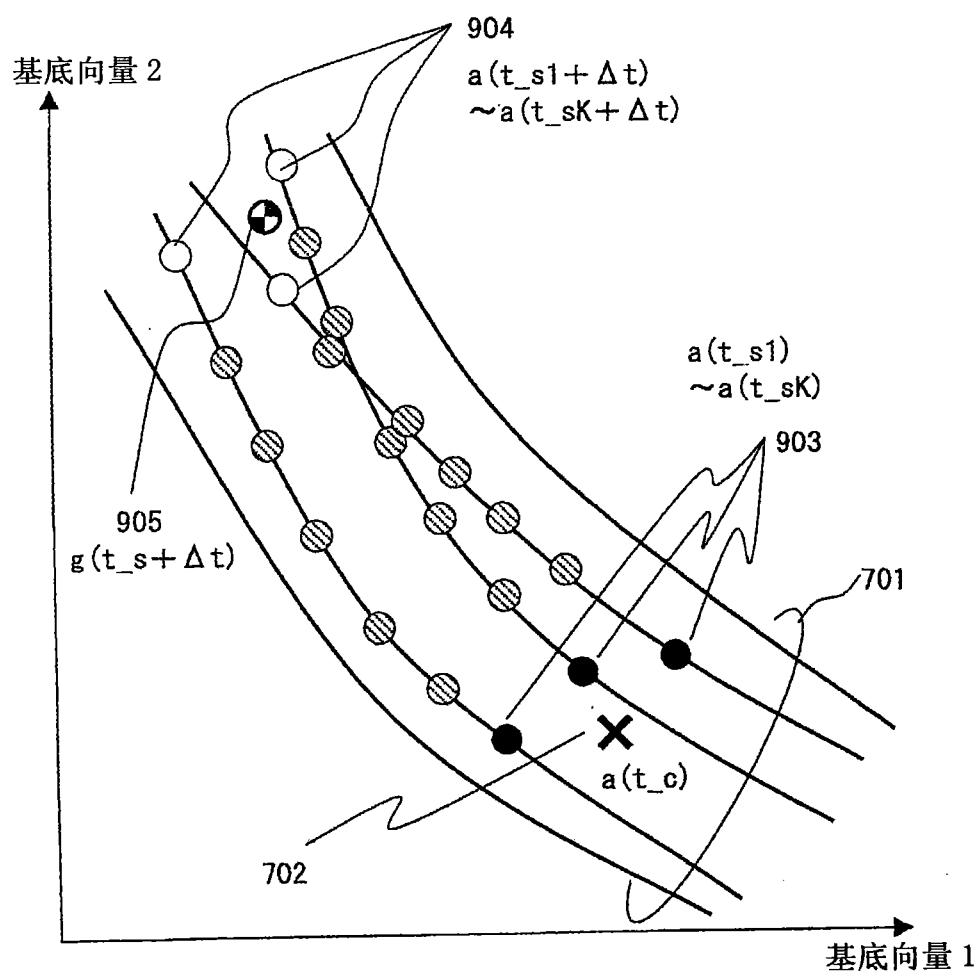


图 9

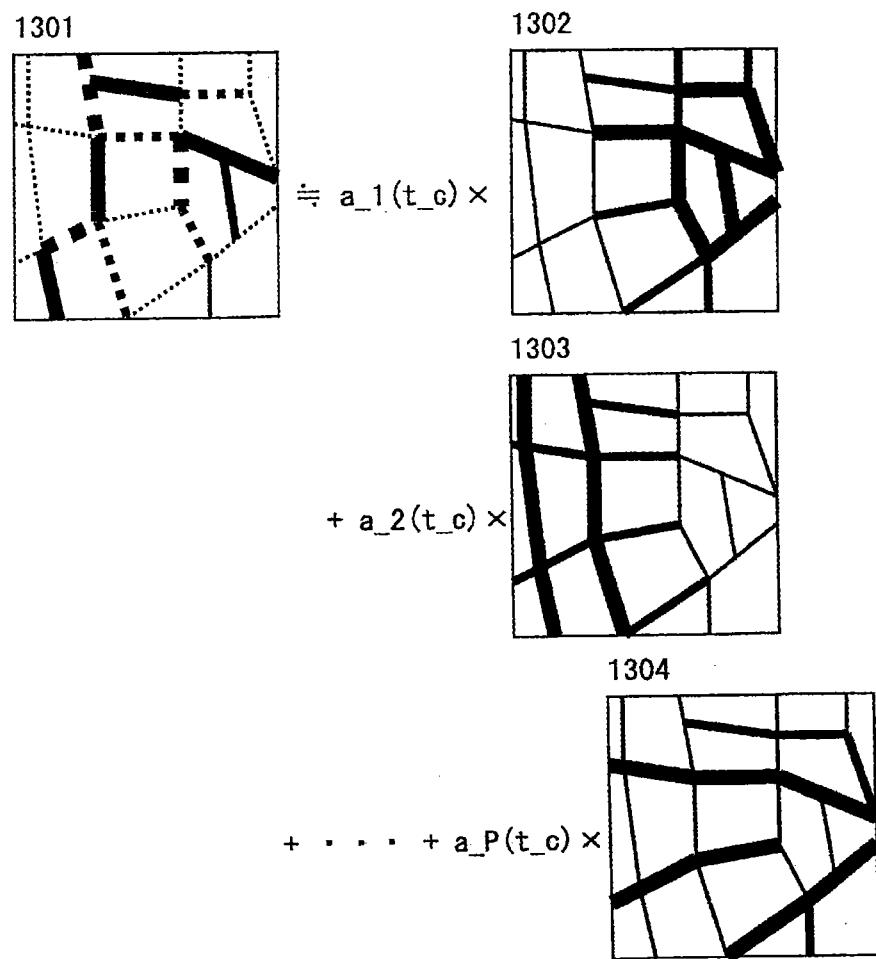


图 10

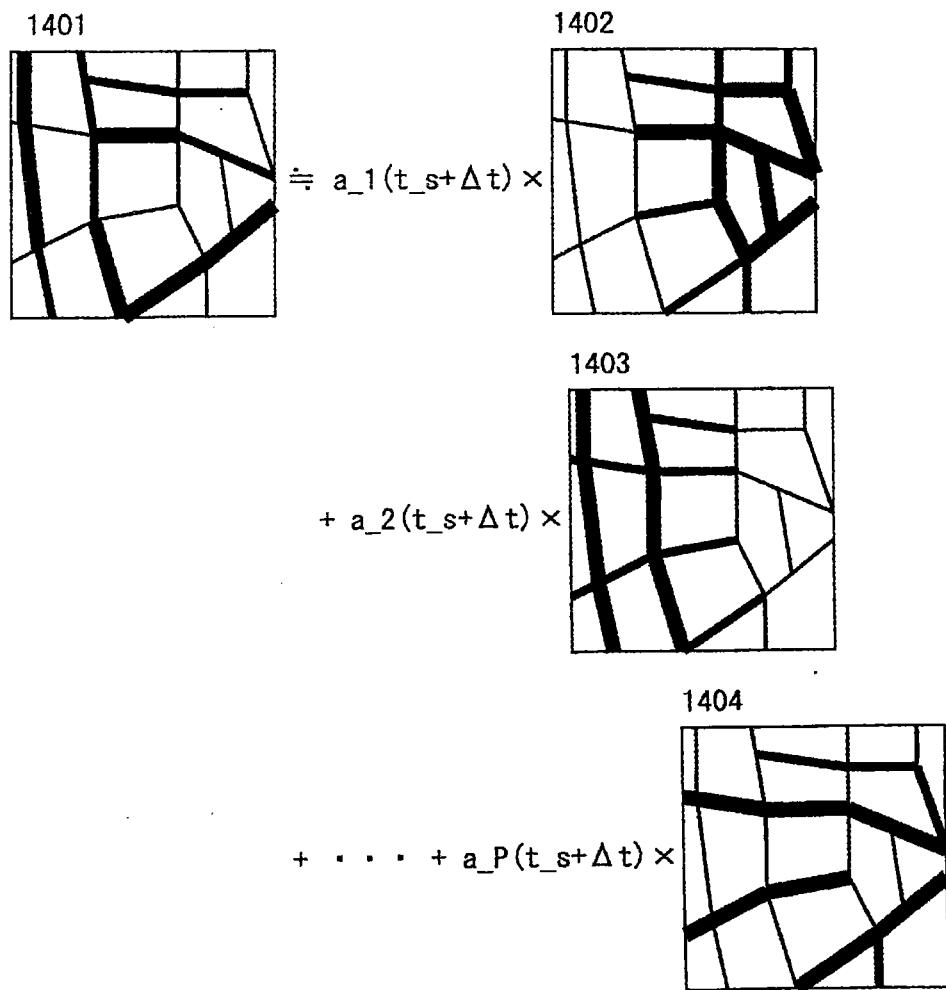


图 11