

美国犹他州 Lehi 地区交通流的图模型建构与马尔科夫过程分析

作者: 黄博

学号: 253108120147

标题: 美国犹他州 Lehi 地区交通流的图模型建构与马尔科夫过程分析

代码/数据仓库: <https://github.com/BobHuangC/MATH4704-MarkovTraffic>

摘要

本文首先将美国 Utah 州 Lehi 地区及 Highland 地区的城市交通网络抽象为由八个区域构成的**交通流图模型**，再在此基础上引入马尔科夫过程，对区域间的交通流进行建模与预测，从而为市政部门提供辅助决策依据。研究区域被划分为八个部分，包括四个城区（东北、西北、西南、东南）和四个城外区域（对应各城区以外的部分）。利用 2023 年全年以 1 小时为间隔、由位于不同区域边界的连续计数站（Continuous Counting Stations, CCS）统计的车辆数量数据，我们在构造交通流图模型的同时，对区域间的车辆流动进行了定量分析。

在该图模型上，我们尝试了时齐 / 非时齐的离散 / 连续马尔科夫过程。对于离散时间马尔科夫过程，我们基于图的边权计算了 k 步转移概率矩阵，验证了 Chapman–Kolmogorov 方程，并在时齐假设下计算极限分布与平稳分布；随后采用线性模型拟合时间相关的转移概率矩阵，构造了简单的非时齐离散马尔科夫过程模型，对交通流量进行预测。对于连续时间马尔科夫过程，我们利用多步转移概率在图上拟合 Q 矩阵，在时齐与非时齐两种假设下分别计算平稳分布与预测分布，并对预测效果进行比较。

实验结果表明，在统一的交通流图模型下，非时齐连续马尔科夫过程在预测交通流方面具有较好的效果。该模型可以为市政部门提供较为准确的交通流预测，帮助其在高峰时段优化交通信号灯设置、合理规划疏导路线、提升道路利用效率以及制定应急预案等方面提供科学依据。与此同时，由于数据粒度和空间分辨率的限制，当前图模型仍然处于“区域层面”的粗粒度建模阶段；若未来能在街道层面获取更高分辨率数据，则同样的图模型与马尔科夫方法有望实现更精确的交通预测与管控。

关键词：交通流图模型，马尔科夫过程，非时齐马尔科夫过程，连续计数站，转移速率矩阵

第一章 简介

1.1 研究背景与目标

城市交通系统可以自然地被看作一个由区域和道路构成的**网络**：节点代表空间区域或路口，边代表道路或通道，车辆在网络中沿着边不断流动。因此，将交通系统建模为**图模型**，并在图上引入适当的动态过程，是分析和预测交通流的一个自然思路。

本文以美国 Utah 州 Lehi 地区及其周边的 Highland 区域为研究对象，利用 2023 年全年 CCS 交通数据，将该地区的交通网络抽象为一个有限节点的有向加权图，并进一步用离散与连续马尔科夫过程刻画车辆在图上的随机流动规律，最终实现对不同区域车辆数量随时间变化的预测。

1.2 交通流与图模型

交通流理论关注车辆、驾驶员和基础设施之间的相互作用。传统模型包括连续介质模型（如 LWR 模型）、排队论模型以及元胞自动机模型等。相比之下，本文采用的思路是：

1. 先在空间上把研究区域抽象为一个**有限节点的交通流图模型**；
2. 再在此图上引入马尔科夫过程描述车辆的随机流动。

该思路的优势在于：

- 图模型天然反映了区域间的连接关系和“谁能到谁”；
- 马尔科夫过程则在图上提供了一个简单、可计算的随机动态模型。

1.3 马尔科夫过程

马尔科夫过程是一类满足“无记忆”性质的随机过程：在给定当前状态的条件下，未来状态只与当前状态有关，与更久远的历史状态无关。本文中主要涉及两种形式：

- **离散时间马尔科夫链 (DTMC)**：时间以整数步计（如每小时），系统状态在有限状态空间 $S = S_1, \dots, S_8$ 中跳转，其一阶转移由矩阵 $P(t)$ 表示。
- **连续时间马尔科夫链 (CTMC)**：时间连续，状态跳变由速率矩阵 $(Q(t))$ 控制，短时间内从状态 i 到 j 的转移概率近似为 $(q_{ij}(t), \Delta t)$ 。

根据转移概率是否随时间变化，马尔科夫过程又分为**时齐（齐次）与非时齐（非齐次**两类。本文会在统一的图模型之上比较这几种建模方式在交通预测中的表现。

第二章 Problem Setting: Lehi 交通流图模型的建立

本章详细描述如何从实际的 Lehi 地区道路与 CCS 数据出发，构造出一个用于交通分析的**图模型** $G = (V, E, W)$ 。

2.1 研究区域与道路网络

研究区域包括 Lehi 市及其东侧的 Highland 市。在 Google 地图和 World Street 地图上，研究区域被框定在一个矩形范围内，主要涵盖城市核心区及其对外连接通道（见图 2-1）

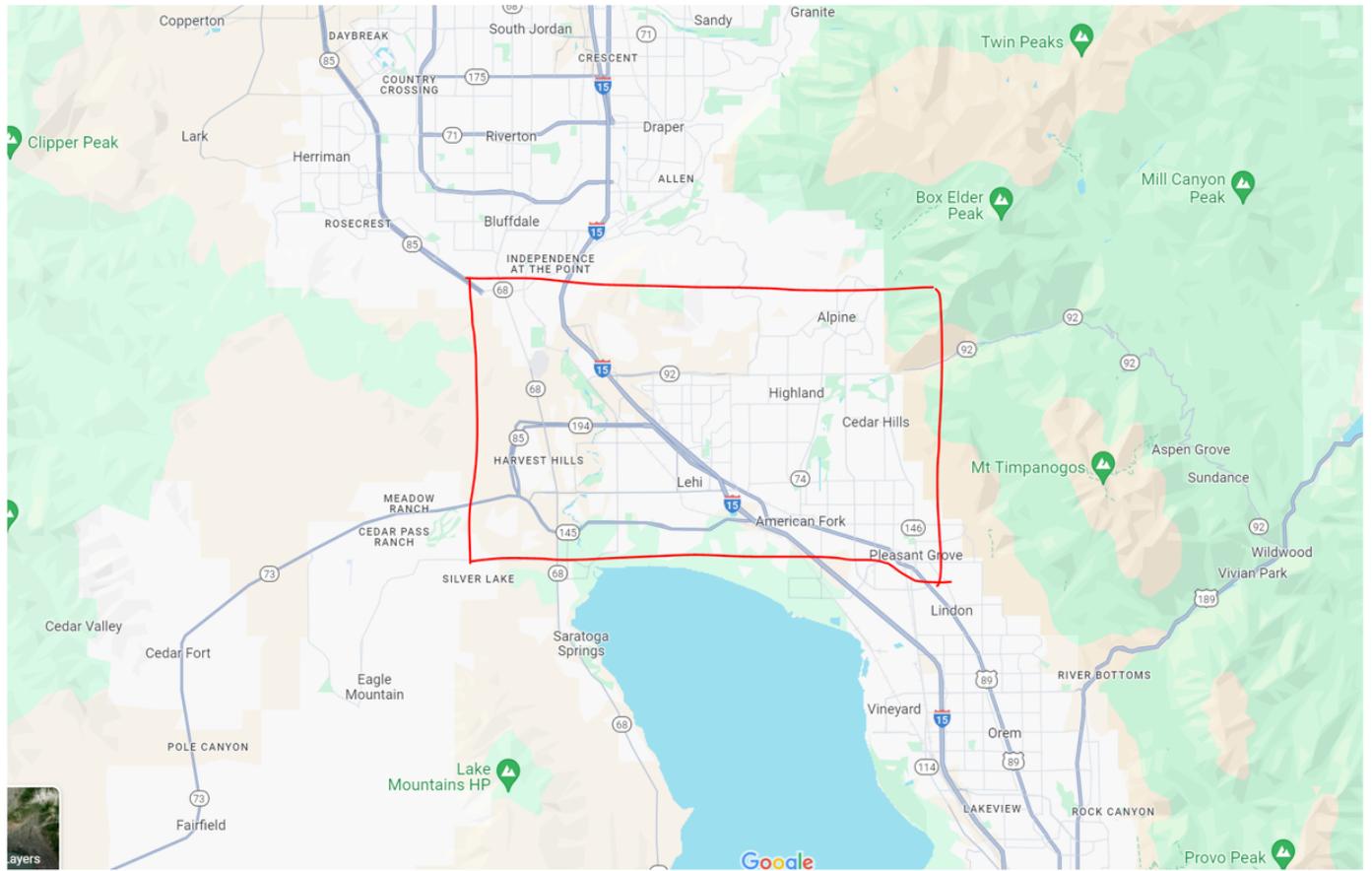


图 2-1 Utah, Lehi 地区的 Google 地图, 红圈部分即为本次研究的 Lehi 地区及周边地区

由地图可以发现, Lehi 地区的外部主要有四条通道, 分别对应东北通道, 东南通向 Orem 市通道, 西北通向 Bluffdale 市通道, 以及西南通向 Eagle Mountain 方向的通道.

2.2 区域划分: 图的顶点集合 (V)

为了在有限维度上建模交通流, 我们不以“道路”或“路口”为单位, 而是根据 CCS 分布与行政区划, 将研究区域划分为八个子区域:

- **城区区域:** Region 1, 2, 3, 4 (分别对应 Lehi + Highland 内部的东北、西北、西南、东南四块城区) ;
- **城外区域:** Region 5, 6, 7, 8 (分别对应与四个方向外部城市相连的郊外 / 高速入口区域) 。

我们将每个 Region 视为图中的一个顶点:

$$V = S_1, S_2, \dots, S_8, \quad S_i \leftrightarrow \text{Region i}$$

图上的状态“车辆位于顶点 (S_i)”即表示该车辆目前处在第 i 个区域。

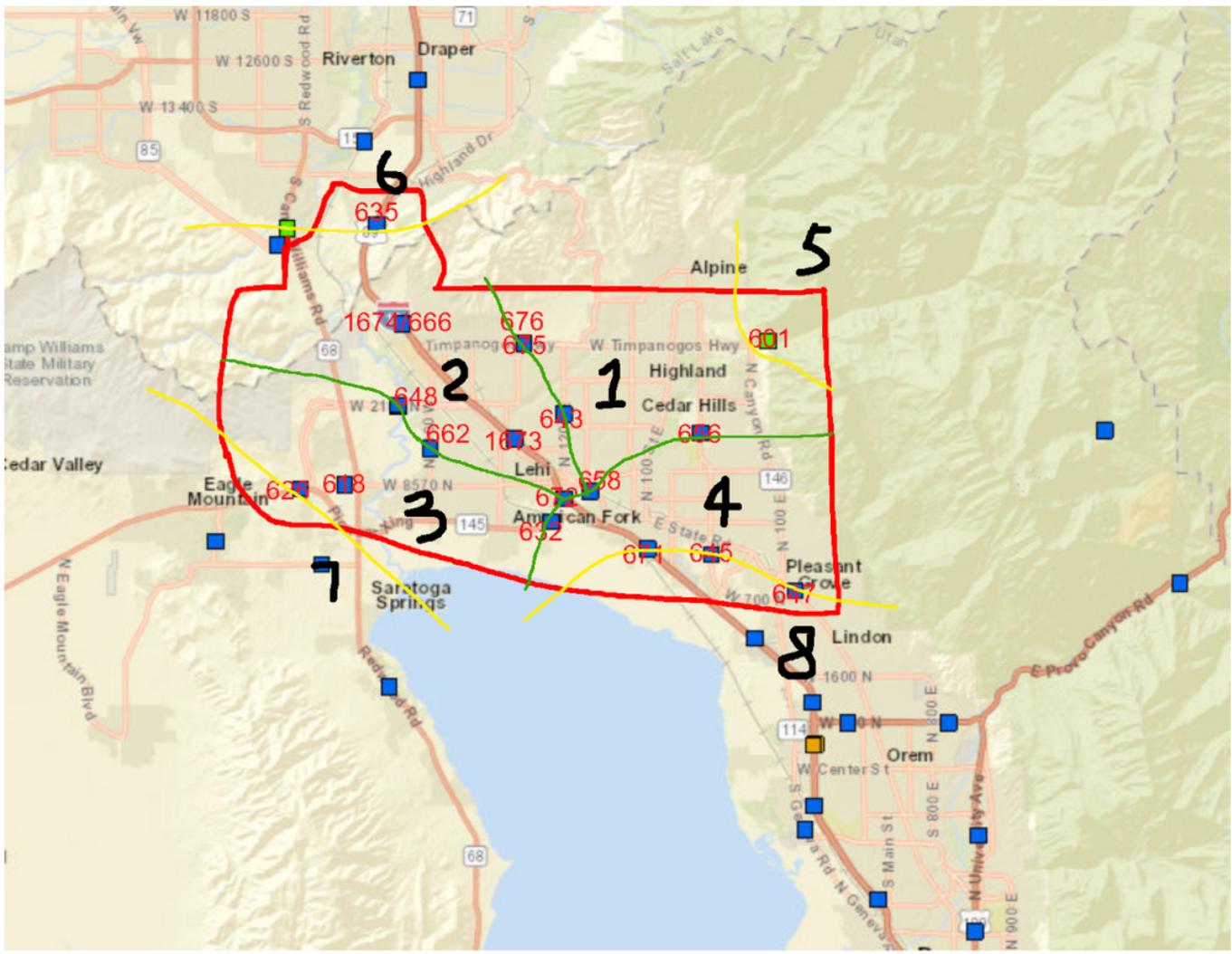


图 2-2 Utah, Lehi 地区的 World Street 格式地图,

description: 图中蓝色和橙色的方块点表示连续计数站 (CCS), 计数站上的数字表示该站点的 CCS 编号,

红圈内部围成的区域表示我们具体建模研究交通流的区域 (基本与 Lehi 地区 +Highland 地区的行政区域相重合),

四条绿线表示对于 CCS 的分布对于 Lehi 地区的内部城区的划分, 划分形成了 Region 1, Region 2, Region 3, Region 4 四个城区区域

四条淡黄线表示基于 CCS 对 Lehi 地区的车辆进出关卡的划分, 基于四条黄线划分形成了 Region 5, Region 6, Region 7, Region 8 四个城外区域

2.3 连续计数站 CCS 与边集合 (E)

Utah 州在主要道路上布置了多个连续计数站 (CCS) , 每个站点记录通过该点的车辆数, 时间间隔为 1 小时。图 2-2 中蓝色和橙色小方块即为 CCS 的位置, 数字为 CCS 编号。

这些 CCS 大多位于区域边界或重要通道上, 我们利用它们来推断不同区域之间的车辆转移。具体做法是:

- 若存在一组 CCS，能够统计“从 Region i 流向 Region j 的车辆数”，就认定在图中存在一条有向边 (S_i, S_j) ；
- 同理，若统计到双向交通，则在图中加入 (S_i, S_j) 与 (S_j, S_i) 两条边。

这样，所有可观测到的区域间车辆流动通道共同构成图的**有向边集合 (E)**。

从结构上看，图 (G) 是一个稀疏的有向图：每个区域只与少数相邻区域相连，对应于现实中的“相邻城区或对外通道”。

2.4 边权与时间粒度：权重函数 (W)

CCS 数据为每一小时内的通过车辆数提供统计值，例如某天 10:00–11:00 不同区域之间的转移车流量表(表 3-2)就给出了从 Region i 到 Region j 的车辆数量。

3.2.2 某日内部分时间段内不同区域之间车辆转移数量

表 3-2 2023-01-04 10:00 至 11:00 时间段内不同区域之间车辆转移数量

10:00 区域 \ 11:00 区域	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4	区域 5	区域 6	区域 7	区域 8
区域 1	13611	1375	0	0	29	0	0	0
区域 2	1166	23197	1508	4404	0	5125	0	0
区域 3	0	1068	36894	1413	0	0	755	0
区域 4	0	5118	993	61746	0	0	0	5709
区域 5	20	0	0	0	15200	0	0	0
区域 6	0	5334	0	0	0	100451	0	0
区域 7	0	0	1094	0	0	0	40212	0
区域 8	0	0	0	6723	0	0	0	93828

在此基础上，我们为每条边 (S_i, S_j) 定义时间相关的边权：

- **流量权值（绝对数）**

$f_{ij}(m)$ = 在第 m 小时内，从 Region i 到 Region j 的车辆数

- **转移概率权值（相对比例）**

$$p_{ij}^{(1)}(m) = \frac{f_{ij}(m)}{\text{第 } m \text{ 小时开始时 Region i 中车辆总数}}$$

其中 (m) 为小时级时间索引。这样定义的 $p_{ij}^{(1)}(m)$ 就是图上从顶点 i 到顶点 j 的“1 步转移概率”。

由于原始数据以小时为粒度，我们采用**离散时间步长 ($\Delta t = 1$) 小时**。在这一粒度下，可以合理假设车辆在一个时间步内最多只会从当前区域移动到相邻区域或停留原地，而不会跨越多个区域

2.5 马尔科夫性假设与状态空间

从统计学视角看，在给定某一时刻各区域车辆数分布的条件下，下一时刻车辆在各区域的分布主要由当前分布和转移规律决定，与更早时间的分布关系较弱。因此我们做出马尔科夫性假设：

在小时级时间尺度下，车辆位置的随机过程 (X_t) 仅依赖于当前时刻状态，即

$$\mathbb{P}(X_{t+1} = S_j \mid X_t = S_i, \text{过去}) = \mathbb{P}(X_{t+1} = S_j \mid X_t = S_i)$$

于是，我们在前述图模型上得到一个有限状态的马尔科夫过程： $X_T := X(t), t \in T$

其中 $X(T)$ 表示研究区域内任一车辆在时刻 (t) 的位置状态。

建立的有限状态马尔科夫状态空间定义为：

- 状态 i S_i ：车辆位于 Region i

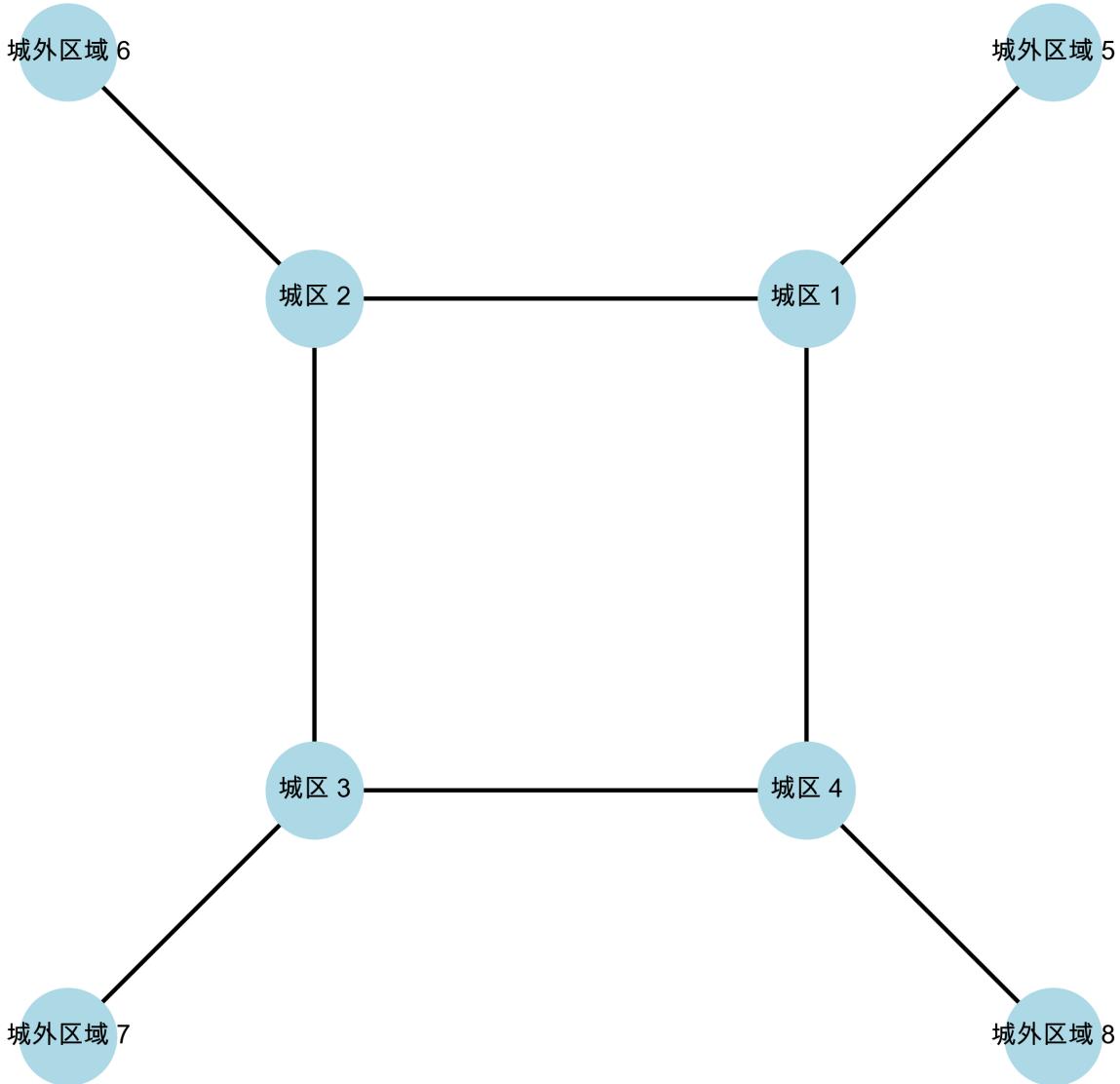
因此状态空间 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_8\}$

因此建模得到有限状态马尔科夫过程 X_T

2.6 图模型总结

到这里为止，我们的图模型已经完全确定：

- 顶点：8 个区域；
- 有向边：由 CCS 所揭示的区域间可达关系；
- 边权：来自 CCS 数据的流量或转移概率，随时间变化；
- 动态：在该图上运行的马尔科夫过程（离散或连续时间）。



第三章 交通流图模型上的马尔科夫过程建模与实验

本章在第二章给出的八节点交通流图模型 $G = (V, E)$ 基础上，分别采用时齐离散时间马尔科夫链与连续时间马尔科夫链对车辆在区域之间的流动进行建模与实验。离散模型直接利用 1 小时时颗粒度的 CCS 数据；连续模型则在此基础上进一步估计转移速率矩阵 $Q(t)$ ，以更精细地刻画交通流的动态变化。

3.1 时齐离散时间马尔科夫链建模与实验

3.1.1 数据时间颗粒度与原始统计

离散时间马尔科夫建模遵循原始 CCS 数据的时间颗粒度，即以 **1 小时**为一个离散时间步长。

对给定日期（例如 2023-01-04），我们统计了不同时间节点各区域的车辆总数，用于估计状态分布；示例如下：

表 3-1 2023-01-04 部分时间节点不同区域车辆数量

时间节点	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4	区域 5	区域 6	区域 7	区域 8
00:00	16916	35858	35858	63663	15185	109641	46026	103826
01:00	16943	35946	35707	63602	15179	109742	46116	103738
02:00	16967	35905	35620	63649	15183	109826	46160	103663
03:00	16969	35914	35586	63688	15181	109895	46145	103595
...
23:00	16035	44588	33862	61584	15192	110606	47168	97938
24:00(00:00 of 01-05)	16108	44623	33656	61377	15184	110833	47354	97838

同时，我们利用 CCS 记录的流量，构造某些时间段内**区域间的转移车辆数表**（从 Region i 到 Region j 的车流量），以此估计 1 步转移概率。

3.2.2 某日内部分时间段内不同区域之间车辆转移数量

表 3-2 2023-01-04 10:00 至 11:00 时间段内不同区域之间车辆转移数量

10:00 区域 \ 11:00 区域	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4	区域 5	区域 6	区域 7	区域 8
区域 1	13611	1375	0	0	29	0	0	0
区域 2	1166	23197	1508	4404	0	5125	0	0
区域 3	0	1068	36894	1413	0	0	755	0
区域 4	0	5118	993	61746	0	0	0	5709
区域 5	20	0	0	0	15200	0	0	0
区域 6	0	5334	0	0	0	100451	0	0
区域 7	0	0	1094	0	0	0	40212	0
区域 8	0	0	0	6723	0	0	0	93828

3.1.2 1 步与 k 步转移概率矩阵

在 1 小时步长下，定义离散时间马尔科夫链 $X_{n \in \mathbb{N}}$ ，状态空间为 $S = \{S_1, \dots, S_8\}$

其中 S_i 表示“车辆处于 Region i”。对于第 (m) 个时间段 (m) 点至 (m+1) 点，从 S_i 到 S_j 的 1 步转移概率定义为

$$P_{ij}^{(1)}(m) = \frac{\text{在 } m : 00 - (m + 1) : 00 \text{ 期间从 Region } i \text{ 流向 Region } j \text{ 的车辆数}}{m \text{ 时刻 Region } i \text{ 内的车辆总数}}$$

在假定“1 小时时间内车辆只能在相邻区域间流动或停留”的条件下，上式给出的 $P^{(1)}(m)$ 是一个与图结构一致的稀疏矩阵（非零项只出现在存在有向边 (S_i, S_j) 的位置）。

对任意 $k \geq 1$ ，k 步转移概率定义为 $P^{(k)} ij(m) = \mathbb{P}(Xm + k = S_j | X_m = S_i)$

由马尔科夫性质可得递推关系 $P^{(k+l)}(m) = P^{(k)}(m), P^{(l)}(m+k)$

在局部时间范围内若近似认为转移概率不随时间变化，即 $P^{(1)}(m) \approx P$ ，则模型退化为时齐离散马尔科夫链，此时有

$$P^{(k)} = P^k, \quad P^{(k+l)} = P^{(k)} P^{(l)}$$

3.1.3 k 步转移实验与 Chapman–Kolmogorov 方程验证

我们在某一时间段选择具体的 (m, k, l) ，用两种方式计算 $P^{(k+l)}(m)$ ：

1. 直接利用数据估计 $P^{(k+l)}(m)$ ；

2. 利用 1 步或多步转移矩阵，通过

$$P^{(k+l)}(m) \approx P^{(k)}(m), P^{(l)}(m+k)$$

进行矩阵乘法得到理论值。

表 3-4 $P^{k+l}(m)$

区域	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4	区域 5	区域 6	区域 7	区域 8
区域 1	0.2506058	0.1693671	0.0646380	0.1358869	0.0158096	0.2600794	0.016994	0.0866184
区域 2	0.0495052	0.1262049	0.0994541	0.1593780	0.0013739	0.3448476	0.0438547	0.1753812
区域 3	0.0276242	0.1102931	0.2518682	0.1556875	0.0003426	0.1305146	0.1850447	0.1386246
区域 4	0.0322355	0.1092912	0.0846435	0.2240014	0.0005065	0.163675	0.0274415	0.3582043
区域 5	0.0174510	0.0049318	0.0005777	0.0017172	0.972232	0.0025630	0.0000694	0.0004570
区域 6	0.0360223	0.1325303	0.0443310	0.0942868	0.0005163	0.6213757	0.0119326	0.0590044
区域 7	0.0063437	0.0370743	0.1562929	0.0430774	0.0000470	0.0269624	0.7060095	0.0241923
区域 8	0.0160048	0.0814676	0.0502231	0.2398649	0.0001346	0.069027	0.0101358	0.5331414

从表 3-4 可以看出，两种方式得到的转移矩阵高度接近，因此 Chapman–Kolmogorov 方程成立，说明离散时间马尔科夫过程在图模型上的建模仍能够很好地拟合原始数据的动态行为。

3.1.4 非时齐离散链的线性插值扩展

为提高长期预测的准确性，我们将转移概率矩阵建模为关于时间的线性函数：

$$P(t) = tA + P_0$$

其中 $P(t)$ 为 t 时刻的 1 步转移矩阵， (A) 为待定参数矩阵， (P_0) 为初始转移矩阵。使用不同时刻的两个估计矩阵 $P(t_1), P(t_2)$ ，通过最小二乘法求解 (A, P_0) 的矩阵元素，即可得到一个简单的非时齐 DTMC。

在该模型下，我们同样计算 k 步转移概率，用以预测 20:00–21:00 期间从 Region 1 出发的车流分布：

表 3-6 20:00 - 21:00 内从区域 1 出发的真实交通流, 非时齐离散建模预测交通流, 时齐离散建模预测交通流

区域 1 出发到达的区域	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4	区域 5	区域 6	区域 7	区域 8
真实交通流	14671	814	0	0	21	0	0	0
非时齐建模预测交通流	14877	1595	0	0	64	0	0	0
时齐建模预测交通流	14010	4168	0	0	21	0	0	0

从表中可以看出，即便仅使用线性插值构造非时齐链，其预测结果也普遍优于时齐 DTMC，尤其是在高峰时段对区域 2 的流量刻画上更加接近真实值。实验结果说明：**在固定的图结构上，显式考虑时间变化能显著提升离散模型的预测性能。**

3.2 连续时间马尔科夫链建模与实验

3.2.1 引入连续时间模型的动机与基本概念

上一节离散时间模型假设车辆只在每个整点进行状态跳转，但现实交通流在时间上是连续变化的，1 小时时段跨度可能掩盖许多细节。为更精确地反映交通流的动态变化，本节在同一图模型上引入**连续时间马尔科夫链（CTMC）**。

设 $(X(t), t \geq 0)$ 为连续时间随机过程，若对任意 (t) 有

$$\mathbb{P}(X(t + \Delta t) = j | X(t) = i, X(s), s \leq t) = \mathbb{P}(X(t + \Delta t) = j | X(t) = i)$$

则称其为连续时间马尔科夫链。其核心是**生成矩阵（速率矩阵）** ($Q(t)$)。在时齐情形中，(Q) 定义为

$$q_{ij} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{\mathbb{P}(X(t + \Delta t) = j \mid X(t) = i) - \delta_{ij}}{\Delta t}$$

非对角元 $q_{ij} \geq 0$ 表示从状态 i 以单位时间跳向 j 的速率，对角元由 $q_{ii} = -\sum_{j \neq i} q_{ij}$ 保证每行和为 0。

3.2.2 Q 矩阵的估计与实验

由于原始数据仍是 1 小时粒度，我们通过**有限差分 + 线性拟合**估计 ($Q(t)$)。具体地，对给定时间段长度 (t)，根据 k 步转移概率 $p_{ij}(t)$ 估计 $\frac{p_{ij}(t) - \delta_{ij}}{t} \approx q_{ij}$

再结合多个不同 t 的样本，用最小二乘法拟合各元素 q_{ij} 。实验中，我们给出了某一典型时刻（例如 8:00）的 Q 矩阵示例：

表 4-1 线性拟合得到的 12:00 的 Q 矩阵

状态	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4	区域 5	区域 6	区域 7	区域 8
区域 1	-0.1441	0.1525	-0.0013	-0.0031	0.0024	-0.0051	-0.0001	-0.0009
区域 2	0.0531	-0.4390	0.0492	0.1823	-0.0000	0.1584	-0.0005	-0.0037
区域 3	-0.0005	0.0424	-0.1043	0.0395	-0.0000	-0.0021	0.0265	-0.0015
区域 4	-0.0008	0.0987	0.0186	-0.2109	-0.0000	-0.0036	-0.0003	0.0984
区域 5	0.0019	-0.0001	-0.0000	-0.0000	-0.0017	-0.0000	-0.0000	-0.0000
区域 6	-0.0006	0.0565	-0.0007	-0.0018	-0.0000	-0.0530	-0.0000	-0.0004
区域 7	-0.0000	-0.0004	0.0285	-0.0004	-0.0000	-0.0001	-0.0275	-0.0000
区域 8	-0.0001	-0.0016	-0.0007	0.0782	-0.0000	-0.0005	-0.0000	-0.0752

从表中可以看出，大部分非对角元对应于图中实际存在道路连接的区域对，且数值大小与该边的流量强弱相关，进一步说明 Q 的估计合理。

3.2.3 时齐 CTMC 的预测与平稳分布

在较短时间窗口内，我们假设交通流的状态转移速率近似时齐，即 $Q(t) \approx Q$ 不随 t 变化。此时， t 长度内的转移概率矩阵由矩阵指数给出：

$$P(t) = e^{Qt}$$

在给定初始分布 μ_0 的条件下， t 时间后的分布为

$$\mu(t) = \mu_0 P(t)$$

我们以 8:00 的车辆分布和对应的 Q 为例，计算平稳分布并与真实分布比较：

表 4-2 8:00 时刻的车流分布, 根据 8:00 Q 矩阵计算得到的平稳分布

区域	区域 1	区域 2	区域 3	区域 4	区域 5	区域 6	区域 7	区域 8
8:00 时刻的车流分布	16150	36407	39751	68752	15191	104467	42768	103487
平稳分布	9936	36558	34845	80286	27936	119933	17330	100144

表 4-2 显示，平稳分布与实际 8:00 的车辆分布在整体趋势上相似，但在部分区域仍存在偏差。这与离散时齐模型一致：在时间变化显著的真实交通环境中，单一时齐 CTMC 难以准确刻画全天的动态，仅适合在局部时间段内近似使用。

第四章 总结与展望

本文从美国 Utah 州 Lehi 地区的实际道路网络与 CCS 数据出发，构建了一个八节点的交通流图模型，并在该图模型上系统地比较了多种马尔科夫过程建模方法的效果。主要结论包括：

1. 图模型层面：

- 区域划分为 8 个节点（4 个城区 + 4 个城外通道）能够以较低维度刻画 Lehi 及 Highland 地区的整体交通结构；
- CCS 数据自然对应于图的有向边及其时间相关权重，为构造转移矩阵提供了直接数据基础。

2. 动态建模层面：

- 利用该图模型构造的离散与连续马尔科夫链均能刻画交通流的随机性和区域间的相互作用；
- 在整日尺度上，交通流表现出明显的时间非平稳性，时齐模型难以精确预测；
- 简单线性非时齐 CTMC 在多组实验中的预测误差最小，展示了基于图模型 + 时间变参数的马尔科夫过程在交通预测中的潜力。

3. 研究不足与未来工作：

- 受数据权限限制，当前模型只能在“区域层面”进行建模，未能进一步细化到街道或路段层面；
- 时间粒度为 1 小时，无法捕捉更细微的短时波动；
- 非时齐模型目前仅采用一阶线性形式，尚未引入更复杂的时间模式（如周期性、节假日效应）。

未来可考虑在更细粒度的数据支持下，将图模型扩展到街道路口级别，引入泊松过程等方法进一步细化车辆到达与离开的随机机制，并结合更复杂的时间序列模型（如分段线性、周期函数或深度学习模

型) 刻画 $(P(t))$ 或 $(Q(t))$ 的时间结构, 从而在统一的交通流图模型框架内实现更精确、可解释的交通管理与优化。

第五章 总结与展望 (浓缩图模型版)

5.1 总结

本文基于美国 Utah 州 Lehi 地区的道路结构与 CCS 数据, 构建了一个八节点交通流图模型, 并在此基础上使用离散与连续时间马尔科夫过程对区域间车辆流动进行建模与预测。图模型将复杂交通系统抽象为节点、边与权重的组合, 使得动态过程能够在明确的拓扑约束下运行, 是本研究最核心的结构。

在该图模型上, 离散时间马尔科夫链成功捕捉了区域间车辆转移的基本模式, 并通过 Chapman-Kolmogorov 方程验证了模型的合理性; 连续时间马尔科夫链进一步利用速率矩阵描述交通在时间上的连续变化, 其中非时齐模型的预测效果最为突出。整体结果表明: 交通流图模型为各种马尔科夫过程提供了统一且可解释的建模框架, 而时间非齐次的随机动力学模型能够更有效地刻画真实交通的非平稳性。

5.2 展望

未来研究可沿以下方向拓展:

(1) 提升图模型的空间精度

若获得路段级或路口级数据, 可将当前区域级节点细化, 构建更高分辨率的图模型, 从而在瓶颈识别与局部流量预测上获得更高精度。

(2) 丰富边权与图的动态属性

未来可将车速、拥堵指数、道路容量等更多信息纳入边权, 使图模型从“流量图”扩展为“综合交通状态图”, 为更精确的动态建模创造条件。

(3) 基于图模型的交通管理与优化

在图结构之上开展节点/边重要性分析、脆弱性分析与道路改造模拟, 为交通管理部门提供可解释且可操作的决策支持。

5.3 总体评价

图模型在本研究中不仅提供了清晰的结构化描述, 也作为所有动态模型的统一载体, 使预测过程具备良好的可解释性与扩展性。随着更丰富的交通数据与图计算方法的发展, 基于图模型的交通流分析将持续展现其优势, 成为智能交通管理的重要基础工具。

附录A 参考文献及参考数据

应用随机过程第二版韩东, 熊德文, 高等教育出版社, 2023.

美国 Utah 州连续计数站的每小时交通量 (Hourly Volumes From Continuous Counting Stations (CCS)) 数据来源

<https://udot.utah.gov/connect/business/traffic-data/traffic-statistics/>,
<https://drive.google.com/drive/folders/1ZYy-WkICLOp1482vwEbTc5UvLtbWs4y>

美国 Utah 州 CCS 的拓扑结构数据来源

<https://hub.arcgis.com/datasets/017ab39594bc4e37964884ac31e8bff4/explore?location=37.365873%2C-112.725309%2C6.00>

美国 Utah 州人均车辆数据来源

https://en.wikipedia.org/wiki/List_of_U.S._states_by_vehicles_per_capita

美国 Utah 州 Lehi 地区, Highland 地区, American Fork 地区, Pleasant Grove 地区, Heber City, Bluffdale, Herriman, Draper, Eagle Mountain, Lindon, Orem, Vineyard 地区人口数据来源 <https://datacommons.org/place/geoid/4944320>

美国 Utah 州的 Google 地图数据来源

<https://www.google.com/maps/@40.41817,-111.8277396,11.25z?entry=ttu>