

# 首达时间 $H(i, i) \neq 0$ 时的修正本征时间

林清浩<sup>1,2</sup> 黄煜可<sup>1,2</sup> (通讯作者)

1 北京邮电大学数学科学学院, 北京, 100876;

2 数学与信息网络教育部重点实验室(北京邮电大学), 北京, 100876;

**摘要:** Aldous 和 Fill 定义了本征时间, 它是一个网络全局特征, 指的是从网络中任意节点  $i$  到达节点  $j$  的期望时间。经典本征时间默认节点  $i$  回到自身的首达时间  $H(i, i) = 0$ 。但在一些研究领域, 有必要考虑节点  $i$  回到自身的首达时间, 也就是  $H(i, i) \neq 0$  的情况。由此, 本文定义了一种修正本征时间, 并给出了修正本征时间的公式、及其与经典本征时间的关系。

**关键字:** 首达时间; 本征时间; 修正本征时间

**DOI:** 10.69979/3041-0673.26.02.103

## 引言

本征时间(eigentime identity)是一个网络全局特征, 指的是从网络中任意节点  $i$  到达节点  $j$  的期望时间。本征时间刻画了网络上节点间的通行时间, 能够一定程度上反应网络的通信交流效率。本征时间一词最早由美国科学院外籍院士 David Aldous 和国际数理统计学会会士 Fill Jim<sup>[1]</sup>提出, 他们在文中证明了本征时间是一个与初始节点选取无关的定值, 并且数值上等于归一化 Laplace 矩阵的非零特征值倒数和。沃尔夫奖得主、匈牙利数学家 Lovász<sup>[2]</sup>用图谱理论方法同样证明了这一结论。图谱理论中经常用到的 Laplace 矩阵, 其还有许多用处, 例如用来计算网络上的基尔霍夫指数(Kirchhoff index)<sup>[3]</sup>。

本征时间概念中提到的期望时间指的是首达时间(hitting time 或 access time 或 first passage time, 下文用 hitting time 指代)的期望。Hitting time 是一个与网络科学相关的重要指标, 在现实应用领域有许多重要用处。例如在通信领域, 可以研究通信网络上电子的分布及通信传输时间, 以衡量网络的通信效率; 在网络安全领域, 可以用 hitting time 衡量模拟攻击者到防守端的攻击事件的时间, 以改进相关算法安全性。

本征时间有许多相关研究, 在不同网络上研究网络的本征时间往往能得到不同的有趣的结果。可逆马尔科夫链通过编号可以视作简单的无向图网络, Mao<sup>[4]</sup>研究了连续时间遍历马尔科夫链上的本征时间。还有一类经常应用本征时间指标的网络是分形网络。顾名思义, 分

形网络是一类具有分形特性的网络。因为分形对象具有良好的自相似性, 分形网络在局部拥有着整体网络相似的性质, 在此在网络规模扩大时能获得一定的规律性, 便于科学研究的展开。这是现实中复杂网络所不具备的特性, 因此分形网络是探究网络上本征时间的重要研究对象。例如: Dai 等<sup>[5]</sup>研究了带权重的 Cayley 网络, Ye-Gu-Xi<sup>[6]</sup>研究了分形花网络。一般网络的本征时间研究则可能非常复杂, 通常需要用程序模拟来研究。

本文第 2 节介绍相关基础知识, 说明转移概率矩阵与归一化 Laplace 矩阵特征值计算本征时间的区别; 第 3 节考虑节点  $i$  到自身的 hitting time 不为 0 时的情况, 得到修正本征时间以及它和经典本征时间之间的关系。

## 1 相关基础知识

给定图  $G = (V, E)$ , 其中  $V = \{1, 2, \dots, n\}$  为节点集合,  $E$  为边集合。定义图  $G$  的邻接矩阵  $A = (A_{ij})$ , 节点  $i$  的度  $d(i) = \sum_j A_{ij}$ , 总度数  $d = \sum_i d(i)$ , 度矩阵  $D = \text{diag}\{d(1), d(2), \dots, d(n)\}$ 。

图  $G$  的概率转移矩阵  $P = D^{-1}A = (p_{ij})$ , 归一化 Laplace 矩阵

$$M = D^{-\frac{1}{2}}(D - A)D^{-\frac{1}{2}} = I - D^{-\frac{1}{2}}AD^{-\frac{1}{2}} = (M_{ij}).$$

由定义有  $M = D^{\frac{1}{2}}(I - P)D^{-\frac{1}{2}}$ ,  $M$  和  $I - P$  相似。

在平稳分布状态下, 节点当前状态分布在经过转移后能够保持不变。记平稳分布  $\pi = (\pi(1), \pi(2), \dots, \pi(n))^T$ , 则需满足条件  $\begin{cases} \pi^T P = \pi^T \\ 1^T \pi = 1 \end{cases}$ , 其中  $1$  表示  $(1, 1, \dots, 1)^T$ 。对于连通、非二部图来说

$$\pi(i) = \frac{d(i)}{d}, i = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

满足平稳分布的要求, 由(1)得到的  $(\pi(1), \pi(2), \dots, \pi(n))^T$  就是图 G 上的一个平稳分布。

用记号  $H(i, j)$  表示从节点  $i$  到节点  $j$  的 hitting time。经典本征时间[1]要求  $H(i, i) = 0$ , 即一个节点自身到自身的 hitting time 为 0。

记经典本征时间为 ET, 其定义为

$$ET = \sum_{s, t} \pi(s) \pi(t) H(s, t),$$

即以平稳分布概率选取任意两个节点  $s, t$  的 hitting time  $H(s, t)$ , 遍历所有节点。在[1]中均已证明  $ET = \sum_{k=2}^n \frac{1}{1-\lambda_k}$ , 其中  $\lambda_k$  是转移概率矩阵  $P$  的特征值。记  $ET_s = \sum_t \pi(t) H(s, t)$ , [1]证明:  $ET_s$  是一个与初始点  $s$  选取无关, 只与转移概率矩阵特征值相关的定值  $\sum_{k=2}^n \frac{1}{1-\lambda_k}$ 。

在本征时间的应用[4]中, 通常使用  $ET = \sum_{k=2}^n \frac{1}{\lambda_k}$  来计算网络的本征时间。注意, 这里的  $\lambda_k$  是归一化 Laplace 矩阵  $M$  的特征值。因为  $M$  和  $I - P$  相似,  $M$  的特征值  $\lambda_M$  相对应于  $I - P$  的特征值  $1 - \lambda_P$ , 这保证了两种定义的一致性且方便计算。下文用  $M$  (或  $I - P$ ) 的特征值  $\lambda_k$  计算本征时间。

## 2 $H(i, i) \neq 0$ 时的本征时间

在一些研究领域, 有必要考虑节点  $i$  回到自身的首达时间, 即  $H(i, i) \neq 0$  的情况。这意味着节点  $i$  从自身出发, 先去往别的节点后再返回自身。下面沿用[2]中得到 hitting time 的方法, 得到  $H(i, i) \neq 0$  时的 hitting time 以及在此基础上得到修正本征时间。

根据重期望公式有

$$H(i, j) = p_{ij} \times 1 + \sum_{k \neq j} p_{ik} (1 + H(k, j)) = 1 + \sum_{k \neq j} p_{ik} H(k, j)$$

写成矩阵形式为

$$H = J + P(H - A) = J + PH - PA \quad (2)$$

这里  $J$  是全为 1 的  $n$  阶矩阵, 即  $J = 11^T$ ;  $A$  是由  $H$  的主对角线构成的矩阵, 即

$$A = \text{diag}\{H(1, 1), H(2, 2), \dots, H(n, n)\}.$$

在(2)等式两边同时左乘  $\pi^T$ , 将会得到

$$1^T = (\pi(1)H(1, 1), \pi(2)H(2, 2), \dots, \pi(n)H(n, n)),$$

由此算得  $H(i, i) = \frac{1}{\pi(i)} = \frac{d}{d(i)}$  和  $A = dD^{-1}$ 。若将图视为马尔科夫过程, 则此结论与节点的返回时间相符合。

于是等式(2)可以改写成

$$(I - P)H = J - dPD^{-1} \quad (3)$$

求解(3)式中的  $H$  转而求解方程组

$$\begin{cases} (I - P)X = J - dPD^{-1} \\ X(i, i) = \frac{1}{\pi(i)}, \forall i \in V \end{cases} \quad (4)$$

观察(4)式与[2]求解过程中得到的方程组

$$\begin{cases} (I - P)X = J - dD^{-1} \\ X(i, i) = 0, \forall i \in V \end{cases}$$

发现两者在  $X(i, j), i \neq j$  处是同解的, 后者的解形式为

$$H(i, j) = \begin{cases} d \sum_{k=2}^n \frac{1}{\lambda_k} \left( \frac{v_{kj}^2}{d(j)} - \frac{v_{ki}v_{kj}}{\sqrt{d(i)d(j)}} \right), i \neq j, \\ 0, i = j \end{cases}$$

因此方程组(4)的解具体形式为

$$H(i, j) = \begin{cases} d \sum_{k=2}^n \frac{1}{\lambda_k} \left( \frac{v_{kj}^2}{d(j)} - \frac{v_{ki}v_{kj}}{\sqrt{d(i)d(j)}} \right), i \neq j, \\ \frac{d}{d(i)}, i = j \end{cases},$$

其中  $v_{ki}$  是  $M$  的  $\lambda_k$  特征值对应的单位正交向量的第  $i$  个分量。

最后求解  $H(i, i) \neq 0$  时的本征时间, 由于是同解, 结论也是类似。定义修正本征时间为  $\widetilde{ET}$ , 有

$$\begin{aligned} \widetilde{ET}_i &= \sum_j \pi(j) H(i, j) = \pi(i) H(i, i) + \sum_{j \neq i} \pi(j) H(i, j) \\ &= 1 + ET_i = 1 + \sum_{k=2}^n \frac{1}{\lambda_k}, \end{aligned}$$

$$\widetilde{ET} = \sum_i \pi(i) \widetilde{ET}_i = \left( 1 + \sum_{k=2}^n \frac{1}{\lambda_k} \right) \sum_i \pi(i) = 1 + \sum_{k=2}^n \frac{1}{\lambda_k},$$

这就是本文的两个主要定理。

定理 1. [修正本征时间与经典本征时间的关系]  $H(i, i) = 0$  时的修正本征时间  $\widetilde{ET}$  等于  $H(i, i) = 0$  时的经典本征时间  $ET$  加 1, 即  $\widetilde{ET} = 1 + ET$ 。

定理 2. [运用特征值计算修正本征时间] 修正本征时间

$$\widetilde{ET} = 1 + ET = 1 + \sum_{k=2}^n \frac{1}{\lambda_k}$$

其中  $\lambda_k$  是归一化 Laplace 矩阵的特征值。

### 3 总结

本文介绍了本征时间的研究背景与基础知识。经典本征时间 ET 要求  $H(i, i) = 0$ , 本文考虑  $H(i, i) \neq 0$  时的修正本征时间  $\widetilde{ET}$ 。得到了修正本征时间的表达式  $\widetilde{ET} = 1 + \sum_{k=2} \frac{1}{\lambda_k}$  以及关系式  $\widetilde{ET} = 1 + ET$ 。

### 参考文献

[1] Aldous D, Fill J. Reversible Markov chains and random walks on graphs, 2002[J]. Unfinished monograph, recompiled, 2014, 2002.  
[2] Lovász L. Random walks on graphs[J]. Combinatorics, Paul erdos is eighty, 1993, 2(1-46): 4.

[3] Wang D, Zeng C, Zhao Z, et al. Kirchhoff index of a class of polygon networks[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2023, 168: 113149.  
[4] Mao Y H. The eigentime identity for continuous-time ergodic Markov chains[J]. Journal of applied probability, 2004, 41(4): 1071-1080.  
[5] Dai M, Wang X, Zong Y, et al. First-order network coherence and eigentime identity on the weighted Cayley networks[J]. Fractals, 2017, 25(05): 1750049.  
[6] Ye Q, Gu J, Xi L. Eigentime identities of fractal flower networks[J]. Fractals, 2019, 27(02): 1950008.