# 复杂网络中的路径学习

简介——现在人们对复杂网络中的导航的研究与将其的动态结果和网络的拓扑结构特性联系起来抱有浓厚的兴趣。导航这一概念意味着一个智能体（或漫步者）必须从网络中的源节点s移动到目标节点t。两个极端的导航方案，随机漫步或者定向漫步导航，已经引起了人们的注意。在前一种方案下，漫步者备放置在一个给定的节点上并且每一步都以一种完全随机的方式[1-3]移动到它的其中一个相邻节点。在一个相似的问题下，漫步者可以使用（依照）一个可以随着整个网络一同动态地转变的加权转移概率（进行移动）[4]。在第二种方案下，漫步者通过询问（并且支付代价）有关访问每一节点的最佳选择的信息从而选择最短的路径移动到目标。这一策略允许其使用最小的步数达到目标。[5-8]。处于这两种极端之间的方案也已经纳入考虑之中。拥有有限信息的定向导航已经被以假定每一漫步者所得的每个节点的信息是不完全的这一方式加以探索[9]。缺失信息的结果是相较于实际的最短路径，经历的路程大幅增加了。最近我们中的一人思考了漫步者能够支付（正确的）访问每一节点的信息（的代价）或者随机的遵循一条可用的路径（这两种情况下的）复杂网络中的最佳导航问题。由于这两种恒定的代价是与路径相关联的，漫步者可以通过求得与完整轨迹相关的的最小代价做出一个最佳的决定。

虽然学习是一个在实际导航中出现的重要的现象，但没有一种方案明确的指出这一点。为了填补这一空白，这篇论文通过考察漫步者如何在复杂网络中学习路径来解决这一问题。在学习过程中其获取了有关全部最短路径的知识并且能够在不支付任何额外信息的代价的情况下做出最佳的导航。这个基本的假设是通过模仿蒙特卡洛强化学习框架[11-13]来从线上经验中获得信息。我们展示了在一个给定的复杂网络中学习路径的难度和速度是与其拓扑结构密切相关的。

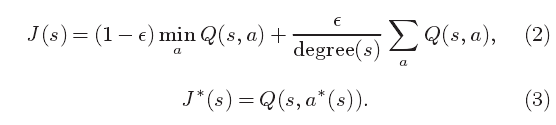
让我们回顾一下一个同样在有关在一个给定的复杂网络中特殊节点的可检索性的导航问题的论文中被考虑的特定的实际问题[14-21]。这个问题的灵感来自于一个有关个人被要求向一个特殊的目标任务送信的经典的研究。如果个人认识那个目标，那封信就应该送达此人，否则，它就应该被送到一个更可能认识目标的朋友的手中。正如我们会在之后看到的，这个被解决的问题同样与达到网络中的确定节点的难度有关。

量化研究——我们从一个具有n个节点的集合V (G) = {1,2,...,t,...,n}的网络G开始，其中t是一个被命名为目标（target）的特殊的节点。假设N(i)表示与节点i相邻的节点，即与节点i相连并且能从i出发一步到达的节点j的集合1。我们定义一个路径η为从给定的起点s到目标t的完整路径，或者漫步者遵循的步数小于mn的路径，其中m是总节点数n的倍数。这个η-路径是目前调查研究的一个基本的定义，因为线上经验的的概念是基于把问题划分为问题的片段。此外，为了确保过去的结论依旧可用并且漫步者可以从经验中学习，我们必须以网络节点数的m倍来限制η的持续时间。路径将按顺序被编号，比如说η= 1,2,...,Nη。

假设Q（s，a）是漫步者从节点s出发并且一步步向a ∈N(s)前进到达目标t所预期的步数。我们的方法的本质是基于前一路径使用所谓的初次访问蒙特卡洛算法（FVMCA）来估计Q（s，a），其中s ∈ V (G)和a ∈N(s)[11-13]。它相当于在节点s之后访问并且选择行动a ∈N(s)来通过η’s到达目标t所用的平均步数。从Q(s,a)的定义中明确的表明了从节点s开始遵循的合适的最佳路径a\*（s）以致Q（s，a\*（s））相较于穿过其他s的相邻节点的路径可以达到最小步数：



对于一个给定的η，认为漫步者是在节点S∈V（G）上并且希望达到节点t。如果漫步者是第一次到达次节点，那么漫步者会在此步中随机的遵循一条可用的路径。另一种情况下，如果它曾经到达过此节点，它会以(1− ε+ ε/degree(s))的概率遵循a\*给定的最优的方向并且以ε/degree(s)的概率遵循一条最记得可能的路径。必须指出的一点是，不断地学习是必不可少的因为漫步者不是总遵循着假定的最优路径。假如漫步者始终遵循着假定的最佳路径边不需要进一步的学习了。这个允许漫步者在一个全局非零的概率ε下选择任何与给定的节点s的相邻节点的策略称为ε-软策略（ε-soft policy）。在ε→0的极限下可以达到ε-贪婪的策略。FVMCA的适应于评估学习过程的关键步骤被呈现在算法（表1）中。通过使用这个算法，基于漫步者现有的知识，例如：

，人们可以估算从节点s到达目标节点t的J(s)的代价与J\*（s）的最优代价。

虽然J（s）反映了实际上当漫步者遵从FVMCA时从s到t的代价，我们注意到J\*（s）更恰当的反映了当前漫步者有关网络中路径的知识等级。此外，如果漫步者决定停止学习并且Q(s,a)在没有学习的情况下被估计，那么这就是他/她将要面对的从节点s到达目标节点t的代价。

漫步者重复了很多遍FVMCA的节点(η → Nη>>1),J\*(s)收敛到一个十分接近从节点s到节点t的最短路径长度值。虽然在s ∈ V (G) 与 a ∈N(s)的情况下Q(s,a)被以一种ε-软策略来估计时，这个值并不是精确的最短路径长度。

基于J(s)的几个平均值是相关的。所以我们让N(s), ∀s ∈ V (G)使之成为的目标t的集合的J\*(s)的平均值，取决于η的值。它度量了当前从节点s到任意其他节点j的导航难度（~为步数）。然后让H(i)，∀i ∈ V (G)成为J\*(s)的平均值，通过在目标t=i的条件下的起点j的集合。因为他同样取决于η，所以它度量了当前从其他任意节点s到达t的步数为~的节点被隐藏的能力（参见[5，7]对于所谓的隐藏的讨论）。通过联立N(s)与H(i)我们得到通过有源s与目标t的J\*(s)的平均值<J>，这个取决于η的全网络导航难度。保有这些平均值的η-进化的轨迹，使得评估最优路径学习的难度成为了可能的事情。以类似的方式，评估<j>e这个从所有源节点s到达目标t的J\*(s)/e (s,t)的平均值成为了可能，其中e (s,t)为从节点s到节点t的最短路径。<j>e比起<J>的一个显而易见的优势是，独立于网络的特性，这个变量可以被预期收敛到一个趋近于1的值。