

P2P 网络中稳定节点会话序列特征分析

张宇翔¹, 肖春景¹, 张宏科², 徐涛¹

(1. 中国民航大学 计算机科学与技术学院, 天津 300300;

2. 北京交通大学 下一代互联网互联设备国家工程实验室, 北京 100044)

摘要: 给出稳定节点的形式化定义, 提出一个从所有节点中分离稳定节点的方法以及分析稳定节点会话序列特征的数学模型。针对 KAD 中的稳定节点得到以下新的重要结论: 稳定节点数目仅约占总节点数目的 0.6%; 约 70% 的稳定节点通过多次会话保证长时间在线, 且会话时长之间的差异很大; 其余约 30% 的稳定节点的总会话时长远低于前者, 但是它们很少离线且平均会话时长约为前者的 1.8 倍。这两类稳定节点可作为超级节点, 发挥各自长处构造层次 P2P 网络。

关键词: 稳定节点; 单位近似熵; 分类树; 模糊 c 均值分类算法

中图分类号: TP393.02

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2011)10-0034-08

Analysis of session sequence of stable peers in P2P networks

ZHANG Yu-xiang¹, XIAO Chun-jing¹, ZHANG Hong-ke², XU Tao¹

(1. College of Computer Science, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;

2. National Engineering Lab on Next Generation Internet Interconnection Devices, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: A formal definition of stable peers was presented, a novel method to separate stable peers from all peers and an analysis of the session sequence of stable peers in P2P networks. This study uses the KAD, a P2P file sharing system with several million simultaneous users, as an example and draws some significant conclusions about stable peers: the stable peers is about 0.6% of all peers; the 70% of stable peers possess very long total session time ensured by a large number of sessions, and possess large difference between session time; the 30% of stable peers, whose average session time is 1.8 times of the former, possess long total session time, a small number of sessions and high availability. That these two types of stable peers can play their respective roles in constructing hierarchical P2P networks.

Key words: stable peers; approximate entropy per symbol; classification tree; fuzzy c -means algorithm

1 引言

在 P2P(peer-to-peer)网络中节点可随时、任意地加入或离开网络, 而节点频繁地加入或离开(称为

Churn)会对 P2P 网络的性能造成严重的影响, 如导致网络分割、网络带宽消耗增加、查找延迟以及查找正确率降低等^[1]。文献[2]分别从 P2P 网络的数据层、路由层、节点层、查找层总结了应对 Churn 的

收稿日期: 2010-07-02; 修回日期: 2010-12-08

基金项目: 国家重点基础研究发展计划(“973”计划)基金资助项目(2007CB307100); 国家自然科学基金重点基金资助项目(61139002, 60833002); 国家自然科学基金资助项目(60776807); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(ZXH2010D016); 中国民航大学科研启动基金资助项目(qd02x04)

Foundation Items: The National Basic Research Program of China (973 Program) (2007CB307100); The State Key Program of National Natural Science of China (61139002, 60833002); The National Natural Science Foundation of China (60776807); The Special Fund of Basic Scientific Research of Central Colleges (ZXH2010D016); The Scientific Research Starting Fundation of CAUC (qd02x04)

具体策略。除此之外,近来研究者利用 P2P 网络中节点的异质性特征^[3],从所有节点中选出稳定的、高性能的节点作为超级节点(super-peer),在超级节点之间构建高层 P2P 网络进而形成层次 P2P 网络。层次 P2P 网络可有效应对 Churn 问题且其性能较扁平 P2P 网络有了很大的改进^[4,5]。

在层次 P2P 网络中,高稳定性是选择超级节点的首要条件,也即超级节点必须是稳定节点。在典型的层次 P2P 网络 Chord^[4](文件共享系统)、Labeled Tree^[6](流媒体共享系统)、2Chord^[7]等中,稳定节点被选出作为超级节点,它们承担着 P2P 网络中绝大部分资源查找和路由转发操作,如 Wang 等人^[6]发现在 PPLive^[8]中约占所有节点 20% 的稳定节点转发了约 80% 的数据。

尽管少部分稳定节点为 P2P 网络的高性能做出了巨大贡献,然而到目前为止稳定节点的概念并不明确,对稳定节点的定义通常有如下 2 种: 1) 稳定节点泛指在线时长长的节点,如文献[4, 9]; 2) 稳定节点粗略地定义为生存时长(lifetime, 生存时长是指节点第一次上线至最后一次离开网络所经历时长)超过给定阈值(阈值通常是根据实际需求给定的主观值)的节点,如在文献[6]中稳定节点为生存时长超过观察时长 40% 的节点,又如在文献[10]中稳定节点为生存时长超过 1 个月的节点。由此可见,除了稳定节点应该具有在线时长长的特征之外,人们并不知道它本应该具有什么特征以及还可能具有哪些隐性的特征。

为了能够深入地掌握稳定节点的特征,进而很好地利用稳定节点为 P2P 网络的高性能服务,本文试图对上述 2 个急迫的问题进行分析与解答,并以 DHT 文件共享系统 KAD 的实测数据为实例详细地讨论上述问题。本文将完成 2 项任务: 1) 给出稳定节点的形式化定义,这样定义的理由以及从所有节点中分离稳定节点的具体方法; 2) 分析稳定节点会话序列的组成特征,如由许多短会话组成、由少数长会话组成、或由长短交替的会话组成。

本研究以 KAD 中节点的动态行为实测数据为实例,Steiner 等人^[11]提供了 KAD 系统中 400 375 个节点每次会话的上线时刻与离线时刻。本文首先从 KAD 数据集中提取能够反映节点动态行为的度量指标,包括会话时长、总会话时长、平均会话时长、会话时长变异系数以及利用率。然后,根据这些动态行为度量指标构建分类树,据此给出稳定节

点的形式化定义,并采用模糊 c -均值聚类算法(FCM)和 Gyenesei 等人提出的确定最优分类数目方法实现从所有节点中分离稳定节点。最后,定义会话序列的单位近似熵指标,并通过该指标分析稳定节点的会话时长序列组成特征。

本文的主要贡献体现在以下 2 个方面: 1) 给出了稳定节点的形式化定义以及从所有节点中分离稳定节点的方法; 2) 本文率先提出了会话序列的单位近似熵指标,该指标可以很好地反映稳定节点的会话组成特征。同时,本文针对 KAD 中的节点得到以下新发现: 稳定节点约占总节点数目的 0.6%; 约 70% 的稳定节点通过约 30 次会话保证长时间在线,且会话时长之间的差异很大; 其余约 30% 的稳定节点的总会话时长约为前者的 1/10,但是它们很少离线且其平均会话时长约为前者的 1.8 倍。

2 研究背景

目前,有关分析节点动态行为的研究主要针对会话时长(节点一次加入至离开网络所经历的时长)。研究者将特定系统中所有节点每次会话的会话时长集中在一起,采用统计分析和数学建模方法考察会话时长的分布、均值和中值等。尽管大量研究工作考察了不同 P2P 系统的会话时长分布(如文献[3,10~13]),然而到目前为止会话时长究竟服从什么分布尚无定论,不过学界公认的是: P2P 网络中大部分的会话时长非常短暂,通常从几分钟到 1 小时(文献[12]对此进行了详细总结); P2P 网络中同时存在少部分很长的会话时长。这些结论在一定程度上暗示节点的异质性特征,同时说明稳定节点的存在性。

本文研究的侧重点与已有文献研究的侧重点不同。已有文献研究的侧重点是设计网络爬虫(crawler)准确获取 P2P 网络中节点动态行为数据,并考察节点会话时长、利用率等动态行为指标的整体特征;而本文研究的侧重点是根据节点的稳定程度对节点实施分类,并对稳定节点的会话序列特征进行了分析。在对节点实施分类时,认真考察了已有研究的有关节点动态行为的指标并根据这些指标构造了节点分类树。本研究在已有研究的基础上实现了稳定节点的分离和分析。本文首次通过考察单个节点的会话时长序列组成情况横向分析节点的动态行为。该研究视角最直接的好处为: 通过考察单个节点的会话行为来衡量节点的稳定性,将稳

定节点从所有节点中分离出来，进而可实现深入分析稳定节点具有的会话行为特征。

3 动态行为度量指标

本文所采用的数据是由 Steiner 等人^[11]提供的实测数据，从 2006 年 9 月 23 日至 2007 年 3 月 20 日的 179 天内，研究者每隔 5min 抓取一次 KAD 系统中的每个节点动态行为信息，总共监测到来自于 168 个国家的 400375 个不同用户 ID。文献[11]指出 KAD 中节点的会话时长服从形状参数 α 约为 0.6 的 Weibull 分布 ($f(x) = (\alpha/\beta)(x/\beta)^{\alpha-1} e^{-(x/\beta)^\alpha}$, $\alpha, \beta > 0, x \geq 0$)。当 $\alpha < 1$ ，Weibull 分布是重尾的，它的尾部比任何指数分布的尾部都下降得慢，在 KAD 中该分布暗示着：短会话时长所占比例特别大，长会话时长所占比例特别小。

给定节点 i ，它的会话次数为 p_i ，第 j 次会话的上线和离线时刻分别为 $t_j^l(i)$ 和 $t_j^d(i)$ ($1 \leq j \leq p_i$)。

定义 1 节点 i 第 j 次会话时长为 $s_{ij} = t_j^d(i) - t_j^l(i)$ 。

定义 2 节点 i 的总会话时长定义为 $S_i = \sum_{j=1}^{p_i} s_{ij}$ 。

定义 3 节点 i 的平均会话时长定义为 $\mu_i = S_i/p_i$ 。

定义 4 节点 i 的会话时长变异系数为 $w_i = \sigma_i/\mu_i$ ，

其中， $\sigma_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{p_i} (\mu_i - s_{ij})^2 / p_i}$ 为会话时长标准差。

变异系数的物理意义与标准差的一样，可用来反映数据的离散程度，但变异系数可以消除单位和(或)平均数不同对 2 个或多个数据变异程度比较的影响。

定义 5 节点 i 的利用率定义为 $a_i = S_i/L_i$ ，其中 $L_i = t_{p_i}^d(i) - t_1^l(i)$ 为生存时长。

利用率是总会话时长与生存时长的比值，它与离线时长有关系，可反映出会话的密集程度^[3]。利用率并不能反映出节点的会话次数和每次的在线时长，正如文献[14]指出，一个节点在一天的利用率为 0.5，它可以是一次在线 12h，也可以是在线 4 次每次 3h。

4 稳定节点的分离

如前所述，在已有文献中稳定节点或泛指在线时长长的节点，或定义为生存时长超过给定阈值的节点。前者存在的问题是：在线时长长是一个可操作性差的含糊表述；而后者存在的问题是：度量指标单一且阈值给定很主观。鉴于此，本文将稳定节

点定义为同时满足总会话时长长、平均会话时长长且利用率高的节点。该定义从上述 3 个方面具体地刻画了在线时长长。

尽管上面给出了稳定节点需要满足的总会话时长等具体的基本条件，然而仍需要解决 2 个问题：1) 何为长的总会话时长、长的平均会话时长和高的利用率；2) 采用何种方法使得节点同时满足上述 3 个基本条件。本节将解答这 2 个问题，最终实现从所有节点中分离稳定节点。

4.1 节点分类树

图 1 给出了一个简单的节点分类树，下面给予详细说明。

1) 根据总会话时长对所有节点实施分类，将总会话时长很短的节点归为 TS1 类，其余节点归至 TS2 类。因在一个节点的会话序列中任意一次会话时长不大于它的总会话时长，故很短的总会话时长意味着单次会话时长更短，这样 TS1 类中的节点最为不稳定。

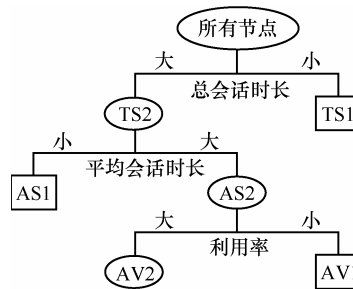


图 1 一个简单的节点分类树

2) 根据平均会话时长对 TS2 中的节点实施分类，将平均会话时长很短的节点归为 AS1 类，其余的节点归至 AS2 类。在总会话时长较长的前提下，很短的平均会话时长意味着会话次数特别多。因该类节点的平均会话时长很短且会话次数特别多，故视 AS1 为不稳定的类。

3) 根据利用率对 AS2 中的节点实施分类，将利用率很小的节点归为 AV1 类，其余节点归至 AV2 类。利用率很小说明会话之间的离线间隔很长，故视 AV1 也为不稳定的类。而 AV2 中的节点具有总会话时长较长、平均会话时长较长且离线间隔较短的特征，故本文视 AV2 为稳定的类。

4.2 模糊分类方法

本节采用模糊 c 均值聚类算法(FCM)^[15]和 Gyenesei 等人^[16]提出的确定最优分类数目方法实现分类树，将稳定节点从所有节点中分离出来。

FCM 算法是一种基于划分的聚类算法,它的基本思想是使得被划分到同一簇的对象之间相似度最大,而不同簇之间的相似度最小。给定数据集 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^s$, 其中 n 为数据集中样本的个数。设 c 个聚类中心为 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, $v_i \in R^s$, $2 \leq c < n$ 。设隶属度矩阵为 $U=(u_{ik})_{cn} \in M_{fcn}$, 隶属度 u_{ik} 反映了第 i 个样本属于第 k 个类的程度。FCM 算法就是求使得目标函数最小化的模糊划分矩阵 U 和聚类中心 V 。

FCM 的目标使得类内方差的和达到最小:

$$J_m(u, v) = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (u_{ik})^m d_{ik}$$

其中, $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1$, $u_{ik} \in (0, 1)$, $m (1 < m < \infty)$ 为模糊权重指数, $d_{ik} = \|x_k - v_i\|^2$ 。

FCM 算法的基本步骤如下。

1) 确定聚类数目 c (确定 c 的方法见本节后面), 初始化模糊指标 $m=2$ 及聚类中心 $V^{(0)}$ 。

2) 进行迭代, 根据 $u_{ik} = 1 / \left(\sum_{j=1}^c (d_{ik} / d_{jk})^{1/(m-1)} \right)$

计算新的隶属度函数, 根据 $v_i = \sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k / \sum_{k=1}^n u_{ik}^m$ 计算新的聚类中心。

3) 如果 $\|J^{(l)} - J^{(l-1)}\| < \varepsilon$ (l 为迭代次数, ε 为阈值), 算法停止; 否则, 转至步骤 2) 继续迭代。

在使用 FCM 算法时先要给定分类数目 c , 然而分类数目不可预知。本文采用了 Gyenesei 等人提出的利用穷举法确定最优分类数目, 该算法的基本思想为: 首先, 设定一个最大分类数目(本文设为 10); 然后, 从 2 至最大分类数目依次取一个数作为分类数目参数输入 FCM 算法; 最后, 通过分类优越性指标来确定最优分类数目, 使得分类优越性最小的分类数目为最优分类数目。具体计算如下。

给定数据集 X , 设它被划分为 c 个类, 聚类中心为 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_c\}$, 第 i 个类为 $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im_i}\}$ 。

- 1) 计算数据集 X 的方差 $\sigma^2(X)$ 。
- 2) 计算每个分类的方差, 第 i 个类的方差:

$$\sigma^2(X_i, v_i) = \sum_{k=1}^{n_i} (x_{ik} - v_i)^2 / n_i$$

- 3) 计算平均分离数:

$$\text{Scat}(X, V) = \sum_{i=1}^c \sigma^2(X_i, v_i) / c \sigma^2(X)$$

- 4) 计算总分离数:

$$\text{Dis}(V) = \frac{D_{\max}}{D_{\min}} \sum_{i=1}^c \left(1 / \sum_{j=1}^c |v_i - v_j| \right)$$

其中, D_{\max} 和 D_{\min} 分别为类中心之间的最大和最小距离。

- 5) 计算分类优越性(cluster goodness index):

$$G(X, V) = \alpha \text{Scat}(X, V) + \text{Dis}(V)$$

其中, 权重因子 $\alpha = \text{Dis}(c_{\max})$, c_{\max} 为给定的最大分类数。

4.3 节点分类结果分析

依照分类树和上述分类方法对 KAD 节点实施分类。表 1 给出了 KAD 节点的分类结果及各度量指标的平均值, 其中时长的单位为 min。

表 1 KAD 节点的分类结果及各度量指标均值

类别	节点数	各类节点数 占总节点数 的百分比/%	总会 话时 长	会话 次数	平均 会话 时长	变异 系数	利 用 率
TS1	326 733	81.6	335	5	97	0.38	0.66
TS2	73 642	18.4	22 717	90	519	1.1	0.26
AS1	69 773	17.4	20 692	94	364	1.23	0.24
AS2	3 869	0.97	59 253	22	3 318	0.84	0.66
AV1	1 532	0.38	49 815	21	2 654	1.1	0.36
AV2	2 337	0.59	65 410	23	3 752	0.73	0.86

按照总会话时长对所有节点实施分类, 最优分类数目为 9, 将总会话时长最小的节点归至 TS1 类, 其余节点归至 TS2 类。从表 1 中 2~3 行可知, 总会话时长最小的 TS1 具有如下特征: 1) 所含节点数目大, 约占所有节点的 81.6%; 2) 会话次数是所有类中最小的且平均会话时长也是所有类中最小的; 3) 变异系数是所有类中最小的, 仅为 0.38; 4) 利用率为 0.66, 该值仅次于最大利用率 0.86(出现在 AV2 中)。上述数据表明: TS1 中的节点拥有少数几次特短时间会话, 会话时长之间的差异很小, 且会话之间的离线间隔较短。

按照平均会话时长对 TS2 实施分类, 最优分类数目为 4, 将平均会话时长最小的节点归至 AS1 类, 其余的归至 AS2 类。从表 1 中 4~5 行可知, AS1 具有如下特征: 1) 所含节点数目较大, 约占所有节点的 17%; 2) 会话次数是所有类中最大的, 达到 94 次; 3) 平均会话时长为 364min, 仅长于最小平均会话时长 97min(出现在 TS1 中); 4) 变异系数是所有类中最大的, 达到 1.23; 5) 利用率是所有类中最小的, 仅为 0.24。这些数据说明: AS1 中的节点

拥有特别多次的短时间会话，会话时长之间的差异很大，且会话之间的离线间隔很长。

按照利用率对 AS2 实施分类，最优分类数目为 5，将利用率最小的节点归至 AV1 类，其余的归至 AV2 类。AV1 的利用率为 0.36，该值略高于 TS1 和 AS1 的利用率。除此之外，AV1 还具有如下特征：1) 所含节点数目最小，约占所有节点的 0.4%；2) 总会话时长和平均会话时长均小于 AV2 的而均大于 AS1 的；3) 会话次数为 21 次，该值偏大；4) 变异系数为 1.1，该值仅次于最大变异系数 1.23(出现在 AS1 中)。上述数据表明：AV1 中的节点拥有多次长时间会话，会话时长之间的差异非常大，且会话之间的离线间隔很长。经过 3 层分类之后，AV2 中的节点为稳定节点，节点满足总会话时长长、平均会话时长长且利用率高的特征。除此之外，AV2 还具有如下特征：1) 所含节点数目非常小，约占所有节点的 0.6%；2) 会话次数约为 23 次，该值偏大；3) 变异系数约为 0.73，该值偏大；4) 利用率是所有类中最大的，达到 0.86。上述数据表明：AV2 中的节点拥有多次长时间会话，会话时长之间的差异较大，且会话之间的离线间隔很短。

5 稳定节点会话序列特征分析

约占所有节点数目 0.6% 的稳定节点除满足总会话时长长、平均会话时长长且利用率高的特征之外，经分析发现：1) 稳定节点的利用率为 0.86，此特征使得可忽略了稳定节点的离线时长而只考虑会话时长；2) 稳定节点还满足变异系数偏大且会话次数偏多的特征，此特征使得非常有必要详细分析会话时长序列的组成特征，以便进一步了解稳定节点的会话行为。

会话时长是不大于观察窗口的连续量，事实上 2 个非常接近的会话时长可视作为一个，因此要对连续的会话时长实施离散化，离散化工作依据 4.2 节给出的模糊分类方法来实现。将稳定节点的每次的会话时长集中在一起，采用模糊分类方法对会话时长实施分类，会话时长的分类中心从小到大分别为 641min、4 456min、11 299min、26 479min，不妨设与这 4 类会话时长对应的字母分别为 a、b、c、d。如某个会话时长归至以 641min 为中心的类，那么该会话时长用字母 a 来表示。这样每个节点的会话时长序列对应一个字母序列。

不妨设某个稳定节点的会话时长序列为

$s=ababacba$ ，如图 2 所示，其中 a、b 和 c 表示不同长度的会话时长。在会话时长序列 s 中最短的 a 出现 4 次，分别落在 1、3、5、8 位置；b 出现 3 次，分别落在 2、4、7 位置；最长的 c 出现 1 次，落在 6 位置。为了深入了解该节点的会话行为，需要考虑会话时长序列的组成特征，即不同长度的会话时长出现的次数以及会话时长之间的相对位置关系。

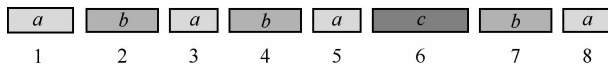


图 2 一个稳定节点的会话时长序列

鉴于此，本文采用会话序列的单位近似熵指标来度量会话时长的组成特征，该指标能够刻画会话序列中子会话序列重复出现的程度，它综合了子会话序列重复出现的次数信息以及它们之间的距离信息。如在会话序列 s 中 a 出现 4 次，分别落在 1、3、5、8 位置，它们之间的距离先后为 2、2、3；子序列 ab 出现 2 次，分别落在 12、34 位置，它们之间的距离为 1。

5.1 会话序列的单位近似熵

本文采用构造的方法来定义衡量会话序列中子序列重复出现程度的度量指标，规定：1) 在会话序列中子序列重复越多，该指标值越小；2) 重复子序列靠的越近，该指标值越小。从规定可知：该指标类似于衡量会话时长序列携带多少信息量，故将该指标命名为近似熵，该概念在文献[17,18]的基础上扩展而来。

假设连续会话时长离散化为有限字符集 $X=\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ ，那么每个节点的会话时长序列为一个由集合 X 中字符构成的有序序列，序列的长度为节点的会话次数。

定义 6 设长度为 L 的会话序列 $s=x_1x_2 \dots x_L$ ， $(x_i \in X)$ ，单位近似熵定义为

$$E(s) = \sum_{i=1}^L e(x_i) / L \tag{1}$$

其中， $e(x_i)$ 为增加第 i 个字符后会话序列所增加的信息量。信息增量函数 $e(x)$ 需满足以下 3 个性质。

性质 1 $e(x) > 0$ ，即任意增加一个字符对应地增加若干信息量。

性质 2 以第 i 个字符结尾的子序列与第 i 个字符前面的子序列重复的越多， $e(x_i)$ 的值越小；否则 $e(x_i)$ 的值越大。

性质 3 以第 i 个字符结尾的子序列与第 i 个

字符前面的子序列重复, 如果 2 个重复子序列之间的距离越近, 则 $e(x_i)$ 的值越小; 否则 $e(x_i)$ 的值越大。

基于上述性质, 信息增量函数 $e(x_i)$ 构造如下:

$$e(x_i) = \varepsilon / (\varepsilon + \sum_{j=1}^m \alpha^j \sigma_j) \quad (2)$$

其中, ε 为小正数, 为了避免分母为零; $m(m < i)$ 为预先设定的最大重复长度(m 的取值要适中, 如果 m 的值较小会导致部分信息量没有被计算, 反之如果 m 的值较大增加许多无用的计算, 因为长的字符序列很少重复出现); $\alpha(\alpha > 1)$ 为常数, 该参数的设置是为了体现性质 2; σ_j 定义为

$$\sigma_j = \sum_{d=1}^{i-2j+1} \lambda^d \delta_{id} \quad (3)$$

其中,

$$\delta_{id} = \begin{cases} 1, & x_{i-j+1} \cdots x_i = x_{i-2j-d+2} \cdots x_{i-j-d+1} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

d 为 2 个相同子序列之间的距离, $\lambda(\lambda < 1)$ 为常数, 该参数的设置是为了体现性质 3。式(4)可理解为: 如果 $\delta_{id}=1$, 则长为 j 的以第 i 个字符结尾的子序列和长为 j 的以第 $(i-j-d+1)$ 个字符结尾的子序列相等; 如果 $\delta_{id}=0$, 则为上述 2 个子序列不相等。

例如, 在序列 $s=ababacba$ 中, 设子序列 $ababacb$ 的信息量已计算完成, 现计算添上最后一个字母 a 之后会话序列所增加的信息量 $e(a_8)$ (其中下标 8 表示字符 a 出现的位置)。设最大重复长度 $p=2$, 则

$$e(a_8) = \frac{\varepsilon}{\varepsilon + \alpha^1 \sigma_1 + \alpha^2 \sigma_2} \quad (5)$$

$$\sigma_1 = \lambda^1 \delta_{81} + \lambda^2 \delta_{82} + \lambda^3 \delta_{83} + \lambda^4 \delta_{84} + \lambda^5 \delta_{85} + \lambda^6 \delta_{86} + \lambda^7 \delta_{87} = \lambda^3 + \lambda^5 + \lambda^7。$$

该表达式可理解为: 会话时长 a 出现的位置分别为 1、3、5、8 位置, 出现在位置 8 的 a 与位置 5、3、1 的距离分别为 3、5、7。在式(4)中体现为 $x_8=a=x_5=x_3=x_1$ 。

$$\sigma_2 = \lambda^1 \delta_{81} + \lambda^2 \delta_{82} + \lambda^3 \delta_{83} + \lambda^4 \delta_{84} + \lambda^5 \delta_{85} = \lambda^2 + \lambda^4。$$

该表达式可理解为: 子会话序列 ba 出现的位置分别为 78、45、23 位置, 出现在位置 78 的 a 与位置 45、23 的距离分别为 2、4。在式(4)中体现为 $x_7x_8=ba=x_4x_5=x_2x_3$ 。

将 σ_1 和 σ_2 代入式(5), 式(5)化简为

$$e(a_8) = \frac{\varepsilon}{\varepsilon + \alpha^1 (\lambda^3 + \lambda^5 + \lambda^7) + \alpha^2 (\lambda^2 + \lambda^4)} \quad (6)$$

这样, 当参数 ε 、 m 、 α 、 λ 的取值给定之后, 会话序列的单位近似熵就可按式(1)计算。在本文中它们的取值分别为 $\varepsilon=0.1$ 、 $m=7$ 、 $\alpha=3$ 、 $\lambda=0.1$ 。

单位近似熵的计算公式中包括子会话序列的长度、子会话序列重复出现的次数以及重复子会话序列之间的距离 3 个因素, 也即单位近似熵是上述 3 个因素共同作用的综合结果, 该指标同时综合考察子会话序列的重复程度以及重复子会话序列之间的相对位置关系。

因在离散化后的会话时长序列中不同会话时长之间的差距很大, 还有必要了解单个节点的会话序列中不同会话时长的分布情况, 故定义了每个会话时长在其所处会话序列中出现的概率指标。

定义 7 设一个节点的会话序列为 $s=x_1x_2 \cdots x_L$, ($x_i \in X$), 每个字符出现的概率定义为

$$f(x) = n(x)/L$$

其中, $n(x)$ 为 s 中所含字符 x 的个数, L 为会话次数。例如在会话序列 $s=ababacba$ 中, a 的出现概率为 0.5。

5.2 会话序列的单位近似熵分析

根据单位近似熵采用模糊分类方法(见第 4.2 节)对稳定节点实施分类, 其中最优化分类数目为 2, 将单位近似熵小的节点归至 AE1 类, 其余的归至 AE2 类, 表 2 和表 3 给出了各类的度量指标的平均值。AE1 的单位近似熵为 0.31, 而 AE2 的单位近似熵为 0.95, 前者较后者小很多。该数据表明: 在 AE1 所属的节点的会话时长序列中, 子序列重复现象较严重; 而在 AE2 所属的节点的会话时长序列中, 子序列重复现象较轻。从表 2 中可知, AE1 的会话次数约为 33 次, 而 AE2 的会话次数仅约为 2 次。相对于会话次数少的会话序列, 在会话次数多的会话时长序列中子序列重复现象通常严重。下面给出 AE1 和 AE2 其他的特征。

表 2 按单位近似熵对稳定节点分类的结果(1)

类别	单位近似熵	总会话时长	会话次数	平均会话时长	变异系数	利用率
AE1	0.31	89 939	32.7	3 043	1.1	0.82
AE2	0.95	10 101	1.98	5 353	0.28	0.95

AE1 的总会话时长约为 AE2 的 9 倍, 它的会话次数约为 AE2 的 16 倍, 而它的平均会话时长约为 AE2 的 1/2; 加之 AE1 的变异系数为 1.1, 它是 AE2 的 4 倍。该组数据表明: 1) AE1 中的节点的会话是由大量的相对短的会话组成, 且会话时长差异较

大；2) AE2 中的节点的会话是由少量的长会话组成，且会话时长差异较小。

尽管稳定节点的平均利用率达到 0.86(如表 1 所示)，然而经单位近似熵分类后，AE1 的利用率为 0.82，AE2 的利用率为 0.96，前者略低于均值，而后者高于均值。该数据表明：AE1 中节点的会话相对于 AE2 中节点的会话较为稀疏。

字母 a 、 b 、 c 、 d 分别代表以 641min、4 456min、11 299min、26 479min 为分类中心的会话时长，这些会话时长之间的差距很大， b 约为 a 的 7 倍， c 约为 b 的 2.5 倍， d 约为 c 的 2.3 倍。从表 3 中可知，在 AE1 中 a 的出现概率为 0.64， b 的出现概率为 0.27；在 AE2 中 a 的出现概率为 0.24， b 的出现概率为 0.64；AE1 中 c 、 d 的出现概率与 AE2 中 c 、 d 的出现概率非常接近，且都非常小(c 、 d 的出现概率之和约为 0.1)。这组数据表明：AE1 中 a 的出现比例远高于 AE2 中 a 的出现比例；AE2 中 b 的出现比例远高于 AE1 中 b 的出现比例；不管是在 AE1 中还是在 AE2 中， c 、 d 的出现比例都很低。

5.3 会话时长的出现概率分析

除对稳定节点按照单位近似熵分类之外，本文还根据会话时长的出现概率对稳定节点实施了分类。首先统计每个稳定节点的会话序列中每个字母出现的概率，然后根据最大的字母出现概率将节点分别归类，分类规则为：如果某节点的会话组成序列中字母 $x(x=a, b, c, d)$ 的出现概率最大，那么将该节点归至 Fx 类。表 4 给出了类中每个字母出现概率的平均值，表 5 给出了各度量指标的平均值。

将表 2、表 3 和表 4、表 5 对比可知：1) Fa 的动态特征值和 AE1 的非常接近，将 Fa 和 AE1 进行交运算发现，共有 1 443 个节点既属于 AE1 又属于 Fa ，该数目约占 Fa 数目的 94%，约占 AE1 数目的 89%；2) Fd 的动态特征值和 AE2 的很接近，将 Fd 和 AE2 进行交运算发现，共有 522 个节点既属于 Fd 又属于 AE2，该数目约占 Fd 数目的 77%，约占 AE2 数目的 73%。

表 3 按单位近似熵对稳定节点分类的结果(2)

类别	节点个数	占总数比例/%	每个字母的平均出现概率			
			a	b	c	d
AE1	1 619	0.4	0.64	0.27	0.08	0.01
AE2	718	0.18	0.24	0.64	0.10	0.02

表 4 按出现概率对稳定节点分类的结果

类别	节点个数	占总数比例	每个字母的平均出现概率			
			a	b	c	d
Fa	1 541	0.39%	0.67	0.24	0.08	0.01
Fb	677	0.17%	0.21	0.76	0.02	0.01
Fc	100	0.03%	0.18	0.16	0.64	0.02
Fd	19	0.01%	0.06	0.14	0.10	0.70

表 5 Fa - Fd 各类的度量指标均值

类别	单位近似熵	总会话时长	会话次数	平均会话时长	变异系数	利用率
Fa	0.33	88 113	33.2	2 838	1.2	0.81
Fb	0.85	17 564	3.9	3 894	0.34	0.94
Fc	0.86	37 326	4.4	8 810	0.37	0.93
Fd	0.95	76 719	2.7	46 231	0.12	0.97

从表 4 和表 5 可知， Fb 和 Fc 的总会话时长均小于 Fa 和 Fd 的总会话时长，而其他度量指标值介于 Fa 与 Fd 的度量指标值之间。 Fb 和 Fc 的特征非常相似，它们的会话序列的单位近似熵、会话次数、会话时长的变异系数以及利用率基本相等；它们的总会话时长与平均会话时长差别较大，在 Fb 中 b 字母代表的会话时长占大多数，而在 Fc 中 c 字母代表的会话时长占多数。

鉴于这样的分类结果，可以仅根据会话序列的单位近似熵来分类分析稳定节点的会话序列组成特征，而无需再根据不同会话时长的出现概率对稳定节点实施分类分析。

6 结束语

由于稳定节点在层次 P2P 网络中的重要性，本文针对 KAD 系统完成了以下 2 项任务：1) 给出了稳定节点的形式化定义，并实现了从所有节点中分离稳定节点；2) 对稳定节点的会话序列的组成特征进行了量化分析。

通过分析发现 KAD 中的稳定节点同样具有异质性特征：约 70% 的稳定节点通过多次会话保证长时间在线，且会话时长之间的差异很大；其余约 30% 的稳定节点的总会话时长远低于前者，但是它们很少离线且平均会话时长约为前者的 1.8 倍。相信这些关于稳定节点的新结论一定会为合理选择及高效利用稳定节点提供实质性帮助。

需要指出的是，本文从节点的总会话时长、平均会话时长和利用率 3 个方面对稳定节点进行了限

定, 尽管作者认为这 3 个因素既是重要的又是基本的, 然而仍需要讨论这 3 个因素是否为最佳因素以及它们各自的限定阈值是否为最佳, 这将是本文的一个后续工作。另外, 本文仅将稳定节点的分离和会话序列分析方法应用于 KAD 系统, 非常有必要将该方法应用于分析不同的 P2P 系统, 这样既可检验该方法的有效性又可得到其他 P2P 系统的稳定节点动态行为特征, 这将是本文的另一后续工作。

参考文献:

- [1] GODFREY B P, SHENKER S, STOICA I. Minimizing churn in distributed systems[A]. ACM SIGCOMM Conference[C]. Pisa, Italy, 2006. 147-158.
- [2] 张宇翔, 杨冬, 张宏科. P2P 网络中 Churn 问题研究[J]. 软件学报, 2009, 20(5):1362-1376.
ZHANG Y X, YANG D, ZHANG H K. Research on churn problem in P2P network[J]. Journal of Software, 2009,20(5):1362-1376.
- [3] YAO Z, LEONARD D, WANG X, *et al.* Modeling heterogeneous user churn and local resilience of unstructured P2P networks[A]. IEEE ICNP[C]. Washington, 2006. 32-41.
- [4] JOUNG Y J, WANG J C. Chord²: a two-layer chord for reducing maintenance overhead via heterogeneity[J]. Computer Networks, 2007, 51(3): 712-731.
- [5] 张宇翔, 张宏科. 一种层次结构化 P2P 网络中的负载均衡方法[J]. 计算机学报, 2010, 33(9):1580-1590.
ZHANG Y X, ZHANG H K. A load balancing method in superlayer of hierarchical DHT-based P2P network[J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(9): 1580-1590.
- [6] WANG F, LIU J C, XIONG Y Q. Stable peers: existence, importance, and application in peer-to-peer live video streaming[A]. IEEE INFOCOM[C]. 2008. 2038-2046.
- [7] ZHANG Y X, LUO H B, ZHANG H K. Load balancing for two-tier Chord system[J]. IET Electronics Letters, 2010, 46(10):685-686.
- [8] HEI X, LIANG C, LIANG J, *et al.* A measurement study of a large-scale P2P IPTV system[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2007, 9(8): 1672-1687.
- [9] GARCES-ERICE L, BIRSACK E W, ROSS K W, *et al.* Hierarchical peer-to-peer systems[J]. Parallel Processing Letters, 2003, 13(4): 643-657.
- [10] TIAN J, DAI Y. Understanding the dynamic of peer-to-peer systems[A]. IPTPS[C]. Bellevue, USA, 2007.
- [11] STEINER M, EN-NAJJARY T, BIRSACK E. Long term study of peer behavior in the KAD DHT[J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 2009, 17(6): 1371-1384.
- [12] RHEA S, GEELS D, ROSCOE T, *et al.* Handling Churn in a DHT[A]. Proceedings of the USENIX Annual Technical[C]. Boston, USA, 2004. 127-140.
- [13] WANG X M, YAO Z M, LOGUINOV D. Residual-based estimation of peer and link lifetimes in P2P networks[J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 2009, 17(3):726-739.
- [14] STUTZBACH D, REJAIE R. Understanding churn in peer-to-peer networks[A]. Proceedings of the 6th ACM SIGCOMM on IMC[C]. Rio de Janeiro, Brazil, 2006. 189-202.
- [15] BEZDEK J C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function algorithms[M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [16] GYENESEI A. Fuzzy Partitioning of Quantitative Attribute Domains by a Cluster Goodness Index[R]. University of Turku, 2000.
- [17] TANG S, ZHOU L, WANG X. The classified model for DNA sequences[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2001, 31(1):19-25.
- [18] PINCUS S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. National Academy of Science, 1990, 88(6):2297-2301.

作者简介:



张宇翔 (1975-), 男, 山西五寨人, 博士, 中国民航大学副教授, 主要研究方向为下一代网络服务、分布式理论。



肖春景 (1978-), 女, 河北唐山人, 中国民航大学讲师, 主要研究方向为数据仓库和数据挖掘。



张宏科 (1957-), 男, 山西大同人, 北京交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为下一代信息网络关键理论与技术、下一代网络服务理论、新一代移动互联网路由、理论与技术等。



徐涛 (1962-), 男, 重庆人, 中国民航大学教授、博士生导师, 主要研究方向为信息网络与安全。