

文章编号: 1001-0920(2004)11-1201-07

一类拥塞问题研究综述

尚丽辉, 汪小帆

(上海交通大学 自动化系, 上海 200030)

摘要: 说明了 El Farol 酒吧拥塞问题是多种实际拥塞问题的一个简化模型, 这类问题的关键是如何协调各参与者的行为. 综述了从 Nash 均衡、学习算法和预测规则等不同角度研究此类拥塞问题的主要进展, 指出了存在的问题和进一步的研究方向.

关键词: 网络; 拥塞; 学习算法; Nash 均衡

中图分类号: TN 913 **文献标识码:** A

An overview of a class of congestion problems

SHANGL i-hui, WANG X iao-fan

(Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China Correspondent: WANG Xiao-fan, E-mail: xfwang@sjtu.edu.cn)

Abstract El Farol bar congestion problem is a simplified model of a lot of practical congestion problems. The key for this class of problems is how to coordinate the actions of the independent agents. The main developments in the research of this class of congestion problems are reviewed from the viewpoints of Nash equilibrium, learning algorithms and predictive rules. Some open problems and future research directions are also pointed out.

Key words: network; congestion; learning algorithm; Nash equilibrium

1 引言

1994 年 Brian Arthur 在美国的经济联盟年会上提出了 El Farol 酒吧拥塞问题^[1]. El Farol 是一间每周四晚上有音乐演奏的酒吧. Brian Arthur 假设有 N ($N = 100$) 个人各自独立决定周四晚上是否去酒吧欣赏音乐. 由于酒吧的空间有限, 如果人数超过了 c ($c = 60$), 酒吧将变得嘈杂拥挤, 人们无法悠闲地欣赏音乐, 每个人都会感到不愉快. 对于每个参与者, 如果他预测当晚去酒吧的人数不超过 60 个, 就去酒吧, 否则就不去. 假设各参与者之间事先不能互相交流信息, 则每个人预先都无法准确知道究竟将有多少人去酒吧, 所知道的唯一信息是过去 m 周酒吧的人数. 因此, 这是一个典型的分散控制与决策问题.

近年来, El Farol 酒吧问题受到了经济学家、计算机科学家和物理学家等不同领域研究人员的关注. 事实上, El Farol 酒吧问题是网络信息时代多种拥塞和协调问题(如物理线路和队列为共享资源^[2,3]及网站为共享资源^[4]的 Internet 拥塞和交通堵塞^[5])的一个简化模型. 如假设每个人各自独立决定每天早上是否去访问某个容量有限的新闻网站, 则该网站的拥塞问题与酒吧的拥塞问题是一致的. 虽然网络问题涉及的因素较多, 情况也更复杂, 但酒吧与各种网络的拥塞问题共同点在于: 多用户共分享同一资源(酒吧、路由器、物理线路和服务器等); 都是在动态环境中相互影响、相互作用、协调行为; 都是在部分的、延迟的、冲突的信息基础上作出决策. 对 El Farol 酒吧问题的深入研究将有助于更好地理

收稿日期: 2003-12-04; 修回日期: 2004-02-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70271072); 国家杰出青年基金资助项目(60225013).

作者简介: 尚丽辉(1977—), 女, 河北承德人, 博士生, 从事复杂网络控制的研究; 汪小帆(1967—), 男, 江苏句容人, 教授, 博士生导师, 从事混沌控制与复杂网络研究.

解各种拥塞现象之间的共性及其产生机理,进而提供有效避免和控制拥塞的决策方案,酒吧问题被认为是复杂自适应系统的一个范例 Casti 基于该问题将复杂自适应系统定义为“中等人数的自适应者基于部分信息进行交互作用”^[6]。对于酒吧问题的研究也有助于更好地理解一些实际的复杂自适应系统,如 Internet、生态系统和金融市场等^[7]。

2 Arthur 仿真

近年来,标价算法在资源分配问题中的应用得到了广泛研究^[8,9]。与之相比,Arthur 认为有界理性的学习^[10]可得到资源分配问题的有效解。对于 El Farol 酒吧问题,Arthur 建立了一个动态模型。假设在 $N = 100$ 个人中,每个人都拥有几个预测器,其功能是基于过去 m 周酒吧的人数(历史数据)预测下一周去酒吧的人数。例如:最近几周的数据可能是: ... 44, 78, 56, 15, 23, 67, 84, 34, 45, 76, 40, 56, 22, 35, 那么不同预测器所预测的下一周的人数可能是:上一周的人数(35);上一周的人数关于 50 的映像(65);固定为 67(67);最近 4 周人数的平均值(39);前两周的人数(22)等。Arthur 假设每个人都有 n 个预测器,且每人每次都是根据到目前为止最准确的那个预测器(称为积极预测器)决定是否去酒吧。一旦所有人都作出了选择,新一轮的数据就产生了。该数据将反馈给每一个参与者,用于更新他们预测器的准确度。在酒吧问题中,一组积极预测器决定了去酒吧的人数,而积极预测器又是由去酒吧人数的历史数据决定的。

图 1 为此模型的计算机仿真结果。由图可见,酒吧人数在最优值(60)附近上下波动,而平均人数趋向于最优值 60。

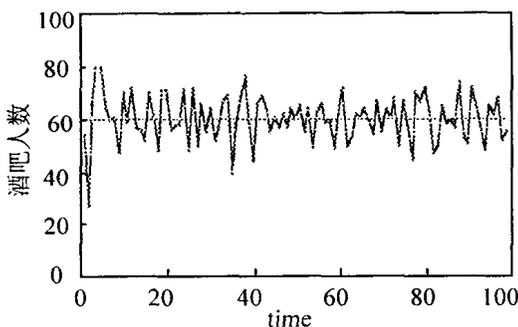


图 1 前 100 周酒吧的人数^[11]

自 Arthur 提出 El Farol 酒吧拥塞问题以来,研究该问题的文献很多,以下介绍一些主要的研究成果

3 拥塞与 Nash 均衡

对该问题的研究主要考虑酒吧问题中各参与者能否通过理性学习,最终达到 Nash 均衡。所谓 Nash 均衡是指在给定条件下, N 个参与者各自选择自己的最优策略所构成的一个策略组合^[11]。在这个策略组合中,任何人的决策在个人理性下都是最优决策。酒吧问题是一个典型的拥塞博弈^[12]。Greenwald 等人认为在酒吧问题中,收敛于 Nash 均衡的两个充分条件“理性和预测性”是不相容的^[13~15]。理性是指参与者对他们的信念能够作出最佳反应。最佳反应是指该策略带给采用它的博弈方的利益或期望利益不小于其他任何策略能够带来的利益。而参与者具有预测能力是指他的信念最终与事实一致。如果博弈方学会了预测(信念与其他博弈方的策略一致),那么他们信念的最佳反应就组成了 Nash 均衡。在标准的经济理性假设下,本文对酒吧问题进行了比较直观的分析:如果一个参与者预测酒吧不拥挤的概率为 P ,那么他的理性反应就是当 $P > 1/2$ 时去酒吧,而当 $P < 1/2$ 时不去酒吧(当 $P = 1/2$ 时,他完全随机地决定是否去酒吧)。如果人人都学会了准确预测概率,那么他们的预测最终应与实际吻合,而实际概率(P 的实际值)取决于他们的最佳反应策略。人们希望能通过理性学习产生 Nash 均衡,但 Greenwald 等人在文献[14]中阐述如果博弈方使用了预测性的学习算法,酒吧问题的理性博弈不会收敛于 Nash 均衡。也就是说,如果此博弈收敛于 Nash 均衡,那么它必然是不理性的。Greenwald 的结论是对 Nachbar 定理^[16]的补充。Nachbar 认为,如果参与者的初始信念与 Nash 均衡恰好吻合,那么重复博弈策略可能收敛于 Nash 均衡;否则,基于贝叶斯理性的重复博弈策略通常不会收敛于一个 Nash 均衡。而 Greenwald 则认为在酒吧博弈中,无论初始条件是什么,理性学习都不可能收敛于信念,因此理性学习也不会收敛于 Nash 均衡策略。

Zambrano 对 Arthur 的原始仿真结果进行了分析^[17]。他将酒吧问题看成一个预测型的重复博弈问题,即每个人的策略是由 0~100 的整数组成的集合。一个人用自己的策略减去酒吧人数(不包括自己),所得差的负绝对值就是他获得的收益。因此,为了使自己的利益最大化,每个参与者都尽力猜测究竟有多少人人会去酒吧。Zambrano 证明了酒吧人数的经验结果收敛于一组相关均衡(相当于在适当巧妙的信号装置下博弈的“条件 Nash 均衡”^[18]),而这组相关均衡与 Nash 均衡是等价的,这意味着酒吧问

题的经验分布结果收敛于预测博弈的 Nash 均衡 因为这是一个混合策略的 Nash 均衡, 所以从仿真结果看出, 人数在 60 附近上下波动 即使初始条件是确定性的, 实验分布结果看起来却像是由一个随机过程产生的 这与 Greenwald 等人的研究并不矛盾, 虽然博弈方的信念与事实不相符, 但是平均信念收敛于相关均衡 有趣的是, Leady 利用真人进行了 El Farol 模型的实验^[19] 该实验收集了真人在面对对象酒吧这样困难的协调问题时所使用的各种真实策略, 并将这些策略作为预测器的学习规则, 进行计算机仿真研究 结果显示, 人们往往将模拟行为作为一种学习的方式, 所得结论与 Zambrano 的分析结果相似, 即虽然参与者的一系列的动作行为不趋近任何均衡, 但一段时间的平均人数大约是 60

4 避免拥塞的学习算法

对避免拥塞的学习算法研究并不是试图运用博弈论去解释 Arthur 的仿真结果, 而是致力于如何使用学习算法, 找到酒吧问题有效、公平的解 Bell 等人认为协调失败, 或者说参与者对于其他人行为的不确定性, 是引起拥塞的主要原因^[20~22] 他们基于信号处理中经典的最小二乘算法^[23] 给出了一个简单的自适应策略

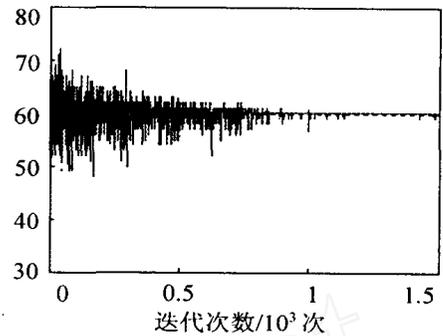
$$p_i(k+1) = \begin{cases} 0, & p_i(k) - \mu(C(k) - c)x_i(k) < 0; \\ 1, & p_i(k) - \mu(C(k) - c)x_i(k) > 1; \\ p_i(k) - \mu(C(k) - c)x_i(k), & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中: $C(k) = \sum_{i=1}^N x_i(k)$, $x_i(k)$ 为一个独立的 0-1 Bernoulli 随机变量, 其值为 1 和 0 的概率分别是 $p_i(k)$ 和 $1 - p_i(k)$; μ 为正常数 算法(1) 是基于使整体损耗函数

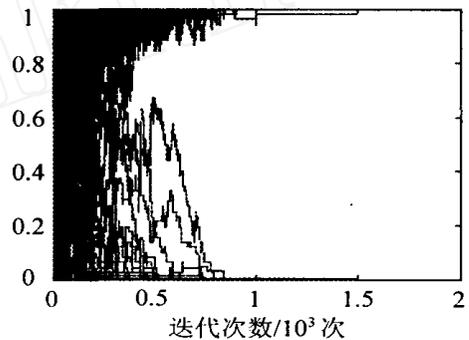
$$J(k) = \frac{1}{2} (\{E(C(k))\} - c)^2$$

极小化的梯度算法得到的 在该算法中, 每个人都基于部分信息, 采取行动使自己的利益最优, 最终得到一个有效解 假设一个人最初去酒吧的概率是 p , 因为人们都希望尽可能的增加快乐的经历, 减少不愉快的经历, 所以如果某人某次感到酒吧不拥挤, 他下次去酒吧的可能性就会更大 (p 增大); 反之, 如果酒吧很拥挤, 他下次去酒吧的可能性就会减小 (p 减小). 经过一段时间后, 人们就会积累关于酒吧状态的信息, 并通过概率 p 表示 在算法(1) 中, 如果某个人去了酒吧 ($x_i(k) = 1$), 概率 p 才会被调整; 否则, p 保持不变 而在 Arthur 的原始定义中, 即使某晚某人

没去酒吧, 他也会在第 2 天知道这晚酒吧的人数, 从而调整自己去酒吧的概率 图 2 是算法(1) 的仿真结果



(a) 酒吧的人数变化



(b) 参与者去酒吧的概率 p 的变化^[20]

图 2 酒吧的人数和 p 的变化曲线

由图可以看到, 酒吧人数很快趋近最优值 60, 而且到最后的阶段, 酒吧的参加者分成了两组, 其中 60 个人去酒吧的概率上升为 1, 表示他们几乎每次都去, 而其余 40 人去去的次数越来越少, 最后几乎为 0 也就是说, 这个算法收敛于一个纯策略的 Nash 均衡^[24] 而 Arthur 的算法仿真结果显示, 平均出席人数大约是 60, 但是方差并没有随着时间减少, 表明酒吧里经常是或有很多空位或很拥挤

虽然算法(1) 有效地解决了拥塞问题, 但对于参与者来说, 它并不公平, 因为到最后, 有的人一次也不去了, 而有的人却几乎每周都去 为得到酒吧问题的一个既有效又公平的解, Farago 等人提出了几种不同的算法^[25] 第 1 种是条件假设博弈学习算法, 每个人都在自己去酒吧的前提下, 计算两个事件的实验结果, 即酒吧是拥挤的还是不拥挤的 令 $S_n = \{0, 1\}$ 为参与者 n 的策略集, $s_n \in S_n, s = (s_1, \dots, s_N)$ 为酒吧的人数, $b^t = 0, c^t = 0$

$$b_n^{t+1} = b_n^t + \begin{cases} 1, & s^t = c \text{ 且 } s_n^t = 1; \\ 0, & s^t = c \text{ 且 } s_n^t = 0; \end{cases}$$

$$c_n^{t+1} = c_n^t + \begin{cases} 1, & s_n^t = 1; \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

对于所有的 $t > 0$, 参与者 n 去酒吧且酒吧不拥挤的条件概率是 $p_n^t = b_n^t/c_n^t$, 收益函数为

$$\pi_n(s_n, s) = \begin{cases} a_n, & s = c \text{ 且 } s_n = 1; \\ -a_n, & s > c \text{ 且 } s_n = 1; \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

当 $0 < a_n < 1$, 在 $t + 1$ 时刻的期望收益为

$$E^{t+1}[\pi_n(s_n, s)] = \begin{cases} p_n^t a_n - (1 - p_n^t)(1 - a_n), & s_n = 1; \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

那么参与者 n 在 $t + 1$ 时刻使用的策略是

$$s_n^{t+1} = \arg \max_{s_n} E_n^{t+1}[\pi_n(s_n, s)]$$

这种算法使得总出席人数收敛为 60, 每个人去酒吧的概率趋近于 0 或 1. 也就是说, 它与算法(1)相同, 都收敛于纯策略的 Nash 均衡, 即这个算法也是不公平的

第 2 种是基于指数更新的无悔学习算法^[26]. 令 $P_n^t(s_n)$ 代表 n 在 t 这段时间内使用策略 s_n 得到的累积收益, 即 $P_n^t(s_n) = \sum_{x=1}^t \pi_n(s_n, s^x)$. 那么 $t + 1$ 时刻 n 使用策略 s_n 的概率为

$$q_n^{t+1}(s_n) = \frac{(1 + \beta)^{P_n^t(s_n)}}{(1 + \beta)^{\sum_{s_n} P_n^t(s_n)}}, \quad (3)$$

其中 $\beta > 0$ 是常数. 此算法得出了对称性的混合策略 Nash 均衡, 即总出席人数在 60 附近波动. 它是公平的, 因为每个人去酒吧的概率都是 0.6, 但集体的收益为 0, 一半时间酒吧是不拥挤的, 参与者获得了正收益, 另一半时间酒吧是拥挤的, 参与者得到了负收益. 为了得到既有效又公平的解, Farago 最后提出了基于 Q 学习算法的一种收费机制, 就是对每一个去酒吧的人收门票费 x , 然后将收入平均分给那些没有去酒吧的人. 个人的收益是关于酒吧人数 λ 的一个凹函数, 即

$$u_i(\lambda) = \max \{1 - (\lambda - \mu_i)^2 / \sigma_i^2\}, \quad \sigma_i > 0, \mu_i > 0$$

如果酒吧不拥挤, 则 λ 个人获得的收益是 $u_i(\lambda) - x$; 否则, 是 $- (u_i(\lambda) - x)$; 而剩余 $(N - \lambda)$ 个没去酒吧的人, 每个人的收益为 $\lambda x / (N - \lambda)$. 为了使总体收益最大化, 需要计算一个均衡的 x 值. 采用的是 derivative-following 算法^[27]

$$f_{t+1} = f_t + \gamma [\text{sign}(f_t - f_{t-1}) \text{sign}(u_t - u_{t-1})]$$

其中: $\gamma > 0$, u_t 为平均收益. 实验结果表明, 当 $\mu_i = \sigma_i$

$= 60$ 时, x 的最优值为 0.4, 因此当恰好有 60 个人去酒吧时, 去与未去的人所得到的收益相等, 从而导致了既公平又有效的集体行为

5 拥塞避免与预测规则

对拥塞避免与预测规则的研究主要探讨了预测器的个数及更新对系统的影响. 在 Arthur 的定义中, 每个人都随机地从一个预测器库中选出 n 个预测器, 用于预测酒吧的出席人数. Johnson 等人研究了系统总的预测器数 L 和每个人所拥有的预测器数 n 对酒吧人数稳定性的影响^[28]. 在预测器库中, 包含了各种各样的预测规则, 例如: 有对过去 m 周人数进行代数平均(第 1 类)、几何平均(第 2 类)、加权平均(第 3 类), 或者是与某一周 m 的人数相同的复制型规则(第 4 类), 还有对某一周 m 人数关于最优值 60 进行映射型的规则(第 5 类), 其中允许 m, m 和 m 在 1 到几十之间取值, 因此可生成大约 400 条规则, 最佳规则的更新基于累积性能^[29]. 文中着重研究了 n 变化时对系统稳定性的影响. 结果表明, n 大约为 6 时, 系统的稳定性最好. 事实上, 当 $n = 1$ 时, 每个人只有一条预测规则, 即使这条规则的预测能力很差, 也没有其他的选择余地, 只能重复地使用. 随着 n 的增加, 选择的余地扩大了, 预测能力差的规则可被好的替代, 因此预测的准确度就会提高, 系统的稳定性也得到了增强. 然而当 $n = L$ 时, 人们拥有的预测规则几乎相同, 最佳规则也会相同, 那么预测结果也会相同, 这反而会造成酒吧或非常拥挤或没人的极端情况. Johnson 等人还提出了预测器进化和学习的思想, 即在仿真过程中, 人们可将自己预测器集合里的一个准确度持续不高的预测器放回预测器库, 再从库里随机地选择另一个. 这样, 一个预测器既有可能被激活也有可能被遗弃. 因为预测器库里的总规则数目 L 是一定的, 因此有可能出现很多人使用同一条成功规则的可能性, 这样反而降低了准确度, 使得该规则被弃置不用. 同样, 库里一条长期不被使用的规则有可能在某次随机选择过程中被激活.

随着研究的深入, 人们越来越意识到预测器更新的重要性, 因为参与者总是使用固定的一组预测器进行推理不能满足要求. Fogel 等人提出了一个新的预测规则进化过程^[30], 即在每次预测去酒吧的人数之前, 每个参与者都将其预测器集合更新 10 次. 具体方法为:

Step1: 每个人都随机地从预测器库中选出 10 条预测规则, 然后利用这 10 条规则(称为母规则)再

生成 10 条子规则, 其中子规则的参数是由母规则的参数与一个均值为零、方差为 0.1 的高斯随机变量相加得到的, 这样每个人就拥有了 20 条预测规则;

Step 2: 基于这 20 条规则利用过去 12 周预测误差的平方和对它们进行评估;

Step 3: 选出误差最小的 10 条规则作为下一次更新的母规则;

Step 4: 一次更新后, 返回 Step 1; 反复更新 10 次后, 将误差最小的规则作为最佳规则, 用于预测下一周的人数, 如果预测结果小于 60 就去酒吧, 否则, 就不去;

Step 5: 1 周后得到实际的去酒吧人数, 进入下一轮的更新过程

经过这样的过程, 就可以剔除无效的预测规则, 从而改善预测器的预测性能。而 Edmonds 引入的进化过程则使各个规则之间可以学习和交流^[31]。

6 其他研究

由酒吧问题派生出的一个比较活跃的研究方向是由 Challet 和 Zhang 提出的“少数博弈”问题^[32, 33], 它是对 El Farol 的进一步简化。在少数博弈问题中有分别标为“0”和“1”的两个组, 每个参与者选择两个组之一加入, 每次人数少的一组的参与者将得到正收益。同时, 提供给参与者的信息也简化了, 每次博弈后, 他们获得的不是参加的人数, 而是人数少的那一组的标识, 即“0”或“1”。大多有关少数博弈的文献都采用统计物理学作为研究工具, 关于这方面研究的文献很多^[34-39], 这里只讨论有助于理解酒吧问题的 3 篇文章。

Marsili 等人研究了两种假设^[34], 即参与者是否考虑自己的行为对结果的影响。如果他们确实考虑到了自己对酒吧人数的影响, 那么结果收敛于少数博弈的 Nash 均衡, 否则结果收敛于一种“朴素均衡”。Shalizi 和 Albers 采用了符号动力学作为研究工具, 认为类似于少数博弈的这种自适应博弈并不会显示出混沌状态^[37]。然而很多文献更关心的是预测器数目对资源(例如少数博弈中的两个组)有效利用的影响, Savit 等人发现当这个数目既不太大又不是很小时, 资源将得到最有效利用^[38], 这种状态被物理学家称为“相移”。

Cross 等人研究了迟滞现象对酒吧问题的影响^[40]。在经济活动中, 不连续调整是一种普遍存在的现象, 迟滞就是当支持某种策略的条件已经改变了, 但该策略仍然被使用的情况, 它可以解释为是一

种习惯使然。实验表明, 迟滞行为是一种理性的考虑, 它提高了资源的使用效率。Challet^[41]等人将酒吧问题数字化并将它转化成一个可使用的模型, 在相图的基础上, 利用统计力学方法对这个模型的复杂行为进行了具体研究, 通常情况下, 参与者不需要任何的理性假设, 系统就能够收敛于最优值。此外还有 Wolpert 等人利用集体智能(COIN)理论^[42], 认为酒吧问题是分散动态系统中典型的节点元素配置问题, 目标是使一个整体能源函数最小化。利用 COIN 理论, 实验结果很快达到了最优性能。

7 结 语

酒吧拥塞问题是各种实际系统中拥塞现象的一个典型的简化形式, 其关键是如何协调各参与者的行为, 使酒吧(拥塞源)的人数接近最优值。本文介绍了这类拥塞问题的主要研究成果, 其中一些可以借鉴到信息网络拥塞问题的控制中。例如: 可将酒吧问题的有界理性与推理学习的博弈理论应用到网络中的资源分配, 找到它们的 Nash 均衡, 从而使资源得到有效管理和利用; 可将酒吧问题的学习算法用于 Internet 的路由器拥塞控制和网站的允许控制中, 以避免拥塞、保证网络带宽的高效使用、提供较好的服务质量, 并使一些商业网站提高利润; 还可以考虑将酒吧参与者采用的算法用于网络的源端拥塞控制中, 以实现分散控制和决策策略来避免拥塞。值得进一步研究的课题包括:

1) 虽然文献[25]提出的收费机制公平有效地解决了拥塞问题, 但其前提是要已知每个人的收益峰值点 μ , 并确保每次每人都知道酒吧的人数(包括没有去的人), 这种对信息的依赖对于 Internet 这样的大型系统是不合理的。因此, 基于合理信息假设的有效公平的学习算法仍是一个重要的研究课题。

2) 不同人对拥塞的容忍程度不一样。如酒吧里有的人喜欢热闹一点, 而有的人喜欢清静; 某些 Internet 用户对网速的要求不是很高, 而有些人却非常在意。因此可以考虑采用一个参数代表人们对拥塞的接受程度, 从而使酒吧问题更接近现实中的网络拥塞现象。

3) 研究更复杂的博弈(比如存在两个以上酒吧的情况)。如若用户访问某个网站的速度过慢, 他可能会放弃访问该网站而去访问另一个。那么, 在面对不止一个酒吧时, 人们又是如何协调自己的行为呢? 因此, 对于含多拥塞源的资源有效利用的研究也是重要课题之一。

4) 参数变化对结果的影响。如允许参与者看到

的历史数据有的多、有的少,那么信息较多是否对参与者有利呢?阈值的改变对参加人数是否有影响呢?这些都有待进一步研究

总之,随着人类社会的进一步网络化,要求对类似于酒吧问题的各种拥塞问题有更好的解决方法,这需要包括控制、经济学和数学等多学科的努力

参考文献(References):

- [1] Arthur B. Inductive reasoning and bounded rationality [J]. *American Economic Review*, 1994, 84(2): 406-411.
- [2] Korilis Y, Lazar A, Orda A. The designer's perspective to noncooperative networks[A]. *Proc of the IEEE IN FOCOM 95*[C]. Boston, 1995. 562-570.
- [3] Shenker S. Making greed work in networks: A game-theoretic analysis of switch service disciplines [J]. *IEEE/ACM Trans on Networking*, 1995, 3(6): 819-831.
- [4] Friedman E, Shenker S. Learning and implementation on the internet [DB/OL]. <http://www.dklevine.com/archive/friedman.pdf>, 1998-08-10/1998-08-30.
- [5] Mahmassani H, Jayakrishnan R. System performance and user response under real-time information in a congested traffic corridor[J]. *Transportation Research A*, 1991, 25A(5): 293-307.
- [6] Casti J. Seeing the light at El Farol[J]. *Complexity*, 1996, 1(5): 7-10.
- [7] Hardin G. The tragedy of the commons[J]. *Science*, 1968, 162(5364): 1243-1248.
- [8] Mackie-Mason J, Varian H. Pricing congestible resources[J]. *IEEE J of Selected Areas in Communications*, 1995, 13(7): 1141-1149.
- [9] Mackie-Mason J, Varian H. *Pricing the Internet*[M]. Cambridge: MIT Press, 1995. 269-314.
- [10] Arthur B. On learning and adaptation in the economy [DB/OL]. <http://www.santafe.edu/sfi/publications/workingpapers/92-07-038.pdf>, 1992-07-01/1992-07-25.
- [11] Nash J. Non-cooperation games[J]. *Annals of Mathematics*, 1951, 54(1): 286-295.
- [12] Rosenthal R. A class of games possessing pure strategy Nash equilibria[J]. *Int J Game Theory*, 1973, 2(1): 65-67.
- [13] Greenwald A, Mishra B, Parikh R. Learning to play network games [DB/OL]. <http://gunther.smeal.psu.edu/greenwald99learning.html>, 1999-05-05/1999-05-25.
- [14] Greenwald A, Mishra B, Parikh R. The Santa Fe bar problem revisited: Theoretical and practical implications[A]. *Proc of the Summer Festival on Game Theory: Interactive Dynamics and Learning* [C]. New York, 1998. 10-44.
- [15] Greenwald A, Mishra B, Parikh R. Learning in the Santa Fe bar problem [DB/OL]. <http://citeseer.nj.nec.com/415906.html>, 1999-05-10/1999-05-30.
- [16] Nachbar J. Prediction, Optimization, and learning in repeated games[J]. *Econometrica*, 1997, 65(2): 275-309.
- [17] Zambrano E. The interplay between analytics and computation in the study of congestion externalities: The case of the El Farol problem [J]. *J of Public Economic Theory*, 2004, 6(2): 375-395.
- [18] Hart S, Mas-Colell A. A simple adaptive procedure leading to correlated equilibrium [J]. *Econometrica*, 2000, 68(5): 1127-1150.
- [19] Leady J. If nobody is going there anymore because it's too crowded, then who is going? experimental evidence of learning and imitation in the El Farol coordination game [DB/OL]. <http://webcentre.edu/leady/docs/ElFarol2002Nov14.pdf>, 2002-11-01/2002-11-20.
- [20] Bell A, Sethares W, Bucklew J. Coordination failure as a source of congestion in information networks[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2003, 51(3): 875-885.
- [21] Bell A, Sethares W. Avoiding global congestion using decentralized adaptive agents[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2001, 49(11): 2873-2879.
- [22] Sethares W, Bell A. An adaptive solution to the El Farol problem [A]. *Proc of the Thirty-Sixth Annual Allerton Conf on Communication, Control, and Computing* [C]. Allerton, IL, 1998. 3769-3774.
- [23] Sethares W. Adaptive algorithms with nonlinear data and error functions[J]. *IEEE Trans Signal Processing*, 1992, 40(9): 2199-2206.
- [24] Cheng J. The mixed strategy equilibria and adaptive dynamics in the bar problem [DB/OL]. <http://www.multiagent.org/Chen97.pdf>, 1997-02-10/1997-02-25.
- [25] Farago J, Greenwald A, Hall K. Fair and efficient solutions to the Santa Fe Bar problem [A]. *Proc of Grace Hopper Celebration of Women in Computing 2002* [C]. Vancouver, 2002. 27-33.
- [26] Greenwald A, Jafari A, Ercal G, et al. On no-regret learning, Nash equilibrium, and fictitious play [A]. *Proc of Eighteenth Int Conf on Machine Learning* [C].

- William stow n, 2001. 226-233
- [27] Greenwald A, Kephart J. Shopbots and pricebots [A]. *Proc of Sixteenth Int Joint Conf on Artificial Intelligence*[C]. Stockholm, 1999. 506-511.
- [28] Johnson N, Jarvis S, Jonson R, et al. Volatility and agent adaptability in a self-organized market[J]. *Physica A*, 1998, 256(1-2): 230-236
- [29] Joshi S, Bedau M. An explanation of generic behavior in an evolving financial market[A]. *Proc of Complex Systems 98*[C]. Sydney, 1998. 327-335
- [30] Fogel D B, Chellapilla K, Angeline J P. Inductive reasoning and bounded rationality reconsidered[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 1999, 3(2): 142-146
- [31] Edmonds B. Gossip, Sexual recombination and the El Farol Bar: Modelling the emergence of heterogeneity [J]. *J of Artificial Societies and Social Simulation*, 1999, 2(3): 1-21.
- [32] Challet D, Zhang Y C. Emergence of cooperation and organization in an evolutionary game[J]. *Physica A*, 1997, 246(3-4): 407-418
- [33] Challet D, Zhang Y C. On the minority game: Analytical and numerical studies [J]. *Physica A*, 1998, 256(3-4): 514-532
- [34] Marsili M, Challet D, Zecchina R. Exact solution of a modified El Farol's bar problem: Efficiency and the role of market impact[J]. *Physica A*, 2000, 280(3-4): 522-559
- [35] Edmonds B. Modelling bounded rationality in agent-based simulations using the evolution of mental models [A]. *Computational Techniques for Modelling Learning in Economics*[C]. Boston, 1999. 305-332
- [36] Hart S, Mas-Colell A. A general class of adaptive strategies[J]. *J of Economic Theory*, 2001, 98(1): 26-54
- [37] Shalizi C, Albers D. Symbolic dynamics for discrete adaptive games [DB/OL]. <http://www.santafe.edu/sfi/publications/Working-Papers/02-07-031.pdf>, 2002-07-01/2002-07-25
- [38] Savit R, Manuca R, Riolo R. Adaptive competition, market efficiency and phase transitions[J]. *Phys Rev Lett*, 1999, 82(10): 2203-2206
- [39] Yip K, Hui P, Lo T, et al. Efficient resource distribution in a minority game with a biased pool of strategies[J]. *Physica A*, 2000, 321(1-2): 318-324
- [40] Cross R, Grinfeld M, Lamba H, et al. Rationality, frustration minimization, hysteresis, and the El Farol problem [DB/OL]. <http://www.maths.strath.ac.uk/research/reports/2003/18.pdf>, 2003-08-01/2003-08-25
- [41] Challet D, Marsili M, Ottino G. Shedding light on El Farol [J]. *Physica A*, 2004, 332(3-4): 469-482
- [42] Wolpert D, Wheeler K, Tumer K. Collective intelligence for control of distributed dynamical systems[J]. *Europhysics Letters*, 2000, 49(6): 708-714

下 期 要 目

- 蚁群算法理论及应用研究的进展 段海滨, 等
- 基于多元最优信息规划的微粒群优化算法 汪 镭, 等
- 互联网环境下基于预测控制的闭环控制方法 张伟勇, 等
- 基于多步预测性能指标的模糊控制器参数优化设计 许 敏, 李少远
- 非线性模糊时滞系统鲁棒自适应控制 魏新江, 井元伟
- 一种模糊系统稳定性的分析方法 张 钊, 等
- 多 Agent 协商行为的效用分析 叶 斌, 等
- 混沌梯度组合优化算法 胡志坤, 等
- 线性混合系统的可观性分析 莫以为, 萧德云