

# 基于学习自动机理论与稳定性控制的 自适应移动无线 Ad Hoc 网络分簇策略

郝 圣 张沪寅 宋梦凯

(武汉大学计算机学院 武汉 430079)

**摘 要** 移动无线 Ad Hoc 网络(MANET)是一种自组织、自配置的多跳无线网络.它不依赖于预先存在的基础通信设施或中心管理方式.分簇策略已被证明是一种能够模仿固定通信设施并提高网络可扩展性的有效途径.它能够网络划分成若干子网并且被广泛地用于网络管理、资源管理、层次路由设计、服务质量改善与网络安全检测.在移动无线 Ad Hoc 网络中,频繁的节点移动、不佳的节点分布会减少簇的生存时间、降低通信质量并增加通信开销,而这些问题势必会降低簇的稳定性.此外,如何在动态环境下有效地调整分簇结构也是我们需要重点考虑的问题.一种高效的分簇策略应该是自适应的并且能够根据当前的网络环境与节点状态预测自身的分簇行为变化.针对上述问题,该文提出了基于学习自动机理论与稳定性控制的自适应 MANET 分簇策略(LASCA).文中首先推导出簇的期望生存时间模型与簇的可靠性通信度量模型.在此基础上,该文设计了簇首的稳定性度量模型进行簇首选择.该模型能够保证所选择的簇首节点构成的簇具有较好的生存时间且节点分布产生较小的通信开销,同时具有较高的通信可靠性,即提高了分簇的稳定性.针对以往工作并未考虑如何在动态分簇重构过程中降低簇首选择开销的情况,该文随后利用学习自动机理论构建了分簇行为认知模型,给出了节点簇首选择行为与概率函数的映射关系,并通过感知网络环境反馈对概率函数进行更新,从而有效地调整动态环境下的分簇结构,减少了不必要的簇首选择计算开销.实验结果表明,该文提出的分簇策略在稳定性指标方面有很好的表现,有效地降低了簇首节点与成员节点的更新次数,并在一定程度上降低了通信开销与簇首选择的计算开销.其中,在最大移动速度为 10 m/s 的 Random waypoint 移动模型中,WCA、FCA、TVCA 的簇首节点累积更新次数与该文提出的算法相比平均增多了 39.4%、18.0%、20.4%,WCA、FCA、TVCA 的成员节点累积更新次数与该文提出的算法相比平均增多了 44.7%、7.2%、36.5%.该文提出的算法为后续设计具有分层结构的路由协议提供了良好的拓扑稳态控制机制,同时为后续构建复杂动态网络的行为认知模型提供了一定的理论启示.

**关键词** 移动无线 Ad Hoc 网络;分簇;学习自动机理论;稳定性度量模型;分簇行为认知模型

中图法分类号 TP311

DOI号 10.11897/SP.J.1016.2018.02089

## An Adaptive Clustering Strategy for MANET Based on Learning Automata Theory and Stability Control

HAO Sheng ZHANG Hu-Yin SONG Meng-Kai

(School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430079)

**Abstract** Mobile wireless Ad Hoc network (MANET) is a self organizing and self configuring multi hop wireless network, which does not rely on any pre-existing communication infrastructures or centralized management. Clustering has been proven to be a promising approach (through dividing the network into several sub networks), which can imitate the operation of the fixed communication infrastructure and improve the scalability of mobile wireless Ad Hoc network. It has been widely used in efficient network management, improving resource management, hierarchical routing protocol design, improving quality of network service and detecting the

收稿日期:2016-12-13;在线出版日期:2017-12-05.本课题得到国家自然科学基金(61772386)、广东省省级科技计划项目(2015B010131007)

资助.郝 圣,男,1989 年生,博士研究生,主要研究方向为无线移动网络、通信理论、复杂网络理论. E-mail: 809023460@qq.com.

张沪寅(通信作者),男,1962 年生,博士,教授,主要研究领域为高性能计算、网络服务质量、新一代网络体系结构. E-mail: zhy2536@whu.edu.cn.

宋梦凯,男,1995 年生,硕士研究生,主要研究方向为社交网络、移动无线自组网络.

mobile wireless Ad Hoc network security. In mobile wireless Ad Hoc network, frequent node motion, bad nodes distribution can reduce the survival time of clusters, degrade communication quality and increase the communication overhead. All of these problems will certainly decrease the stability of clusters. Besides that, how to effectively adjust the selection of cluster heads in this dynamic network environment should be taken into account. A high-efficiency clustering strategy should be adaptive and can predict the variation of clustering behavior on the basis of current network environment and node state. Focusing on these problems, we put forward an adaptive clustering strategy for MANET based on learning automata(LA) theory and stability control (LASCA). Firstly, we derive the cluster's expected survival time model and reliable communication metric model. Based on these two models, we design the cluster's stability metric model as the measurable indicator of cluster head selection. This model can guarantee the selected clusters have relatively high survival time and good nodes distribution, which lead lower communication cost and better communication reliability, i. e., enhancing the stability of clustering. Aiming at the fact that previous work do not consider how to reduce overhead of cluster head selection during the dynamic clustering re-construction process, we construct a clustering behavior cognitive model based on learning automata theory. In this cognitive model, the cluster head selection behavior of node is mapped to a probability function, which is updated by receiving different network environment feedbacks. By this way, we can efficiently adjust the structure of clusters under dynamic network environment and reduce unnecessary computation cost of cluster head selection. The experimental results show that our proposed clustering strategy has good performance on stability indicators, i. e., efficiently reducing the update frequency of cluster head and cluster member nodes. Besides that, it can reduce the communication overhead and computation overhead of cluster head selection in some degree. Taking two simulation groups as examples, when comparing with our proposed clustering algorithm under the setting that maximum velocity is 10m/s and mobility model is Random waypoint), the cumulative updating number of cluster head nodes for WCA, FCA, TVCA respectively increases 39.4%, 18.0%, 20.4%, the cumulative updating number of cluster member nodes for WCA, FCA, TVCA respectively increases 44.7%, 7.2%, 36.5%. Our proposed clustering algorithm formulates a brand new topology control mechanism for MANET, which can be used to design layered structure routing protocols. Besides that, this work also provides some theoretical inspirations to construct behavior models for complex dynamic network.

**Keywords** mobile wireless Ad Hoc network; clustering; learning automata theory; stability metric model; clustering behavior cognitive model

## 1 引 言

移动无线 Ad Hoc 网络(MANET)是一种自组织的能够快速形成网络体系并提供通信与服务的临时网络<sup>[1]</sup>. 它不依赖于固定的基础通信设施或中心管理方式. 分簇是一种提高 MANET 扩展性的重要策略. 采用分簇策略后, 节点之间的信息交互频率会降低, 而随之带来的路由信息维护开销<sup>[1]</sup>也将降低. 此外, 分簇策略能够扩展 MANET 的网络规模, 在

一定程度上提高了网络的控制管理效率.

分簇的基本思想就是将网络的节点分成若干集群, 以便于管理. 在一个簇内, 部分节点负责建立分簇并且维持网络拓扑的稳定性, 这样的节点也被称作簇首节点, 簇首节点的集合构成一个支配集. 簇内的节点一般被划分为普通成员节点与协助簇间通信的网关节点<sup>[2]</sup>, 即簇首节点之间不进行直接的信息交换. MANET 分簇算法一般根据本地条件或网络属性(例如节点密度、移动性、权重、剩余能量等因素)对节点进行集群划分. 现有的分簇机制中<sup>[3-15]</sup>往

往忽视了节点分布、节点频繁变动对分簇稳定性的影响,且现有算法虽考虑到多种因素对分簇的影响,但缺乏严谨的推导模型进行簇首选择判定.因此本文有必要设计新的簇首度量模型进行簇首选择.此外,现有的分簇机制<sup>[3-17]</sup>中未考虑如何根据当前网络环境与节点状态调整分簇结构.因此,本文还需给出具备数学理论依据的分簇行为认知机制,以有效地调整分簇结构并减少分簇开销.

本文的主要贡献在于以下两个方面:(1)我们给出了新的簇首选择判定模型(稳定性度量模型).该模型保证分簇在动态环境下具备更高的稳定性,提高了动态环境下簇的生存时间与通信可靠性,并降低了成员节点与簇首节点的更新次数与随之带来的开销;(2)本文首次利用学习自动机(Learning Automata, LA)理论建立了分簇行为认知模型,给出了动态网络环境中节点参与簇首选择所对应概率函数的映射迭代关系,有效地减少了簇首选择带来的冗余计算开销.

## 2 相关工作

目前,关于 MANET 的分簇算法设计研究仍然是移动无线网络中的热门研究领域. Chatterjee 在文献[3]中提出了一种经典的分布式加权算——WCA(Weighting Clustering Algorithm).我们注意到 WCA 综合考虑了多种因素对分簇结果的影响,但并未对节点的分布差异产生的影响进行深入探讨.从实验结果分析可知,该算法对网络参数设置较为敏感.基于文献[3]的工作, Piyalikar 提出了通过预测簇首变化的分簇算——FCA(Forecast weighted Clustering Algorithm)<sup>[4]</sup>.利用文中设计的平滑因子函数,作者对节点的簇首变化趋势进行预测,以减少不必要的簇首选择过程.

Singhal 和 Daniel<sup>[5]</sup>利用模糊理论构造了新的 MANET 分簇算法.该算法能够减少构建分簇的时间开销.我们注意到该算法的性能依赖于预先设定的分簇大小,且在高速网络环境下的适应性较差.

Oh 在文献[6]中提出一种基于多移动属性度量的分簇算法——MPCA(Mobility Prediction Clustering Algorithm).在文中,作者设计了一种基于移动性测度的簇首交换概率函数并通过该函数降低簇首节点更迭的次数,尽可能地提高分簇的稳定性.

Bentaleb 等人在文献[7]中提出了保证簇结构稳定性的信任度模型,并在文献[8]中利用多普勒平移法

与改进的信任度模型构建了一种带有稳定性控制的分簇算法——TVCA(Trust Value based Clustering Algorithm).此外,针对现有 MANET 规模的不断扩大,作者提出了一种保证稀缺带宽资源的分簇算法<sup>[9]</sup>.

Tolba 等人<sup>[10]</sup>设计了一种高速动态环境下的分簇算法,该算法可在节点移动速度与密度较大的情况下得到理想的簇首节点个数与较好的分簇效率,但在稀疏环境下的效果并不理想.此外,该算法并未考虑在获取良好分簇结构的同时如何保证簇的稳定性.

在文献[11-15]中,作者着重考虑了能量敏感型 MANET 的分簇问题.文献[12-14]通过设计节点能量损耗估算模型以保证被选择的簇首节点相对于其他节点具备更多的剩余能量.而文献[11,15]则将节点的剩余生存时间(最大剩余能量)观测值作为簇首判定准则.我们注意到,相对于节点剩余生存时间对网络连通性的影响,节点分布、网络稀疏度、场景规模等因素往往对连通性具有同样甚至更重要的影响.文献[16-17]讨论了具有分簇结构的 MANET 路由效能问题,即通过设计优良的分簇机制以降低传输能耗.

本文注意到现有文献[3-16]中提出的分簇算法并未很好地解决以下问题:(1)短暂的成簇时间会导致节点的频繁更迭,而由此带来的通信开销亦会随之增大;(2)不佳的节点分布会对簇的通信质量与通信开销产生不良的影响,间接降低了簇的稳定性;(3)以往工作缺乏严谨的簇首判定模型.基于以上事实与文献中存在的缺陷,本文设计了一种适用于非能量敏感场景下的簇首稳定性度量模型,这其中包括了簇的期望生存时间模型、簇的可靠通信开销模型.通过以上两种模型,本文给出了新的簇首判定准则来选择簇首.此外,目前绝大多数 MANET 分簇算法的研究(包括文献[3-17])仅局限于如何获取簇的有效划分与成簇效果的度量,而 MANET 作为一种动态变化场景,其簇首节点与成员节点是不断发生更迭的.因此,如何利用已划分簇首节点与成员节点的状态信息进行簇首节点预测调整也是本文必须考虑的.针对该问题,本文首次利用学习自动机理论设计了分簇行为认知模型,建立了节点簇首选择行为与概率函数的映射迭代关系以减少簇首选择的冗余计算开销,并以此预测节点簇首选择行为的变化趋势.

本文第 3 节,我们将介绍基本网络模型与预备知识,在第 4 节中,我们给出基于学习自动机理论与

稳定性控制的分簇方案,其中包括了簇首的稳定性度量模型、簇首选择与分簇维护、分簇行为认知模型三部分内容;在第5节中,我们给出仿真实验结果并对实验数据进行分析;第6节是本文的结语与未来工作展望。

### 3 基本网络模型与预备知识

#### 3.1 Ad Hoc 网络模型

根据图论<sup>[18]</sup>的表述,平面 Ad Hoc 网络可以用一张无向图来表示,即  $G=(V, E)$ . 其中  $V$  代表了节点  $v_i$  的集合,  $E$  表示由所有链路  $e_i$  组成的集合. 一般情况下  $V$  的势保持不变,而  $E$  的势随着链路的建立和删除发生改变. 因此分簇也被认为是一种受到额外限制的图形分割问题. 由于基本图不具备规则形结构,所以对图形进行分割就成为一个 NP-Hard 问题<sup>[11]</sup>. 分簇策略主要关心的是如何寻找支配集即最佳簇首集合:  $S \subseteq V(G)$ , 使得  $\bigcup_{v_i \in S} N[v_i] = V(G)$  成立. 其中  $N[v_i]$  表示节点  $v_i$  的相邻区域,可定义为

$$N[v_i] = \bigcup_{v_j \in V, v_j \neq v_i} \{dist(v_i, v_j) < tx_{range}\} \quad (1)$$

其中  $tx_{range}$  表示节点  $v_i$  的传输距离(通常情况下所有节点的传输半径相同). 节点领域密度也称为  $N[v_i]$  的势,可表示为

$$Degree(v_i) = |N[v_i]| \quad (2)$$

#### 3.2 学习自动机理论

学习自动机理论<sup>[19-20]</sup>是本文设计分簇行为认知机制的基础. 它是一种基于随机过程原理<sup>[21]</sup>的启发式自学习理论,多用于构建增强学习算法<sup>[22-24]</sup>. 作为一种自适应决策系统,它能够利用先验知识从有限的动作集合与随机动态环境中选择出最优的决策行为. 经典的学习自动机包含三个要素:随机环境、自动机、反馈系统. 反馈系统可被看作是一种基于行为认知的决策系统. 其中每个等时间段上的被选动作作为随机动态环境的输入信号函数,输入信号作用于随机动态环境产生相应的反馈信号函数,根据反馈的效果可将反馈信号函数划分为激励反馈信号与惩罚反馈信号,经过一定时间,学习自动机可以通过学习反馈信号从有限的动作集合中找到最佳的动作. 图1描述了经典学习自动机的循环工作工程,其中  $\alpha$  表示学习自动机作给予随机环境的输入信号,  $\beta$  表示随机环境作用于学习自动机的反馈信号.

**定义 1.** 随机环境(Random Environment).

随机环境是一种可与自动机进行信号交互的对

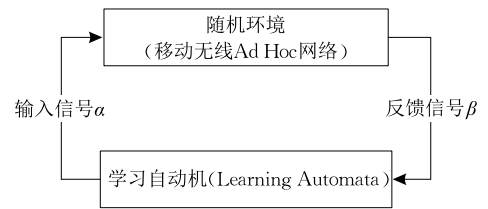


图 1 学习自动机原理

象,可使用集合  $E$  来描述随机环境,其中  $E=\{A, B, C\}$ .  $A=\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n\}$  代表了自动机作用于随机环境的输入信号集合. 同理,  $B=\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$  代表了来自随机环境的反馈信号的有限集合.  $C=\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$  表示一个条件概率集合.

**定义 2.** 自动机(Automaton).

自动机是一种不需要外界指导的工作系统(自学习系统),可用集合表示为  $\{A, B, Q, T, G\}$ . 其中  $A, B$  已在定义 1 中做出说明,  $Q$  代表了自动机当前的状态.  $T: Q \times B \times A \rightarrow Q$  表示自动机的状态转移函数.  $G$  决定了自动机基于当前时刻的状态所得到的输出.

### 4 基于 LA 理论与稳定性控制的分簇方案

本节首先给出簇首的稳定性度量模型,在此基础上给出详细地分簇策略,其中包括一次簇首选择算法、分簇的动态维护算法. 最后,利用学习自动机理论构建分簇行为认知机制来优化分簇的动态调整过程.

#### 4.1 簇首的稳定性度量模型

短暂的成簇时间会导致节点(簇首节点与成员节点)的频繁更迭,随之带来的通信开销则相应地增大了节点的计算负载. 此外,不佳的簇内节点分布对通信质量的影响也会降低分簇的稳定性. 考虑到以上问题并未在以往文献中得到很好的解决,本文设计了簇首的稳定性度量模型. 该模型有以下两个优点:(1) 保证所选择的簇首节点构成的簇具有最佳的生存时间;(2) 保证所划分簇的节点分布产生较小的通信开销,同时具备较高的通信可靠性.

##### 4.1.1 簇的期望生存时间度量模型

同一簇内的节点由于地位不同被分成簇首节点与成员节点. 从簇状拓扑稳定性控制的角度出发,备选簇首节点“希望”其成员节点位于簇内的时间越长越好,而成员节点亦“希望”其备选簇首节点保持簇首地位的时间越长越好. 簇首节点与其成员节点的

同簇时间越长说明节点的变动频度越小,即提高了簇的稳定性,同时自然降低了随之带来的通信开销.单纯的移动性衡量方式并不能保证簇内节点位于同簇的时间较长,而以往的簇结构稳态度量方式也缺乏严格的推导.为此,本文将簇的期望生存时间值,即簇首节点与其成员节点位于同一簇内的期望时间值作为衡量簇的稳定性的指标之一,并给出如下的推导过程.

假设在 MANET 中,所有节点都含有 gps 模块,且节点的移动状态在短时间内不发生改变.此时簇首节点  $i$  与其任一成员节点  $j$  在同一簇的生存时间求解方程可表示为

$$\begin{aligned} R^2 &= [(v_{ix} - v_{jx})T_{ij} + Dx_{ij}]^2 + \\ & [(v_{iy} - v_{jy})T_{ij} + Dy_{ij}]^2 \Rightarrow \\ T_{ij} &= \frac{\sqrt{H_a^2 - H_b H_c} - H_b}{H_b} \end{aligned} \quad (3)$$

其中  $v$  表示节点速度,  $R$  表示节点的传输半径,  $D_{ij}$  表示节点之间的距离值,  $Dx_{ij}$  与  $Dy_{ij}$  则表分别示该距离在水平与竖直方向的分量.此外

$$\begin{cases} H_a = [v_{ix} - v_{jx}]^2 + [v_{iy} - v_{jy}]^2 \\ H_b = Dx_{ij} \cdot (v_{ix} - v_{jx}) + Dy_{ij} \cdot (v_{iy} - v_{jy}) \\ H_c = Dx_{ij}^2 + Dy_{ij}^2 - R^2 \end{cases} \quad (4)$$

因此,簇的期望生存时间可定义为

$$\begin{aligned} E(T_i) &= \sum_j^{n_i} T_{ij} \cdot p\{dist(i, j) = D_{ij} | j \in N[v_i]\} \\ &= \sum_j^{n_i} T_{ij} \cdot P_{ij} \end{aligned} \quad (5)$$

其中  $dist()$  表示节点之间的距离函数,  $n_i$  为成员节点个数. 概率函数  $P_{ij}$  表示节点  $i$  为簇首节点时,节点  $j$  为其成员节点且两点的距离值恰为  $D_{ij}$  的概率. 根据概率函数的定义,首先需推出节点  $j$  位于节点  $i$  的传输半径范围之内的概率分布函数表达式  $p\{dist(i, j) \leq R\}$ . 结合本文对网络场景的设定,节点的平面分布概率密度函数可表示为

$$f(x, y) = \frac{1}{L \cdot W} \quad (6)$$

其中,  $L$  表示场景的长度,  $W$  表示场景宽度. 考虑到节点之间具有相互独立性,两个节点的联合平面分布概率密度函数可表示为

$$\begin{aligned} f_{i,j}(Dx_{ij}, Dy_{ij}) &= f(Dx_{ij})f(Dy_{ij}) \\ &= \frac{4}{(LW)^2} (L - Dx_{ij})(W - Dy_{ij}) \end{aligned} \quad (7)$$

至此,我们可以推导出节点  $j$  位于备选簇首节点  $i$  传输半径范围内的概率分布函数  $p\{dist(i, j) \leq R\}$

$$\begin{aligned} p\{dist(i, j) \leq R\} &= p(dist \leq R) = \\ & \begin{cases} \int_0^R \int_0^{\sqrt{R^2 - Dx^2}} f(Dx, Dy) dDx dDy, & (0 < R < W) \\ \int_0^W \int_0^{\sqrt{R^2 - W^2}} f(Dx, Dy) dDx dDy + \\ \int_0^{\sqrt{R^2 - Dx^2}} \int_{\sqrt{R^2 - W^2}}^R f(Dx, Dy) dDx dDy, & (W \leq R < L) \\ \int_0^W \int_0^{\sqrt{R^2 - W^2}} f(Dx, Dy) dDx dDy + \\ \int_0^{\sqrt{R^2 - Dx^2}} \int_{\sqrt{R^2 - W^2}}^L f(Dx, Dy) dDx dDy, & (L \leq R < \sqrt{L^2 + W^2}) \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

通过三角积分将式(8)简化为

$$p(dist \leq R) = \frac{4R}{(L \cdot W)^2} \cdot f_{unit\_PDF}(dist) \quad (9)$$

其中元积分函数  $f_{unit\_PDF}(dist)$  可记作

$$\begin{aligned} f_{unit\_PDF}(dist) &= \\ & \begin{cases} \frac{\pi LW}{2} - LR - WR + \frac{1}{2}R^2, & (0 < R < W) \\ LW \arcsin \frac{W}{R} + a(R^2 - W^2)^{0.5} - \frac{1}{2}W^2 - LR, & (W \leq R < L) \\ LW \arcsin \frac{W}{R} + L(R^2 - W^2)^{0.5} - \frac{1}{2}W^2 + \\ W(R^2 - L^2)^{0.5} - \frac{1}{2}(L^2 + R^2), & (L \leq R < \sqrt{L^2 + W^2}) \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

采用样条差值法<sup>[25-26]</sup>对  $dist(i, j)$  的取值空间进行处理,则  $P_{ij}$  可表示为

$$\begin{aligned} P_{ij} &= [p(dist \leq R < W)]^{-1} \times \\ & \left[ \frac{2\pi}{LW} - \frac{8(L+W)D_{ij}}{(LW)^2} + \frac{6D_{ij}^2}{(LW)^2} \right] \end{aligned} \quad (11)$$

将式(11)代入式(5)就可推导出  $E(T_i)$  的量化度量函数.

从上述推导可知,若簇的稳定性较高,则备选节点构成的簇具有较大  $E(T_i)$  值. 除了规避以往分簇算法中采用移动性测度的不足,  $E(T_i)$  的设置可以反映成员节点在簇中的权重大小 ( $P_{ij}$ ), 即考虑到成员节点分布差异对簇结构稳定性的影响. 在本文中,

$E(T_i)$ 将作为新的簇首选择测度因子之一。

#### 4.1.2 簇的可靠性通信度量模型

在文献[3,9-10]中,作者分别指出了在传输范围之内,节点距离越近通信质量越好,反之,信号随着距离的增大而衰减.基于这种规则,现有分簇算法大多将簇首节点与其成员节点的距离之和作为通信开销度量因子.通信开销度量因子越小表明备选簇首节点的距离属性、通信属性越好.然而在实际网络中,往往存在簇首节点与其成员节点距离之和相同,而成员节点分布各异的情况.若在此条件下,不同的节点分布可导致簇的整体通信质量与通信开销的不同,则以往关于簇首选择的策略缺乏完备的考虑.根据文献[27-28]可知,通信质量可用报文丢失率进行衡量(负相关)且报文丢失率  $P_{loss}$  与距离的函数关系可表示为  $P_{loss}(x) = a \cdot \text{erf}(b \cdot x - c) + d$  (其中  $a, b, c, d$  为大于 0 的正拟合系数,  $x$  为节点之间的距离大小值,  $\text{erf}(\cdot)$  为标准误差函数  $\text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-y^2} dy$ ).

为了反映节点分布对通信质量的具体影响,对  $P_{loss}(x)$  求导可得

$$P_{loss}^{(1)} = \frac{2ab}{\sqrt{\pi}} e^{-(bx-c)^2} \quad (12)$$

显然  $P_{loss}^{(1)} = \frac{2ab}{\sqrt{\pi}} e^{-(bx-c)^2} > 0$ . 因此可得出  $P_{loss}(x)$  是一个严格的单调增函数,即随着节点之间距离的增大,丢包率上升通信质量下降.

对  $P_{loss}^{(1)}(x)$  求导可得

$$P_{loss}^{(2)} = \frac{4ab^2}{\sqrt{\pi}} e^{-(bx-c)^2} \cdot (c - bx) \quad (13)$$

根据二阶导数的数学定义可知,  $x = \frac{c}{b}$  为  $P_{loss}(x)$  的拐点横坐标值. 当  $x \in (0, \frac{c}{b}]$  时,  $P_{loss}(x)$  缓慢增大,通信质量缓慢降低;  $x \in (\frac{c}{b}, +\infty)$  时,  $P_{loss}(x)$  快速增大,通信质量快速衰减.

基于上述推导,本文可对簇的结构进行分层处理(图 2 所示)并做出如下合理假设:当成员节点处在  $(0, r]$  时,簇首节点与成员节点的通信质量处在可接受范围内即不产生通信风险;反之,当成员节点处在  $[r, R)$  时,通信质量快速衰减,产生通信风险.

图 3 给出了在簇首节点与其成员节点距离之和相同的条件下,簇成员节点分布不同导致通信质量不同的示例.如图 3 所示,  $A, F$  分别为簇的簇首节点,距离簇首节点  $A, F$  距离之和分别为

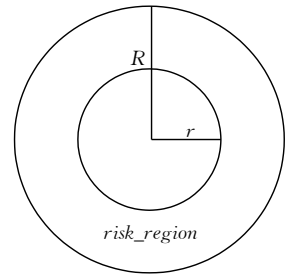


图 2 簇的分层结构

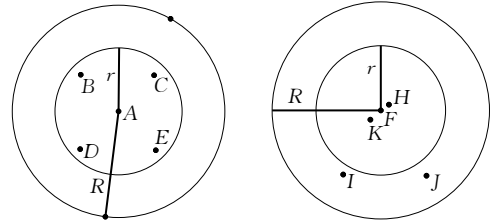


图 3 节点分布对通信的影响

$$D_A = |AB| + |AC| + |AD| + |AE|,$$

$$D_F = |FK| + |FH| + |FI| + |FJ|.$$

若  $D_A = D_F$ , 则以  $A$  为簇首的四个成员节点全部落入通信质量可接受的区域范围内,而以  $F$  为簇首的簇的四个成员节点中有 2 个节点中落入通信质量快速衰减的区域范围内.此时两个簇虽然具有相同的距离属性与密度属性测度,却产生不同的通信属性测度.

为了形式化地描述节点分布不同对通信质量产生的影响,本文将通信风险概率分布函数定义为

$$\begin{cases} \text{当 } 0 < D_{ij} \leq r \text{ 时: } p(\text{risk}_j) = 0 \\ \text{当 } r < D_{ij} \leq R \text{ 时: } p(\text{risk}_j) = \lambda \left( \frac{D_{ij} - r}{R - r} \right) \end{cases} \quad (14)$$

其中  $i$  表示簇首节点,  $j$  表示其成员节点,  $\lambda$  是一个介于 0 与 1 之间的调节系数.此时簇首节点  $i$  的平均通信风险代价(Communication risk)函数可被定义为

$$\begin{aligned} Cr_i &= \frac{n_1}{n_i} \cdot \left\{ \prod_{j=1}^{n_1} p(\text{risk}_j | D_{ij} \in (0, r]) \right\}^{\frac{1}{n_1}} + \\ &\frac{n_i - n_1}{n_i} \cdot \left\{ \prod_{j=n_1+1}^{n_i-1} p(\text{risk}_j | D_{ij} \in (r, R)) \right\}^{\frac{1}{n_i - n_1}} \\ &= \left( \frac{n_i - n_1}{n_i} \right) \cdot \prod_{j=n_1+1}^{n_i-1} \left[ \lambda \left( \frac{D_{ij} - r}{R - r} \right) \right]^{\frac{1}{n_i - n_1}} \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $n_1$  表示距离簇首节点为  $(0, r]$  区域范围内的成员节点数,  $n_i$  为节点  $i$  的成员节点数.  $Cr_i$  由两部分构成,  $\left( \frac{n_i - n_1}{n_i} \right)$  大小反映了位于不可靠传输区间的成

员节点个数,  $\prod_{j=n_1+1}^{n_i-1} \left[ \lambda \left( \frac{D_{ij}-r}{R-r} \right) \right]^{\frac{1}{n_i-n_1}}$  则反映了簇的平均通信风险情况。

考虑到 MANET 作为一种具备局部连通性的特殊聚集网络<sup>[29]</sup>, 本文对聚集网络的标准中心性指标函数<sup>[29-30]</sup> 进行改进, 并作为 MANET 簇首通信负载 (Communication load) 函数以反映节点作为簇首的通信开销与负载能力

$$Cl_i = \frac{n_i}{\sum_{j=1}^{n_i} D_{ij}} \quad (16)$$

至此, 可将簇的可靠性通信度量函数定义为

$$Rc_i = Cl_i \cdot (1 - Cr_i) \Rightarrow Rc_i = \left( \frac{n_i}{\sum_{j=1}^{n_i} D_{ij}} \right) \cdot \left\{ 1 - \frac{n_i - n_1}{n_1} \prod_{j=n_1+1}^{n_i-1} \left[ \lambda \left( \frac{D_{ij}-r}{R-r} \right) \right]^{\frac{1}{n_i-n_1}} \right\} \quad (17)$$

不难发现  $Rc_i$  的值越大, 备选簇首节点  $i$  构成簇的通信开销越小, 簇的平均通信质量越高; 反之,  $Rc_i$  越小则簇的通信开销越大, 簇的平均通信质量越低。这里需要指出的是  $Rc_i$  的表达式包含了改进的聚集度函数  $n_i / \sum_{j=1}^{n_i} D_{ij}$ 。因此, 在考虑节点通信质量与可靠性的同时,  $Rc_i$  仍可反映节点的距离与密度测度对簇首选择的影响。

为了维护簇结构的稳定性, 簇首节点所在簇应该具备较高的期望生存时间与通信质量且产生相对小的通信开销。因此簇首的稳定性度量函数即簇首选择判定函数可被定义为

$$W_i(\tau) = \omega_1 \cdot [E'(T_i)](\tau) + \omega_2 \cdot Rc'_i(\tau) \quad (18)$$

其中  $\tau$  代表 MANET 的系统时刻,  $(\omega_1 + \omega_2) = 1$ ,  $[E'(T_i)]$ 、 $Rc'_i(\tau)$  为归一化表达式, 可记作

$$E'(T_i) = \frac{E(T_i) - E(T)_{\min}}{E(T)_{\max} - E(T)_{\min}} \quad (19)$$

$$Rc'_i = \frac{Rc_i'^{-1} - Rc_{\max}'^{-1}}{Rc_{\min}'^{-1} - Rc_{\max}'^{-1}} \quad (20)$$

## 4.2 簇首选择与分簇维护

根据已推导的簇首稳定性度量模型, 我们可得出一次簇首节点选择算法 (算法 1)。

**算法 1.** 一次簇首选择算法 (Cluster Head Selection Algorithm).

Input:  $G=(V, E)$

Output: Cluster head nodes (Ch)

1. For (all nodes  $i$ ) Do
2. Calculate  $W_i = \omega_1 \cdot [E'(T_i)] + \omega_2 \cdot Rc'_i$

3. Broadcast the message ( $W_i$ ) to its neighbor nodes  $j$
4. For (all nodes  $j \in N[i]$  and  $j \neq i$ ) Do
5. Store this message ( $W_j$ ) in its neighbor table
6. Compare its own weighted value with all neighbor nodes' weighted value received though the broadcast message
7. IF ( $W_j$  is the maximum value) then
8.  $j$  is selected as cluster head, namely ( $Ch=j$ )
9.  $j$  broadcasts this message ( $Ch=j$ ) to its neighbor nodes
10. Else
11. Node  $j$  waits to receive the message ( $Ch=k$ ) sent by node  $k (k \in N[i])$
12. End IF
13. End For
14. End For

如算法 1 中描述, 当网络中所有节点参与簇首选择时, 应先计算各自节点的权重值并向其邻居节点广播一条包含自身权重值的信息。对于该节点的邻居节点而言, 当收到此信息, 则将信息存于邻居表中并将此节点的权重值与自身权重值进行对比。若邻居节点的权重值最大, 则将此邻居节点选为新的簇首节点并向其对应的邻居广播一条地位更新信息, 即该节点成为新的簇首节点。否则, 该邻居节点等待接收其邻居节点发送的地位更新信息。通过算法 1, 可保证簇首节点的选择满足本文提出的稳定性度量模型。

MANET 的实时动态性会导致簇首节点与成员节点不断发生变化更迭。因此, 为保证分簇结构的实时有效性, 我们采用按需更新与轮询更新相结合的方式对分簇结构进行维护。在按需更新方式中, 我们考虑节点的两种移动行为, 即节点加入或离开簇时对分簇结构的影响。用如算法 2 表示节点离开时所需的分簇维护机制。

**算法 2.** 本地分簇调整算法 (节点离开) (Local Cluster's Adjustment Algorithm (Nodes Leaving)).

1. For (all moving nodes  $i$ ) Do
2. IF (node  $i$  is cluster head) Then
3. Node  $i$  broadcasts a message (giving up the current status) to its cluster members
4. Node  $i$  becomes undecided status and tries to join an available cluster
5. For (node  $j \in N[i]$ ) Do
6. Updates its cluster information

```

7.   Executes Algorithm1 to re-select a new cluster
      head
8.   End For
9. Else
10.  IF (node  $i$  is cluster member node) Then
11.    Node  $i$  sends a message to its cluster head
12.    Node  $i$  becomes undecided status and tries to
      join an available cluster
13.    For (all nodes  $j \in N[i]$ ) Do
14.      IF (node  $j$  is cluster head) Then
15.        Updates the cluster information
16.        Broadcasts a message about this leaving
          node to its member nodes
17.      Else
18.        Updates the cluster information related
          to this leaving node
19.      End IF
20.    End For
21.  End IF
22. End IF
23. End For

```

如算法 2 中描述,节点离开簇时需根据节点当前的地位(簇首节点或成员节点)设计调整策略。当簇首节点离开簇时,需要向其成员节点广播信息,即放弃当前的簇首节点地位。同时,将自身节点状态设置为未决定态并尝试加入新的簇。对于该节点原先所在簇的其他成员节点而言,则需选择新的簇首节点。当成员节点离开簇时,需要向其簇首节点发送离开信息。同时,将自身状态设置为未决定态并尝试加入新的簇。对于簇首节点而言,由于收到该节点的离开信息,则需要向成员节点广播通知并更新自身簇信息。

相应地,当节点离开所在簇并申请加入一个可加入的簇时,被加入簇的结构也会发生变化。用如算法 3 表示节点加入簇所需的分簇维护机制。

**算法 3.** 本地分簇调整算法(节点加入)(Local Cluster's Adjustment Algorithm (Nodes Joining)).

```

1. For (all moving nodes  $i$  and node status is undecided)
  Do
2.  Node  $i$  sends a join request message to the available
  clusters and waits for reply message from
  corresponding cluster heads
3.  IF (node  $i$  only receives one reply message) Then
4.    Node  $i$  joins this cluster and executes cluster
  head re-selection(Algorithm 1) in this cluster
  and changes its status correspondingly

```

```

5.   Else
6.     Node  $i$  joins the cluster that has the smallest
      number of member nodes and executes cluster
      head re-selection(Algorithm 1) in this cluster
      and changes its status correspondingly
7.   End IF
8. End For

```

如算法 3 中描述,离开簇的未决定态节点为申请加入新的簇需要向可加入的备选簇(簇首节点)发送申请信息,当只有一个簇首节点回复该申请信息,则未决定态节点加入该簇并重新选择簇首节点。否则,该未决定态节点选择加入成员节点数量最小的簇并重新选择簇首节点。

我们发现单纯地使用按需更新的方式对分簇结构进行调整只能维护本地分簇结构,而节点的测度值  $W$  会随着时间改变(非节点移动行为导致的分簇结构变化),因此还需利用轮询更新以保证全局分簇结构的实时有效性。

如算法 4 中描述,网络中所有节点需要周期性的更新节点权重值以保证其权重值的实时有效性,并利用 Hello 报文发送权重值更新信息。得益于节点权重值的周期性更新,我们可对网络的全局簇首节点进行相应地调整。

**算法 4.** 全局分簇调整算法(Overall Clusters' Adjustment Algorithm).

```

1. For (all nodes  $i$ ) Do
2.  Calculate periodically its weighted value
3.  Send periodically hello message to its cluster head
  node and neighbor nodes
4.  Execute periodically Algorithm 1(re-select cluster
  head nodes)
5. End For

```

从算法 1~4 的描述中可知,当分簇结构的稳定性较高时,节点需要发送信息的频率也会降低。此外我们还注意到,单纯地利用算法 4 需对全局节点执行周期性更新,这必定会导致较高的计算开销,因此本文希望设计一种分簇行为认知机制,即利用当前节点的状态信息对分簇结构进行预测调整以减少不必要的计算开销。考虑到节点的状态信息变化具有时间连续性,因此可将节点当前的状态信息作为先验知识来构建一种启发式策略进行分簇结构的预测调整。区别于以往分簇算法所采用的策略,本文将在第 4.3 节中给出一种基于学习自动机理论的分簇行为认知机制。



### 4.3 移动 Ad Hoc 网络的分簇行为认知机制

根据第 3 节中对学习自动机的介绍可知, MANET 作为动态网络环境可被认为是一种随机环境, 而网络的动态变化作用到各个节点产生的节点状态变化可被认为是一种随机环境反馈形式, 这种环境反馈的结果影响了分簇结构的变化. 因此本文可利用学习自动机理论构建一种分簇的行为认知机制(对比其他启发式策略, 学习自动机理论具有严格的数学完备性与可扩展性).

#### 4.3.1 分簇行为认知模型

在 4.2 节中本文已给出基于稳定性度量的一次簇首选择策略, 在选择簇首时所有节点都要计算出其稳定性测度值  $W$ , 而每个节点都存在成为簇首的可能性且参与簇首选择. 结合学习自动机理论可知, 当节点当前的稳定性测度值  $W$  较小时, 说明其在未来动态调整时成为簇首节点的可能性较低; 反之, 当节点当前的稳定性测度值  $W$  较大, 说明其在未来动态调整时成为簇首节点的可能性较高.

针对该特性, 本文选择可变结构的基础学习自动机作为理论基础. 假设节点  $i$  在当前时段  $\tau$  成为簇首节点的概率值为  $P_i(\tau)$ , 根据学习自动机理论, 本文将 MANET 环境变化对节点状态的影响用反馈信号表示, 则学习自动机的簇首选择行为概率更新过程可根据反馈信号种类分为以下两种:

若来自 MANET 的环境反馈信号为激励反馈信号, 簇首选择概率函数更新使用如下的线性迭代表达式

$$P_j(\tau+1) = \begin{cases} P_j(\tau) + a[1 - P_j(\tau)], & j = i \\ (1 - a)P_j(\tau), & \forall j, j \neq i \end{cases} \quad (21)$$

反之, 若 MANET 反馈信号为惩罚反馈时, 簇首选择的概率更新则使用如下的线性迭代表达式

$$P_j(\tau) = \begin{cases} (1 - b)P_j(\tau), & j = i \\ \left(\frac{b}{k-1}\right) + (1 - b)P_j(\tau), & \forall j \neq i \end{cases} \quad (22)$$

其中  $k$  在基础学习自动机的定义中表示动作的种类,  $a, b$  表示基础学习自动机的线性迭代速率.

这里需要根据当前簇首选择结果与网络的动态环境信息判定当前反馈信号是激励反馈还是惩罚反馈. 根据 4.2 节中算法 1 的流程描述可知, 每个节点可以通过广播的方式获得其传输半径范围内邻居节点的簇首选择测度值  $W$ , 结合文献[26]给出的反馈信号判方法, 可将反馈判定函数定义为

$$f_i(\tau) = W_i(\tau) - \frac{\sum_{j \in N_i} W_j(\tau)}{|N_i|} \quad (23)$$

其中  $|N_i|$  表示节点  $i$  传输半径范围内的节点个数,  $W(\tau)$  为节点当前的稳定性测度值. 当  $f_i(\tau) > 0$ , 节点获得激励反馈; 当  $f_i(\tau) \leq 0$ , 节点获得惩罚反馈.

我们注意到采用基础学习自动机的反馈方式虽然可以根据当前簇首选择的结果与动态环境信息完成节点的簇首选择概率函数迭代更新, 却无法反映反馈信号强弱所产生的影响, 因此可对式(21)、(22)进一步优化改进

$$\begin{cases} \text{当 } f_i(\tau) > 0 \text{ 时:} \\ P_i(\tau+1) = P_j(\tau) + a(\tau)[1 - P_j(\tau)] \\ \text{当 } f_i(\tau) \leq 0 \text{ 时:} \\ P_i(\tau+1) = (1 - b(\tau))P_j(\tau) \end{cases} \quad (23)$$

其中  $a(\tau), b(\tau)$  可被记作

$$\begin{cases} a(\tau) = \delta \cdot [1 - \mu(\tau)] \\ b(\tau) = \epsilon \cdot [1 - \mu(\tau)] \\ \mu(\tau) = \exp[-|f(\tau)|] \end{cases} \quad (24)$$

其中  $\delta, \epsilon$  为反馈常系数, 通过式(23)、(24)可确保节点感知 MANET 环境反馈信号的强度, 并以更精确的方式进行簇首选择行为的概率函数迭代更新. 随着概率函数的迭代, 会出现节点的簇首选择概率值低于某一设定的阈值(最低概率阈值), 此时该节点在下次簇首选择时不再需要执行算法 1 的流程; 反之, 节点在下次簇首选择的过程中将继续执行算法 1 所示的流程.

#### 4.3.2 分簇行为认知优化策略

基于分簇优化认知模型, 我们可给出对算法 1 的优化策略, 即基于学习自动机理论的分簇行为认知机制, 如算法 5 所示.

**算法 5.** 分簇行为认知模型的优化策略(Optimization Strategy of Cluster Head Selection).

Input:  $G' = (V, E, W(\tau), P(\tau))$ ;  
 Threshold Probability( $TP$ ); Initial Probability( $IP$ );  
 Feedback Constant Parameters( $\delta, \epsilon$ )  
 Output: Candidate Set( $CS$ ); Cluster heads( $Ch$ )

1. For (all moving nodes  $i$ )
2. IF ( $P_i(\tau) < TP$ ) Then
3. Node  $i$  can not join  $CS$  and participate in cluster head selection process(execute Algorithm 1)
4. Else
5. Node  $i$  join  $CS$

6. Calculate  $f_i(\tau)$  by using formula (23)
7. IF ( $f_i(\tau) > 0$ ) Then
8. The feedback signal is 'reward signal' and node  $i$  update its current  $P_i(\tau)$ 

$$\begin{cases} P_i(\tau+1) = P_j(\tau) + a(\tau)[1 - P_j(\tau)] \\ a(\tau) = \delta \cdot [1 - \mu(\tau)] \\ \mu(\tau) = \exp[-|f(\tau)|] \end{cases}$$
9. Else
10. The feedback signal is 'penalty signal' and node  $i$  update its current  $P_i(\tau)$ 

$$\begin{cases} P_i(\tau+1) = (1 - b(\tau))P_j(\tau) \\ b(\tau) = \epsilon \cdot [1 - \mu(\tau)] \\ \mu(\tau) = \exp[-|f(\tau)|] \end{cases}$$
11. For (all nodes  $j$  and  $j \in CS$ ) Do
12. Execute Algorithm 1 to select cluster heads
13. End For
14. End IF
15. End IF
16. End For

如算法 5 中描述,为了避免全局更新导致的冗余计算开销,我们利用学习自动机理论构建了节点对应的概率更新准则.算法步骤 1~12 给出了节点加入备选集合(CS)的准则和备选集合节点基于学习自动机理论的选择概率更新方式,即加入备选集合的节点根据感知周围网络环境对自身对应的选择概率值进行迭代调整(步骤 9 与 12).步骤 13,14 则对备选集合中的节点执行簇首选择算法.整个算法可以合理地缩小簇首选择的计算规模.

因此,在网络动态变化导致簇首选择更新时(周期性全局簇首节点调整),可利用本文提出的分簇行为认知机制对簇首选择进行优化,即筛选参与簇首选择的备选节点,以此减少簇首选择的计算开销.为了验证采用学习自动机理论建立的分簇行为认知机制具有可收敛性,本文将结合文献[21,31]给出严谨的数学证明(证明见附录).

## 5 本文提出的算法对比实验

### 5.1 仿真参数设置

本文利用 NS-3<sup>[32-33]</sup> 进行仿真实验,对实验参数进行配置,如表 1 所示.

本文的网络场景设为平面矩形场景,节点总个数以 10 作为递增单位,移动模型为 random waypoint model 与 random walk model,为保证与其他算法对比的公平性,这里将归一化权重系数均分.根据学习自动机理论可知,概率阈值需要事先设定,为保证分

表 1 实验参数

参数名称	取值设置
场景规模( $L \times W$ )	400 m $\times$ 300 m
节点个数( $N$ )	50~100
移动模型	(1) Random waypoint (2) Random walk
最大传输半径( $R$ )	50 m
通信阈值半径( $r$ )	25 m
移动速度( $v$ )	1~30 m/s
暂停时间	0 s
权重系数	$w_1 = w_2 = 0.5$
初始分布	完全均匀分布
频段	5.4 GHz
hello 报文间隔( $HI$ )	5 s
仿真时间( $DT$ )	600 s
初始簇首选择概率( $I_p$ )	0.5
最低概率阈值	0.3
反馈常数( $\delta, \epsilon$ )	$\delta = 0.04, \epsilon = 0.08$

簇行为的优化不影响网络的连通性,这里将最低概率阈值设为 0.3.此外,由于初始状态下节点服从完全均匀分布,而此时节点被选择成为簇首节点几率一样,因此将节点的初始簇首选择概率设为 0.5.根据文献[24,31]对反馈常系数的设置可知,反馈常数在保证算法 5 可收敛的同时也要确保其鲁棒性,而理想状态下反馈系数的设置应在 0.1 左右浮动,本文将  $\delta, \epsilon$  分别设为 0.04 与 0.08.

### 5.2 仿真实验结果

仿真实验将 WCA<sup>[3]</sup>, FCA<sup>[4]</sup>, MPCA<sup>[6]</sup>, TVCA<sup>[8]</sup> 的分簇算法与本文提出的分簇策略(LASCA)进行对比,比较它们在不同节点密度、速度值与移动模型下的相关性能.

#### (1) 平均簇首个数

图 4 的两幅图描述了在两种移动模型下,平均簇首节点个数与节点总个数的关系.从图中可知,平均簇首个数随着节点个数的增加而增大,但不具有严格的线性关系.本文提出的算法(LASCA)所得的平均簇首节点个数总体上多于 WCA 算法,少于其他三种算法( $MPCA > FCA > TVCA$ ).不难发现 FCA 算法所得的平均簇首节点个数在两种移动模型下的差异最大.用最大携带成员个数( $2\ln(N)$ )衡量五种算法可知,本文提出的算法(LASCA)与其余四种分簇算法都可保证成员节点个数小于最大携带成员个数.

图 5 的两幅图描述了在两种移动模型下,平均簇首节点个数与移动速度的关系.从图中可知,平均簇首个数不会随最大移动速度的增加而增大或减少,而是呈现一种浮动状态.其中在 random waypoint 模型中,本文算法(LASCA)所得的平均簇首节点个数总体上多于 WCA 算法与 FCA 算法( $FCA > WCA$ ),少于其他两种算法( $MPCA > TVCA$ ).而在

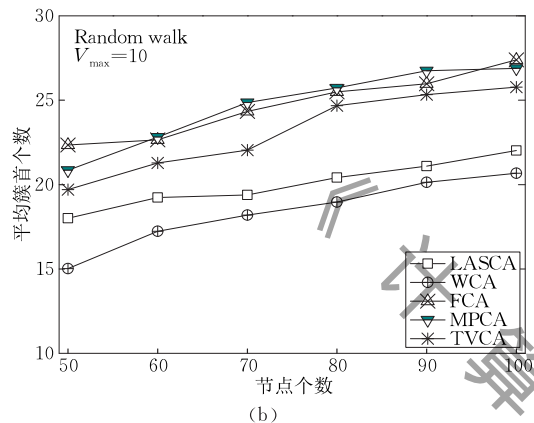
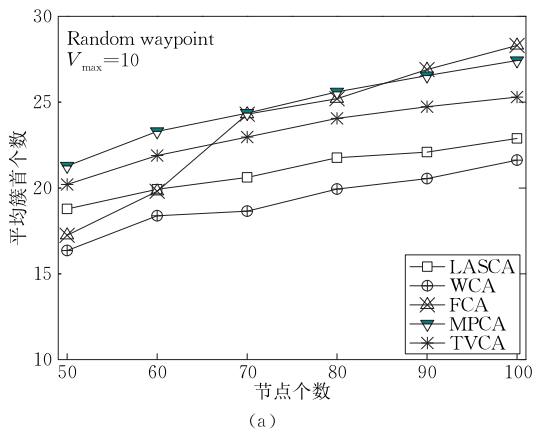


图 4 平均簇首节点个数与总节点个数的关系

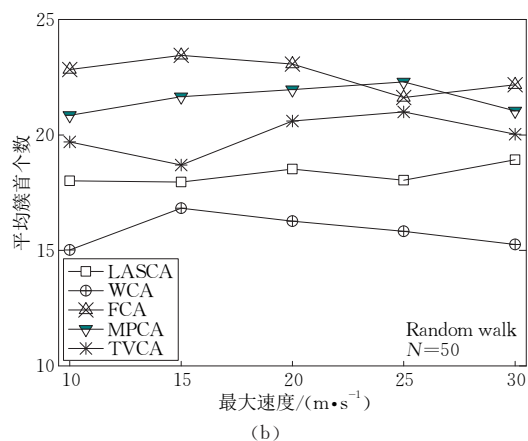
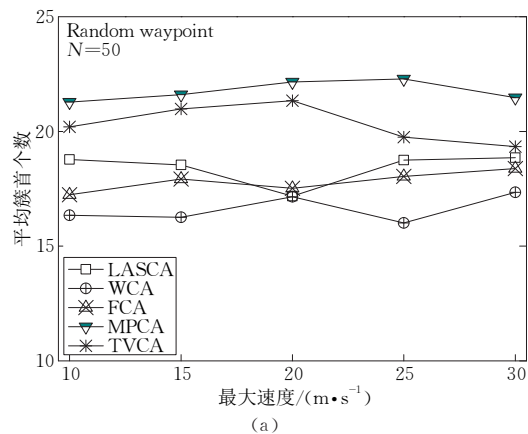


图 5 平均簇首节点个数与移动速度的关系

random walk 模型中,本文算法的平均簇首个数总体上多于 WCA 算法,少于其他算法( $FCA > MPCA > TVCA$ ). FCA 算法所得的平均簇首个数在两种模型下差异最大.

(2) 成员节点更新频度

图 6 的两幅图描述了在两种移动模型下,成员节点累积更新次数与节点总个数的关系. 如图所示,成员节点累积更新次数会随着节点个数的增加而增大,但不具有严格的线性关系. 在两种移动模型中,本文提出算法(LASCA)所得的成员节点累积更新次数均为最小. 以本文提出的算法(LASCA)作为基础进行对比,在 random waypoint 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的成员节点累积更新次数平均增多了 44.7%、7.2%、4.7%、36.5%,而在 random walk 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的成员节点累积更新次数平均增多了 42.6%、7.8%、4.2%、45.1%.

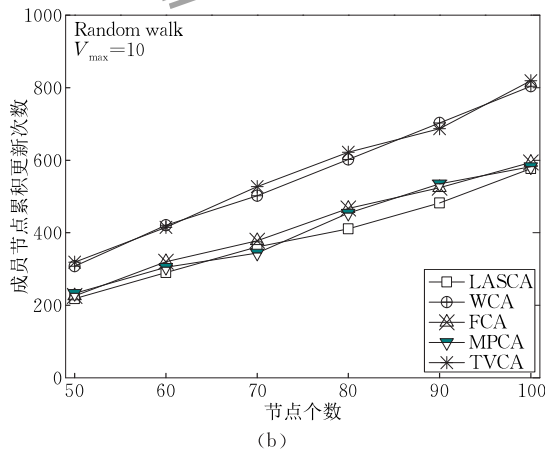
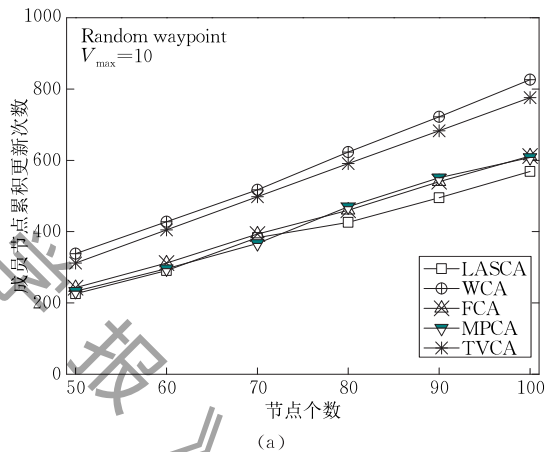


图 6 成员节点更新频度与节点个数的关系

图 7 的两幅图描述了在两种移动模型下,成员节点累积更新次数与移动速度的关系. 如图所示,成员节点累积更新次数会随着最大移动速度的增加而增大,但不具有严格的线性关系. 在两种移动模型

中,本文提出算法(LASCA)所得的成员节点累计更新次数均为最小.以本文提出的算法(LASCA)作为基础进行对比,在 random waypoint 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的成员节点累积更新次数平均增多了 59.8%、11.6%、6.2%、33.6%,而在 random walk 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的成员节点累积更新次数平均增多了 62.9%、14.0%、12.4%、42.5%.

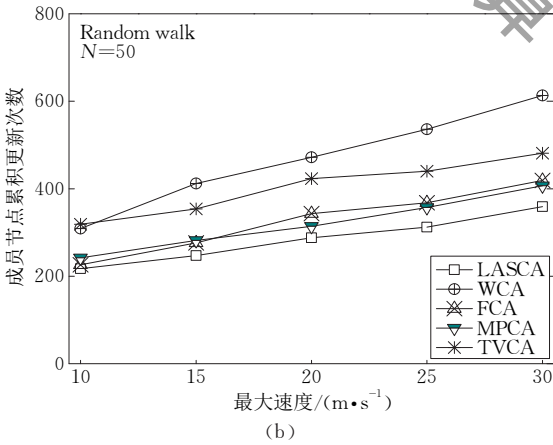
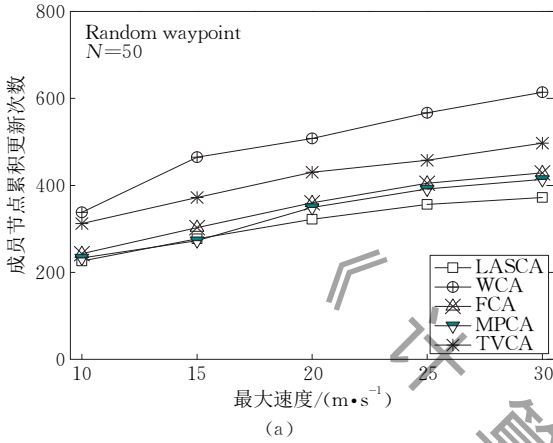


图 7 成员节点更新频度与移动速度的关系

(3) 支配集更新频度

图 8 的两幅图描述了在两种移动模型下,簇首节点累积更新次数与节点个数的关系.如图所示,簇首节点累积更新次数会随着节点个数的增加而增大,但不具有严格的线性关系.以本文提出的算法(LASCA)作为基础进行对比,在 random waypoint 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的簇首节点累积更新次数平均增多了 39.4%、18.0%、1.7%、20.4%,而在 random walk 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的成员节点累积更新次数平均增多了 50.7%、21.2%、7.5%、35.1%.

图 9 的两幅图描述了在两种移动模型下,簇首节点累积更新次数与移动速度的关系.如图所示,簇

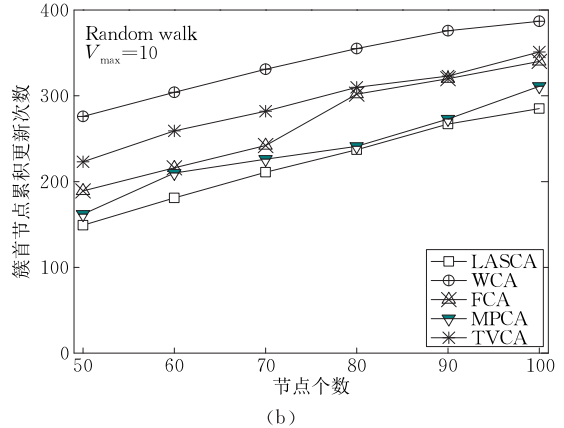
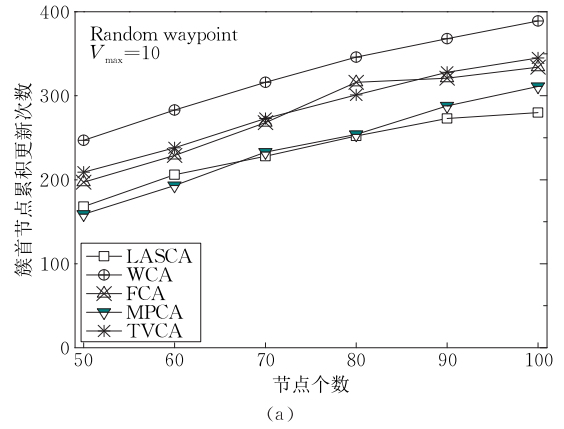


图 8 支配集更新频度与节点个数的关系

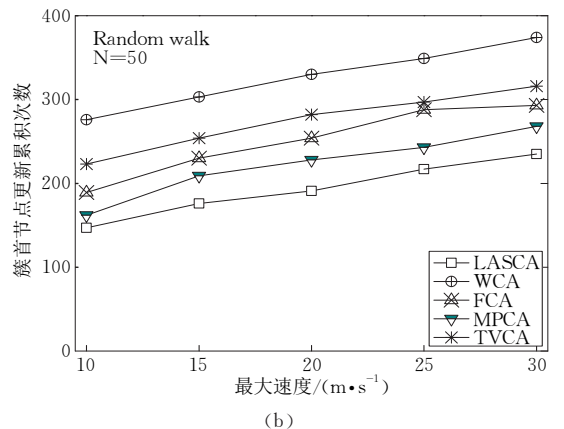
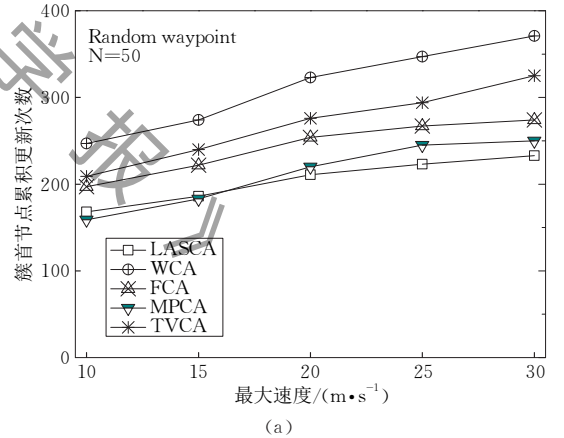


图 9 支配集更新频度与移动速度的关系

首节点累积更新次数会随着最大移动速度的增加而增大,但不具有严格的线性关系.以本文提出的算法(LASCA)作为基础进行对比,在 random waypoint 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的簇首节点累积更新次数平均增多了 52.4%、18.6%、6.0%、31.1%,而在 random walk 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的成员节点累积更新次数平均增多了 70.2%、29.2%、14.6%、42.8%.

(4) 计算开销

图 10 的两幅图描述了在两种移动模型下,簇首选择的计算开销与节点总数的关系.如图所示,簇首选择的平均计算开销会随着节点个数的增加而增大,但不具有严格的线性关系.以本文提出的算法(LASCA)作为基础进行对比,在 random waypoint 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的簇首选择计算开销平均增多了 38.2%、23.5%、14.6%、35.2%,而在 random walk 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的簇首选择计算开销平均增多了 48.2%、20.1%、15.8%、43.8%.

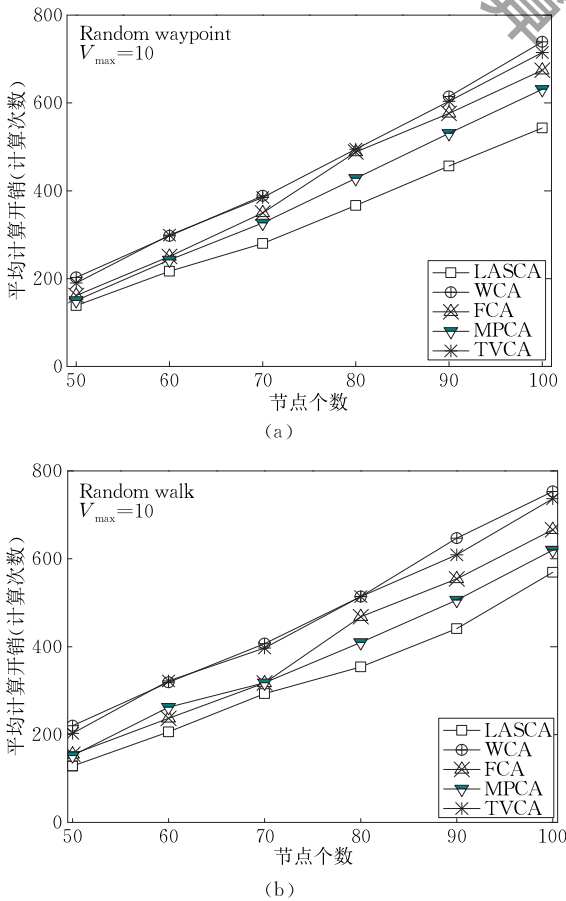


图 10 簇首选择平均计算开销与节点个数的关系

图 11 的两幅图描述了在两种移动模型下,簇首选择平均计算开销与移动速度的关系.如图所示,簇

首选择计算开销会随着最大移动速度的增加而增大,但不具有严格的线性关系.以本文提出的算法(LASCA)作为基础进行对比,在 random waypoint 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的簇首选择计算开销平均增多了 50.2%、23.4%、12.6%、42.4%,而在 random walk 模型中,WCA、FCA、MPCA、TVCA 的簇首选择计算开销平均增多了 64.6%、26.0%、25.2%、49.4%.

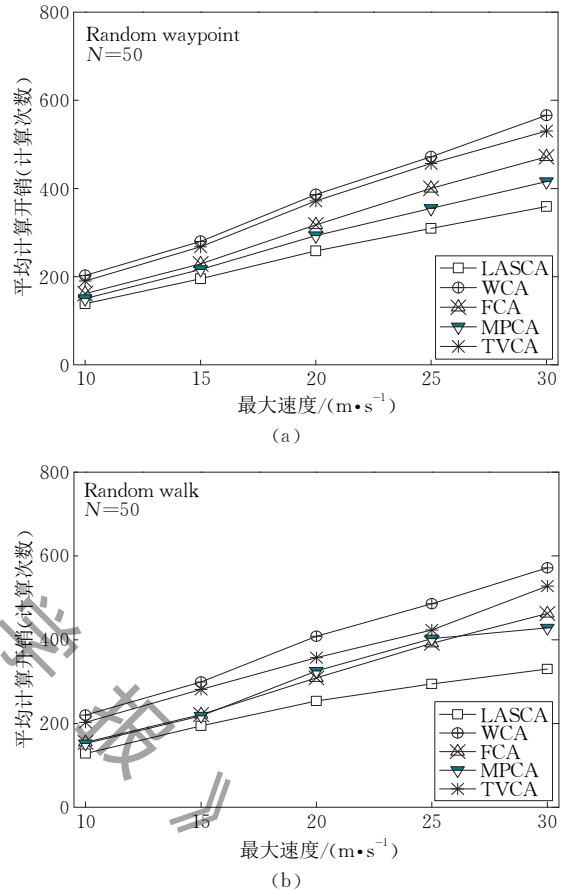


图 11 簇首选择计算开销与移动速度的关系

(5) 节点通信负载

图 12 的两幅图分别描述了 random waypoint 模型下,单位时间平均每个节点发送信息数量(不包括周期性 hello 报文)与节点个数和移动速度的关系.如图所示,单位时间平均每个节点发送信息数量会随着节点个数和最大移动速度的增加而增大,但不具有严格的线性关系.本文算法(LASCA)所得的单位时间节点发送信息数量随节点个数、最大移动速度增加的统计值区间分别为 [0.059, 0.124], [0.059, 0.121].

分析以上实验数据组,本文可得出如下的结论:

(1) 若用理想簇首节点个数(实现分簇全覆盖的最少簇首节点个数)衡量分簇效率,本文算法

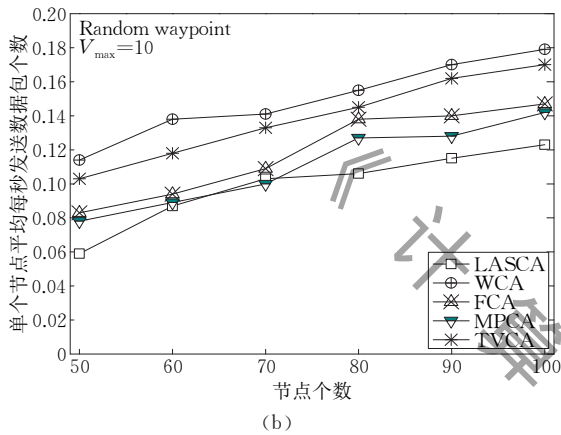
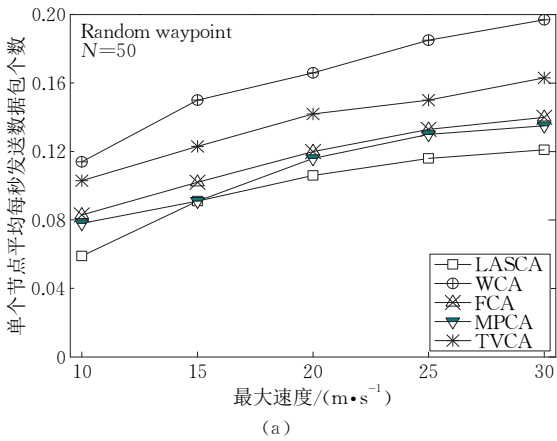


图 12 random waypoint 下的节点通信负载

LASCA 得到的簇首个数指标并未获得最佳的分簇效率;

(2) 从支配集与成员节点更新频度的实验数据对比可知,本文提出的 LASCA 算法能够有效地降低节点的更新频度,显著地提高了分簇结构的稳定性,这也说明了本文提出的簇首稳定性度量模型具有正确性;

(3) 推导可知,在最坏的情况下进行簇首选择时,所有节点处在同一簇内(整个网络被视为一个簇),此时  $N$  个节点中每个节点的邻居节点个数都是  $(N-1)$ ,而每进行一次簇首判定选择时所有节点都要参与,一次分簇算行为要进行  $(N-1) \cdot N$  次计算.而从簇首选择计算开销实验数据对比可知,实际一次分簇行为的计算次数是远低于  $(N-1) \cdot N$  次的,可见分簇机制能够有效地降低系统的计算开销.此外从实验数据中可得出,本文提出的 LASCA 算法的计算开销低于其余四种算法,这说明利用学习自动机理论构建的分簇行为认知机制具有减少冗余计算开销的作用,具备实际可行性;

(4) 簇首选择行为与频繁的节点更迭都会增加节点交换信息的数量,增加通信开销.从节点通信负

载实验数据对比可知,本文提出算法(LASCA)的通信负载指标优于其余算法,即有效地减少了系统的通信开销,也说明了本文提出的簇首稳态度量模型与分簇行为认知机制是实际可行的;

(5) 不同的点移动模型会导致实验效果的差异,但所反映出的实验规律基本一致.

## 6 结 语

分簇是一种提高动态网络可扩展性与拓扑稳定性的重要方法.现有 MANET 分簇算法中往往未考虑到节点分布差异与频繁的节点状态更迭对分簇稳定性的影响,也未考虑到网络动态变化对分簇的自适应调整与簇首选择开销的影响.基于以上事实,本文提出了基于学习自动机理论与稳定性控制的 MANET 分簇策略(LASCA).在文中,我们提供了明确的研究步骤:(1)通过构建簇的期望生存时间模型与簇的可靠性通信度量模型,我们给出了一种新的簇首稳定性度量模型进行簇首选择;(2)我们首次利用学习自动机理论设计了分簇行为认知模型,建立了节点簇首选择行为与概率函数的映射迭代关系以减少冗余计算开销,并以此预测节点簇首选择行为的变化趋势,做到真正意义上的自适应调整分簇结构.实验结果证明本文提出的分簇算法能够有效地改善分簇的稳定性,降低簇首选择的计算开销,并减少节点的通信负载.

本文的研究结果为后续设计具有分层结构的路由协议提供了良好的拓扑稳态控制机制,也为后续构建复杂动态网络的行为认知模型提供了一些重要的理论启示.在未来的研究中,我们认为如下的研究是有价值的:

- (1) 借助动力学理论与非线性控制论研究具有复杂网络行为的 MANET 分簇策略;
- (2) 构建一种基于本文分簇策略的分层路由机制;
- (3) 利用学习自动机理论构建一种自学习无线网络恶意节点探测机制.

致 谢 对各位审稿专家提出的宝贵意见与编辑老师的辛勤付出,表示衷心的感谢!

## 参 考 文 献

- [1] Chen Lin-Xing. Mobile Ad Hoc Network—The Technology of Wireless Self-Organizing Network. Beijing: Electronic Industry Press, 2008(in Chinese)

- (陈林星. 移动 Ad hoc 网络——自组织分组无线网络技术. 北京: 电子工业出版社, 2008)
- [2] Chen K, Chen L, Mao J, et al. A multiple metrics gateway selection algorithm for vehicular Ad Hoc networks in fading channels//Proceedings of the 9th International Conference on Computational Intelligence and Security. Leshan, China, 2013; 648-652
- [3] Chatterjee M, Das S K, Turgut D. An on-demand Weighted Clustering Algorithm (WCA) for Ad Hoc networks//Proceedings of the Global Telecommunications Conference—GLOBECOM'00. San Francisco, USA, 2000; 1697-1701
- [4] Piyalikar K P, Barma M K D. Forecast weighted clustering in MANET. *Procedia Computer Science*, 2016, 89; 253-260
- [5] Singhal S, Daniel A K. Cluster head selection protocol under node degree, competence level and goodness factor for Mobile Ad Hoc network using AI technique//Proceedings of the 4th International Conference on Advanced Computing & Communication Technologies. Rohtak, India, 2014; 415-420
- [6] Oh Y J, Lee K W. A clustering algorithm based on mobility properties in Mobile Ad Hoc networks. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2015, 11; 1-15
- [7] Bentaleb A, Boubetra A, Harous S. Survey of clustering schemes in Mobile Ad hoc networks. *Communications & Network*, 2013, 05(2B):8-14.
- [8] Bentaleb A, Harous S, Boubetra A. A weight based clustering scheme for Mobile Ad Hoc networks//Proceedings of the International Conference on Advances in Mobile Computing & Multimedia. New York, USA. 2013; 161-166
- [9] Bentaleb A, Harous S, Boubetra A. A new topology management scheme for large scale mobile ad hoc networks//Proceedings of the Electro/Information Technology (EIT). Dekalb, USA. 2015; 31-37
- [10] Tolba F D, Magoni D, Lorenz P. A stable clustering algorithm for highly Mobile Ad Hoc networks//Proceedings of the Systems and Networks Communications (ICSNC 2007). Cap Esterel, France, 2007; 11-11
- [11] Afsar M, Tayarani-N M, Aziz M. An adaptive competition-based clustering approach for wireless sensor networks. *Telecommunication Systems*, 2015, 61(1): 181-204
- [12] Kawadia V, Kumar P R. Power control and clustering in Ad Hoc networks//Proceedings of the International Conference on Computer Communications (INFOCOM 2003). San Francisco, USA, 2003; 459-469
- [13] Zhu T, Zhong Z, He T. Energy-synchronized computing for sustainable sensor networks. *Ad Hoc Networks*, 2013, 11 (4): 1392-1404
- [14] Fathi A, Taheri H. Enhance topology control protocol (ECEC) to conserve energy based clustering in wireless Ad Hoc networks//Proceedings of the Computer Science and Information Technology (ICCSIT 2010). Beijing, China, 2010; 356-360
- [15] El-Bazzal Z, Kadoch M, Agba B L. A flexible weight based clustering algorithm in Mobile Ad hoc networks//Proceedings of the Systems and Networks Communications (ICSNC'06). Tahiti, France, 2006; 50-50
- [16] Sen S, Karmakar D, Setua S K. An power efficient algorithm for distributed ad-hoc cluster based Wireless Sensor Networks//Proceedings of the Computer, Communication, Control and Information Technology (C3IT 2015). Hooghly, India, 2015; 1-6
- [17] Chourey V, Kala P. Cluster head election approach based on weighted clustering algorithm for MANET. *International Journal of Computer Applications*, 2015, 117(19): 12-17
- [18] West D B. *Introduction to Graph Theory*. 2nd Edition. Beijing: China Machine Press, 2006(in Chinese) (West D B (美). 图论导引(第 2 版). 北京: 机械工业出版社, 2006)
- [19] Anderson J E. Review of stochastic models for learning. *Mathematical Gazette*, 1955, 39(6): 464a
- [20] Cetlin M L. On the behavior of finite automata in random media. *Automation & Remote Control*, 1961, 22 (10): 1345-1354
- [21] Norman M F. Markovian learning processes. *Siam Review*, 1974, 16(2): 143-162
- [22] Chettibi S, Chikhi S. *A Survey of Reinforcement Learning Based Routing Protocols for Mobile Ad-Hoc Networks*. Berlin, Germany: Springer Press, 2011
- [23] Yau K L A, Komisarczuk P, Teal P D. Reinforcement learning for context awareness and intelligence in wireless networks: Review, new features and open issues. *Journal of Network & Computer Applications*, 2012, 35(1): 253-267
- [24] Nurmi P. Reinforcement learning for routing in Ad Hoc networks//Proceedings of the International Symposium on Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc and Wireless Networks and Workshops. Limassol, Cyprus, 2007; 1-8
- [25] Kushner H J. Approximation and weak convergence methods for random processes, with applications to stochastic systems theory. *Journal of the American Statistical Association*, 1984, 80(392): 99-138
- [26] Torkestani J A, Meybodi M R. Mobility-based multicast routing algorithm for wireless mobile Ad-Hoc networks: A learning automata approach. *Computer Communications*, 2010, 33(6): 721-735
- [27] Jian W, Yang L, Zhao Y. Research of wireless sensor networks cross-layer energy optimization based on link quality//Proceedings of the International Conference on Measuring Technology & Mechatronics Automation (ICMTMA). Shanghai, China, 2011; 1092-1094
- [28] Correia L H A, Macedo D F, Santos A L D, et al. Transmission power control techniques for wireless sensor networks. *Computer Networks*, 2007, 51(17): 4765-4779
- [29] Pastorsatorras R, Vázquez A, Vespignani A. Dynamical and correlation properties of the internet. *Physical Review Letters*, 2002, 87(25): 527-537

- [30] Su H, Wang X F. Pinning Control of Complex Networked Systems: Synchronization, Consensus and Flocking of Networked Systems via Pinning. Berlin, Germany: Springer, 2013
- [31] Narendra K S, Thathachar M A L. Learning Automata: An Introduction. New York, USA: Prentice-Hall Inc, 1989
- [32] Ma Chun-Guang, Yao Jian-Sheng. NS-3 Foundation and Application. Beijing: Posts & Telecom Press, 2014(in

Chinese)

(马春光,姚建盛. NS-3 网络模拟器基础与应用. 北京:人民邮电出版社, 2014)

- [33] Kharga P, Jha D R. A comparative performance analysis of routing protocols in MANET using NS3 simulator. Wireless Communication, 2015, 7(4): 62-68

## 附录. 分簇行为认知机制的收敛性证明.

**定理.** 节点的分簇行为概率函数具备可收敛性.

证明过程略.

**引理.** 节点的分簇行为概率函数的迭代更新函数不以时间为直接自变量.

证明. 根据随机过程理论可知,任一节点的一般性分簇行为概率函数的迭代更新函数可写作

$$p'(\tau) = E[p(\tau+1) | p(\tau)] - p(\tau) \quad (25)$$

利用 Kolmogorov 准则对上式进行展开可得

$$\begin{aligned} p'_{ij}(\tau) &= \Lambda \cdot p_{ij}(\tau) [1 - p_{ij}(\tau) E[\beta_{ij}(\tau)]] \\ &\quad \Lambda \cdot \sum_{q \neq j} p_{iq}(\tau) p_{ij}(\tau) E[\beta_{iq}(\tau)] \\ &= \Lambda \cdot p_{ij}(\tau) \sum_{q \neq j} p_{iq}(\tau) E[\beta_{ij}(\tau)] - \\ &\quad \Lambda \cdot p_{ij}(\tau) \sum_{q \neq j} p_{iq}(\tau) E[\beta_{iq}(\tau)] \\ &= \Lambda \cdot p_{ij}(\tau) \sum_{q \neq j} p_{iq}(\tau) \{E[\beta_{ij}(\tau)] - E[\beta_{iq}(\tau)]\} \quad (26) \end{aligned}$$

对式(26)的两边同时进行微分处理,可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial \sum_{q \neq j} p_{iq}(\tau) E[\beta_{iq}(\tau)]}{\partial p_{ij}} &= E[\beta_{iq}(\tau)] \quad (27) \\ \lim_{\Delta \rightarrow 0} \frac{\partial \sum_{q \neq j} p_{iq}(\tau) E[\beta_{iq}(\tau)]}{\partial p_{ij}} &= Q(p), \text{ 则式(26)可记作} \end{aligned}$$

$$p'_{ij}(n) = \Lambda \cdot p(n) \sum_{q \neq j} p_{iq} \left[ \frac{Q(p)}{p_{iq}} - \frac{Q(p)}{p_{ij}} \right] \quad (28)$$

因此,通过式(28)我们证明了节点的迭代更新函数不以时间为直接自变量.

在该引理理论成立的基础上,我们就可以利用样条差值理论重写节点的分簇行为认知概率函数

$$p(\tau) = P^\Lambda(\Omega) \quad (29)$$

其中  $\Omega \in [\tau\Lambda, (\tau+1)\Lambda]$ ,  $\Lambda$  代表了统一化的最大更新系数,  $P^\Lambda(\cdot)$  表示分段常插值函数. 现在我们只需证明在更新迭代函数满足限定条件时,函数  $P^\Lambda(\cdot)$  具备可收敛性.

根据学习自动机理论可知,  $p, \alpha, \beta$  都为有限维 Markov 过程<sup>[19-21]</sup>. 此外,一般情况下统一化最大更新系数  $\Lambda$  趋近于 0.

因此,根据逼近理论我们可以得出  $P^\Lambda(\Omega)$  能够弱收敛于一个特殊的常微分方程的解集合,该常微分方程可记作

$$\begin{cases} \frac{dx_{ij}}{d\Omega} = x_{ij}(\tau) \sum_{q \neq j} x_{iq} \left[ \frac{Q(x)}{x_{ij}} - \frac{Q(x)}{x_{iq}} \right] \\ x(0) = P^\Lambda(0) \end{cases} \quad (30)$$

备注:在该证明中,参数  $\Lambda$  在正文中会根据反馈机制细分为  $\delta, \epsilon$ . 这里  $i$  表示节点的学习自动编号  $j, q$  表示选择行为编号.



**HAO Sheng**, born in 1989. Ph. D. candidate. His main research interests include wireless mobile network, communication theory, complex network theory.

**ZHANG Hu-Yin**, born in 1962, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. His main research interests include high performance computing, network quality of service, new generation network.

**SONG Meng-Kai**, born in 1995, M. S. candidate. His main research interests include Ad Hoc network, social network.

## Background

This research is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61772386) and the Provincial Science and Technology Project of Guangdong Province (2015B010131007).

Currently, a great number of researches have paid much

attention to the optimization of MANET. In these researches, the scalability and topology management of MANET is an important and active issue. Clustering has been proven to be a promising approach to enhance MANET topology stability and extend the network scalability. Although many clustering



algorithms have been proposed for MANET, they do not scale well in cluster's stability control. In these previous work, they neglect the impact of nodes distribution and node state change. Besides that, in re-election procedure of cluster heads, current clustering algorithms do not consider how to efficiently adjust the cluster structure, which is crucial to reduce the redundancy computation overhead. Considering the above problems, we propose an adaptive clustering strategy based on learning automata theory and stability control. In our method, we first derive the cluster's expected survival time model and reliable communication metric model. On this basis, a new cluster's stability metric model is constructed to select the cluster head nodes. To reduce the redundancy computation overhead, we introduce learning automata theory to design a clustering behavior cognitive model, which can establish the relationship between cluster head selection behavior and probability iteration. By using the linear probability

iteration procedure, we can reduce the unnecessary cluster head re-election computation overhead, i. e., optimizing the process of cluster head re-election procedure. To the best of our knowledge, it is the first work that gives a MANET clustering algorithm with the help of learning automata theory. In our paper, we also give a rigorous mathematical proof to authenticate the correctness of our clustering behavior cognitive model. Through the experiment results, we can clearly find that our proposed LA theory and stability control based clustering strategy has good performance in stability indicators. Besides that, it can reduce the redundancy computation overhead and communication overhead.

Our method provides a favorable steady topology control mechanism for the following design of layered structure routing protocol and some theoretical enlightenment for constructing behavior cognitive model of complex dynamic network.