

超密集异构无线网络中基于位置预测的切换算法

马彬* 王梦雪 谢显中

(重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)

(重庆邮电大学重庆市计算机网络与通信技术重点实验室 重庆 400065)

摘要: 在密集异构蜂窝网络和无线局域网构成的超密集异构无线网络中, 变速移动的车辆终端会面临更加频繁的切换, 导致用户服务质量(QoS)变差。该文针对上述问题, 首先, 利用高斯马尔可夫移动模型, 预测车辆下一时刻的位置, 筛选出满足终端服务质量的候选网络集, 与当前的候选网络集做交运算, 其次, 当前接入网络不在交集中, 则使用变步长的萤火虫算法寻找最佳网络; 再次, 对因预测误差导致的切换失效, 则把终端用户迁移到宏蜂窝, 以保证通信的持续性。仿真结果表明, 在超密集异构无线网络中, 使用该文所提算法能够减少乒乓切换等频繁切换现象, 同时, 提升了用户的服务质量和网络吞吐量。

关键词: 超密集异构网络; 切换; 服务质量; 位置预测

中图分类号: TN915

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)12-2899-09

DOI: [10.11999/JEIT190751](https://doi.org/10.11999/JEIT190751)

Handoff Algorithm Based on Location Prediction in Ultra-dense Heterogeneous Wireless Network

MA Bin WANG Mengxue XIE Xianzhong

(*Institute of Computer Science and Technology, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China*)

(*Chongqing Key Laboratory of Computer Network and Communication Technology, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China*)

Abstract: In the ultra-dense heterogeneous wireless network composed of heterogeneous cellular networks and wireless local area networks, vehicle terminals with variable speeds will face more frequent handovers, resulting in the deterioration of user's Quality of Service (QoS). For the above problems, firstly, the Gauss Markov mobility model is used to predict the position of the vehicle terminal at the next moment, and the candidate network set that meets the terminal service quality is selected to make the intersection with the current candidate network set. Secondly, if the current access network is not in the intersection, the variable-step firefly algorithm is used to find the best network. Thirdly, the terminal that fails to switch due to the prediction error is migrated to the macro cellular to ensure the continuity of communication. Simulation results show that the proposed algorithm can reduce the frequent handoff phenomenon, such as ping pong handoff in the ultra-dense heterogeneous wireless network. Meanwhile, it can improve the user service quality and network throughput.

Key words: Ultra-heterogeneous network; Handoff; Quality of Service (QoS); Location prediction

收稿日期: 2019-09-29; 改回日期: 2020-05-29; 网络出版: 2020-07-12

*通信作者: 马彬 mab_cqupt@sina.com

基金项目: 国家自然科学基金(61601070), 重庆市教委科学技术研究重大项目(KJZD-M201900602), 重庆市教委科学技术研究重点项目(KJZD-K201800603), 重庆市基础研究与前沿探索项目(CSTC2018jcyjAX0432)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601070), The Major Project of Science and Technology Research of Chongqing Education Commission (KJZD-M201900602), The Key Project of Science and Technology Research of Chongqing Education Commission (KJZD-K201800603), The Foundation Research and Advanced Exploration Project of Chongqing (CSTC2018jcyjAX0432)

1 引言

随着新型无线网络技术的发展,尤其是随着5G超密集异构蜂窝网络的逐步商用,多种网络形态并存、相互融合,所形成的异构无线网络将为用户提供高质量的无缝漫游、透明的通信服务。当前异构无线网络正朝着超密集、强异构、高复杂度等多个特征的复杂网络结构发展,另一方面,移动终端(Mobile Terminal, MT)对高数据速率、高吞吐量、低能耗、低成本等多个服务质量有更高的需求,尤其是移动终端为车辆时,移动速度变化较快,如何最大化异构无线网络性能,同时尽量提升移动终端对通信服务的满意度,已成为学界和产业界关注的重点和难点问题^[1,2]。

针对在异构无线网络中终端的高移动性而产生频繁切换的问题,现有研究提出了多种切换策略。文献^[3]提出基于停留时间估计的切换算法,通过分类终端进行切换处理,减少了切换次数。文献^[4]综合考虑终端速度和信干噪比两个因素判决是否进行网络切换,以此为终端提供更好的网络性能,但平均吞吐量却略有下降。文献^[5]提出基于高斯马尔可夫模型的自适应预测切换算法,并依据终端的移动速度和业务类型选择网络,减少切换次数、降低切换失败率。文献^[6]利用两次移动平均预测代价函数和接收信号强度的变化趋势;当切换触发时,利用自适应函数动态调整参数权重,以满足终端需求、降低网络功耗。文献^[7]为提升网络服务质量,考虑用户与运营商之间的利益,利用层次分析法确定参数权重,平衡了用户和运营商的利益。文献^[8]提出基于参考信号接收功率(Reference Signal Received Power, RSRP)的预测算法,考虑了终端的流动性和信道的时变性预测RSRP选网;从而降低网络中断率、提高网络吞吐量。文献^[9]将改进的萤火虫算法应用于控制系统,仿真表明相较于粒子群等经典智能算法,该算法在该应用领域的寻优精度和速度更优。上述文献基于不同切换算法提升网络性能;却并未考虑在超密集无线网络场景中进行仿真,该网络场景中访问点大量增加,切换更频繁,目标网络选择难度更大的问题。因此,本文考虑终端在超密集异构无线网络中^[10]的切换判决流程如下。首先,基于高斯马尔可夫移动模型预测终端下一时刻的位置,进而生成候选网络集,并与当前的候选网络集做交运算;其次,判断当前接入网络是否在交集中,若不在触发切换,基于变步长的萤火虫算法寻找最佳目标网络。

本文的主要贡献为:(1)本文候选网络集的标准通过结合模糊逻辑和K-Mean聚类动态生成,其

次,通过两个候选网络集做交运算生成触发网络切换的条件;(2)本文首次引入了变步长的萤火虫算法以选择最佳目标网络。

2 网络场景及算法流程

本文研究密集异构蜂窝网络和无线局域网(Wireless Local Area Network, WLAN)异构而成的超密集异构无线网络,密集异构蜂窝网络由宏蜂窝和小蜂窝异构而成,宏蜂窝提供广域覆盖的网络,小蜂窝提供小范围高质量接入服务,共同为用户提供大容量的接入服务;无线局域网能够提供低成本、易部署、高传输数据速率的通信服务。如图1所示,为表示方便,网络场景中设置了2个无线局域网的接入点(AP)、2个宏蜂窝的基站(BS)和5个小蜂窝的基站(BS),并把AP点和BS点置于平面1中,小蜂窝画在平面2中,但在真实网络场景中两个平面会叠加在一起,其中网络逻辑分层不存在于无线局域网而存在于密集异构蜂窝网络,以期共同为用户提供接入服务。所有基站和接入点均通过统一的后台系统互联互通。终端在蜂窝网络内部或无线局域网内部的切换称为水平切换,蜂窝网络与无线局域网之间的切换称为垂直切换,本文统称为网络切换。当终端从一个网络切换到另一个网络时,网络切换类型有两种:水平切换和垂直切换。构建的网络系统如图1所示。

本文将图1中的接入点(BS或AP)用集合 N 表示, $N = \{N_1, N_2, \dots, N_j\}$;集合 U 表示用户终端, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_i\}$;其中, t 时刻终端 u_i 接入无线网络 N_j 表示为 $a_{ij}(t)$ 。本文把终端在超密集异构无线网络中的切换判决过程抽象成3个阶段。(1)采集数据和生成候选集过程:采集RSS和网络带宽数据,利用模糊逻辑和K-Mean聚类的方法计算得到服务质量(Quality of Service, QoS)阈值,进而生成当前位置和预测位置的候选网络集;(2)交集触发切换过程:计算上述两个候选网络集的交集,若交集中存在当前接入网络,则不触发切换,否则触发切换判决过程;(3)寻优判决切换过程:采用变步长的萤火虫算法来寻找最佳切换网络。

3 候选网络集及切换触发

本节主要介绍切换判决前两阶段,阶段1描述生成筛选网络的标准,阶段2描述切换是如何触发

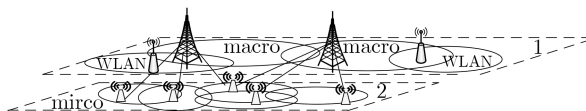


图1 超密集异构无线网络场景示意图

的过程。总述这两阶段：首先，采用模糊逻辑和K-Mean聚类方法计算QoS阈值，以保证用户能够依据网络环境的实时变化，动态调整筛选网络的标准。其次，引入高斯马尔可夫移动模型预测终端的位置，进而基于预测位置生成候选网络集。最后，基于求交结果进行切换触发的判决。

3.1 生成网络遴选的QoS阈值

现有研究中，常基于接收信号客户端接收的无线信号强度(Received Signal Strength, RSS)的单一属性值筛选网络，且多固定不变，导致生成的候选网络集中网络多且质量不好。本文结合模糊逻辑和K-Mean聚类方法动态确定筛选网络的标准，以期达到能够表达输入参数的模糊性，还能根据网络环境动态变化，实时调整阈值，让进入候选网络集的网络质量更高。本文利用模糊推理系统^[4]来生成网络的QoS数值，该推理系统由模糊化、模糊推理引擎、去模糊化和知识规则库组成。本文先将采样参数输入到模糊化模块进行模糊化处理。然后，在模糊推理引擎中，结合知识规则库推理输出模糊值；最后，通过去模糊化得到QoS数值，以上为获得QoS数值的主要过程。

本文选用带宽、RSS作为评价接入网络的性能指标，RSS反映终端与接入点的链接质量，网络带宽反映网络能够达到的最大速率。将采样数据输入到模糊化模块中，并利用如图2所示的输入隶属度函数模糊化处理输入数据，该函数由梯形和三角形隶属度函数共同组成。

本文选择两个输入参数，3个评价标准低、中、高来构建规则知识库，该知识库共有9条规则，从而依据该规则推理得到输出值，其中规则使用“If...and...Then...”的语句形式。为保证网络的性能，在设计推理规则时，RSS、带宽同等重要，两者其一为低都为低，示例：“If RSS为低and带宽为低，Then QoS为低”。最后，利用重心法完成模糊值的去模糊化，该方法是取模糊隶属度函数曲线与横坐标围成面积的重心为模糊推理输出精确值，该值为QoS数值作为K-Mean聚类算法的输入。

在利用K-Mean聚类算法时，要确定聚类的样

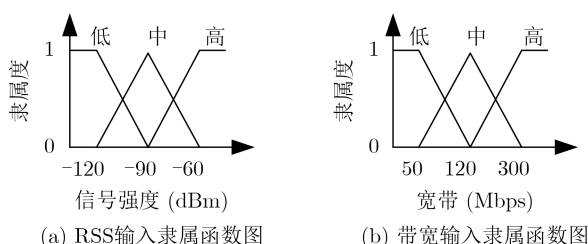


图2 输入隶属度函数表示图

本集合，通过上述模糊决策方法得到所有网络的QoS数值，由于多次采集同一网络数据，同一网络有多个QoS数值。为了网络候选集的网络性能，首先对得到QoS数值进行筛选，其中QoS数值的取值范围为[0, 1]，该区间分为低、中、高3个模糊等级，本文选取(0.25, 1]的QoS数值作为聚类的样本集合XX， $XX = \{XX_1, XX_2, \dots, XX_n\}$ 。聚类开始时，先对样本进行分簇，并随机选取每个簇的聚类质心点，以迭代方式进行收敛，本文选取最大簇的质心点作为网络遴选的QoS阈值。通过式(1)，计算获得质心点。

本文将聚类样本分为 k 个簇， $k=7$ ，用 $c_{(n)}$ 表示簇。初始的质心点是随机指定的，质心点用集合 v 表示， $v = \{v_1, v_2, \dots, v_7\}$ ，式(1)用来计算簇的质心点

$$v_k = \frac{\sum_{m=1}^n l\{c_{(n)} = k\} XX_{(n)}}{\sum_{m=1}^n l\{c_{(n)} = k\}} \quad (1)$$

式中， l 表示第 l 个聚类质心点， $1 \leq l \leq k$ ， $c_{(n)}$ 表示样本 XX_n 属于的簇，利用式(2)计算每个样本数据能够归属到的簇，通过计算样本 XX_n 与质心点 v_k 的欧式距离，求得样本 XX_n 到每个簇的距离，样本 XX_n 归属到最小距离值所对应的簇。如果最小距离值有多个时，样本 XX_n 随机分配多个簇中的任意一个

$$c_{(n)} = \arg \min_k \|XX_{(n)} - v_k\|^2 \quad (2)$$

当迭代到最大次数，质心点 v_k 收敛到最佳值，每个簇由样本XX组成，选取7个簇中拥有样本XX最多的簇，将该簇的质心点作为遴选网络的QoS阈值，结合上述方法提高网络候选集质量。

3.2 终端位置预测

本文考虑终端在局部性原理约束下的移动特性，引入高斯-马尔可夫预测模型(Gauss-Markov Mobility Model, GMMM)。该模型由Liang和Haas首次提出，广泛应用于车辆自组网位置管理研究领域，该模型假设短时间内终端随着计算的速度和方向移动，这使终端的速度和方向在局部存在相关性。

在 $t+1$ 时刻，终端的移动速度和方向用式(3)和式(4)计算， V_{t+1} 和 θ_{t+1} 为 $t+1$ 时刻的运动速度和运动方向， V_t 和 θ_t 是 t 时刻的运动速度和运动方向。

$$V_{t+1} = \alpha \cdot V_t + (1 - \alpha) \cdot \bar{V} + \sqrt{(1 - \alpha^2)} \cdot V_{X_t} \quad (3)$$

$$\theta_{t+1} = \alpha \cdot \theta_t + (1 - \alpha) \cdot \bar{\theta} + \sqrt{(1 - \alpha^2)} \cdot \theta_{X_t} \quad (4)$$

式中， α 为调整参数，表示 $t, t+1$ 时刻终端移动速

度和方向的相关性; α 范围为 $[0, 1]$ 。当 $\alpha=0$ 移动速度和方向不存在移动相关性, 终端做布朗运动。反之, 当 $\alpha=1$ 移动速度和方向紧密存在相关性, 终端做匀速运动。式中变量 V_{X_t} 和 θ_{X_t} 服从 $(0, 1)$ 的高斯分布, 且与 V_{t+1}, θ_{t+1} 相互独立。夹角 θ 如图3所示。

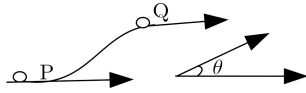


图3 夹角示意图

图3中圆点为终端, 从点P到点Q, 向量 p 为 t 时刻的移动矢量, 向量 $q=(Y_{t+1}-Y_t, X_{t+1}-X_t)$ 为 $t+1$ 时刻的移动矢量, θ 为向量 p 与向量 q 的夹角。 \bar{V} 和 $\bar{\theta}$ 为 $t \rightarrow \infty$ 时速度和方向的平均值, 预测位置为

$$X_{t+1} = X_t + V_t \cdot T \cdot \cos \theta_t \quad (5)$$

$$Y_{t+1} = Y_t + V_t \cdot T \cdot \sin \theta_t \quad (6)$$

式中 X_{t+1} 和 Y_{t+1} 是 $t+1$ 时刻的位置, 该位置利用 t 时刻的位置 X_t 和 Y_t , 以及考虑其速度和方向预测 $t+1$ 时刻的位置, 时间周期 T 为常量。

3.3 切换触发

本节利用前述方式生成QoS阈值, 基于当前位置和预测位置生成候选网络集 $E(t)$ 和 $F(t)$, 通过计算集合 $E(t)$ 与 $F(t)$ 的交集, 进而判断是否触发切换。 $A(t)$ 为 t 时刻终端 u_i 的网络接入矩阵

$$A(t) = \begin{bmatrix} a_{11}(t) & a_{12}(t) & \cdots & a_{1j}(t) \\ a_{21}(t) & a_{22}(t) & \cdots & a_{2j}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1}(t) & a_{i2}(t) & \cdots & a_{ij}(t) \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中,

$$a_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & t \text{时刻用户 } u_i \text{ 接入网络 } N_j \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

$E_i(t)$ 为 t 时刻, 终端 u_i 基于当前位置生成的候选网络集, 表示为 $E_i(t) = \{e_{i1}(t), e_{i2}(t), \dots, e_{ij}(t)\}$ 。其中 $e_{ij}(t)$ 为

$$e_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & \text{QoS}_{jc}(t) > \text{QoS}_{th}(t) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

式中, $\text{QoS}_{jc}(t)$ 为 t 时刻终端 u_i 在当前位置网络 N_j 的QoS, 若 $\text{QoS}_{jc}(t)$ 大于设定的阈值 $\text{QoS}_{th}(t)$, $e_{ij}(t)$ 为1。同理, 终端 u_i 也可以生成基于预测位置的候选网络集 $F_i(t)$ 。然后, 考虑终端 u_i 位置变化生成的网络候选集是否存在相关性, 从而将两个集合做交运算表示为 $B_i(t) = E_i(t) \cap F_i(t)$, 其中 $B_i(t) = \{b_{i1}(t), b_{i2}(t), \dots, b_{ij}(t)\}$, 若 $b_{ij}(t)$ 为1表示 $\text{QoS}_{jc}(t)$ 和 $\text{QoS}_{jp}(t)$ 都满足了终端 u_i 服务质量的需求。最后, 判断终端 u_i 当前的接入网络 N_j 是否在集合 $B_{ij}(t)$ 中, 从而考

虑是否触发切换, 并将需要切换的终端 u_i 引入下述的算法寻找最优目标网络完成切换。

4 基于萤火虫算法的切换算法

本文引入一种改进的萤火虫算法 (Firefly Algorithm, FA)寻找最佳目标网络, 该智能寻优算法类似于粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO), 通过仿生的方式达到寻优的目的, 该算法有收敛速度快的特点。

4.1 适应度函数

在智能算法中, 适应度函数是描述个体性能的主要指标, 个体依据适应度值进行位置调整^[12]。算法中的个体表示单个终端, 当切换触发时, 终端依据偏好选择目标网络, 本文定义单个终端的利益 $Z_{ij}(t)$, 即局部利益; 当 t 时刻 m 个终端发起切换, 定义所有终端的利益 $L(t)$, 即全局利益。函数构建如下所述。本文设定两种偏好类型的终端, 分别为看重网络价格、看重网络传输速率。以权重 δ 的分配分类终端, δ_1, δ_2 和 δ_3 分别是价格、传输速率、阻塞率的权重; 看重网络价格的终端, 权重 δ_1 为 $[0.55, 0.75]$ 。看重网络传输速率, 权重 δ_2 为 $[0.5, 0.7]$ 。其中局部利益函数 $Z_{ij}(t)$ 为

$$Z_{ij}(t) = (\delta_1(1-\lambda_j)) + \delta_2\omega_j(t) + \delta_3/\varphi_j(t), \quad \delta_1 + \delta_2 + \delta_3 = 1 \quad (10)$$

式中, λ_j 是网络 N_j 传输单位数据量的价格, ω_j 是网络 N_j 当前的传输速率, φ_j 是网络 N_j 当前的阻塞率。根据香浓公式, 终端 u_i 从网络 N_j 获得最大数据传输速率。阻塞率 φ_j 为 $\chi_j(t)/(1-\eta_j(t))$, 其中, $\chi_j(t)$ 为 t 时刻网络 N_j 被占用的资源块数与系统总资源块数之比, 表示为 $r(t)/R$; $r(t)$ 为网络 N_j 当前被占用的资源块数, R 为系统总资源块数。 $\eta_j(t)$ 为 t 时刻网络 N_j 接入终端数与其最大接入终端数之比, 表示为 $\tau(t)/\zeta$, $\tau(t)$ 为网络 N_j 接入的终端数, ζ 为网络最大接入终端数, 其接入的终端数不超过网络所容纳的最大值。

4.2 变步长的萤火虫算法切换决策

变步长的FA算法应用于接入网络的选择时; 首先将 m 个切换发起终端随机进行网络组合, 接入方案为 $\{u_1N_1, u_2N_2, \dots, u_iN_j\}$; 其次计算终端接入网络的局部利益和全局利益, 并在解空间内寻找最优解, 直到迭代完成。为选择最佳接入网络, 依据终端偏好分配权重 δ , 并衡量此时网络的传输速率、阻塞率、价格。然后切换发起终端 u_i 选择满足QoS阈值的网络 N_j , 通过式(11)计算终端 u_i 的局部利益; 最后, 计算适应度值, 即计算 m 个切换发起终端的全局利益, 当方案最优时, 全局利益最大, 目标适应度函数为

$$L(t) = \arg \max_j \sum_j^m G_j \sum_i \sum_c \delta_{i,c} C_{ij}(t), \sum_c \delta_{i=1} \quad (11)$$

式中， G_j 为网络 N_j 是否在终端 u_i 的候选网络集中； $\delta_{i,c}$ 为分配给终端 u_i 网络参数 c 的偏好权重， $C_{ij}(t)$ 为 t 时刻终端 u_i 接入网络 N_j 参数 c 的值。每个萤火虫代表一种接入方案，以计算光亮度进行位置更新，得到最优解：即最优组合方案。FA算法将萤火虫个体作为目标函数解域的解，种群随机分布在解域中，模仿萤火虫的移动方式进行迭代寻优；该算法包含两个因素：荧光亮度和吸引力，荧光亮度决定移动的方向，吸引力决定移动的距离；以更新荧光亮度和吸引力实现目标函数的优化。光亮度大的萤火虫会吸引光亮度弱的萤火虫，因而相对光亮度为最大光亮度的萤火虫与光亮度较弱的相比的光亮度度为

$$I = I_0 \cdot e^{-\gamma r_{gz}} \quad (12)$$

式中，最大光亮度 I_0 为 $r=0$ 的荧光亮度，与目标函数 $L(t)$ 有关， $L(t)$ 值越优其光亮度越高；光强吸引系数 γr_{gz} 随着距离的增加和传播媒介的吸收而减弱。 r_{gz} 为最大光亮度萤火虫 g 与萤火虫 z 的空间距离。

萤火虫 g 在步长 ϖ 构成的决策域内搜索进行位置更新，寻找光亮度更大的萤火虫 z 组成领域集 $\vartheta_g(t)$

$$\vartheta_g(t) = \{z | r_{gz}(t) < \varpi_s(t), I_g(t) < I_z(t)\} \quad (13)$$

式中， ϖ_s 为固定步长，萤火虫 g 向萤火虫 z 移动，利用式(14)计算萤火虫 g 对其他萤火虫的吸引力

$$\beta_r = \beta_0 \cdot e^{-\gamma r_{gz}^2} \quad (14)$$

式中，最大吸引力因子 β_0 为 $r=0$ 的吸引力大小；随着距离 r_{gz} 变化，萤火虫 g 的光亮对其他个体的吸引力变化。以此进行位置更新，即终端与接入网络组合方案更新，表示为

$$x_g^{\text{MG}}(t+1) = x_g^{\text{MG}}(t) + \beta_0(x_g^{\text{MG}}(t) - x_z^{\text{MG}}(t)) + \varpi^{\text{MG}}(\text{rand} - 1/2) \quad (15)$$

式中， x_g, x_z 为萤火虫 g, z 的空间位置， x 被分解为传输速率、阻塞率、价格3个维度，利用当前萤火虫对应的属性与吸引力 β 进行属性值的更新。随机因子 rand 服从 $[0, 1]$ 的均匀分布，扰动项 $\varpi \cdot (\text{rand} - 1/2)$ 扩大搜索范围，MG是当前迭代的次数。

上述算法在迭代后期，由于固定步长过大导致逐渐移至最优解的萤火虫错过最优位置，造成在极值点附近震荡；而改进的算法将步长 ϖ 进行如下变化，表示为 $\varpi(t+1) = \varpi(t) \cdot (1 - \rho)^{\text{MG}}$ ，其中， ρ 为调整参数，表示为 $\rho = (1 - 10^{((-4)/\varpi_0)^{\text{MG}}})$ 。其中，初始步长 ϖ_0 为0.9；萤火虫 g 在 $\varpi(t)$ 构成的决策域内搜索进行位置更新，寻找光亮度更大的萤火虫 z 组

成领域集 $\vartheta_g(t)$ ，表示为 $\vartheta_g(t) = \{z | r_{gz} < \varpi(t), I_g(t) < I_z(t)\}$ 。其中，萤火虫 g 向萤火虫 z 移动时，萤火虫 g 对其他个体的吸引力表示为 $\beta = (\beta_0 - \beta_{\min}) \cdot e^{-\gamma r_{gz}^2} + \beta_{\min}$ ，其中 β_{\min} 为0.2，不断调整 ϖ 避免陷入局部最优，使适应度函数值最大，即萤火虫光亮度最大，也即全局利益最优。

5 仿真结果分析

5.1 仿真参数设置

图1的仿真场景基于IEEE802.11ax标准的WLAN与基于国际电信联盟3GPP(R16)标准的密集蜂窝网络^[13]异构而成，仿真参数如表1所示，为表明本文算法的优势，在后续小节分析本文切换策略的性能。

表1 仿真参数的设置

| 网络 | 覆盖半径 (km) | 发送功率 (dBm) | 路径损耗因 (dBm) | 最大终端接入 (个) |
|-------|--------------|---------------|----------------|---------------|
| 5G1 | 1.00 | 46 | 25 | 15 |
| 5G2 | 1.30 | 46 | 25 | 15 |
| WLAN | 0.50 | 35 | 35 | 12 |
| micro | 0.35 | 30 | 32 | 10 |

5.2 终端的移动情况

本文引入高斯马尔可夫移动模型模拟终端的移动，并基于下述两点原因设置 α ：一是终端匀速移动不符合日常情况；二是终端随机移动不符合在时空存在相关性。用图4几组对比图展示不同 α 取值下，终端的移动速度和位移。综上，表明 α 在 $[0.6, 0.7]$ 取值的原因。从图4(a)、图4(c)、图4(e)知在相同的初始条件下， α 取值不同，终端速度、位移变化程度不相同，该变化验证了3.2节对于 α 的理论描述。

从图4(b)、图4(d)、图4(f)知随 α 值的变化终端位置变化趋于平稳；并依据移动速度、方向的变化预测终端位置。

为分析 α 值与设定曲线贴近程度关系，选取了仿真中的一种情况进行说明， α 取值为0.65, 0.70；如图5(a)所示，断线为终端真实位置，其他为预测位置。为更清晰说明预测值和实际值的差值，从图5(b)知 α 值与曲线贴近程度相关，而 $\alpha=0.70$ 更贴近该条设定曲线。

本文基于预测位置提前获取参数进行网络筛选，但预测误差可能会影响参数值的收集。从而用图6分析终端基于位置的参数数量关系变化情况，并说明预测程度，分析如下：为清晰描述与RSS值的数量关系，分别用图6(a)、图6(b)表示。从图6(c)

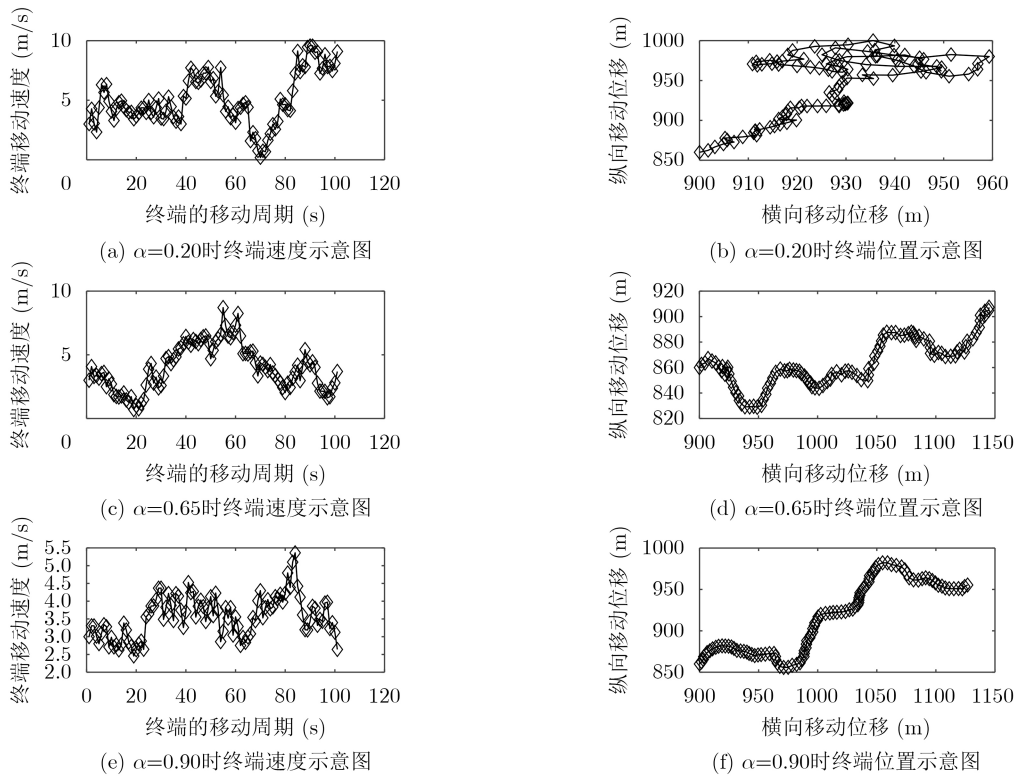


图4 终端的移动速度及其位移

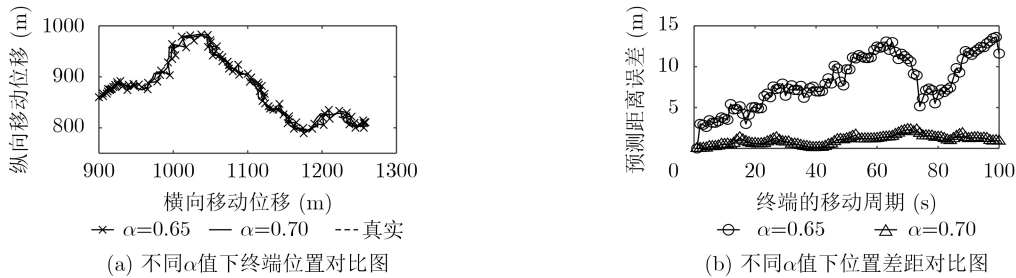


图5 误差对比

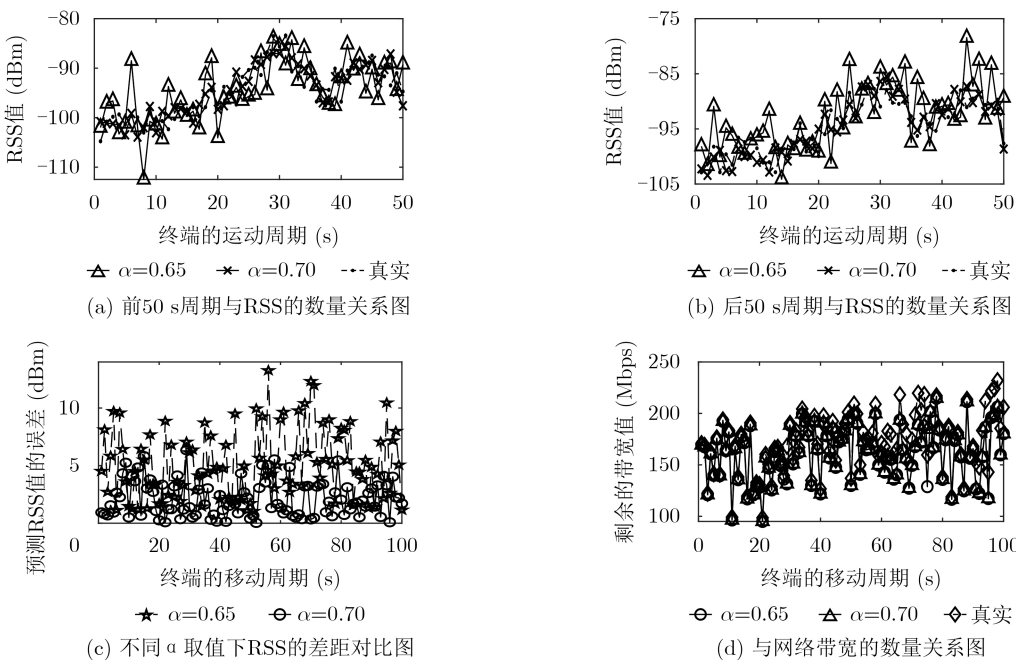


图6 预测位置获得参数值的数量关系

知 $\alpha=0.70$ 时RSS值的大小更贴近与实际值。而 $\alpha=0.65$ 时后50 s周期的RSS值与大部分实际值相差约10 dBm。对应到图6(b)该预测位置值与实际位置值的差值超10 m；那么此时预测准确度影响参数值的获取，距离变量是主要因素。因而设置了距离阈值，当距离差值大于阈值表示预测准确度低，那么让宏蜂窝网络为终端服务；反之，该距离差值能接受。

分析图6(d)位置与可用网络带宽值的数量关系知预测误差对其影响不大；而应与下一时刻接入网络的终端数量和准备接入网络的终端数量有关，而本文考虑的是在当前时刻基于预测位置的可用带宽。本文终端的最大移动速度不超过20 m/s，该初速度随机在[1, 4] m/s取值。

5.3 网络QoS阈值的设置及算法收敛对比

为生成高QoS的网络候选集，采用3.1节方法聚类模糊逻辑生成的QoS数值生成QoS阈值。鉴于需生成高QoS网络筛选标准，评价结果选择QoS数值为中以上的类，并通过图7展示。图7中用几种不同符号表示将评价价值所属的类别进行区分，即用不同符号表示该评价结果值所属的分布，本文分为了7个类，那么有7种不同的符号。如质心点评价结果值约为0.58，那么该质心点所属分布是符号“o”表示的，同理，其他6种符号代表了不同评价价值所属的分布。综上，从图7中发现评价结果为中以上并且样本量最大是用符号“o”表示其分布；因此将该质心点作为遴选网络的QoS阈值，为展示该值图中用符号五角星表示。

本文仿真参数设置如下所述，PSO算法的参数设置为：惯性权重0.8，自学习因子0.5，群体学习因子0.5；FA算法的参数设置为：光强吸引系数 $\gamma_{r_{gz}}=1$ ，最小吸引度 $\beta_{\min}=0.2$ ，初始步长 $\omega_0=0.9$ 。

分析如下所述：本文的移动终端为快速移动的车辆终端，当终端需要进行网络切换时，应该快速选择切换的目标网络，那么算法快速收敛对选择目标网络很重要。从图8知改进的FA算法迭代到20多次时收敛趋于平稳，而PSO算法在50次时收敛趋于平稳，说明改进的FA算法收敛速度是PSO算法的

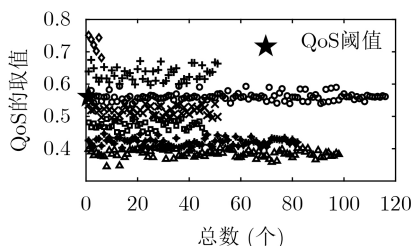


图7 动态采样模拟获得QoS阈值

1倍。PSO算法因PSO算法粒子速度存在缺乏动态调节、不易收敛、不能有效解决多维组合优化，后期搜索易出现故障等问题，在迭代到50次时出现了震荡。综合来看，本文算法搜索能力更好。

5.4 切换分析对比

在超密集的网络环境中，MT会产生大量的切换，为了表明本文所提出的切换策略在该应用场景中有一定的优势，从终端切换的角度出发，与文献[4]基于速度和SINR的垂直切换算法(VS)、文献[5]基于高斯马尔可夫移动模型的切换算法(MM)、文献[14]基于QoS的异构网络垂直切换算法(MQ)分析对比。

从图9知在整个运动周期内，从本文的切换策略分析，曲线增加幅度小，并且始终低于其他算法的曲线，说明本文的策略从切换角度来说效果是明显的。采用文献[14]的切换策略时，曲线的变化以线性方式增长，除开本文切换策略，切换次数总体低于其他两种切换策略，但从整个运动周期来说，文献[10]的切换策略曲线与文献[5]的切换策略曲线相近。而文献[4]切换策略，在整个运动周期增长幅度最大。

综上比较，进行如下分析。与文献[5]切换策略，原应用的场景是密集蜂窝异构网络，从网络的SINR和终端速度考虑，将速度分为中和高两个级别，目的是将过快的终端迁入宏蜂窝后，减少切换的次数。文献[14]切换策略，原应用场景为非密集异构无线网络环境，通过模糊逻辑层次分析的方式进行切换判决，然而，现应用于更加密集的蜂窝异构网络场景中，网络切换选择变得复杂，导致终端

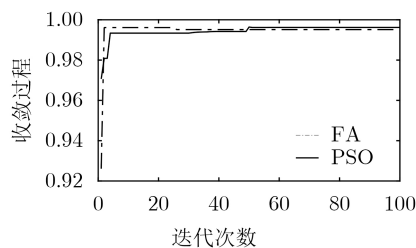


图8 算法的收敛对比

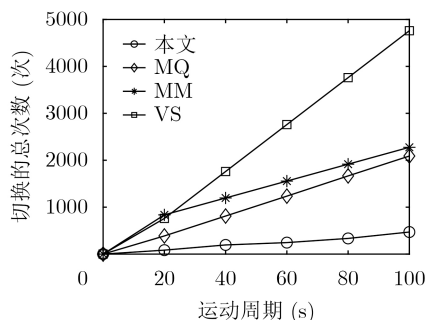


图9 不同切换算法切换对比

切换次数增加。文献[4]切换策略,该策略切换次数较多,主要原因在于首先从终端的速度考虑,高于设定的阈值,处于小蜂窝范围内的终端会切换迁入宏蜂窝网络,反之,低于该值就迁出该网络。该做法在初始阶段就基于速度进行切换判决,而本文终端移动速度是变化的,若速度在阈值范围附近变化切换次数会大幅增加。

本文切换策略相对于文献[4]策略切换总量下降83.08%,相对文献[5]策略下降38.3%,相对文献[10]策略下降42.89%,综上,本文切换策略减少了切换量。

5.5 网络的阻塞率、吞吐量对比

如图10所示,当终端数为15时,文献[14]切换策略出现网络阻塞,随终端数增加而变严重。当终端数为20时,文献[5]切换策略出现网络阻塞,并处于第2高,在50附近与文献[4]的切换策略曲线相交。当终端数为25时,文献[4]切换策略出现网络阻塞,前期增幅不大,原因在于前期终端速度变化幅度小,从而选择小蜂窝网络和WLAN网络为其服务。本文切换策略在终端数为35时,阻塞率开始增加,并处于最低水平。综上,本文切换策略更优,而其他切换策略阻塞较高的主要原因是过度依赖宏蜂窝网络,没有较好地利用小蜂窝网络和WLAN为终端服务。

如图11所示,算法曲线均在前10 s快速上升,10 s后,曲线变化缓。在[10 s, 70 s]本文切换策略平均吞吐量高于其他算法;在[0 s, 30 s]文献[4]切换策略平均吞吐量处于较高水平,随后变化几乎不明显。在20 s时,文献[14]切换策略平均吞吐量达到最高点。文献[5]切换策略平均吞吐量稳步增加,

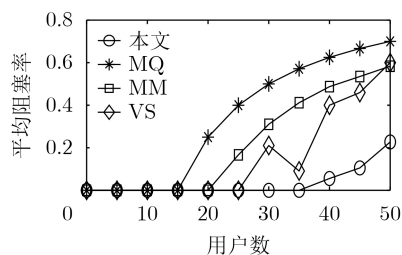


图 10 平均阻塞率的对比图

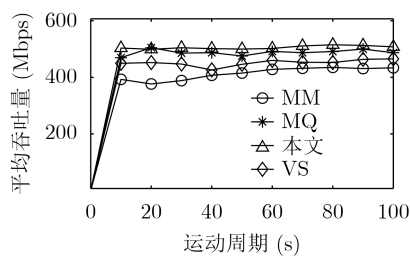


图 11 切换算法平均吞吐量的对比

但低于其他切换策略。由于本文切换策略追求减少不必要的切换,当接入网络仍然高QoS为终端服务时不进行网络切换。因此,在整个时间周期,本文切换策略减少不必要的切换时,本文切换策略提高了平均吞吐量。

6 结束语

本文提出了一种基于位置预测的切换算法,适用于车辆终端用户在异构无线网络中的垂直切换和水平切换问题。采用了模糊逻辑和K-Mean聚类的方式对采样的数据模拟获得QoS阈值。利用高斯马尔可夫移动模型获得了终端下一时刻的位置,然后基于位置信息筛选出满足QoS阈值的两个候选网络,并做交运算判断是否触发切换。当切换触发时,采用萤火虫算法选择目标网络,该算法收敛速度快、搜索能力强。仿真表明本文算法减少了不必要的切换,提高了吞吐量等。下一步工作,将考虑从网络端提升网络的性能。

参考文献

- [1] GHOSH A, MAEDER A, BAKER M, *et al.* 5G evolution: A view on 5G cellular technology beyond 3GPP release 15[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 127639–127651. doi: 10.1109/access.2019.2939938.
- [2] NESTEROVA M, NICOL S, and NESTEROVA Y. Evaluating power density for 5G applications[C]. 2018 IEEE 5G World Forum, Silicon Valley, USA, 2018: 247–350. doi: 10.1109/5GWF.2018.8517003.
- [3] HASAN M M, KWON S, and OH S. Frequent-handover mitigation in ultra-dense heterogeneous networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, 68(1): 1035–1040. doi: 10.1109/TVT.2018.2874692.
- [4] WIDJAJA D and UTHANSAKUL P. Additional selective threshold for velocity-considered SINR based vertical handoff[C]. 2016 International Conference on Electronics, Information, and communications, Da Nang, Vietnam, 2016: 1–4. doi: 10.1109/ELINFOCOM.2016.7562979.
- [5] XU Jie, ZHAO Yanan, and ZHU Xiaorong. Mobility model based handover algorithm in LTE-advanced[C]. 2014 IEEE International Conference on Natural Computation, Xiamen, China, 2014: 230–234. doi: 10.1109/ICNC.2014.6975840.
- [6] LI Xiaobin. An adaptive vertical handover method based on prediction for heterogeneous wireless networks[C]. 2017 13th International Conference on Natural Computation, Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Guilin, China, 2017: 2782–2787. doi: 10.1109/FSKD.2017.8393221.
- [7] 孙蔚, 夏利. 基于效用的无线异构接入网络选择机制[J]. *计算机应用*, 2018, 38(S1): 116–119, 123. SUN Wei and XIA Li. Selection mechanism for utility-based

- heterogeneous wireless access network[J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(S1): 116–119, 123.
- [8] 尹生华, 唐伦, 沈海强, 等. 基于参考信号接收功率预测和负载的切换算法[J]. *电子技术应用*, 2017, 43(9): 101–105, 110. YIN Shenghua, TANG Lun, SHEN Haiqiang, *et al.* A handoff algorithm based on reference signal received power prediction and load[J]. *Application of Electronic Technique*, 2017, 43(9): 101–105, 110.
- [9] 马良玉, 曹鹏蕊. 几种改进的萤火虫算法性能比较及应用[J]. *软件导刊*, 2017, 16(1): 21–25. doi: [10.11907/rjdk.162200](https://doi.org/10.11907/rjdk.162200). MA Liangyu and CAO Pengrui. Performance comparison and application of several improved firefly algorithms[J]. *Software Guide*, 2017, 16(1): 21–25. doi: [10.11907/rjdk.162200](https://doi.org/10.11907/rjdk.162200).
- [10] HUO Yiming, DONG Xiaodai, XU Wei, *et al.* Cellular and WiFi co-design for 5G user equipment[C]. 2018 IEEE 5G World Forum, Silicon Valley, USA, 2018: 256–261. doi: [10.1109/5GWF.2018.8517059](https://doi.org/10.1109/5GWF.2018.8517059).
- [11] 马彬, 李尚儒, 谢显中. 异构无线网络中基于模糊逻辑的分级垂直切换算法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(3): 629–636. doi: [10.11999/JEIT190190](https://doi.org/10.11999/JEIT190190). MA Bin, LI Shangru, and XIE Xianzhong. A hierarchical vertical handover algorithm based on fuzzy logic in heterogeneous wireless networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(3): 629–636. doi: [10.11999/JEIT190190](https://doi.org/10.11999/JEIT190190).
- [12] 席斌, 李帅, 侯媛媛. 基于多目标粒子群算法的异构网接入控制[J]. *无线电通信技术*, 2012, 38(40): 42–44, 50. doi: [10.3969/j.issn.1003-3114.2012.04.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3114.2012.04.013). XI Bin, LI Shuai, and HOU Yuanyuan. Joint call admission control in heterogeneous wireless network based on multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. *Radio Communications Technology*, 2012, 38(40): 42–44, 50. doi: [10.3969/j.issn.1003-3114.2012.04.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-3114.2012.04.013).
- [13] 吕邦国, 杨健, 于涛. 5G标准进展及关键技术[J]. *电信工程技术与标准化*, 2016, 29(8): 39–43. doi: [10.3969/j.issn.1008-5599.2016.08.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1008-5599.2016.08.010). LV Bangguo, YANG Jian, and YU Tao. Brief introduction of 5G standard development and key technology[J]. *Telecom Engineering Technics and Standardization*, 2016, 29(8): 39–43. doi: [10.3969/j.issn.1008-5599.2016.08.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1008-5599.2016.08.010).
- [14] 陶洋, 刘小虎, 陶玲. 基于QoS的异构网络垂直切换算法[J]. *计算机工程*, 2016, 42(12): 91–96. doi: [10.3969/j.issn.1000-3428.2016.12.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3428.2016.12.016). TAO Yang, LIU Xiaohu, and TAO Ling. Vertical handoff algorithm in heterogeneous network based on QoS[J]. *Computer Engineering*, 2016, 42(12): 91–96. doi: [10.3969/j.issn.1000-3428.2016.12.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-3428.2016.12.016).
- 马彬: 男, 1978年生, 教授, 主要研究方向为异构无线网络、认知无线网络等.
- 王梦雪: 女, 1995年生, 硕士生, 研究方向为异构无线网络.
- 谢显中: 男, 1966年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为无线和移动通信技术.

责任编辑: 马秀强