

简谐振子免疫优化算法求解异构无线网络垂直切换判决问题*

朱思峰^{1)2)†} 刘芳²⁾ 柴争义²⁾ 戚玉涛²⁾ 吴建设²⁾

1) (周口师范学院数学与信息科学系, 周口 466001)

2) (西安电子科技大学计算机学院, 西安 710071)

(2011年6月9日收到; 2011年8月31日收到修改稿)

本文设计了垂直切换判决方案问题的数学模型, 给出了一种基于简谐振子免疫优化算法的垂直切换判决方案, 并与文献方案进行了对比实验实验结果表明, 本文方案能够有效地平衡网络负载、增加终端电池的生存时间, 具有较好的应用价值.

关键词: 简谐振子算法, 免疫优化算法, 异构无线网络, 垂直切换判决

PACS: 64.60.aq, 88.80.ht, 87.55.kd

1 引言

多种无线接入网络 (radio access network, RAN) 构成了异构无线网络 (heterogeneous wireless network) 环境, 发生在不同 RAN 之间的会话切换被称为垂直切换 (vertical handoff)^[1]. 垂直切换是保证无线业务在异构网络环境下连续性的有效手段, 同时也是调整各个无线接入网络负载分布的有效方法. 垂直切换分为 3 个阶段, 即网络发现、切换判决和切换执行. 在切换判决阶段, 需要切换判决算法从多种候选接入网络中选出最合适的目标网络. 和蜂窝网络相比, 无线局域网 (wireless local area network, WLAN) 具有低成本、高速率的优点. 蜂窝网络具有提供广阔覆盖的能力, 而 WLAN 的覆盖仅局限于大楼和特定的热点区域中. 由于 WLAN 和蜂窝网络是互补的技术, WLAN 与各种蜂窝网络 (3G, B3G, 4G) 的集成是异构无线网络的重要特征之一.

近年来, 异构无线网络垂直切换判决引起了国内外学者的广泛关注. 文献 [2] 提出了一种基于信干噪比和层次分析法的垂直切换判决算法. 该方案

的缺点是, 各因素权重的确定、模糊推理规则的定义等在很大程度上依赖于专家, 其主观性过大. 文献 [3] 提出了一种移动感知的异构网络架构, 并对接入网络之间的垂直会话切换性能进行了评估. 文献 [4] 研究了车载通信网络环境中的垂直切换判决问题. 文献 [5] 把手机用户与接入网络之间的关系建模成竞标模型, 并给出了一种基于协同博弈的垂直切换判决方案. 文献 [6] 把垂直切换问题建模为约束马尔科夫决策问题, 用收益函数评估连接质量, 用惩罚函数表示切换代价和会话掉话损失, 并给出了一直基于迭代和学习策略的垂直切换判决方案.

上述方案都是把垂直切换判决问题作为一个单目标优化问题来解决的, 都是把负载均衡为优化目标, 这样就忽略了某些要素, 所获得的方案偏离实际需求较大. 另外, 还存在问题: 为了负载均衡, 可能将会话切换到离终端较远的接入点或基站, 从而终端电池消耗过快, 降低了用户体验性能. 不同于上述思路, 本文把负载均衡和多模终端的电池生存时间作为两个相互关联的优化目标, 把垂直切换判决问题建模为两目标优化问题, 给出了基于简谐振子免疫优化算法的垂直切换判决方案.

* 国家自然科学基金 (批准号: 61103143, 61072139), 中央高校基本科研业务费专项资金 (批准号: JY10000902001), 教育部博士面上基金 (批准号: 20090461283), 博士点新教师基金 (批准号: 20090203120016), 河南省重点科技攻关项目 (批准号: 112102210221) 和河南省教育厅自然科学研究计划项目 (批准号: 12A520055) 资助的课题.

† E-mail: zhusifeng@163.com

2 垂直切换判决问题的数学模型

假定在由 WLAN 和蜂窝通信网络构成的异构网络环境中, WLAN 和蜂窝通信网络是紧耦合关系, WLAN 与蜂窝通信系统的核心网部分直接相连; 用户移动终端有多个空中接口, 可以根据需要方便地接入到 WLAN 及不同的蜂窝网络中.

设 WLAN 的接入点 (access points, AP) 集合为 $APs = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ 和蜂窝网络的基站 (base stations, BS) 集合为 $BSs = \{b_1, b_2, \dots, b_M\}$. 接入点 $a_i (1 \leq i \leq N)$ 的最大带宽为 B_i^a , 预先定义的单位带宽代价为 $w_i (1 \leq i \leq N)$; 基站 $b_j (1 \leq j \leq M)$ 的最大带宽为 B_j^b , 预先定义的单位带宽代价为 $w_j (1 \leq j \leq M)$. 通常情况下, $w_i = w^a, w_j = w^b$, 其中 w^a, w^b 为常数.

设在某个重叠覆盖区域 Ω 内, 有 K 个多模终端 $MTs = \{c_1, c_2, \dots, c_K\}$, 每个多模终端的初始电量为 $q_k (1 \leq k \leq K)$. $U(t) = \{c_1, c_2, \dots, c_U\}$ 表示每个时间周期内需要垂直切换的会话终端; $V(t) = \{c_1, c_2, \dots, c_V\}$ 表示每个时间周期内不需要切换的会话终端. $V_{(t)}^a, V_{(t)}^b$ 分别表示已经连接到 WLAN 和蜂窝网络的会话集合. $e_{i,k}^a, e_{j,k}^b$ 分别表示会话 $c_k \in V(t)$ 切换到 WLAN 及蜂窝网络后需要的有效比特速率. 为了便于书写, 下面的符号中省略了时间. $U(t), V(t), V_{(t)}^a$ 和 $V_{(t)}^b$ 简写为 U, V, V^a 和 V^b .

接入点 $a_i \in APs$ 的负载如下式所示:

$$\rho_i = \sum_{k=1}^{|V^a|} e_{i,k}^a, \quad 1 \leq i \leq N. \quad (1)$$

基站 $b_j \in BSs$ 的负载如下式所示:

$$\rho_j = \sum_{k=1}^{|V^b|} e_{j,k}^b, \quad 1 \leq j \leq M, \quad (2)$$

$q_{i,k}^a$ 和 $q_{j,k}^b$ 分别表示多模终端 $c_k (1 \leq k \leq K)$ 切换到接入点 a_i 及基站 b_j 后的单位时间内消耗的电量. $q_{i,k}^a (q_{j,k}^b)$ 的值取决于多模终端 $c_k (1 \leq k \leq K)$ 切换到 $a_i (b_j)$ 后的速率需求.

设多模终端在接入网络中的电池最大生存时间矩阵为 $\mathbf{L} = (l_{s,k})_{(N+M) \times K}$. 若 $1 \leq s \leq N, l_{s,k}$ 表示终端 $c_k (1 \leq k \leq K)$ 通过接入点 $a_i (i = s)$ 接入到 WLAN 后的电池最大生存时间; 若 $N + 1 \leq s \leq N + M$, 表示终端 $c_k (1 \leq k \leq K)$ 通过接入点 $b_j (j = s - N)$ 接入到蜂窝网络后的电池最大生存时间. 电池最大生存时间有终端的最大电量和接

入网络后的单位时间能耗有关, 如以下式:

$$l_{s,k} = \frac{q_k}{q_{i,k}^a}, \quad i = s, \quad 1 \leq s \leq N, \quad (3)$$

$$l_{s,k} = \frac{q_k}{q_{j,k}^b}, \quad j = s - N, \quad N + 1 \leq s \leq N + M, \quad (4)$$

其中, $l_{s,k} > 0$. 即 \mathbf{L} 为非负矩阵.

设多模终端接收到的信号长度为 $RSS_{s,k}$, θ^a 和 θ^b 分别为多模终端在 WLAN 接入点及蜂窝网络基站的信号长度阈值. 多模终端切换到不同接入点及基站的情况可表示为分配矩阵 $\mathbf{X} = (x_{s,k})_{(N+M) \times K}$, 元素 $x_{s,k}$ 的值由信号长度决定, 如下:

$$x_{s,k} = \begin{cases} 1, & RSS_{s,k} \geq \theta^a (1 \leq s \leq N), \\ & \text{或 } RSS_{s,k} \geq \theta^b (N + 1 \leq s \leq N + M), \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (5)$$

由于每个终端的会话只能切换一个接入点或基站, 因此有

$$\sum_{s=1}^{N+M} x_{s,k} = 1, \quad 1 \leq k \leq K. \quad (6)$$

设 $lt_k(\mathbf{X})$ 为终端 $c_k (1 \leq k \leq K)$ 在分配矩阵下的电池生存时间, 其定义为

$$lt_k(\mathbf{X}) = \sum_{s=1}^{N+M} l_{s,k} \cdot x_{s,k}. \quad (7)$$

设终端 $c_k \in U$ 需要的带宽为 $\eta_k (1 \leq k \leq |U|)$, 则基站 (WLAN 的接入点和蜂窝网络的基站) 的关于分配矩阵下需要的带宽 $\psi_s(\mathbf{X})$, 如下:

$$\psi_s(\mathbf{X}) = \sum_{k=1}^{|U|} \eta_k \cdot x_{s,k}. \quad (8)$$

多模终端可通过物理测量评估在不同接入环境下的可用比特速率. 设多模终端在 WLAN 接入点环境下的可用比特速率 $e_{i,k}^a (1 \leq s \leq N, i = s)$ 和在蜂窝网络基站环境下的可用比特速率 $e_{j,k}^b (N + 1 \leq s \leq N + M, j = s - N)$, 则 (8) 式可转化成

$$\psi_s(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{|U|} e_{i,k}^a \cdot x_{i,k} + \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{|U|} e_{j,k}^b \cdot x_{j,k}. \quad (9)$$

第一优化目标: 最小化垂直切换的总代价为

$$\min g(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^N w_i^a \left(\frac{\rho_i + \psi_i(\mathbf{X})}{B_i^a} \right)^2$$

$$+ \sum_{j=1}^M w_j^b \left(\frac{\rho_j + \psi_j(\mathbf{X})}{B_j^b} \right)^2. \quad (10)$$

第二个优化目标: 最大化整个系统内所有多模终端电池的总生存时间为

$$\max f(\mathbf{X}) = \sum_{k=1}^K lt_k(\mathbf{X}). \quad (11)$$

由 (7) 式知, 电池生存时间为正值, 故 (11) 式为正值. 为了便于模型求解, 可把 (11) 式改为

$$\min \frac{1}{f(\mathbf{X})} = \frac{1}{\sum_{k=1}^K lt_k(\mathbf{X})}. \quad (12)$$

垂直切换执行后, 整个系统内所有多模终端电池的总生存时间越大, 说明垂直切换判决越有效; 垂直切换的总代价越小, 则运营商的收益和用户体验越好. 因此, 本文把最大化终端电池生存时间和最小化切换代价作为两个目标. 在这种思路的指导下, 本文把异构网络中的垂直切换判决问题建模成为如下的优化问题:

$$\min y(\mathbf{X}) = c_1 \cdot g(\mathbf{X}) + c_2 \cdot f(\mathbf{X}), \quad (13)$$

$$\text{S.T. } \rho_i + \psi_i(\mathbf{X}) \leq B_i^a, \quad 1 \leq i \leq N, \quad (14)$$

$$\rho_j + \psi_j(\mathbf{X}) \leq B_j^b, \quad 1 \leq j \leq M, \quad (15)$$

其中, c_1, c_2 分别为系统代价目标和电池生存时间目标的权重因子; (13) 式是 WLAN 接入点容量约束; (14) 式是蜂窝网络基站容量约束.

值得说明的是, 本文模型既考虑了网络负载平衡 (运营商的利益), 又考虑了用户终端电池的生存时间 (用户的利益). 本文提出的方案是一种网络运营商和用户都能接受的折衷方案.

3 简谐振子免疫优化算法

3.1 物理学中的简谐振子

在物理学中, 物体在与偏离平衡位置的位移大小成正比、方向总是指向平衡位置的回复力作用下的振动叫简谐振子. 用 F 表示物体受到的回复力, 用 x 表示谐振子对于平衡位置的位移, 根据胡克定律, F 和 x 成正比, 它们之间的关系可用表示为 $F = -kx$, 其中, k 为振动系统的回复力系数 (也称为倔强系数).

根据牛顿第二定律的经典计算, 可以得到振动频率 $f = w/2\pi$, 动能

$$E_k = \frac{1}{2}m \left(\frac{dx}{dt} \right)^2 = \frac{1}{2}kA^2 \sin^2(wt + \phi);$$

势能

$$E_p = \frac{1}{2}kx^2 = \frac{1}{2}kA^2 \cos^2(wt + \phi);$$

系统的总能量为定值 $E_t = E_k + E_p = \frac{1}{2}kA^2$.

振动系统中, 作简谐振子的物体的振幅不变, 而且物体的位移、加速度最大时, 速度为零; 位移、加速度为零时, 速度最大. 这些事实说明了振动系统的势能和动能之间不断地相互转换, 但总能量保持一定.

单独考虑弹簧系统的弹性势能, 弹簧系统在任一时刻的弹性势能为 $E_p = \frac{1}{2}kx^2$ ($0 \leq E_p \leq \frac{1}{2}kA^2$). 当弹簧质点在平衡点时, 弹性势能最小为 0; 当弹簧质点在端点时, 弹性势能最大为 $\frac{1}{2}kA^2$. 由于弹簧系统的弹性势能的大小与弹簧质点偏离平衡点的相对距离成正比, 因此, 可根据弹簧质点到平衡点的距离把弹簧系统的弹性势能分为多个能量等级 (为了便于分析, 这里仅研究弹簧被向右拉伸的情况).

假设弹簧系统的振幅为 A , 其势能被划分为 A 个等级, 每个能级间距为一个单位长度, 某个位置状态的势能能级用 U_x 表示, 其中下标 x 表示某个能级处质点离平衡点的相对位移.

从平衡点到右端点的势能能级大小依次为 $U_0 = 0, U_1 = \frac{1}{2}k \cdot 1^2, U_2 = \frac{1}{2}k \cdot 2^2, \dots, U_x = \frac{1}{2}k \cdot x^2, \dots, U_A = \frac{1}{2}k \cdot A^2$. 将势能等级按照 $U'_x = \frac{U_x}{U_A} = \left(\frac{x}{A} \right)^2$ 进行归一化处理, 则从平衡点到右端点的单位势能能级大小依次为 $U'_0 = 0, U'_1 = \left(\frac{1}{A} \right)^2, U'_2 = \left(\frac{2}{A} \right)^2, \dots, U'_x = \left(\frac{x}{A} \right)^2, \dots, U'_A = 1$.

从平衡点到右端点, 两个单位势能能级之间的差值称为能级差 D_x , 依次为 $D_1 = \left(\frac{1}{A} \right)^2, D_2 = \frac{2^2 - 1^2}{A^2}, \dots, D_x = \frac{x^2 - (x-1)^2}{A^2}, \dots, D_A = \frac{A^2 - (A-1)^2}{A^2}$. 从能级差值可以看出, 从右端点到平衡点, 相邻两能级的能级差是逐渐减小的. 在弹簧质点与平衡点的距离成等差数列形式变化的情况下, 简谐振子系统的能级差却是以 $\frac{x^2 - (x+1)^2}{A^2}$ 递减的方式进行的. 离平衡点越近, 能级差越小.

3.2 简谐振子算法

简谐振子系统中, 弹簧质点由右端点运动到平

衡点的过程中, 质点的位置状态与势能状态一一对应, 而且质点的运动是连续的, 所以质点一定会经过系统的每一个位置状态, 必将遍历系统的整个势能空间. 若将质点的位置状态空间对应于优化问题的整个解空间, 则遍历整个势能空间, 必能求得问题的最优解. 当将问题的解空间映射到质点的位置状态空间后, 每个能级差区域内含有多个过程解, 每个能级差区域的大小从右向左是逐步递减的, 而且遵循简谐振子中能级差的划分规则, 但是所有的过程解的大小是杂乱的. 这样就完成了简谐振子系统中质点的位置状态与问题解状态的对应关系. 因此, 可以构造简谐振子算法来求解优化问题 [7,8].

在简谐振子算法的初始阶段, 通过指定次数的简单随机抽样计算目标函数来确定近似最优解与近似最劣解, 两者之差 f 为问题的解差, 此解差对应于简谐振子中的最大势能 U_A . 在整个解空间随机求出两个解 $f(s)$ 和 $f(s')$, $f(s) - f(s')$ 的值表示两个解之间的相对距离, 将此差值投影到单位长度上, 即进行 $[f(s) - f(s')]/f$ 处理. 假定是 $f(s)$ 当前求出的近似最优解, 通过迭代运算, $f(s)$ 将逐步靠近最优解 $f(s^*)$. 最优解 $f(s^*)$ 对应于简谐运动的基态, 所以可把 $f(s) - f(s')$ 近似地看作新解与当前最优解之间的距离, 而 $[f(s) - f(s')]/f$ 就是在单位长度上, 新解与最优解的相对距离. 确定了新解的能级区间, 就可以确定新解的优劣, 从而确定对新解的选择策略.

将弹簧质点的位置坐标对应于问题的解, 振幅大小对应为问题的解空间范围, 势能对应于目标函数值, 谐振子基态对应获得问题的最优解时系统的状态. 简谐振子算法就是模拟谐振子的运动方法获得问题的解: 首先随机或利用先验知识确定初始解 S , 振幅 A 和初始步长 L_0 根据具体问题而定; 然后对当前解重复过程“产生新解 \rightarrow 计算目标函数差 \rightarrow 接受准则判断 \rightarrow 调整步长或接受新解”; 算法终止时的当前解为问题的近似最优解. 简谐振子算法分为3个阶段, 第一个阶段是在解空间中以一定的次数查找右端点和平衡点(即近似最差解和最优解), 从而获得系统的近似最大势能. 后两个阶段以算法所定义的基态步长 L_s 为分界线, 步长大于基态步长时为宏观搜索阶段, 对应于物理学中的经典谐振子的振动; 步长小于或等于基态步长时为微观搜索阶段, 对应于物理学中的量子谐振子的振动.

简谐振子算法的基本步骤如下:

步骤 1 初始化振幅 A , 初始步长 L_0 , 基态步

长 L_s 和步长变化规则.

步骤 2 随机生成解或根据问题的先验知识生成解 s , 确定谐振子的端点 End 和振源 $Init$ (目标函数值最大的为端点, 最小的为振源).

步骤 3 产生新解 s' , 计算目标函数增量 $\Delta f = f(s') - f(s)$, 其中, $f(s)$ 为目标函数值.

步骤 4 经典振动阶段. 步长范围 $L \in (L_s, L_0)$, 接受准则如下: 若 $\Delta f \leq 0$ 或者 $\Delta f > 0$ 且 $\left(\frac{L_s}{L_0}\right)^2 - \frac{\Delta f}{f(End) - f(s)} \geq 0$, 则接受新解 s' 为当前解, 并记忆为最小解; 否则, 丢弃新解 s' . 若没完成指定的迭代次数, 则变化当前步长 $L \in (L_s, L_0)$, 转到步骤 3.

步骤 5 量子振动阶段. 步长范围 $L \in (1, L_s)$, 替换最小值为当前解, 接受准则如下: 若 $\Delta f \geq 0$, 则接受新解 s' 为当前解; 否则, 丢弃新解 s' .

步骤 6 若量子振动阶段满足终止条件, 则终止算法, 输出当前解(问题的近似最优解).

3.3 简谐振子免疫优化算法

3.3.1 算法的原理和依据

模拟、实现自然界对信息指数级的处理能力而构造的智能算法, 例如, 遗传算法、免疫算法、蚁群算法等通称为自然算法. 许多自然算法都在不同程度上使用了随机方法, 自然算法的智能与随机数和不确定性有着神秘的联系.

简谐振子算法是模拟自然界谐振子运动的物理规律而构造的一种随机搜索算法, 该算法既具有较强的全局搜索能力(经典振动阶段), 又具有局部搜索能力(量子振动阶段). 和其他随机搜索算法相比(如遗传算法、模拟退火算法), 简谐振子算法的优势是其全局搜索能力较强, 收敛速度较快.

目前, 受生物免疫系统启发而产生的人工免疫系统正在兴起, 作为计算智能研究的新领域, 它提供了一种强大的信息处理和求解范式. 国内外研究者已经从生物免疫系统的运行机理中获得启发, 借助免疫机理和免疫学原理建立和发展了多种新颖、有效的智能算法, 并用于解决社会中的工程应用问题. 免疫优化算法是基于对免疫学中的克隆选择原理仿生而构造的一种智能算法, 它借助多种仿生机理, 例如免疫记忆、克隆选择、抗体多样性、免疫调节、疫苗接种和免疫代谢等, 并通过它们的综合作用来获得强大的寻优能力. 与一般的确定性优化算法相比, 免疫优化算法具有以下优点:

同时搜索解空间中一系列的点,而不只是一个点;处理的对象是表示待求解的参数的编码字符串,而不是参数本身;使用的是目标函数本身,而不是其导数或其他附加信息;其变化规则是随机的,而不是确定的.与遗传算法相比,免疫优化算法的优势体现在减弱算法退化、扩大搜索范围、维持种群多样性和提高复杂优化问题的求解质量等方面.免疫优化算法通过对局部最优解进行大量的克隆和变异操作,可以实现对局部最优解领域内进行小范围搜索,从而具有较强的局部搜索能力^[9,10].

当多个移动终端在蜂窝通信网与无线局域网共存的异构无线网络环境中移动时,综合考虑移动终端的电池寿命、基站与接入点的负载,运用多目标最优化方法进行切换判决,为所有移动终端选择合适的目标网络,使整个网络资源得到合理利用.因此,异构无线网络环境中的垂直切换判决问题是一种对实时性和解精度要求均较强的优化问题.简谐振子算法和免疫优化算法都属于随机搜索算法,二者各有优缺点.本文将简谐振子算法和免疫优化算法融合在一起,利用简谐振子算法的全局搜索能力可以满足实时性要求,利用免疫优化算法的局部搜索能力可以满足精度要求.基于此,本文构造一种简谐振子免疫优化算法来求解垂直切换判决问题.

3.3.2 算子设计

1) 抗体克隆算子 对于约束优化问题,抗体种群在进化过程中会产生一些不可行解(抗体解码得到的方案不满足约束条件),而在这些不可行解中存在一些接近可行解边缘的不可行解.本文把接近可行解边缘的不可行解,称为有益解.有益解对算法搜索最优解是非常有帮助的,尤其是当搜索空间(决策空间)是非凸空间时,因此,本文把有益解组成记忆种群,并参与抗体种群的克隆操作,进而提高算法的多样性.

设第 g 代抗体种群为 $D(g)$, 抗体种群规模为 N_D ; 记忆种群为 $G(g)$, 记忆群规模为 N_G ; 克隆后生成的抗体种群为 $E(g)$, 其规模为 N_G ; 设记忆克隆操作为 O^C , 则对种群 $D(g) \cup G(g)$ 施加 O^C 后生成新种群 $E(g)$ 的过程为

$$\begin{aligned} & O^C(D(g) \cup G(g)) \\ &= O^C\{\mathbf{X}_1(g), \mathbf{X}_2(g), \dots, \mathbf{X}_{N_D}(g), \\ & \quad \mathbf{X}_{N_D+1}(g), \dots, \mathbf{X}_{N_D+N_G}(g)\} \\ &= \{O^C(\mathbf{X}_1(g)), O^C(\mathbf{X}_2(g)), \dots, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & O^C(\mathbf{X}_{N_D+N_G}(g))\} \\ &= \{\mathbf{X}_1^1(g), \mathbf{X}_1^2(g), \dots, \mathbf{X}_1^{p_1}(g)\} \\ & \cup \{\mathbf{X}_2^1(g), \mathbf{X}_2^2(g), \dots, \mathbf{X}_2^{p_2}(g)\} \cup \dots \\ & \cup \{\mathbf{X}_{N_D+N_G}^1(g), \mathbf{X}_{N_D+N_G}^2(g), \dots, \\ & \quad \mathbf{X}_{N_D+N_G}^{p_{N_D+N_G}}(g)\} = E(g), \end{aligned} \quad (16)$$

式中, p_i 为抗体 \mathbf{X}_i 克隆的份数本文设计的克隆操作采用了比例克隆方式

$$p_i = \text{fix} \left(n_c \times \frac{c\text{Dis}(\mathbf{X}_i, \text{POP})}{\sum_{j=1}^{N_D+N_G} c\text{Dis}(\mathbf{X}_j, \text{POP})} \right), \quad (17)$$

式中, $\text{fix}(\cdot)$ 为取整函数, n_c 为克隆份额, $c\text{Dis}(\mathbf{X}_i, \text{POP})$ 为抗体 \mathbf{X}_i 在种群 POP 中拥挤距离值. 抗体拥挤距离的定义为

$$c\text{Dis}(\mathbf{X}_i, \text{POP}) = \sum_{j=1}^2 \frac{c\text{Dis}_j(\mathbf{X}_i, \text{POP})}{f_j^{\max} - f_j^{\min}}, \quad (18)$$

式中, f_j^{\max} 和 f_j^{\min} 分别为当前种群 POP 中第 j 个目标适应度函数的最大值和最小值; $c\text{Dis}_j(\mathbf{X}_i, \text{POP})$ 为抗体 \mathbf{X}_i 在第 j 个目标下拥挤距离, 定义为

$$\begin{aligned} & c\text{Dis}_j(\mathbf{X}_i, \text{POP}) \\ &= \begin{cases} \infty, f_j(\mathbf{X}_i) = f_j^{\max} \text{ 或 } f_j(\mathbf{X}_i) = f_j^{\min}, \\ \min\{f_j(\mathbf{X}_{i-1}) - f_j(\mathbf{X}_{i+1}), 0\}, \text{其他}. \end{cases} \end{aligned} \quad (19)$$

由拥挤距离的定义可以看出: 种群 POP 中抗体 \mathbf{X}_i 的邻居数目情况在解空间中反映为候选解 $e^{-1}(\mathbf{X}_i)$ 周围存在的其他候选解的稀疏情况.

2) 基因重组算子 设克隆后种群规模为 N_E , 记为 $E(g) = \{\mathbf{X}_1(g), \mathbf{X}_2(g), \dots, \mathbf{X}_{N_E}(g)\}$. 基因重组操作记作 O^M , 则对种群 $E(g)$ 施加 O^M 后生成新种群 $F(g)$ 的过程为

$$\begin{aligned} & O^R(E(g)) \\ &= \{O^R(\mathbf{X}_1(g)), O^R(\mathbf{X}_2(g)), \dots, O^R(\mathbf{X}_{N_E}(g))\} \\ &= \{\mathbf{X}'_1(g), \mathbf{X}'_2(g), \dots, \mathbf{X}'_{N_E}(g)\} = F(g). \end{aligned} \quad (20)$$

对于矩阵编码的抗体 \mathbf{X}_i , 本文设计的基因重组操作为: 随机选择 \mathbf{X}_i 中第 d 列和第 e 列进行对换形成新的抗体 \mathbf{X}'_i .

3) 种群分类算子 对于种群 $F(g)$ 中的任一抗体 $\mathbf{X}_r(g)$, 若其满足约束条件, 则 $H(g) \leftarrow H(g) \cup \{\mathbf{X}_r\}$, $F(g) \leftarrow F(g) - \{\mathbf{X}_r\}$; 否则 $\tilde{H}(g) \leftarrow \tilde{H}(g) \cup \{\mathbf{X}_r\}$, $F(g) \leftarrow F(g) - \{\mathbf{X}_r\}$. 重复上述步骤,

直到 $F(g)$ 为空. 其中 $H(g)$ 为可行解集; $\tilde{H}(g)$ 表示不可行解集. 按照 pareto 占优, 把 $H(g)$ 分成 pareto 占优解集 $P(g)$ 和非 pareto 占优解集 $\tilde{P}(g)$. 按照违反约束的程度, 把 $\tilde{H}(g)$ 分成有益不可行解集 $Y(g)$ 和无益不可行解集 $\tilde{Y}(g)$.

4) 种群更新算子 设种群 $P(g)$ 的规模为 N_P , 期望保留的种群规模为 N_D . 对于 2 目标优化问题, 本文设计的种群更新操作如下:

步骤 1 分别计算种群 $P(g)$ 中抗体 X_r ($1 \leq r \leq N_P$) 在两个目标函数下的适应度值 $z_{1,r}$, $z_{2,r}$, 得到适应度矩阵 $Z = (z_{m,r})_{2 \times N_P}$.

步骤 2 把矩阵中每一列元素之和作为对应抗体的综合适应度值.

步骤 3 按照综合适应度值, 对种群 $P(g)$ 中的抗体进行降序排序.

步骤 4 选择前 N_D 个抗体构成新的种群 $P(g)$.

3.3.3 简谐振子免疫优化算法

本文构造的简谐振子免疫优化算法, 其主要步骤如下:

步骤 1 对垂直判决问题进行编码, 完成解空间到编码空间的映射.

步骤 2 初始化简谐振子系统的振幅 A , 初始步长 L_0 , 基态步长 L_s 和步长变化规则.

步骤 3 随机生成解或根据问题的先验知识生成解 s , 确定谐振子的端点 End 和振源 $Init$ (目标函数值最大的为端点, 最小的为振源).

步骤 4 产生新解 s' , 计算目标函数增量 $\Delta f = f(s') - f(s)$, 其中, $f(s)$ 为目标函数值.

步骤 5 若 $\Delta f \leq 0$ 或者 $\Delta f > 0$ 且 $\left(\frac{L_s}{L_0}\right)^2 - \frac{\Delta f}{f(End) - f(s)} \geq 0$, 则接受新解 s' 为当前解, 并记为最小解; 否则, 丢弃新解 s' . 若没完成指定的全局搜索次数, 则变化当前步长 $L \in (L_s, L_0)$, 转到步骤 4; 否则转到步骤 6.

步骤 6 对简谐振子算法找到的近似全局最优解进行解码, 生成问题的近似最优解.

步骤 7 把近似最优解作为先验知识, 产生免疫优化算法的初始种群. 对抗体种群进行初始化. 设抗体种群为 $D(g)$, 其规模为 n_D ; 记忆种群为 $G(g)$, 其种群规模为 n_G ; 克隆后生成的种群为 $E(g)$, 其种群规模为 n_E ; 可行解种群为 $H(g)$, 非可行解种群为 $\tilde{H}(g)$; pareto 占优解种群为 $P(g)$,

非pareto占优解种群为 $\tilde{P}(g)$; 有益非可行解种群为 $Y(g)$, 无益非可行解种群为 $\tilde{Y}(g)$. 最大迭代次数 $gMax$, 初始化进化代数 $g = 0$. 初始化抗体种群为 $D(g)$, 从 $D(g)$ 中取 n_G 个抗体构成记忆种群 $G(g)$.

步骤 8 对免疫优化算法的种群 $D(g) \cup G(g)$ 执行抗体克隆算子, 生成种群 $E(g)$.

步骤 9 对克隆生成的种群 $E(g)$ 执行基因变异算子, 生成种群 $F(g)$.

步骤 10 对基因变异后的种群 $F(g)$ 执行种群分类算子, 把 $F(g)$ 划分为可行解子种群 $H(g)$ 和非可行解子种群 $\tilde{H}(g)$; 把可行解集 $H(g)$ 划分为 $P(g)$ 和 $\tilde{P}(g)$; 将非可行解集 $\tilde{H}(g)$ 划分为 $Y(g)$ 和 $\tilde{Y}(g)$.

步骤 11 对种群 $P(g)$ 执行种群更新算子.

步骤 12 若 $Y(g)$ 存在一个抗体 $X_y(g)$, 其违反约束的程度小于记忆种群 $G(g)$ 中某抗体 $X_m(g)$, 则将抗体 $X_y(g)$ 添加到 $G(g)$ 中, 同时将 $G(g)$ 中的抗体 $X_m(g)$ 删除. 依次进行, 直到 $Y(g)$ 中每个抗体的违反约束的程度都大于或等于 $G(g)$ 中抗体违反约束程度.

步骤 13 若终止条件满足, 则转到步骤 14; 否则, 令 $D(g+1) = P(g)$, $G(g+1) = G(g)$, $g = g+1$, 转到步骤 8.

步骤 14 对种群 $P(g)$ 中的抗体进行解码操作, 生成垂直切换判决方案. 对于多目标优化算法, 最后输出的pareto占优解可能有多个, 即生成的候选方案可能有多个.

4 基于简谐振子免疫优化算法的垂直切换判决方案

4.1 问题编码

按照本文前面的叙述, 每个多模终端的会话只能切换到一个基站中, 也就是说, 把终端切换到哪个基站是组合优化问题, 故采用二进制编码是适宜的.

本文采用矩阵编码接入控制方案为

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,K} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{S,1} & x_{S,2} & \cdots & x_{S,K} \end{bmatrix}, \quad (21)$$

式中, 每列表示一个会话的垂直切换判决情况, 由于每个会话最多只能垂直切换到一个基站, 故在矩阵中, 每列元素值之和最多为 1. 为了使负载在各个基站之间进行平衡, 每个基站接入终端的数目不宜过多, 即矩阵中每行值为 1 的元素不能过多.

4.2 基于简谐振子免疫算法的垂直切换判决方案

步骤 1 系统初始化. 输入异构网络的工作环境参数.

步骤 2 系统垂直切换判决周期计时器复位.

步骤 3 对一调度周期内的垂直切换请求进行判决.

1) 切换判决控制器接收到垂直切换请求.

2) 对需垂直切换会话的参数进行预处理.

3) 获取异构网络系统状态信息数据.

4) 运行多目标优化简谐振子免疫优化算法, 获得多个垂直切换分配方案.

5) 垂直切换判决控制器按照预制策略, 选择并执行一个垂直切换分配方案.

6) 垂直切换判决控制器更新异构网络系统的状态信息数据.

7) 若计时器时间用完, 则转到步骤 4; 否则, 转到 1).

步骤 4 更新接入点及基站的可用带宽, 转到步骤 2.

5 仿真实验及分析

5.1 仿真实验

实验用的计算机系统配置如下: HP Z800 Workstation, 双核 CPU(Intel Xeon Quad-Core W5580 3.2 GHz), 12 GB 内存, 450 GB 15000 rpm 硬盘, windows 7. 仿真基于 MATLAB 和 NS2 环境. 假定在 WLAN 和蜂窝网络重叠覆盖的区域 Ω 内, 存在 5 个 WLAN 接入点和 2 个蜂窝网络基站. 分为 50 个多模终端和 100 个多模终端两种场景. 实验开始时, 多模终端均匀分布在区域 Ω 内. 为了模拟实际环境下的终端移动情形, 本文采用了随机移动模型^[11]. 多模终端在异构网络环境下的接收信号长度通过随机移动模型来计算. 会话终端需求的速率有三种: 64 kbps, 128 kbps 和 192 kbps. 终端电池的初始电量为 3×10^3 J. 终端电池电量消耗速率

服从以 5 mJ/s 为均值的指数分布. WLAN 接入点的最大带宽为 20 Mbps, 蜂窝网络基站的最大带宽为 2 Mbps. WLAN 接入点和蜂窝网络基站的单位带宽代价分别为 0.1 元、1 元.

在相同的实验环境下, 本文对文献 [5] 的垂直切换判决方案、文献 [6] 的垂直切换判决方案和本文提出的垂直切换判决方案进行了对比实验. 就 50 个多模终端、100 个多模终端这两种测试场景下, 分别对三种垂直切换判决方案独立运行 10 次, 每次运行时间为 1000 s. 本文使用了 3 个指标评估垂直切换判决方案的性能: 终端电池的平均生存时间; 负载分布均匀性; 垂直切换过程中的会话掉话率.

在 2 种测试场景下, 三种垂直切换判决方案在电池生存时间上的表现图 1 和图 2 所示.

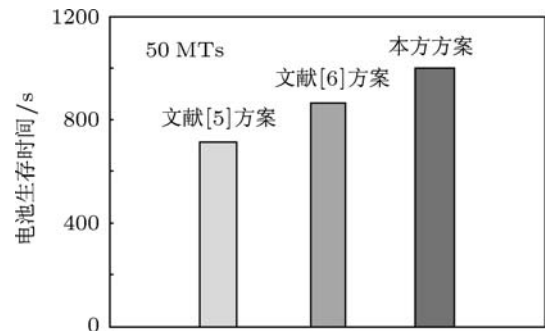


图 1 50 个多模终端 (MTs) 场景下的电池生存时间

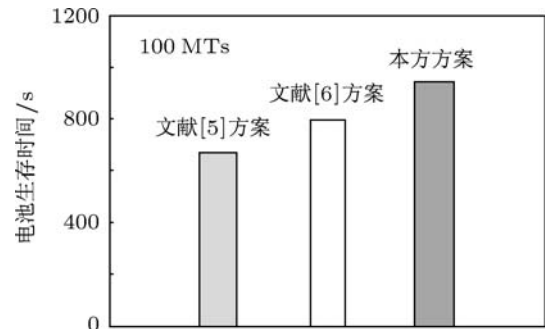


图 2 100 个多模终端场景下的电池生存时间

从图 1 和图 2 可以看出: 本文方案在终端电池生存时间指标上的表现最好, 优于文献 [5] 方案和文献 [6] 方案; 文献 [5] 方案表现最差.

在 50 个多模终端和 100 个多模终端两种场景下, 三种方案的终端电池生存时间随仿真时间的变化曲线如图 3 和图 4 所示.

从图 3 和图 4 可以看出: 随着仿真时间的推移, 终端电池的生存时间越来越小; 从生存时间下降速率看, 本文方案下降的最缓慢. 和图 1 与图 2 一样,

本文方案表现最佳。

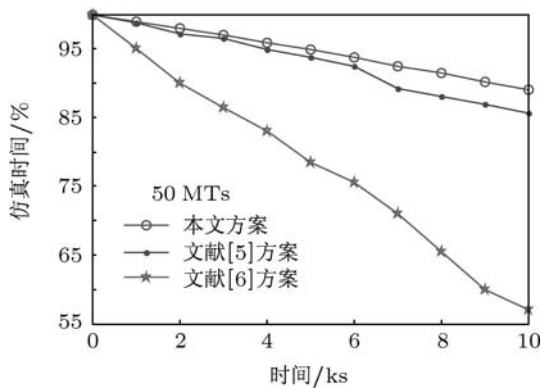


图3 电池生存时间随仿真时间的变化曲线 (50 个终端)

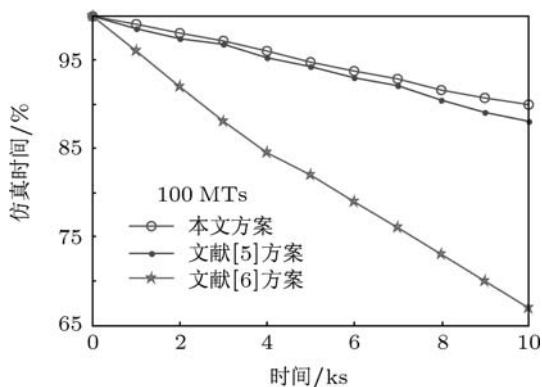


图4 电池生存时间随仿真时间的变化曲线 (100 个终端)

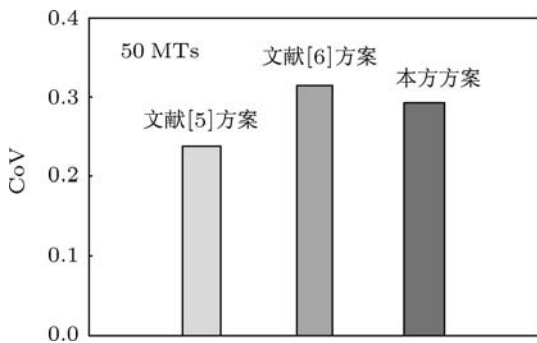


图5 负载变异系数 (50 个终端)

标准方差与均值的比被称为变异系数 (coefficient of variation, CoV), 它是衡量负载均衡的有效指标, 其值越小, 负载均衡性越好. 三种方案在两种测试场景下的变异系数表现如图 5 和图 6.

从图 5 和图 6 可以看出: 文献 [5] 方案的负载变异系数最小, 即文献 [5] 方案的负载均衡性最好; 本文方案略逊色于文献 [5] 方案; 文献 [6] 方案最差.

在 50 个多模终端和 100 个多模终端两种场景

下, 三种方案的会话切换电话率随仿真时间的变化曲线如图 7 和图 8 所示.

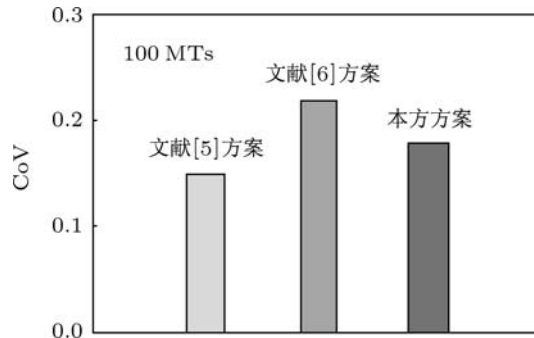


图6 负载变异系数 (100 个终端)

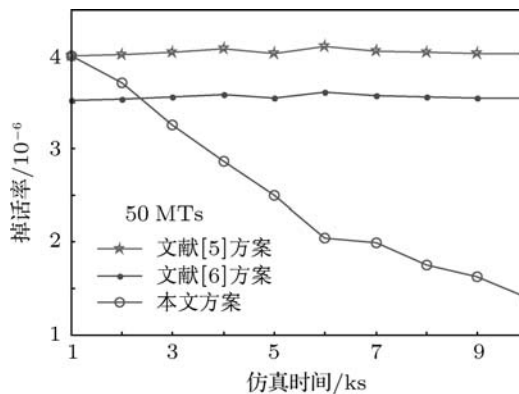


图7 切换会话掉话率随仿真时间变化曲线 (50 个终端)

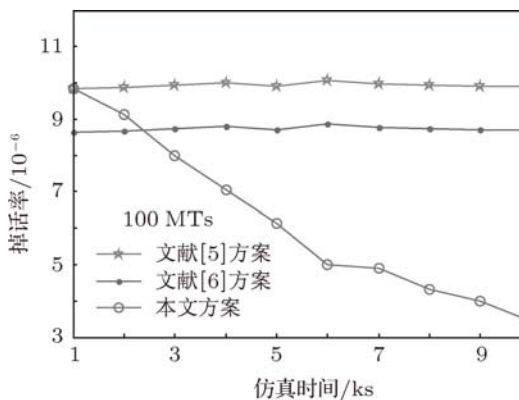


图8 切换会话掉话率随仿真时间的变化曲线 (100 个终端)

从图 7 和图 8 可以看出: 本文方案的切换会话掉话率随着仿真时间逐步下降, 而文献 [5] 方案和文献 [6] 方案变化不大, 这说明本文方案优于文献 [5] 方案和文献 [6] 方案.

5.2 分析与讨论

从 5.1 节的实验结果看, 本文所提出的垂直切

换判决方案,在终端电池生存时间、网络负载均衡性、切换会话掉话率三个指标上均有较好的表现,优于文献中报道的方案.

简谐振子算法具有较强的全局搜索能力,可以在宽广的范围内找到问题的近似最优解;而免疫优化算法具有较强的局部搜索能力,在近似最优解附件进行深度搜索,从而找到问题的最优解.本文把简谐振子算法和免疫优化算法有效地融合在一起,提出了基于简谐振子免疫优化算法的垂直切换判决方案,本文方法能够获得问题解空间中的最优方案.另外,本文设计了基于矩阵的抗体编码,由于每个终端会话在某时刻最多只能切换到一个网络中,所以在抗体矩阵中,每列元素值之和最多为1.本文通过约束处理,从而降低了矩阵的计算复杂性.本文把接近可行解边缘的不可行解,简称为有益解.有益解对算法搜索最优解是非常有帮助的,尤其是当搜索空间(决策空间)是非凸空间时,因此,本文把有益解组成记忆种群,并参与抗体种群的克隆操作,进而提高了算法的收敛性能.

在异构网络环境中,无线局域网常常被部署蜂窝网络覆盖区域内,给用户无缝的宽带应用.随着用户终端的移动,垂直切换频繁地发生在无线局域网与蜂窝网络之间.垂直切换判决方案决定了垂直切换的性能.已有的文献多是把垂直切换判决问题建模为单目标优化问题,文献多是把负载均衡为优化目标,这样就忽略了某些要素,所获得的方案偏离实际需求较大.另外,还存在问题:为了负载均衡,可能将会话切换到离终端较远的接入点或基站,从而是终端电池消耗过快,降低了用户体验性能.在对异构无线网络垂直切换判决问题进行深入研究和论证的基础,本文方案把负载均衡和多模

终端的电池生存时间作为两个相互关联的优化目标,把负载均衡作为一个优化目标,把终端电池生存时间作为另一个优化目标,把垂直切换判决问题建模为两目标优化问题,这种方案与实际需求是一致的.本文首次异构网络环境下的垂直切换判决问题建模为多目标优化问题,从而使本文设计的垂直切换判决方案在负载均衡和终端电池生存时间之间获得了更好的性能折中,同时也更好地兼顾了切换会话掉话率.本文方案既考虑了网络运营商的利益(负载均衡能给网络运营商带来网络容量方面的收益),又考虑了网络用户的利益(用户多模终端电池生存时间的增加,可以带来用户手机终端待机时间的增大),是非常有用的方案.

6 结论

在 WLAN 与蜂窝网络构成的异构网络环境下,为了提供无缝的、高可用的无线应用服务,垂直切换是非常重要的.本文综合考虑了多模终端电池生存时间和网络负载均衡两个优化目标,给出了基于简谐振子免疫优化算法的垂直切换判决方案.与文献 [5] 方案和文献 [6] 方案相比,本文方案在终端电池生存时间、网络负载均衡性、切换会话掉话率三个指标上均有较好的表现,具有较好的应用价值.

随着更多无线接入技术(例如 Ad-hoc, Wi-MAX, B3G, 4G)逐步流行,异构网络环境将变得更加复杂.随着用户对网络实时性、高可用性、高带宽性的服务需求日益增高,垂直切换判决变得越来越重要.本文下一步研究工作是:为复杂的异构网络环境(3G, Ad-hoc, Wi-MAX, B3G, 4G)提供一种快速且有效的垂直切换判决方案.

-
- [1] Zhang P, Feng Z Y 2010 *Cognitive Wireless Network* (Beijing: Posts and Telecomm Press) p10—15 (in Chinese) [张平, 冯志勇 2010 认知无线网络(北京:人民邮电出版社)第1—5页]
 - [2] Liu S M, Pan S, Mi Z K 2010 *International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation* **1** 347
 - [3] Kumudu S M, Abbas J 2010 *Computers and Electrical Engineering* **36** 735
 - [4] Kaveh S, Alireza A, Victor C M 2011 *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* **29** 534
 - [5] Liu X W, Fang X M, Chen X, Peng X S 2011 *Journal of Network and Computer Applications* **51** 125
 - [6] Chi S, Enrique S N, Vahid S M 2011 *Wireless Networks* **62** 136
 - [7] Song Y L 2010 *Acta. Phys. Sin.* **59** 2344 (in Chinese) [宋艳丽 2010 物理学报 **59** 2344]
 - [8] Ling R L, Feng J F, Hu Y 2010 *Acta. Phys. Sin.* **59** 759 (in Chinese) [凌瑞良, 冯金福, 胡云 2010 物理学报 **59** 0759]
 - [9] Chai Z Y, Liu F 2010 *Journal on Communications* **31** 92 (in Chinese) [柴争义, 刘芳 2010 通信学报 **31** 92]
 - [10] Zhu S F, Liu F, Chai Z Y 2011 *Journal on Communications* **32** 106 (in Chinese) [朱思峰, 刘芳, 柴争义 2011 通信学报 **32** 106]
 - [11] Bettstetter C, Resta G, Santi P 2003 *IEEE Trans on Mobile Computing* **3** 257

Simple harmonic oscillator immune optimization algorithm for solving vertical handoff decision problem in heterogeneous wireless network*

Zhu Si-Feng^{1)2)†} Liu Fang²⁾ Chai Zheng-Yi²⁾ Qin Yu-Tao²⁾ Wu Jian-She²⁾

1) (*Department of Mathematics & Information Science, Zhoukou Normal University, Zhoukou 466001, China*)

2) (*School of Computer Science & Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China*)

(Received 9 June 2011; revised manuscript received 31 August 2011)

Abstract

In heterogeneous wireless network environment, wireless local area network (WLAN) are usually deployed within the coverage of a cellular network to provide users with the convenience of seamless roaming among heterogeneous wireless access networks. Vertical handoffs between the WLAN and the cellular network could occur frequently, with regard to vertical handoff performance, there is a critical need for developing algorithms for connection management and optimal resource allocation for seamless mobility. In this paper, we develop a mathematical model for vertical handoff decision problem, propose an artificial simple harmonic oscillator immune algorithm-based vertical handoff decision scheme, and perform the simulation experiments to validate proposed solution. Experimental result shows that the proposed solution, compared with literature solutions, can not only balance the overall load among all networks but also increase the collective battery lifetime of mobile terminals, and has the advantage of good application value.

Keywords: simple harmonic oscillator algorithm, immune Optimization algorithm, heterogeneous wireless network, vertical handoff decision problem

PACS: 64.60.aq, 88.80.ht, 87.55.kd

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61103143, 61072139), the Fundamental Research Funds for the Central Universities (Grant No. JY10000902001), the China Postdoctoral Science Foundation funded project (Grant No. 20090461283), the National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China (Grant No. 20090203120016), the Key Science Research Project in Henan Province of China (Grant No. 112102210221), and the Project Supported by Natural Science Basic Research Plan of Education Department of Henan Province (Grant No. 12A520055).

† E-mail: zhusifeng@163.com