

异构认知网络环境下的动态分级资源管理方法

文娟, 盛敏, 张琰

(西安电子科技大学 ISN 国家重点实验室 信息科学研究所, 陕西 西安 710071)

摘要: 针对异构认知网络中的资源管理问题, 提出了基于认知的动态分级资源管理方法 (DHRM)。根据不同时间尺度, 引入小波神经网络、基于维纳过程的预测方法和增强学习算法获得业务分布变化、切换呼叫资源需求量以及用户喜好等信息, 从而动态调配异构多网络各级可用资源。在资源合理分配基础上, 根据各网络实时状态以及用户喜好, 通过多属性决策算法动态地将业务流分配到最佳接入网络中。仿真结果表明, DHRM 相对于网间静态资源管理方法系统容量提高了约 20%。

关键词: 认知网络; 异构无线网络; 无线资源管理; 智能学习

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2012)01-0107-07

Dynamic hierarchy resource management for heterogeneous cognitive network

WEN Juan, SHENG Min, ZHANG Yan

(The State Key Lab of ISN & Information Science Institute, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A dynamic hierarchy resource management approach-DHRM based on intelligent prediction was proposed for heterogeneous cognitive network. In DHRM, according to different time scale, the method of wavelet neural network, wiener prediction and reinforcement learning were brought to get the variation of traffic distribution, the resource requirement of the handover calls, and the information of users' preferences, and available hierarchical resources of all networks were allocated flexibly. Multi-attribute decision making method, based on network status and user preference was used to make decision to dynamically assign network traffic flow to the most appropriate network. Simulation results show that, the system capacity is improved about 20% by DHRM compared with the other joint radio resource management algorithms.

Key words: cognitive network; heterogeneous wireless network; radio resource management; intelligent learning

收稿日期: 2011-08-04; 修回日期: 2011-11-15

基金项目: 国家科技重大专项基金资助项目 (2010ZX03005-002, 2010ZX03003-001, 2011ZX03005-005); 国家杰出青年科学基金资助项目 (60725105); 国家重点基础研究发展计划 ("973" 计划) 基金资助项目 (2009CB320404); 长江学者和创新团队发展计划基金资助项目 (IRT0852); 国家自然科学基金资助项目 (60972048, 60972047); 国家重点实验室专项基金资助项目 (ISN01080301); 高等学校创新引智计划基金资助项目 (B08038); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目

Foundation Items: The National Science and Technology Major Project (2010ZX03005-002, 2010ZX03003-001, 2011ZX03005-005); The National Science Fund for Distinguished Young Scholars(60725105); The National Basic Research Program of China (973 Program (2009CB320404); Changjiang Scholars and Innovative Research Team in University (IRT0852); The National Natural Science Foundation of China (60972048, 60972047); The ISN Special Project(ISN01080301); The 111 Project (B08038); The Fundamental Research Funds for the Central Universities

1 引言

认知网络是一种基于异构、融合的新型网络，它能够对当前网络环境进行观察、理解、计划、推理和决策，并通过动态地调整网络的配置，从而灵活地适应网络环境的变化以及对未来进行以端到端为目的的决策。认知异构网络的资源管理方法主要是在资源有限的条件下，动态管理多个网络中的无线资源以及为不同接入网动态地分配业务流，从而最大程度地提高资源利用率，并为用户终端提供业务质量保障。

认知异构网络环境下的资源管理问题已经成为认知网络领域中的重要研究内容，主要包括资源管理架构及方法等方面的研究。IEEE 1900.4 工作组提出了优化无线频谱资源使用的基本架构^[1]，通过网络和用户之间的信息交换实现了动态频谱分配、动态频谱共享和分布式无线资源使用优化 3 个场景，但却没有提出相应的实现方法。Dusit Niyato 在文献[2]中提出了异构无线接入网络中基于非合作博弈论的无线资源管理方法，可以有效管理多个网络的各级资源，但网络缺乏认知功能。R. Agusti 提出了在超 3G 网络中的基于模糊神经网络的联合无线资源管理方法^[3]，充分利用了网络的可重构特性，根据网络当前状态，结合运营商的策略以及用户的喜好，为用户选择合适的网络，但却忽略了对各个网络的频谱资源的动态管理。Kang Wang 提出了基于多属性决策的异构网络选择算法^[4]，根据用户的主观喜好和网络之间的客观差异确定各个属性的权重值选择网络，但并没有给出相应的带宽分配方法。

目前，认知网络中的资源管理方法都只关注了无线资源管理的某一方面，而缺乏对整体及部分无线资源的综合管理；同时由于没有考虑智能方法的收敛速度与通信网络状态变化周期之间的匹配问题，使得现有的认知无线网络资源管理方法的可实现性差。本文提出了一种异构多网络环境下的资源统筹分配方法，通过资源变化的不同粒度引入了不同时间尺度上的智能方法，从而实现了多网络间及网络内资源的合理分配和使用，使网络效能最大化。

2 基于认知的分级动态资源管理方法

本文采用了如图 1 所示的分级的动态资源管理方法，DHRM 由网络级资源分配、网内资源预留、

网络选择、连接级资源分配和接纳控制 5 个功能实体组成。

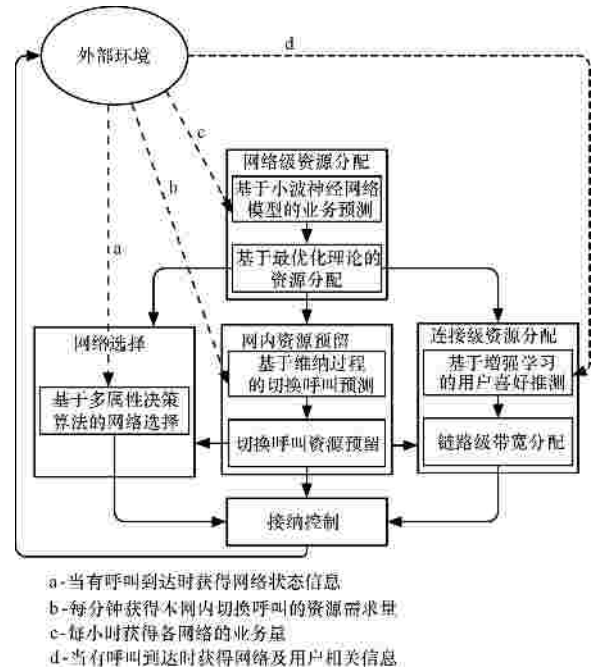


图 1 分级的动态资源管理方法

DHRM 使用集中式和分布式相结合的资源管理方法，通过引入有效的预测和学习方法，对网络资源进行不同时间尺度的重配置，不仅充分利用了网络的各级资源，还实时地将业务流分配到最佳接入网中，有效提高了异构网络环境下的系统资源利用率并保障了用户的 QoS 要求。

2.1 网络级资源分配

本文研究的场景如图 2 所示，图中由 WMAN、CDMA Cellular、WLAN 组成了一个典型的异构无线网络环境。在该环境下，多模终端可以选择任意一个网络接入。

假设网络运营商同时负责管理这 3 个网络，其希望最大化自己的效益；又由于移动网络中的业务具有“潮汐现象”，这就要求资源的分配要和业务强度的变化相匹配，才能更好地使用资源，因此本文采用基于小波神经网络的最优化模型对网络级资源分配进行建模。首先，通过采集各个区域每小时内业务量，运用小波神经网络模型预测未来一小时内各个区域业务量，并以此作为最优化模型分配的依据，动态地将各个网络的可用资源分配到不同的区域，使各区域的可用带宽与各时段的业务需求相匹配，从而使网络灵活地适应用户业务需求的变化。

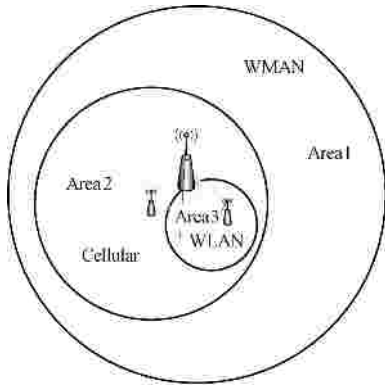


图 2 异构无线接入网络环境

如图 2 所示，整个系统按网络覆盖情况分为 3 个区域，区域 1 仅被 WMAN 网络覆盖，区域 2 被蜂窝网和 WMAN 网络共同覆盖，区域 3 被蜂窝网、WMAN 和 WLAN 3 个网络共同覆盖。为了分析系统的整体效益，将引入网络效用函数^[2]。

$U_{ij}=s \log(ab)$ ，表示网络 i 为连接 l 分配带宽 b 所获得的收益， s 和 a 为常数，则系统的总收益为

$$U_{\text{tot}}(m_i, c_i) = s \left[N_1 \log \left[\frac{a m_1}{N_1} \right] + N_2 \log \left[\frac{a (m_2 + c_2)}{N_2} \right] + N_3 \log \left[\frac{a (m_3 + c_3 + B_l)}{N_3} \right] \right] \quad (1)$$

其中， m_i 、 c_i 分别表示 WMAN 和 Cellular 为各个区域分配的带宽， $N_i=B/b_m$ 表示区域 i 的平均用户数， B 是由小波神经网络输出的区域 i 网络业务量的预测值， b_m 为平均每个用户的业务量。这样，网络级资源分配最优化问题建模为

$$\text{目标函数 } \max U_{\text{tot}}(m_i, c_i) \quad (2)$$

$$\text{约束条件 } m_1+m_2+m_3=B_m, c_2+c_3=B_c \quad (3)$$

其中， B_m 、 B_c 分别表示 WMAN 和 Cellular 网络的总带宽，最优化模型中的约束条件表示网络为各个区域分配的带宽之和等于该网络可用的总带宽。通过求解上述最优化模型可以获得使系统效益最大化的带宽分配方案。

网络业务分布呈现很强的时间规律性，如果平均每个用户需要的业务量 b_m 不变，各个区域每个时段的平均用户数将发生很大的变化，这使得利用各个区域全天平均用户数计算出网络级带宽分配方案的资源利用率低。因此需要采集每个时段的网络业务量作为历史数据，通过小波神经网络预测下一时段的业务量，从而推测出各个区域下一个时段需要服务的用户数。

小波神经网络是基于小波变换而构成的神经网络模型，即用非线性小波基函数取代通常的神经元非线性激励函数(如 Sigmoid 函数)。本文采用 3 层神经网络架构，其输入层、隐含层、输出层的神经元个数分别为 n 、 m 、1。小波神经网络的输入参数为某区域各个时段网络业务量 x_1, x_2, \dots, x_n 。 w_{ij} 、 w_{jk} 分别为输入层与隐含层、隐含层与输出层的连接权值，则隐含层输入为 $h_in(j) = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i (j = 1, 2, \dots, m)$ ，隐含层输出

$$h_out(j) = f \left(\frac{\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right) \quad (j = 1, 2, \dots, m), \text{ 其中}$$

b_j 、 a_j 分别为小波基函数的平移因子与伸缩因子， f 为小波基函数 $f(x) = \cos(1.75x)e^{-x^2/2}$ ，小波神经网络

输出层输入为 $y_in = \sum_{i=1}^m w_{ik} h(i)$ ，输出层输出为 $y_out=y_in$ ，网络业务需求的真实值 T 作为教师信号训练神经网络。小波神经网络模型的性能函数为预测值与真实值的均方误差 $e = [\sum_{p=1}^{N_p} (T(p) - y(p))^2] / 2$ ，其中

N_p 表示第 p 组训练数据，一共有 N_p 组训练数据。为了使预测的均方误差达到最小，采用最陡梯度下降法修正网络参数，其修正公式为 $w(n+1)=w(n)-h\Delta w=w(n)-h\partial e/\partial w$ ，其中 $w(n)$ 表示第 n 个时刻的网络参数， h 为学习速率。通过对各网络参数求导，得出

$$\Delta w_{jk} = (y_out - T) h_out(j) \quad (4)$$

$$\Delta w_{ij} = (y_out - T) w_{ij} \frac{1}{a_j} \quad (5)$$

$$\Delta b_j = (y_out - T) w_{jk} \left(\frac{-1}{a_j} \right) \quad (6)$$

$$\Delta a_j = (y_out - T) j w_{jk} \left(\frac{b_j - \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - b_j \right)}{a_j^2} \right) \quad (7)$$

$$j = f' \left(\frac{\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right) \quad (8)$$

$$f'(x) = -1.75 \sin(1.75x) e^{-\frac{x^2}{2}} - x \cos(1.75x) e^{-\frac{1}{x^2}} \quad (9)$$

通过上述修正公式不断训练神经网络，直到预测的均方误差小于某一给定的阈值，训练方可结束，并使用训练好的小波神经网络预测网络资源，得出下一时段某一区域的业务量，进而求出网络级资源分配方案。

2.2 网内资源预留

在网间资源统一规划的基础上，有效管理各个网络内的资源，可以使每个网络的资源利用率最大化，从而进一步提高系统性能。通过网间资源的有效分配，各个区域将获得来自不同网络的可用资源，为了保障切换呼叫掉话率，将预留其中一部分资源专供切换呼叫使用。根据业务的实时需求，合理预留资源将避免由于预留资源过多或过少而带来的资源浪费以及用户体验下降的问题，从而提高资源利用率。

网内资源预留将根据网络级带宽分配结果，并利用各个网络的本地信息，采用维纳过程对业务资源的需求量进行建模，从而准确地预测出每分钟切换呼叫的实际需求量，实时地为切换呼叫预留一部分资源，达到合理、有效地管理各个网络的无线资源并保证了连接级 QoS 要求(新呼叫阻塞率和切换呼叫掉话率)的目的。

令 $R(t)$ 为 t 时刻切换呼叫需要的资源，一方面 $R(t)$ 受很多独立或弱相关的因素影响^[5]，另一方面用维纳过程对呼叫所需资源进行建模，新呼叫或切换呼叫可以服从非泊松或非平稳的到达过程，每个呼叫所需资源可以不固定，因此使用维纳预测方法预测的切换呼叫对网络资源的需求量具有较高精度。维纳预测模型为：

$$\Delta R = R(t) - R(t - \Delta t) = m\Delta t + b d \sqrt{\Delta t}$$

其中， Δt 为预测间隔， m 、 d 为常数， b 为标准正态随机变量，因此 ΔR 均值为 $m\Delta t$ ，标准差为 $d \sqrt{\Delta t}$ 的正态随机变量。可以周期性地采集本网中切换呼叫需要的资源作为历史数据估计 m 和 d 值。

$$\hat{m} = \frac{\sum_{i=0}^{k-1} (r(t - i\Delta t) - r(t - i\Delta t - \Delta t))}{kt} = [r(t) - r(t - k\Delta t)] / kt \quad (10)$$

$$\hat{d} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{k-1} (r(t - i\Delta t) - r(t - i\Delta t - \Delta t) - \hat{m}\Delta t)^2}{t^2 k}} \quad (11)$$

为了减少采样所需要的时间，采样周期可以比

预测周期短，一般采 25 个点就可以准确地估计 m 和 d 值。由于 ΔR 是正态随机变量，因此无法预测出其确切的取值，但是对于给定的置信水平，就可以求出其相应的置信区间，进而获得需要为切换呼叫预留的资源量。假设切换呼叫对网络资源的实际需求 $R(t)$ 大于网络为其预留的资源 $L(t)$ ，切换呼叫将由于没有足够的资源为其服务而掉话，因此有 $\Pr(R(t) > L(t)) = CDP$ ，则 $\Pr(R(t) \leq L(t)) = 1 - CDP$ ，其中， CDP 表示切换呼叫掉话率。由于 $\Delta R \sim N(m\Delta t, d \sqrt{\Delta t})$ ，那么对于给定的预测间隔 Δt ，切换呼叫掉话率 CDP ，根据

$$\Pr\left(\frac{\Delta R - m\Delta t}{d \sqrt{\Delta t}} \leq \frac{\Delta L - m\Delta t}{d \sqrt{\Delta t}}\right) = 1 - CDP \quad (12)$$

即可实时地得到满足连接级 QoS 要求的网内资源预留方案，其中， ΔL 为 ΔR 的置信上界。

2.3 网络选择

在异构网络环境下，多模终端可以选择性地接入某个网络，这就为动态分配业务流提供了可能。网络选择将根据网络级资源分配以及网内资源预留的结果，获得用户所在区域各个覆盖网络的资源使用情况，并结合当前网络状态及用户喜好，选择一个最佳的网络接入，从而达到动态地分配业务流、间接地改善网络状态的目的。

异构认知网络中的网络选择采用多属性决策算法^[4]，假设用户所在区域一共被 l 个网络覆盖，网络选择的时候综合考虑网络中的 q 个属性，本文中考虑信号强度、可用带宽和服务成本(即网络运营商为用户提供单位字节服务需要的成本)3 个属性，这是因为信号强度和可用带宽是保证通信质量的最基本要素，同时为了简单起见，用服务成本这一属性来区分各个网络为不同业务的服务能力的不同。本文只考虑语音与数据 2 种业务。由于 WLAN 网络适合数据业务传输，因此假设 WLAN 网络为数据业务提供服务比为语音业务提供服务所需的成本低，同理假设 CDMA Cellular 网络为语音业务提供服务比为数据业务提供服务需要的成本低，以使数据业务尽量选择 WLAN 网络，语音业务尽量选择 CDMA Cellular 网络。通过各个网络周期性的广播信息，将获得网络中各个属性的测量值 $x_{ij}(i=1,2,\dots,q \text{ 且 } j=1,2,\dots,l)$ 。首先通过归一化处理得到网络 j 有关属性 i 的标准化属性值 $r_{ij}(i=1,2,\dots,q \text{ 且 } j=1,2,\dots,l)$ ；其次，根据用户主观意愿，通过层次分

析法^[4]获各属性权重向量 $w=[w_1, w_2, \dots, w_q]$ ；最后，计算各个网络的性能值 $S(j) = \sum_i w_i s_{ij}$ ，选择性能值

最大的网络作为目标网络接入。正是由于网络选择中考虑了各个网络资源的占用情况，用户将侧重选择轻负载网络，从而起到了防止网络堵塞的目的。

2.4 连接级带宽分配

在用户所选的网络中，连接级带宽分配将根据网络级资源分配和网内资源预留的结果推测网络资源的使用状态，并结合用户的偏好，为新到达的用户分配相应的带宽资源，其目的是使网络运营商和用户都满意。

网络希望通过为用户提供服务从而获得最大收益，而用户则希望以最小的代价获得令自己满意的服务。不同的用户对网络的要求不同，有的关心价钱，而有的则在意通信质量。在连接级带宽分配中，为了使网络运营商效益达到最大，并同时满足用户体验，需要给对服务质量要求高的用户分配高带宽，以获得高收益并满足用户的需求；给对价钱敏感而不在于服务质量的分配低带宽，以使更多的用户可以接入本网络，因此，要先推测出用户的偏好，作为连接级带宽分配的依据，才能为其分配相应带宽资源。

用 S_{ij} 表示网络为业务 i 提供 j 服务， S_{ij} 由 3 个属性共同决定，分别是网络为业务 i 可分配的带宽 b_{ij} ，相应的服务速率 v_{ij} ，需要收取的服务费用 c_{ij} 。假定网络为业务 i 可分配的带宽集合为 $\{b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{iN_i}\} (b_{ij} < b_{ij+1})$ ，相应的服务速率为 $\{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN_i}\} (v_{ij} < v_{ij+1})$ ，需要收取的服务费用为 $\{c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{iN_i}\} ((c_{ij} < c_{ij+1}))$ 。由于相同的服务，不同用户的个人感知是不一样的，即使是同一个用户，对不同业务的服务要求也不尽相同。本文将利用增强学习的方法，推测出用户在当前网络状态下希望得到的服务，其具体过程如下：网络为用户提供服务，用户将对其满意的服务赋予正回报 r ，而对其他服务赋予零回报，并不断调整用户对当前服务的感知值^[7]。调整公式为： $v_{ij}=(1-t)v_{ij}+tr_v$ ， $c_{ij}=(1-t)c_{ij}+tr_c$ ， $w=(1-t)w+tr_w$ ，其中， w 为有关费用的权重值，折算因子 t 为任意常量，并满足 $0 < t < 1$ 。由各个服务的速率与服务价钱的感知值，可以获得各个服务的性能值 $x_{ij}=(1-w)v_{ij}+wc_{ij}$ 。一般来讲，性能值大的服务代表用户比较倾向选择该服务，如果总是

选择性能值大的服务，用户将逐渐失去感知其他服务的机会，也就无法获得对于其他服务的感知值。为了避免陷入局部最优，需要根据相应的性能值

x_{ij} ，计算选择每个服务的概率 $P_{ij} = \frac{e^{x_{ij}}}{\sum_{j=1}^{N_i} e^{x_{ij}}}$ ， e 为探

索因子， e 的大小随着迭代次数的增加而增大，当 e 很大时，会以较高的概率选择效用值大的服务，否则以较高的概率选择其他的服务。如果立即回报是有限的，而且可以无限频繁地感受每个服务，则 x_{ij} 将收敛到用户的感知值。通过增强学习算法，可以推测用户偏好的服务 S_{ij} ，连接级带宽分配将根据推测结果，为用户分配相应带宽 b_{ij} 。

最后，接纳控制将根据网络选择、网内资源预留以及连接级资源分配的结果，决定网络是否接入到达的用户。

3 仿真结果与分析

3.1 仿真参数设置

仿真场景如图 2 所示，假设 WLAN 的信道速率为 11Mbit/s，WMAN 和 CDMA Cellular 传输速率分别为 10Mbit/s、2Mbit/s，采用自由空间路径损耗模型，网络效用函数^[2]的参数为 $s=1$ ， $a=0.7$ ，各个区域每个时段的用户数服从正态分布，其均值满足“潮汐现象”，方差为 0.5。小波神经网络采用 3 层架构，输入层、隐含层和输出层神经元的个数分别为 4、7、1，即根据前 4 天各个区域的业务量预测第 5 天的业务量，网间资源重配置周期为 1h。维纳预测的预测间隔为 1min，采样间隔为 10s，采样点数为 25，系统切换呼叫掉话率要求为 5%。连接级带宽分配中，话音业务可分配的传输速率为 25kbit/s、50kbit/s 和 100kbit/s，数据业务可分配的传输速率为 50kbit/s、200kbit/s 和 500kbit/s，系统中每小时用户总的到达率是固定的。

3.2 仿真结果分析

图 3 为系统和各个网络的总效用值比较，可以看出 DHRM 与文献[2]中的 ISRM(inter-network static resource management, 网间静态资源管理)方法相比，系统总效用值有了明显提高，并且 WMAN 网络贡献最大。虽然这 2 种方法在网间资源分配中都采用最优化模型求解分配方案，但 DHRM 通过实时地管理 WMAN 和 CDMA Cellular 2 个网络分配到各个区域的无线资源而提高了它们的网络效

用值，而 WLAN 由于仅覆盖在一个区域中，其网络级资源无法动态调配，所以 WLAN 网络效用值基本没变。总的来说，DGRM 通过合理调配网络级资源，明显改善了系统总效用值。



图 3 系统及各网络效用值比较

图 4 为系统在前 5 个时间段的新呼叫阻塞率和切换呼叫掉话率比较，DHRM 在网络预留中，使用基于维纳过程的预测方法预测切换呼叫资源需求量，并实时地为切换呼叫预留相应资源，可以保证切换呼叫掉话率(CDP, call dropping probability)在 5% 以下，而新呼叫的阻塞率(CBP, call blocking probability)比 ISRM 的阻塞率降低约 15%。

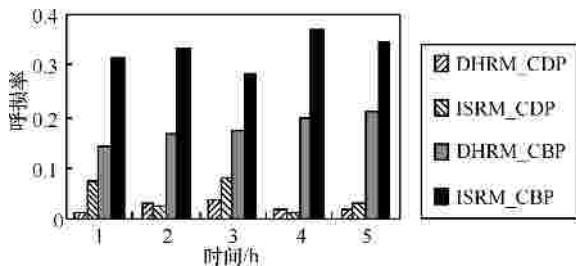


图 4 新呼叫/切换呼叫阻塞率比较

从图 5 可以清晰地看出，DHRM 方法使 WMAN 和 CDMA Cellular 接入的用户数明显提高，并且 WMAN 改善量高于 CDMA Cellular，而 WLAN 接入的用户数基本没有变化，这是因为 WMAN 和 CDMA Cellular 覆盖不同的区域，可以通过动态调整网络为各个覆盖区域的资源分配方案，以提高资源的利用率，而 WLAN 网络仅覆盖在一个区域内，无法动态分配网络资源，因此接入用户数没有明显的变化。

从图 6 可以明显地看出，DHRM 优于 ISRM，系统接入总用户数提高了近 20%。DHRM 不仅联合管理了多个接入网的网络级以及连接级资源，而且

可以根据网络环境的变化，实时地为各接入网分配业务流，间接地改善了网络环境，有效提高了系统资源利用率，增大了系统接入的总用户数。

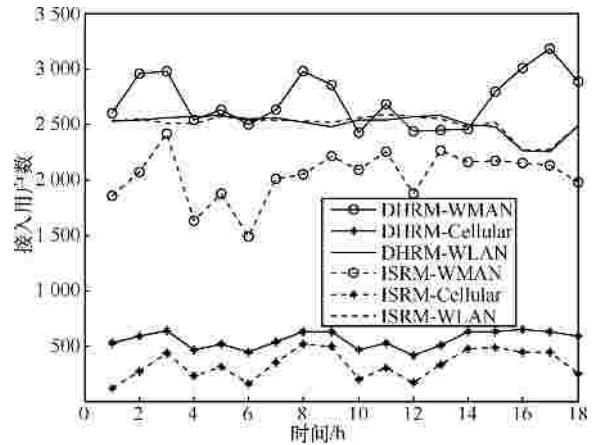


图 5 各网络接入用户数比较

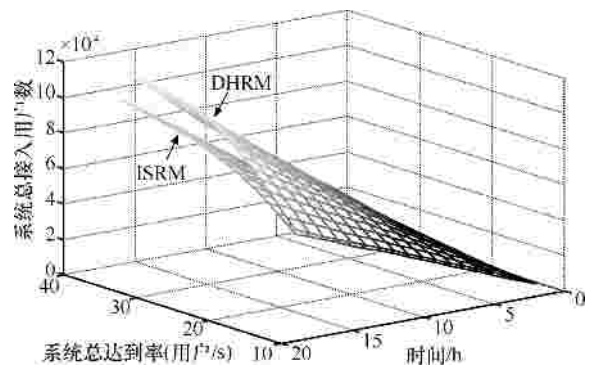


图 6 系统总接入用户数比较

4 结束语

本文提出了一种基于认知的动态分级资源管理方法，通过引入有效的预测方法和学习方法，获得网络不同时间尺度的资源需求情况以及用户的偏好，并根据获得的信息动态地调配网络各级资源。此外，本文应用多属性决策方法，根据网络实时状态以及用户的主观意愿，将业务流动态地分配到各个接入网中，从而使网络资源与业务需求在不同时间尺度上相互匹配。仿真结果表明，DHRM 方法相对于 ISRM 方法系统性能有了明显的提高。在今后的工作中将进一步分析智能算法的引入所带来的系统开销，并探索 DHRM 算法在现有网络功能实体中的实现途径，从而大幅提升现网性能。

参考文献：

[1] BULJORE S, HARADA H, FILN S. Architecture and enablers for

- optimized radio resource usage in heterogeneous wireless access networks: the IEEE 1900.4 working group[J]. IEEE Communications Magazine, 2009,(1):122-129.
- [2] NIYATO D, HOSSAIN E. A noncooperative game-theoretic framework for radio resource management in 4G heterogeneous wireless access networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2008, 7(3): 332-345
- [3] AGUSTI R, SALLENT O, PEREZ-ROMERO J. A fuzzy-neural based approach for joint radio resource management in a beyond 3G framework[A]. Proceedings of the First International Conference on Quality of Service in Heterogeneous Wired/Wireless Networks (QSHINE'04)[C]. 2004.
- [4] WANG K, ZHENG Z R, FENG C Y. A heterogeneous network selection algorithm based on multi-attribute decision making method[J]. Radio Engineering, 2009, 39(1): 1-3.
- [5] ZHANG T, Eric van den Berg, CHENNIKARA J. Local predictive resource reservation for handoff in multimedia wireless IP networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2001, 19(10): 1931-1941.
- [6] YU F, VINCENT W S, VICTOR C M. Efficient QoS provisioning for adaptive multimedia in mobile communication networks by reinforcement learning[A]. Mobile Networks and Applications 11[C]. 2006.101-110.
- [7] LEE G, FARATIN P, BAUER S. A user-guided cognitive agent for

network service selection in pervasive computing environments[A]. Proceedings of the Second IEEE Annual Conference on Pervasive Computing and Communications (PERCOM'04)[C]. 2004.1-10.

作者简介：



文娟（1986-），女，吉林长春人，西安电子科技大学博士生，主要研究方向为认知网络、无线资源管理等。



盛敏（1975-），女，湖南长沙人，博士，西安电子科技大学教授、博士生导师，主要研究方向为移动 ad hoc 网络、QoS 保障技术、认知网络等。



张琰（1983-），男，河南开封人，博士，西安电子科技大学讲师，主要研究方向为无线分布式网络、协作通信、认知网络。

（上接第 106 页）

- [6] 宋舰, 李乐民. 一种按比例补偿的公平调度算法. 电子与信息学报, 2004,26(5):777-782.
- SONG J, LI L M. Wireless fair scheduling algorithm using proportional compensation mode[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2004,26(5):777-782.
- [7] 宋舰, 李乐民. 一种支持服务类别的无线公平调度算法. 电子学报, 2004, 32(1): 59-63.
- SONG J, LI L M. A wireless fair scheduling algorithm supporting CoS[J]. Chinese Journal of Electronics, 2004, 32(1): 59-63.
- [8] PAWAN G, HARRICK M V, HAICHEN C. Start-time fair queuing a scheduling algorithm for integrate services packet switching networks [EB/OL]. <http://www.acm.org/SIGCOMM>, 1996.

- [9] JON C R, BENNETT K, HUI Z. WF2Q: Worst - case fair weighted fair queuing [EB/OL]. <http://www.1acm1org/INFOCOM>, 1996.

作者简介：



杨璐（1980-），女，江苏南京人，东南大学博士生，主要研究方向为无线网络流量特性及资源分配。

吴清亮（1977-），男，湖南株洲人，东南大学博士生，主要研究方向为无线网络资源分配及队列管理。