

异构无线网络多网资源优化管理研究

张媛媛 王 坚

(中央财经大学信息学院 北京 100081)

摘要 针对异构无线网络多网协同的特点,从分析多个无线网络共存资源管理优化体制构建思想出发,建立了新的异构无线网络资源统一管理优化模型,实现了协同信息的控制和管理,同时保证了异构数据呼叫业务的服务质量,解决了多网间资源管理优化问题。首先,该模型在对呼叫服务请求做优化决策时,不仅考虑了本网络服务域的可用资源、服务请求的速率以及本系统的长期收益,同时也考虑了其他网络服务域的整体长期收益;其次,通过对所提出的基于异构无线网络多网资源优化管理模型的性能进行理论分析,得到其重要服务质量参数——新呼叫阻塞率;最后,通过仿真比较可以看出,通过该模型获得的优化决策策略能充分利用异构无线网络中各个网络域的资源,不仅提高了资源的利用率,而且在提高网络整体长期收益的同时,也保证了移动服务的服务质量。与资源完全共享算法相比,本方法降低了新呼叫阻塞率。理论分析和实验证明了异构无线网络资源域间资源优化管理方法的有效性、适应性。

关键词 异构无线网络,资源管理,半马尔科夫决策

中图分类号 TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.4.015

Multi-domain Optimal Resource Management in Heterogeneous Wireless Networks

ZHANG Yuan-yuan WANG Jian

(College of Information, Central University of Finance and Economics, Beijing 100081, China)

Abstract Based on the characteristic of multiple network cooperation, we studied multi-domain optimal resource management in heterogeneous wireless networks. We analyzed the situation of optimal resource management in heterogeneous wireless networks and proposed an optimal model to allocate the whole network resource. The model can improve both the entire rewards of the system and the quality of service (QoS) by allocating the heterogeneous wireless network resources between network domains. We proposed a new Semi-Markov Decision Process (SMDP) based model for the optimal management of resource to achieve the optimal decision-making strategies between multiple network domains in heterogeneous wireless network. Theoretical analysis and experiment results indicate that the optimal strategies can not only increase the overall long-term rewards of the system, but also reduce the call blocking probability of service in order to increase the quality of service (QoS) of heterogeneous wireless networks, compared with the complete sharing algorithm, our method can reduce the new call blocking probabilities.

Keywords Heterogeneous wireless network, Resource management, SMDP

1 引言

异构无线网络通过多种网络相互融合、共存、协同工作,为用户提供随时随地的高质量通信服务。在用户移动业务高速增长的环境下,异构无线网络的资源优化管理面临着众多挑战,例如能耗的增加、成本建设的增长、频谱资源的消耗以及业务流量快速增加的成本压力等。传统资源管理主要是针对本地的固定用户进行的,在有限的资源下,实现分布式资源管理机制,保证用户的服务质量。异构无线网络的资源管理是将多种不同网络技术进行有效的整合,实行集中式的资源分配和管理,有效利用资源的同时,最大化满足用户对多业务的服务质量需求。

异构无线资源管理的研究大多集中在资源管理的接入控制机制、资源管理架构、资源分配以及移动性管理上。异构无

线网络资源管理研究中最近的综述文献^[1]是 2008 年发表的,总结的主要是 2008 年之前的一些方法,通过对多媒体业务服务质量需求的保证,对资源进行优化管理以避免过载,主要讨论了网络接入选择和带宽分配方法。目前,对异构无线网络资源管理的最新研究主要集中在:1)基于业务特性和用户服务质量(QoS)保证上^[2-5]。文献[6]提出了针对“潮汐”现象的异构无线网络动态资源管理,通过神经网络算法预测“潮汐”现象的发生,从而分配相应资源来保证网络效用。文献[7]对基于服务质量(QoS)需求的异构云计算网络的动态资源管理方法进行了研究。文献[8,9]主要研究了异构云环境下的资源管理方法。2)针对资源管理方式的研究^[10-13]。文献[14]提出的基于集中式接入网架构,主要解决了不同制式网络互联互通的系统架构问题。3)针对资源分配公平性的研究^[15-18]。文献[19]根据网络业务提出一种基于成比例公平原则的资源

到稿日期:2015-09-14 返修日期:2015-11-02 本文受国家自然科学基金项目(61272398),北京市教育科学“十二五”规划项目(DJB14187)资助。
张媛媛(1982-),女,博士生,工程师,主要研究方向为下一代无线网络、网络性能分析等,E-mail:recona@126.com;王 坚(1975-),男,博士,讲师,主要研究方向为信号处理等。

分配方法,将其两类业务的拥塞控制整合为一个统一的框架。基于云计算网络、P2P网络、数据中心网络等新型网络环境下的资源分配问题的研究也有很多。云计算的提出是基于分布式计算的概念,云计算服务的主要目标就是高效地使用资源并获得最大效益。

上述研究存在以下问题:1)实现的目标相对单一,包括负载控制、流量控制和拥塞控制,缺乏对用户服务满意度的考虑;2)仅考虑单一网络内的资源分配最大化,忽略业务接纳选择对网络整体的影响,无法实现整个网络无线资源的统一分配和管理,缺乏对整个网络情况的考虑;3)上述资源分配方法大多采用传统的基于任务资源分配的方法,无法动态自适应网络环境的变化。

为此,本文提出了一个基于半马尔科夫决策过程(SMDP)的多网资源管理优化模型。该模型不仅可以提供在多个网络共存的情况下,最优接纳控制业务请求的一个新方法,同时这种优化决策也可以确保最大化全网效益。图1为本文提出的具有资源优化管理实体功能的无线网络示意图。移动终端到达相应网络区域后,发出服务请求,网络资源管理控制器基于提出的决策算法来判定是否接纳该服务请求,如果服务请求被拒绝了,控制器会将该服务请求转移到其他网络域去运行。

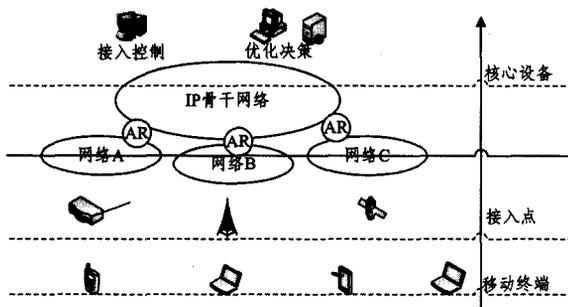


图1 异构无线网络资源管理示意图

本文主要研究多网环境下的异构无线网络资源的优化管理问题,为了方便后续半马尔科夫决策过程的推导,将到达过程假设为泊松过程。泊松过程是用于建模的随机过程,最重要的模型就是用于排队论,主要依据有3点:1)泊松过程是纯生灭过程,在事件间隔内只能有一个事件到达。2)到达数量 $N(t)$ 在有限间隔时间 t 内服从泊松分布,如式(1)所示:

$$PN(t) = n = \frac{(\lambda t)^n}{n!} e^{-\lambda t} \quad (1)$$

3)间隔时间是独立的且服从指数分布:

$$P\{\text{间隔时间} > t\} = e^{-\lambda t} \quad (2)$$

当接纳新呼叫在给整个系统带来收益的同时,也会因保持呼叫带来成本的支出。在对异构无线网络资源进行分配并且构建资源优化的系统收益模型时,要综合考虑网络资源的预期状态和收益。所提出的资源优化管理模型的主要目标是使具有多个网络实体的整体系统收益最大化。首先,在提出的资源优化管理模型中,呼叫的到达和离开都是随机的,网络的资源是动态变化的。根据半马尔科夫决策过程(SMDP)五元组定义了系统状态(S)、行动集合(A)、决策时刻(D)、状态转移过程(P)和收益模型(R),在收益模型中充分考虑网络系统的整体收益和用户的收益。提出的资源优化管理模型的主要贡献有:1)保证了系统整体收益最大,优化资源利用;2)动态自适应网络环境,当环境发生变化时,最优化解

策资源管理方案;3)提高用户服务质量(QoS),降低呼叫阻塞率,从而提高用户服务体验质量。

2 异构无线网络多网资源管理优化系统模型

2.1 系统状态

定义系统中包括 N 个网络单元,新呼叫到达网络 i 服从 λ_i ($i=1,2,\dots,N$) 泊松分布,呼叫连接时间为 $1/h_i$ 的指数分布,呼叫保持时间为 $1/r_i$ 的指数分布, C 为网络单元能分配的最大个数,用 A_i 表示到达网络 i 的新呼叫,用 D 表示呼叫完成而离开网络。

定义系统状态 S 为当前网络 i 中正在运行的服务数量和在该网络中发生的事件,即:

$$S = \{0,1,2,\dots,C\} \times \{0,1,2,\dots,C\} \times \dots \times \{0,1,2,\dots,C\} \times \{D, A_1, A_2, \dots, A_N\} \quad (3)$$

其中, $\sum_{i=1}^N n_i \leq C$ 。

2.2 行动集合

当有服务请求到达系统时,系统可以从行动集合里采取3种行动:1)接受该服务请求 $A_{(n,A_i)} = \{a_A\}$,并接纳到相应网络,分配资源给移动终端;2)拒绝该服务请求 $A_{(n,A_i)} = \{a_R\}$;3)当服务完成离开时,行动继续, $A_{(n,D)} = \{a_C\}$ 。

2.3 决策时刻

决策时间点是指一个服务请求到达系统或者一个已经完成的服务离开系统的事件发生,需要做决策的时间点。在本文系统模型中,定义 $\beta(s,a)$ 为两个决策点之间的时间服从指数分布,对应每个系统状态 $s = \langle n,b \rangle$ 和采取的行为,则有

$$F(t|s,a) = 1 - e^{-\beta(s,a)t}, t \geq 0 \quad (4)$$

$$\beta_0 = \sum_{i=1}^N (\lambda_i + n_i (r_i + h_i)) \quad (5)$$

$$\beta(s,a) = \begin{cases} \beta_0, & a = a_C, a = a_R \\ \beta_0 + r_i + h_i, & a = a_A, b = A_i \end{cases} \quad (6)$$

2.4 状态转移概率

用 $q(z|s,a)$ 表示系统在当前状态为 s 时,如果采取决策 a ,那么系统转移到下一个状态 z 的状态转移概率。图2所示为 $C=2$ 时的状态转移图。

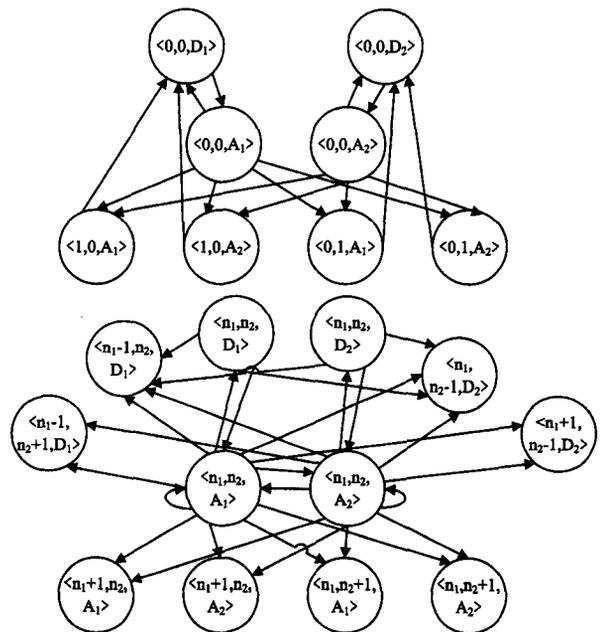


图2 状态转移图

首先对于系统状态为 $S = \langle n_1, n_2, \dots, n_N, D \rangle$ 时, 系统决策为 a_C 可以得到其对应的状态转移概率 $q(z|s, a)$:

$$q(z|s, a) = \begin{cases} \frac{\lambda_i}{\beta_0}, & z = \langle n_1, n_2, \dots, n_N, A_i \rangle \\ \frac{n_i h_i}{\beta_0}, & z = \langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_N, D \rangle \\ \frac{n_i r_i p_{ij}}{\beta_0}, & z = \langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_j + 1, \dots, n_N, D \rangle \end{cases} \quad (7)$$

对于系统状态为 $S = \langle n_1, n_2, \dots, n_N, A_i \rangle$ 时, 可以得到 $q(z|s, a)$ 为:

$$q(z|s, a) = \begin{cases} \frac{\lambda_i}{\beta_0}, & z = \langle n_1, n_2, \dots, n_N, A_i \rangle, \\ & a = a_C, a_R \\ \frac{n_i h_i}{\beta_0}, & z = \langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_N, D \rangle, \\ & a = a_C, a_R \\ \frac{n_i r_i p_{ij}}{\beta_0}, & z = \langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_j + 1, \dots, n_N, D \rangle, \\ & a = a_C, a_R \\ \frac{(n_i + 1) h_i}{\beta_0}, & z = \langle n_1, n_2, \dots, n_N, D \rangle, \\ & a = a_A \\ \frac{(n_i + 1) r_i p_{ij}}{\beta_0}, & z = \langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_j + 1, \dots, n_N, D \rangle, \\ & a = a_A \\ \frac{\lambda_i}{\beta_0}, & z = \langle n_1, n_2, \dots, n_i + 1, \dots, n_N, A_i \rangle, \\ & a = a_A \end{cases} \quad (8)$$

2.5 收益模型

系统状态在决策时刻之间时是不会变化的, 因此根据网络状态和采取的行动, 可以得到系统整体收益, 即:

$$r(s, a) = k(s, a) - \beta(s, a) c(s, a) \quad (9)$$

其中, $k(s, a)$ 是系统在状态 s 下选择行动 a 获得的收益, $\beta(s, a)$ 是当前状态 s 选择行动 a 后转移到下一个系统状态 j 所预期的服务时间, $c(s, a)$ 表示了系统状态 s 下选择行动 a 的支出。

$$k(s, a) = \begin{cases} 0, & a = a_C, a = a_R, e = D \\ R_i, & a = a_A, e = A_i \end{cases} \quad (10)$$

$$c(s, a) = \begin{cases} -f(n), & a = a_C, a = a_R, e = D \\ -f(n^i), & a = a_A, e = A_i \end{cases} \quad (11)$$

应用半马尔科夫决策(SMDP)折扣收益模型, 可以推导出资源优化管理模型在时间 $\beta(s, a)$ 的期望折扣收益, 即:

$$\begin{aligned} r(s, a) &= k(s, a) - c(s, a) E_s \left\{ \int_0^t e^{-\alpha \tau} d\tau \right\} \\ &= k(s, a) - c(s, a) E_s \left\{ [1 - e^{-\alpha t}] / \alpha \right\} \\ &= k(s, a) - \frac{c(s, a)}{\alpha + \beta(s, a)} \end{aligned} \quad (12)$$

基于以上收益模型和系统状态转移概率, 得到优化决策 d^∞ , 从而计算出资源管理模型的长期折扣收益, 即:

$$v_a^\infty(s) = r_d(s) + \frac{\beta_d(s)}{\alpha + \beta_d(s)} \sum_{z \in S} q_d(z|s) v_a^\infty(z) \quad (13)$$

考虑到收益函数是时间的连续函数, 为了能够利用离散折扣马尔科夫决策模型获得系统整体收益, 需要对其进行归一化处理, 即找到一个常数使其满足 $[1 - p(z|s, a)]\beta(s, a) \leq c$,

$\forall s \in S, a \in A(s)$, 就可以得到离散后的期望收益。令 $\tilde{S} = S$, $\tilde{A}_s = A_s, c = \lambda_1 + \lambda_2 + C * \max(\mu_1, \mu_2)$, 则有归一化后的状态转移概率、折扣收益模型和最大化长期折扣收益模型。

$$\tilde{q}(z|s, a) = \begin{cases} 1 - \frac{[1 - q(z|s, a)]\beta(s, a)}{c}, & z = s \\ \frac{q(z|s, a)\beta(s, a)}{c}, & z \neq s \end{cases} \quad (14)$$

$$\tilde{r}(s, a) = r(s, a) \frac{\alpha + \beta(s, a)}{\alpha + c} \quad (15)$$

$$V(s) = \max_{a \in A(s)} \left\{ \tilde{r}(s, a) + \frac{c}{\alpha + c} \sum_{j \in S} \tilde{q}(z|s, a) V(z) \right\} \quad (16)$$

为了便于推导, 定义了几种系统状态:

$$n_i = \{n_1, n_2, \dots, \max(n_i - 1, 0), \dots, n_N\}$$

$$n^i = \{n_1, n_2, \dots, n_i + 1, \dots, n_N\} \quad (17)$$

$$n_j^i = \{n_1, n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_j + 1, \dots, n_N\}$$

通过归一化处理, 将整个转移过程形成一个离散马尔科夫链。由上式, 可以提出 $b = D$ 时的系统长期折扣收益为:

$$\begin{aligned} V(\langle n, D \rangle) &= \frac{1}{\alpha + c} \left[-f(n) + \sum_{i=1}^N \lambda_i v(\langle n, A_i \rangle) + \sum_{i=1}^N n_i \mu_i v(\langle n_i, D \rangle) \right. \\ &\quad \left. + (c - \beta_0) v(\langle n, D \rangle) \right] \end{aligned} \quad (18)$$

3 异构无线网络多域资源管理优化模型求解算法

当一个新的呼叫到达异构无线网络时, 集中式资源优化管理器会评估接受该呼叫请求所带来的期望收益以及提供服务资源被占用后的系统支出, 根据收益最大化原则来决定是接受还是拒绝该呼叫请求, 用公式表示如下:

$$\tilde{d} = \arg \max_d \{v_d\} \quad (19)$$

当系统接受呼叫时, 得到的系统长期折扣收益可以转化为:

$$v(\langle n, A_i \rangle) = \max[v(\langle n, D \rangle), R_i + v(\langle n^i, D \rangle)] \quad (20)$$

$$\Delta v_i(\langle n, D \rangle) = v(\langle n^i, D \rangle) - v(\langle n, D \rangle) \quad (21)$$

当 $\Delta v_i(\langle n, D \rangle)$ 为非递增时, 可以得到优化决策, 即:

$$d(n) = \begin{cases} a_A, & \Delta v_i(\langle n, D \rangle) > -R_i \\ a_R, & \Delta v_i(\langle n, D \rangle) \leq -R_i \end{cases} \quad (22)$$

异构无线网络资源优化管理算法可以通过值迭代法进行有效性证明, 步骤如下:

$$1) \text{ 初始, 设 } v^0 = 0, \text{ 代入公式得到 } v^1(\langle n, D \rangle) = \frac{-f(n)}{\alpha + c}.$$

2) 令 $k = 1$, 因 $v^k(\langle n, D \rangle)$ 是非递增的, 可知 $v^k(\langle n, A_i \rangle)$ 是非递增的, 对于 $b = A_i$ 可知: $v^k(\langle n, b \rangle) + v^k(\langle n^j, b \rangle) \leq v^k(\langle n^i, b \rangle) + v^k(\langle n^j, b \rangle)$, 其中 $i, j \in 1, \dots, N$.

3) 将 v^k 代入公式, 可以得到

$$v^{k+1}(\langle n, D \rangle) = \frac{1}{\alpha + c} \left[-f(n) + \sum_{u=1}^N \lambda_u v^k(\langle n, A_u \rangle) + \right.$$

$$\left. \sum_{u=1}^N n_u \mu_u v^k(\langle n_u, D \rangle) + (c - \beta_0) v^k(\langle n, D \rangle) \right]$$

$$v^{k+1}(\langle n^i, D \rangle) - v^{k+1}(\langle n, D \rangle) = \frac{1}{\alpha + c} \left[\sum_{w=1}^N \lambda_w (v^k(\langle n^i, A_w \rangle) - v^k(\langle n, A_w \rangle)) + \right.$$

$$\left. \sum_{w=1}^N n_w \mu_w (v^k(\langle n_w^i, D \rangle) - v^k(\langle n_w, D \rangle)) + (c - \beta_i) v^k(\langle n^i, D \rangle) - v^k(\langle n, D \rangle) + (f(n) - f(n^i)) \right]$$

其中, $\beta_i = \beta_0 + r_i + h_i$ 。由于 $v^k(\langle n, b \rangle)$ 对于 n_i 来说是非递增的, 因此可得 $v^{k+1}(\langle n, D \rangle)$ 对于 n_i 同样是非递增的。

4) $k=k+1$,并转到步骤 2)。

5) 优化决策算法是可控决策得到验证。

4 模型性能分析

本节推导出基于半马尔科夫决策过程(SMDP)的多域异构无线网络资源管理模型的阻塞率。对于整个系统来说,资源管理的目标之一就是保证服务质量(QoS),衡量服务质量的重要指标就是阻塞率。用户移动终端的呼叫请求被系统拒绝时产生的新呼叫阻塞,对系统不仅产生不了收益,而且会降低用户的服务体验质量。

根据半马尔科夫决策过程(SMDP)模型确定的最优策略和状态转移概率,确定系统的稳态概率。为了方便推导,用 $\Pi\langle n_1, n_2, \dots, n_N, e \rangle$ 来表示系统状态 $s = \langle n_1, n_2, \dots, n_N, e \rangle$ 时的稳态概率。根据服务请求的行动,可以划分为 2 个子稳态概率,即 $\Pi\langle n_1, n_2, \dots, n_N, A_i \rangle$ 和 $\Pi\langle n_1, n_2, \dots, n_N, D \rangle$, 即:

$$\begin{aligned} \pi\langle n_1, n_2, \dots, n_N, A_i \rangle &= \frac{\lambda_i}{\beta(s, a)} d\langle s, A_i \rangle \pi\langle s, A_i \rangle + \frac{\lambda_i}{\beta(s, a)} \sum_{i=1}^N \pi\langle n_1, \\ n_2, \dots, n_N, D \rangle &+ \frac{\lambda_i}{\beta(s, a)} \sum_{i=1}^N d\langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_N, A_i \rangle \pi\langle n_1, \\ n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_N, A_i \rangle \end{aligned} \quad (23)$$

其中, $d\langle s, A_i \rangle$ 和 $d\langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_N, A_i \rangle$ 分别由以下两式获得:

$$d\langle s, A_i \rangle = \begin{cases} 1, & a\langle s, A_i \rangle = 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (24)$$

$$\begin{aligned} d\langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, \dots, n_N, A_i \rangle &= \\ \begin{cases} 1, & a\langle n_1, n_2, \dots, n_N, A_i \rangle = i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (25)$$

同理,可以求得稳态概率 $\Pi\langle n_1, n_2, \dots, n_N, D \rangle$ 为:

$$\begin{aligned} \pi\langle n_1, n_2, \dots, n_N, D \rangle &= \frac{(n_i + 1)\mu}{\beta(s, a)} d\langle n_1, n_2, \dots, n_i + 1, \dots, n_N, A_i \rangle \pi \\ \langle n_1, n_2, \dots, n_i + 1, \dots, n_N, A_i \rangle &+ \frac{(n_i + 1)\mu}{\beta(s, a)} \sum_{i=1}^N \pi\langle n_1, n_2, \dots, \\ n_i + 1, \dots, n_N, D \rangle &+ \frac{(n_i + 1)\mu}{\beta(s, a)} d\langle n_1, n_2, \dots, n_N, A_i \rangle \pi\langle n_1, \\ n_2, \dots, n_N, A_i \rangle &+ \frac{(n_i + 1)\mu}{\beta(s, a)} \sum_{i=1}^N d\langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, n_j - 1, \\ \dots, n_N, A_i \rangle \pi\langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, n_j - 1, \dots, n_N, A_i \rangle \end{aligned} \quad (26)$$

其中,

$$\begin{aligned} d\langle n_1, n_2, \dots, n_i + 1, \dots, n_N, A_i \rangle &= \\ \begin{cases} 1, & a\langle n_1, n_2, \dots, n_i + 1, \dots, n_N, A_i \rangle = 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} d\langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, n_j - 1, \dots, n_N, A_i \rangle &= \\ \begin{cases} 1, & a\langle n_1, n_2, \dots, n_i - 1, n_j - 1, \dots, n_N, A_i \rangle = l \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (28)$$

由于总概率等于 1,可以得到:

$$\sum_s \pi_s = 1 \quad (29)$$

联合求解公式,可以得到系统在任何状态下的稳态概率。因此,提出的异构无线网络资源管理优化模型的新呼叫阻塞率定义为呼叫请求被拒绝的稳态概率之和与新服务请求到达网络的稳态概率之和的比值,用 P_{b_0} 来表示:

$$P_{b_0} = \frac{\sum_{d\langle s, A_i \rangle = 0} \pi\langle s, A_i \rangle}{\sum_s \pi\langle s, A_i \rangle} \quad (30)$$

5 实验结果与分析

仿真使用了 IBM ThinkPad R61 型号的手提电脑,配置为 Inter(R) Core(TM) Duo CPU T8100 2.10GHz, 1GB 的内存,仿真软件为 Matlab7.0.1。为了保证长期收益收敛,设置模型中的折扣因子 α 为 0.1;为了保证仿真的精度,设置 ξ 为 10^{-10} 。仿真中网络资源总数为 4(即 $C=4$),设置 3 种类型网络,具体参数设置如表 1 所列,其中 λ 为新呼叫到达率, h 为呼叫连接速率, r 为呼叫保持速率, R 为新呼叫被接受系统获得的收益值,同时设置成本函数 $f(n) = 2n_1^2 + 1.5n_2^2 + n_3^2$ 。

表 1 主要仿真参数

网络类型	新呼叫到达率	连接时间	服务时间	系统收益
1	4 calls/sec	6 sec	4 sec	2
2	2 calls/sec	4 sec	5 sec	1.6
3	1 calls/sec	3 sec	2 sec	1.5

5.1 最优决策

表 2 是系统在 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = D$ 时的长期折扣收益值;表 3 是系统在 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_1$ 的长期折扣收益值;表 4 是系统在 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_1$ 采取的优化决策;表 5 是系统在 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_2$ 的长期折扣收益值;表 6 是系统在 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_2$ 采取的优化决策;表 7 是系统在 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_3$ 状态下的长期折扣收益值;表 8 是系统在 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_3$ 状态下采取的优化决策。优化决策表中“1”代表接受新呼叫,“0”则代表拒绝,“-1”代表状态不存在。可以看出,所有到达的新呼叫均被系统接受。由此可以看出,随着 n_1 和 n_2 网络负载的增加,优化策略是可控的、可限制的,当固定网络负载时,优化策略也是可确定的。 $\Delta v(s)$ 随着系统负载的增加是非递增的,满足最优化决策判决要求,验证了理论正确性。

表 2 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = D$ 的系统长期折扣收益值 $v\langle n_1, n_2, n_3 \rangle$

b=D	n ₂				
	0	1	2	3	4
0	73.9886	73.36297	72.50949	71.41081	69.98734
1	73.19048	72.48499	71.49729	70.20209	0
n ₁	2	72.11185	71.27075	70.11059	0
	3	70.75623	69.71806	0	0
	4	69.22927	0	0	0

表 3 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_1$ 的系统长期折扣收益值 $v\langle n_1, n_2, n_3 \rangle$

b=A ₁	n ₂				
	0	1	2	3	4
0	75.19048	74.48499	73.49729	72.20209	69.98734
1	74.11185	73.27075	72.11059	70.20209	0
n ₁	2	72.75623	71.71806	70.11059	0
	3	71.22927	69.71806	0	0
	4	69.22927	0	0	0

表 4 系统状态 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_1$ 的优化决策

b=A ₁	n ₂				
	0	1	2	3	4
0	1	1	1	1	0
1	1	1	1	0	-1
n ₁	2	1	0	-1	-1
	3	1	-1	-1	-1
	4	0	-1	-1	-1

表 5 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_2$ 的系统长期折扣收益值 $v \langle n_1, n_2, n_3 \rangle$

$b = A_2$		n_2				
		0	1	2	3	4
n_1	0	74.96297	74.10949	73.01081	71.58734	69.98734
	1	74.08499	73.09729	71.80209	70.20209	0
	2	72.87075	71.71059	70.11059	0	0
	3	71.31806	69.71806	0	0	0
	4	69.22927	0	0	0	0

表 6 系统状态 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_2$ 的优化决策

$b = A_2$		n_2				
		0	1	2	3	4
n_1	0	1	1	1	1	0
	1	1	1	1	0	-1
	2	1	1	0	-1	-1
	3	1	0	-1	-1	-1
	4	0	-1	-1	-1	-1

表 7 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_3$ 的系统长期折扣收益值 $v \langle n_1, n_2, n_3 \rangle$

$b = A_3$		n_2				
		0	1	2	3	4
n_1	0	74.63119	73.92266	72.92722	71.61005	69.98734
	1	73.68828	73.47077	71.6574	70.20209	0
	2	72.46567	71.40379	70.11059	0	0
	3	71.05458	69.71806	0	0	0
	4	69.22927	0	0	0	0

表 8 系统状态 $S = \langle n_1, n_2, n_3 \rangle, b = A_3$ 的优化决策

$b = A_3$		n_2				
		0	1	2	3	4
n_1	0	1	1	1	1	0
	1	1	1	1	0	-1
	2	1	1	0	-1	-1
	3	1	0	-1	-1	-1
	4	0	-1	-1	-1	-1

5.2 系统收益与阻塞率

当新呼叫请求到达不同网络负载情况下,基于 SMDP 资源管理优化算法对服务请求的阻塞概率与完全共享算法的阻塞概率进行了比较,如图 3 所示。当负载增加时,完全共享算法的阻塞概率明显增加,而基于 SMDP 优化算法可以动态自适应网络负载的变化,阻塞概率增加并不明显,而且低于共享算法的阻塞概率。图 4 比较了在不同网络容量的情况下,对新呼叫请求的阻塞概率,当可以使用的网络资源增加时,系统阻塞率会有所降低。但是完全共享算法对于系统资源利用并不合理,当有呼叫请求时就即刻满足来获得系统收益,不会考虑系统长期收益,因此阻塞率降低不是很明显。固定网络 1 和 2 的网络容量,进一步增加网络 3 的负载,得到的网络 1 的新呼叫阻塞率对比图如图 5 所示;图 6 为网络 2 的新呼叫阻塞率对比图。可以看出基于马尔科夫决策过程的资源管理优化模型优越的性能,其阻塞概率比完全共享算法降低了 50% 以上,说明模型大大提高了用户服务质量,使得用户服务体验得到有效保障。因此基于 SMDP 优化算法可以适应网络环境的变化。

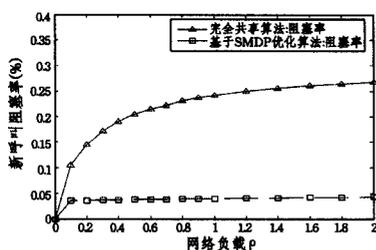


图 3 新呼叫请求的阻塞率(1)

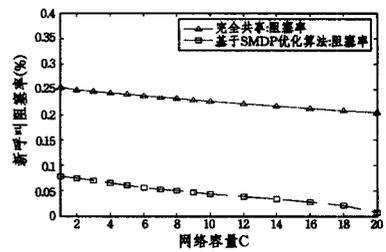


图 4 新呼叫请求的阻塞率(2)

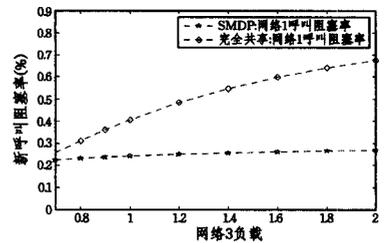


图 5 网络 1 新呼叫请求的阻塞率

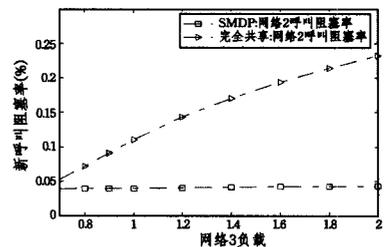


图 6 网络 2 新呼叫请求的阻塞率

为了进一步验证本文提出的基于半马尔科夫决策过程的资源优化管理模型的性能,继续将所提出的资源优化管理模型系统收益与完全共享算法的系统收益进行了比较,如图 7 所示。可以看出,随着新呼叫请求到达网络速率的增加,系统资源减少,当需求大于可用资源时,新呼叫请求被拒绝,因此系统收益有所降低。基于 SMDP 优化算法的整体收益要大于完全共享算法的收益,主要是由于优化算法可以预期系统长期整体收益,更好地利用系统资源,提高了业务服务质量,避免了因呼叫阻塞引起的服务质量下降,从而提高了资源利用率。

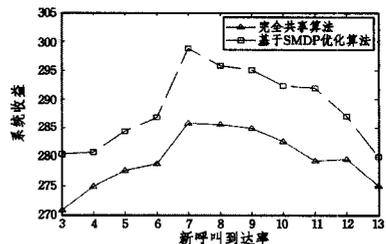


图 7 系统收益

结束语 本文基于半马尔科夫决策过程 (SMDP) 对多网络间新呼叫服务请求进行了建模,该模型首先分析异构网络多维资源的特征,建立合理的模型。对新呼叫提供的服务,在考虑了系统的收益和支出的情况下,获得整个系统收益最大化的最优决策策略。

(1) 该模型在对呼叫服务请求做优化决策时,不仅考虑了本网络服务域的可用资源、服务请求的速率以及本系统的长期收益,同时也考虑了其他网络服务域的整体长期收益。因此通过该模型获得的优化决策策略能充分利用异构无线网络

(下转第 91 页)

bipartite graphs; A graph kernel-based machine learning approach[J]. *Decision Support Systems*, 2013, 54(2): 880-890

- [32] Kunegis J, De Luca E W, Albayrak S. The Link Prediction Problem in Bipartite Networks[M]//Hullermeier E, Kruse R, Hoffmann F, eds. *Computational Intelligence for Knowledge-Based Systems Design: Lecture Notes in Computer Science*. 2010; 380-389
- [33] Jeh G, Widom J. SimRank: a measure of structural-context simi-

larity[C]// *Proceedings of the Eighth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'02)*. ACM Press, 2002; 538-543

- [34] Lind P G, Gonzalez M C, Hermann H J. Cycles and clustering in bipartite networks[J]. *Physical Review E*, 2005, 72(5): 168-191
- [35] Kunegis J, De Luca E W, Albayrak S. The link prediction problems in bipartite networks[J]. *Computational Intelligence for Knowledge-Based System Design*, 2010, 6178: 380-389

(上接第 80 页)

中各个网络域的资源。

(2) 本文模型提高了网络整体长期收益的同时,也提高了移动服务的服务质量。理论分析和实验证明了异构无线网络资源统一分配优化模型的整体收益和服务质量性能均优于资源完全共享算法。

(3) 本文模型动态适应网络环境,当环境发生变化时能获得最优化决策资源管理方案。

但同时需要指出,多网间资源优化管理方法还存在一些缺点和局限,进一步需要基于一个协作网络体系,研究协作性生成根源和规律,建立协作性与系统行为扩散模型和评价方法。针对异构网络协议模型,研究异构网络中协作的存在,验证协作行为扩散的规律。针对集中式和分布式网络体系架构,研究协作性扩散的方法的评价体系,论证评估结果。

参 考 文 献

- [1] Kandaraj P, Adlen K, Cesar V. Resource management in mobile heterogeneous networks, state of the art and challenges [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2008, 9(11): 3324-3329
- [2] Wen Juan, Sheng Min, Zhang Yan. Traffic characteristics based dynamic radio resource management in heterogeneous wireless networks[J]. *China Communications*, 2014, 32(1): 1-12
- [3] Si Peng-bo, Zhang Qian, Zhang Yan-hua. QoS-aware dynamic resource management in heterogeneous mobile cloud computing networks[J]. *China Communications*, 2014, 32(5): 144-152
- [4] Tian Lin, Zhai Guo-wei, Huang Liang. Research on key technologies of heterogeneous wireless network resource management based on centralized radio access network architecture[J]. *Telecommunications Science*, 2013, 42(6): 25-33 (in Chinese)
- 田霖, 翟国伟, 黄亮. 基于集中式接入网架构的异构无线网络资源管理技术研究[J]. *电信科学*, 2013, 42(6): 25-33
- [5] Yan Ji-lei, Li Jian-dong, Zhao Lin-jing. Joint bandwidth and power allocation algorithm in cognitive radio network with consideration of utility and fairness[J]. *Journal on Communication*, 2013, 34(10): 56-64 (in Chinese)
- 闫继垒, 李建东, 赵林靖. 认知无线网络中兼顾效用与公平的联合带宽和功率分配算法[J]. *通信学报*, 2013, 34(10): 56-64
- [6] Hu Ying, Huang Yong-ming, Yu Fei. Energy-efficient optimization based user schedule and resource allocation algorithm[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2012, 34(8): 1950-1956 (in Chinese)
- 胡莹, 黄永明, 俞菲. 基于能效优化的用户调度与资源分配算法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(8): 1950-1956
- [7] Chen Geng, Xia Wei-wei, Shen Lian-feng. Adaptive bandwidth allocation algorithm based on the multi-threshold reservation

mechanism[J]. *Journal on Communication*, 2014, 35(12): 78-88 (in Chinese)

陈赓, 夏玮玮, 沈连丰. 基于多门限预留机制的自适应带宽分配算法[J]. *通信学报*, 2014, 35(12): 78-88

- [8] Puterman M L. *Markov Decision Process; Discrete Stochastic Dynamic Programming*[M]. New York: Wiley, 2005
- [9] Carvalho G H S, Woungalg I, et al. A semi-Markov decision process-based joint call admission of RAT cell reselection in next generation wireless networks [J]. *Computer Networks*, 2013, 57(17): 3545-3562
- [10] Niu Z S. TANGO: Traffic-aware network planning and green operation[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2011, 18(5): 25-29
- [11] Wen Juan, Sheng Min, Zhang Yan. Traffic characteristics based dynamic radio resource management in heterogeneous wireless networks[J]. *Communications of China*, 2014, 11(1): 1-11
- [12] Cai L X, Liu Yong-kang, Luan T H. Sustainability Analysis and Resource Management for Wireless Mesh Networks with Renewable Energy Supplies [J]. *Selected Areas in Communications*, 2014, 32(2): 345-355
- [13] Xia Wei-wei, Shen Lian-feng, Wang Pei. A load-based joint call admission control scheme in heterogeneous wireless networks and performance analysis [C]// *Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*. 2014: 23-25
- [14] George J J, Abdallan N M. Bandwidth adaptation for joint call admission control to support QoS in heterogeneous networks [C]// *International Conference on Computing, Electrical and Electronics Engineering (ICCEEE)*. 2013: 26-28
- [15] Kaur S, Selvamuthu D. Adaptive joint call admission control scheme in LTE-UMTS networks [C]// *IEEE International Conference on Communication, Networks and Satellite (COMNET-SAT)*. 2014: 4-5
- [16] Yang Zheng, Qi Bing, Sheng Jie. A Novel Joint Call Admission Control Algorithm Based on Dynamic Bandwidth Allocation for Heterogeneous Wireless Networks [C]// *Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM)*. 2012: 21-23
- [17] Carvalho G H, Woungalg I, Anpalagan A. A joint call admission control-based approach for initial RAT selection in HetNets [C]// *Computer Information and Telecommunication Systems (CITS)*. 2013: 7-8
- [18] Castellanos-Lopez S L, Cruz-Perez F A, Rivero-Angeles M E. Simplified joint call and packet level tele-traffic analysis of CAC strategies for VoIP traffic in wireless networks [C]// *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*. 2012: 2905-2910
- [19] Castellanos-Lopez S L, Cruz-Perez F A, Rivero-Angeles M E. Joint Connection Level and Packet Level Analysis of Cognitive Radio Networks with VoIP Traffic [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2014, 32(3): 601-614