doi:10.11959/j.issn.1000-436x.2015214

认知网络基于跨层感知的接入选择机制

王慧强[1]，陈晓明[1,2]，吕宏武[1]，冯光升[1]，朱强[1]
（1. 哈尔滨工程大学 计算机科学与技术学院，黑龙江 哈尔滨 150001；2. 哈尔滨理工大学 管理学院，黑龙江 哈尔滨 150080）

摘 要：选择最优接入网络是确保网络资源有效分配和提高网络整体性能的有效手段。提出一种基于跨层感知的接入选择方法 CN_CLA，构建跨层感知框架模型以获取影响接入网性能的主要评估参数，采用模糊理论对可接入网络的性能进行综合评测，应用量子遗传算法对评判权值进行优化，最终实现接入网络的智能选择。实验结果表明，CN_CLA 能够在无用户干涉情况下合理地选择接入网络，并在吞吐量、时延、会话完成率、分组丢失率等方面优于链路容量法、H_RSSI_S 及 AS_FTM 接入选择算法。

关键词：认知网络；跨层感知；模糊综合评判；量子遗传算法
中图分类号：TP393 **文献标识码**：A

Access point selection mechanism based on cross-layer awareness for cognitive networks

WANG Hui-qiang[1], CHEN Xiao-ming[1,2], LV Hong-wu[1], FENG Guang-sheng[1], ZHU Qiang[1]
(1. College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;
2.College of Management, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Accessing to the optimal network was an effective way of ensuring the efficiency of network resources utilization and improving network performance. An access point selection mechanism based on cross-layer awareness for cognitive networks (CN_CLA) was proposed. Firstly, a cross-layer cognitive framework was constructed for obtaining the primary evaluation parameters that influence the performance of network access. Secondly, the fuzzy theory was applied for evaluating the access network performance comprehensively, and the weights in each layer were optimized using the quantum genetic algorithm, and then the access point was selected intelligently. Simulation results show that the proposed method chooses reasonable access networks without intervention of users. Furthermore, it is superior to the traditional methods, including the link capacity scheme, H_RSSI_S and AS_FTM, in terms of throughput, delay, session completion rate, packet loss and other performance indicators.

Key words: cognitive networks; cross-layer awareness; fuzzy synthetic evaluation; quantum genetic algorithm

1 引言

随着宽带无线接入技术和移动终端技术的飞速发展，人们迫切希望随时随地从互联网获取信息和服务。融合 WLAN、3G、4G、蓝牙等多网络接口的用户终端能够通过不同的接入网络进行业务访问，实现各接入网络的无缝融合。与传统蜂窝网络不同，新一代网络将支持终端控制的网络选择和切换。因此，终端设备如何依据不同的应用需求，在无需用户干预的情况下选择最优接入网络并使用户获得最优服务质

收稿日期：2014-10-21；**修回日期**：2015-05-05
基金项目：国家自然科学基金资助项目（61370212, 61402127, 61502118）；教育部博士点基金优先发展领域基金资助项目（20122304130002）；黑龙江省自然科学重点基金资助项目（ZD201102）；中央高校基本科研业务费专项基金资助项目（HEUCF100601, HEUCFZ1213）；黑龙江省博士后基金资助项目（LBH-210204）；黑龙江省自然科学基金资助项目（F2015029）
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61370212, 61402127, 61502118); The Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China (20122304130002); The Key Natural Science Foundation of Heilongjiang Province (ZD201102); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (HEUCF100601, HEUCFZ1213); The Postdoctoral Foundation of Heilongjiang Province(LBH-210204); The Natural Science Foundation of Heilongjiang Province (F2015029)

量已成为移动互联网时代研究的热点[1]。

认知网络是一种新型网络，核心思想是网络系统能够在感知当前环境的基础上，结合业务需求对网络的未来状态进行预测并采取相应的优化以确保关键业务的端到端服务质量，还能够借鉴历史经验和知识积累对不同的网络状况和用户需求采取相应的优化策略[2,3]。

跨层感知的核心思想是网络低层需要感知网络高层的用户特征、业务特性等信息，并能根据高层的应用和用户特点分配网络资源；网络高层需要感知网络低层资源状况，并能根据网络低层的状态，按照用户和应用的优先级对网络资源分配做出适当调整[4]。作为认知网络的关键技术之一，跨层感知能够打破传统开放系统互联模型中严格的层间界限，实现网络各层信息的共享。因此，将跨层感知引入到认知网络的接入选择，将分散在网络各子层的特性参数进行协调融合，使协议栈能够以全局的方式适应用户的特定应用需求和网络内外环境的变化，而具有动态适变性的认知网络接入技术是本文的主要研究目标，也是未来移动互联网相关研究的热点问题。

2　相关工作

针对网络智能接入选择方法，目前主要研究工作包括：文献[5]根据网络物理层的频谱利用率状况，提出一种基于邻接信道分类的概率模型，研究在不影响主用户通信情况下实现次用户的接入，达到频谱资源的充分利用；文献[6]针对链路层负载均衡和自适应调制机制的多接入选择，提出一种基于径向基函数模糊神经网络的接入选择方法，该方法能够正确估计分组业务在接入后的网络资源消耗量和分组网络当前负载情况；文献[7]综合考虑网络层的系统带宽和连接时延，提出一种基于马尔可夫决策过程的网络接入选择算法；文献[8]提出一种面向用户性价比的网络接入选择算法，采用博弈论建立网络价格策略的博弈模型，并通过求解纳什均衡模型确定网络优化定价机制。上述网络接入算法的研究均集中在特定网络层，即分别针对物理层频谱资源利用、链路层负载均衡、网络层的带宽及时延、面向用户评估网络性价比来选择接入网络，不能实现层间信息的共享，难以达到网络性能整体最优。

针对上述问题，研究者开展基于跨层设计的网络接入选择方法：文献[9]提出一种基于传感器节点能量消耗最小化的传输功率控制算法，其核心思想是借助物理层和链路层协议栈联合控制确定发射功率水平，实现多模接入选择，从而保证优化网络整体性能；文献[10]提出一种基于连续的凸近似理论接入选择算法，应用网络编码和 MAC 层关联，通过双分解技术实现流量保护和传输速率约束，该算法能够实现多跳无线网络吞吐量的最大化。上述算法能够实现跨层联合并提高网络整体性能，但不能实现智能选择接入网络。

综上所述，现有的网络接入选择方法还存在以下问题：1）缺少整体框架结构，现有研究大多局限于接入算法本身，缺少从整体结构方面对接入问题进行分析，并且接入算法大多针对单一网络层考虑，难以实现层间信息共享；2）没有针对用户应用类型进行合理选网，现有方案大多不区分用户应用类型，在网络负载高时难以满足用户的服务需求；3）不能智能地选取网络参数权值，现有方案主要由系统活用户指定权值，无法适应网络状态的变化，难以实时满足用户的实际需求。

3　跨层感知接入机制概述

针对前述研究方法存在的问题，本文提出一种基于跨层感知的接入方法 CN_CLA（cognitive network based on cross-layer awareness），包括跨层机制的设计和跨层感知模型的构建两部分。

3.1　跨层接入机制流程

准确感知用户需求并实时获取当前网络状况是选择最优接入网络的关键。因此，本文采用跨层方法感知当前网络内外环境状态信息，并结合认知反馈环进行智能控制，在选择最优接入网络同时高效、合理地分配网络资源。

如图 1 所示，跨层接入机制流程由 4 部分组成，表示为 MDE-K（monitor，decision，executor，knowledge）认知过程。其中，监督模块（M）的功能是监督备选接入网络，收集各网络层当前的状态信息（包括层内和层间的网络状态信息），并对原始信息进行过滤、融合、规格化处理后，将信息提交给决策模块（D）；D 对当前接入网性能进行评估，根据知识库（K）进行推理，再基于已有的策略制定计划，生成事件集，并分配任务和资源；执行模块（E）从候选策略集中选出最优/次优接入方式，完成一次接入网选择，并根据执行结果，更新知识库。监督过程接收网络内部或外部信息，包括 E 的接入选择状态，这些信息将应用到以后的决策中。

执行过程和监督过程的交互是一个间接的反馈过程，应用与系统的学习过程更新 K，利用此过程实现跨过协议栈的所有层的通信互通、端到端的知识库共享和彼此之间的协同合作。

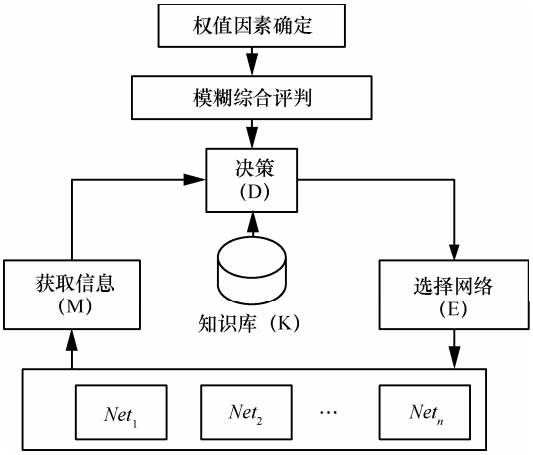

图 1　跨层接入机制流程

3.2　跨层感知框架结构

未来网络终端具有移动性和多样性，终端接入大多面向无线网络，因此跨层设计是非常有效的方法。本文以 MDE-K 认知单元为基础，充分利用原有网络软硬件资源，提出一个基于 MDE-K 跨层感知框架结构，如图 2 所示。跨层感知框架由认知层、层间接口和固有网络层组成。

认知层是独立于传统体系结构的新逻辑功能层，用于实现网络性能的监测以及对各层流量控制参数的集中管理。认知层由局部认知（LC, local cognitive）、域认知（DC, domain cognitive）、全局认知（GC, global cognitive）组成，这 3 层分别对应层内知识库（layer knowledge）、跨层知识库（cross-layer knowledge）和全局知识库（global knowledge）。其中，知识库包括数据库（data base）与规则库（rule base）两部分，数据库提供处理模糊数据的相关信息，规则库则是由模糊语言控制规则描述控制目标和策略组成。

层间接口是实现固有网络层和认知层交互的专用接口。为了简化跨层设计复杂性，每层设计接口和认知层进行交互，以降低系统复杂性和成本，网络结构模块化特点能保证各层设计的独立性和使用过程的可互换性。

固有网络层维持原有模块化结构特性，保持每层的核心功能，提供正常的层支持，同时给认知层

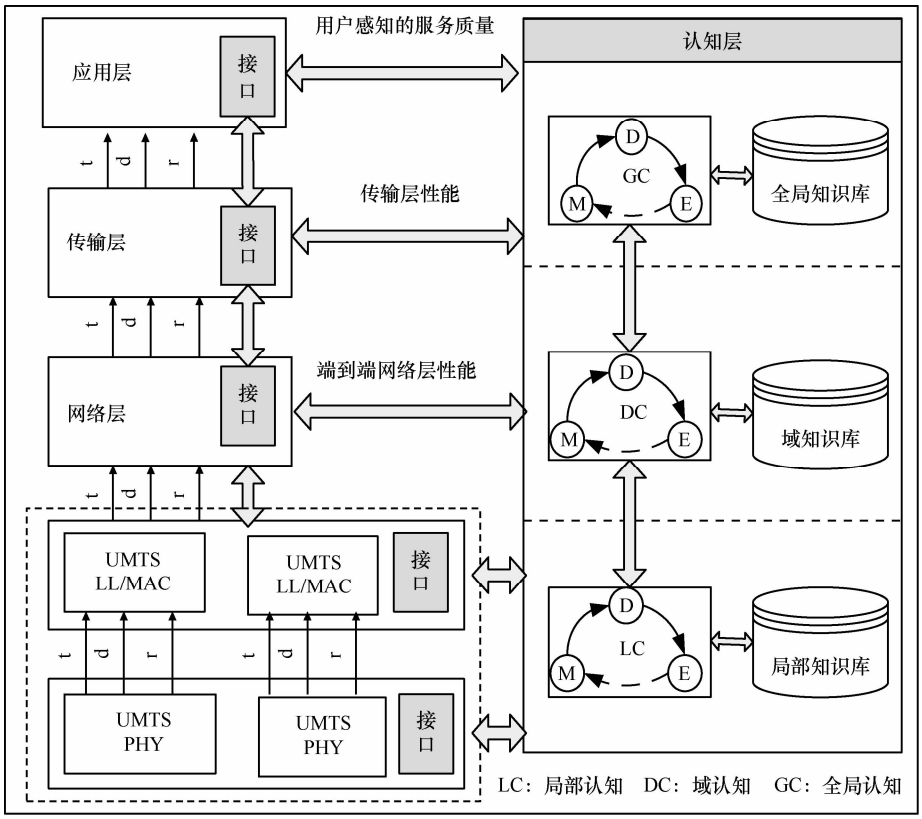

图 2　基于 MDE-K 的跨层感知框架

提供各层的状态信息，并将该信息保存在层内知识库。各网络层的信息，经优化、规约后的综合信息存储到跨层知识库。全局知识库存储用户经验、应用需求等全局信息，以实现层间信息的共享。

在认知层的实现方面，采取层次化反馈认知方法，由局部 MDE-K 认知环收集各个网络层信息，经过反馈实现局部最优，配置局部知识库。多个局部最优解组成跨层最优解，在本文中跨层最优解由模糊综合评测方法实现，然后根据最优解配置跨层知识库。多个网络的自治域经由全局 MDE-K 认知环调整，获取全局最优解，从而实现网络整体性能和端到端性能的提高，并最后进入全局知识库。这个执行过程是一个由高到低逐层配置的过程，也是从低到高逐层优化的过程。

本文采用模糊逻辑表示知识库并应用模糊综合评判控制执行模块 E 优化端到端的网络性能，是解决网络接入选择的新型方法。

4　跨层感知接入机制实现

由于网络环境的动态性和复杂性使网络性能也存在多变性和不确定性，本文采用模糊逻辑来求解此问题。

4.1　接入网信息获取

传统接入方法依靠链路层链路容量，物理层传输功率或某些其他单一网络性能参数已经不能满足未来网络的需求，对于哪个网络能成为用户的最优选择，需要对备选网络各个网络层的信息进行综合。通过跨层交互，获取终端节点和网络节点的状态信息，对信息整合约简后作为模糊集的输入，跨层信息获取过程如图 3 所示。

M 获取各个网络层的性能参数，如表 1 所示。其中各层信息可分为 2 类：一类是网络固有参数，如接入网覆盖范围、链路带宽等；另一类是随接入点增多，可变的网络参数，如分组丢失率、时延等。以表 1 中获取的可变信息为依据，分别计算时延、吞吐量和可靠性。

表 1　　可感知的网络层信息

层	信息
物理层	覆盖范围、节点位置、移动信息
MAC/链路层	链路带宽、链路质量（RSSI）、分组时延
传输层	拥塞、分组丢失率
应用层	应用类型（语音、视频、文件传输、E-mail）

依据本文研究目标对信息进行融合、约减得到相应的信息，并计算相应的性能参数如下。

1) 传输时延 D（end-to-end delay）定义为分组发送与到达的时间间隔 $D(i)=RT(i)-ST(i)$。其中，$D(i)$ 表示第 i 个分组的传输时延，$RT(i)$ 表示第 i 个分组的接收时间，$ST(i)$ 表示第 i 个分组的发送时间。本文采用平均传输时延，用 $\overline{D}$ 表示。

$$\overline{D}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}D(i) \tag{1}$$

2) 网络吞吐量 T（throughput）表示在不分组丢失的情况下单位时间内节点可以接收的数据量，单位是 byte/s。

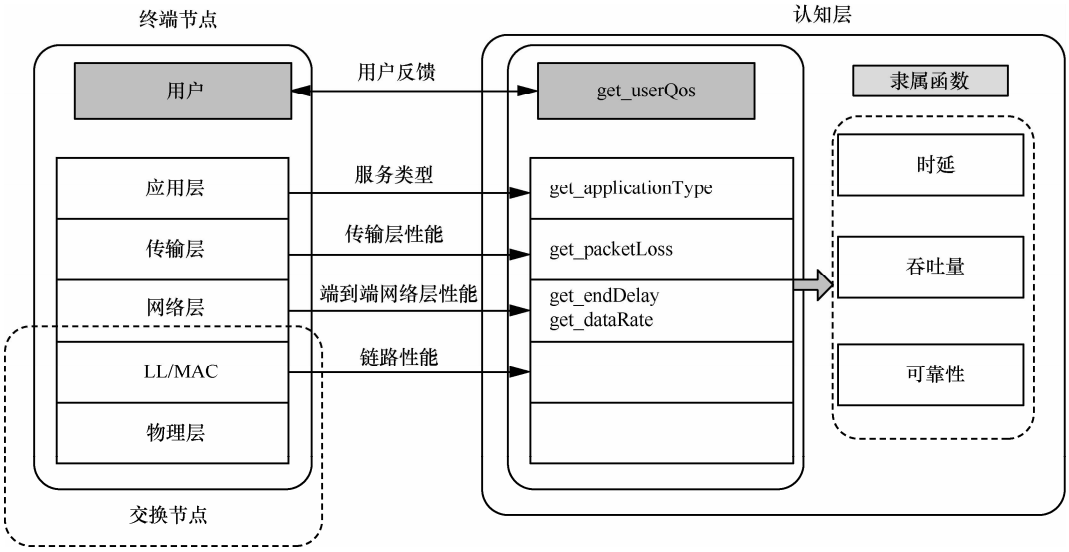

图 3　跨层信息获取

$$T(i)_m = \frac{TB(i) - TB(m)}{RT(i) - RT(m)} \tag{2}$$

其中，$TB(i)$ 表示第 i 个分组被目的节点接收时已经传输的数据总量，$RT(i)$ 是第 i 个分组的接收时间。$i > m$，表示计算从第 m 个分组到第 i 个分组的吞吐量，当 $m = 1$ 时，表示计算平均吞吐量。

3) 可靠性 R（reliability）为网络分组丢失率和时延抖动的函数。

$$R = \alpha J(x) + \beta PL(y) \tag{3}$$

其中，时延抖动 J (jitter)定义为前后 2 个分组之间不同的时延差。

$$J(i) = D(i) - D(i-1) \tag{4}$$

4) 分组丢失率 PL （packet loss）表示特定时段内丢失分组占传输数据总量的比例。本文以丢失分组的数量与发送分组的总量的比值来计算分组丢失率。

$$PL = \frac{NSP - NRP}{NSP} \tag{5}$$

其中，NSP（number of send packets）表示节点发送的分组数目，NRP（number of receive packets）表示节点接收分组的数目。

4.2 接入网性能评估

在域认知 DC 的 MDE-K 环决策模块（D）中实现模糊综合评判选择，同时向下兼顾局部认知 LC 和向上兼顾全局认知 GC。

为了满足用户应用需求，综合考虑用户因素和网络参数。用户因素包括：终端移动速度和用户应用类型；网络参数包括：吞吐量、时延和可靠性。其中，接入网性能参数的论域如表 2 所示。

表 2 网络因素论域

备选网/因素	吞吐量 T	时延 D	可靠性 R
Net_1	(t_{1p}, t_{1q})	(d_{1p}, d_{1q})	(r_{1p}, r_{1q})
Net_2	(t_{2p}, t_{2q})	(d_{2p}, d_{2q})	(r_{2p}, r_{2q})
…	…	…	…
Net_n	(t_{np}, t_{nq})	(d_{np}, d_{nq})	(r_{np}, r_{nq})

选取以上网络参数对接入网络性能进行评估。由于应用类型不同，对接入网性能要求存在较大差异。如语音通话（VoIP, voice over Internet phone）要求网络具有较低时延，视频传输 Multi-Media 对网络带宽有较高要求，文件传输（file transfer）对网络可靠性要求较高。因此，依据应用类型进行统计实验，建立单因素评判隶属函数，如表 3 所示。

表 3 单因素评判隶属函数

应用/参数	吞吐量	时延	可靠性
语音通话	f_T(VoIP)	f_D(VoIP)	f_R(VoIP)
视频	f_T(Media)	f_D(Media)	f_R(Media)
文件传输	f_T (File)	f_D(File)	f_R (File)

当前有 n 个备选接入网络，用集合 $Net = \{Net_1, Net_2, \cdots, Net_n\}$ 表示，评价备选接入网络性能的 Fuzzy 综合评判步骤如下。

1) 建立备选接入网络性能评判的因素集，用集合 U 表示

$$U = \{u_1, u_2, u_3, \cdots, u_n\} \tag{6}$$

其中，u_i 作为评价参数：u_1 表示吞吐量，u_2 表示时延，u_3 表示可靠性，u_n 作为可扩展的评价参数。

2) 建立备选接入网络性能评判的评语集，用集合 V 表示

$$V = \{v_1, v_2, \cdots, v_m\} = \{\text{VG,G,NB,B}\} \tag{7}$$

其中，网络性能被划分为 m 个等级，本文中取值 $m = 4$，其中，v_1 代表网络性能非常好（VG，very good），v_2 表示网络性能好（G, good），v_3 表示网络性能一般（NB, no bad），v_4 表示网络性能较差(B, bad)。

3) 以高斯函数和 sigmoid 函数为原型，依据模糊统计得到单评判因素集的评语集的隶属函数。其中，吞吐量的隶属函数、时延的隶属函数和可靠性的隶属函数分别由式(8)~式(10)表示。

$$f_T(t_k) = \begin{cases} \dfrac{1}{1 + \exp(-a(t_k - c))}, & t_{kp} \leqslant t_k < t_{kq} \\ 1, & t_k \geqslant t_{kq} \end{cases} \tag{8}$$

$$f_D(d_k) = \begin{cases} \exp\left(\dfrac{(d_k - d)^2}{2\sigma^2}\right), & d_{kp} \leqslant d_k < d_{kq} \\ 1, & d_k \leqslant d_{kp} \end{cases} \tag{9}$$

$$f_R(r_k) = \begin{cases} \exp\left(-\dfrac{(r_k - r)^2}{2\sigma^2}\right), & r_{kp} \leqslant r_k < r_{kq} \\ 1, & r_k \geqslant r_{kq} \end{cases} \tag{10}$$

4) 建立接入网性能单因素评判，即通过隶属函数用模糊关系矩阵 $\boldsymbol{R}$ 表示因素集和评判集的关系。

从因素集 U 中的单个评判因素出发，确定接入网 Net_k 对评语集的隶属程度，设评判对象按因素集中第 i 个因素 u_i 进行评判时，对评语集中第 j 元素

v_j 的隶属程度为 $r_{ij}(i=1,2,\cdots,n;j=1,2,\cdots,m)$，则按第 i 个因素 u_i 的评判结果可用模糊集合表示 $\boldsymbol{R}_i$，$\boldsymbol{R}_i=(r_{i1}, r_{i2},\cdots, r_{im})$，它是评语集 V 的一个模糊集合，将 n 个因素的评判集组成评价矩阵 $\boldsymbol{R}$。

$$\boldsymbol{R}=\begin{pmatrix}\boldsymbol{R}_1\\ \boldsymbol{R}_2\\ \vdots\\ \boldsymbol{R}_m\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n}\\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n}\\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nm}\end{pmatrix} \tag{11}$$

其中，$0\leqslant r_{ij}\leqslant 1$，$0\leqslant i\leqslant n$，$0\leqslant j\leqslant m$。

$\boldsymbol{R}$ 为单因素评判矩阵（evaluation matrix of single factor），在此为特定网络层单性能参数变量对网络性能的影响，由此获得接入网的评判空间(evaluation space)，用三元有序组 $(U,V,\boldsymbol{R})$ 表示。

5) 对不同的用户应用建立单因素的权重分配向量 $\boldsymbol{W}$

$$\boldsymbol{W}=(w_1,w_2,\cdots,w_n) \tag{12}$$

其中，w_i 代表应用层的服务对不同因素的重要程度，对 $\boldsymbol{W}$ 进行权向量归一化，满足 $\sum_{i=1}^{n}w_i=1$，$w_i>0$，$1\leqslant i\leqslant n$。本文采用量子遗传算法对此权重参数进行估计。

6) 建立综合评判模型，使用 U 上的一个 Fuzzy 集 $\boldsymbol{W}=(w_1,w_2,\cdots,w_n)$ 表示各个网络因素的权重分配，$\boldsymbol{B}=(b_1,b_2,\cdots,b_n)$ 表示对备选网络的综合评价结果。算子 $\circ$ 遵循 Fuzzy 综合函数，综合评判结果为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{B}&=\boldsymbol{W}\circ\boldsymbol{R}\\ &=(w_1,w_2,\cdots,w_n)\circ(\boldsymbol{R}_1,\boldsymbol{R}_2,\cdots,\boldsymbol{R}_m)^{\mathrm{H}}\\ &=\sum_{i=1}^{n}w_i r_{ij}\end{aligned} \tag{13}$$

本文通过 GC 获取知识库中存储的先前用户接入选择网络的经验及当前网络状况，应用量子遗传算法列方程中计算解得权重向量 $\boldsymbol{W}$，从而获得权重矢量。最后根据权重向量 $\boldsymbol{W}$ 按最大隶属度原则评判 $Net_1,Net_2,\cdots,Net_n$ 的性能。

4.3　网络因素权值确定

不同网络应用对接入网性能要求存在较大差异，网络应用权值的选取直接影响接入网选择。如语音通话要求网络具有较低时延，但能容忍一定程度的分组丢失率；在线视频要求具有高带宽，而文件传输要求网络具有较高的可靠性。

本文采用量子遗传算法（QGA, quantum genetic algorithm）优化接入网性能因素及的主要参数权值的评定问题。QGA 实现过程如图 4 所示。

```
Algorithm Weight_Optimization _QGA
1) BEGIN
2)     t ← 0
3)     初始化权重向量 W(t)
4)     观察权重向量 W(t) 状态，生成 P(t)
5)     评估 P(t)
6)     更新权重向量 W(t)
7)     存储当前最优解到 P(t)
8)     WHILE (未达到最优解 W(t) ) DO
9)     BEGIN
10)        t ← t+1
11)        观察权重向量 W(t−1)，由量子坍塌生成 P(t)
12)        交叉变异生成新的 P(t)
13)        评估  P(t)
14)        更新  权重向量 W(t)
15)        存储当前最优解到 P(t)
16)    END
17) END
```

图 4　QGA 权值优化算法

待评估网络性能参数的权值用量子比特编码表示。利用量子概率幅表征染色体，模拟量子坍塌，用一对复数定义一个量子比特位。设 n 个待评估网络因素的权重向量对应 n 个量子比特，则量子种群描述为

$$\boldsymbol{W}(t)=(w_1^t,w_2^t,\cdots,w_n^t) \tag{14}$$

其中，n 表示待优化的权重向量个数，在此也表示种群规模，t 表示遗传代数，w_j^t 表示一条量子染色体，其定义为

$$w_j^t=\left[\begin{array}{c|c|c|c}\alpha_1^t & \alpha_2^t & \cdots & \alpha_m^t\\ \beta_1^t & \beta_2^t & \cdots & \beta_m^t\end{array}\right],\quad j=1,2,\cdots,n \tag{15}$$

且 $\left|\alpha_i^t\right|^2+\left|\beta_i^t\right|^2=1$，$i=1,2,\cdots,m$。其中，$m$ 是量子比特染色体的比特数，即量子染色体的长度。

采用 QGA 算法确定网络子层各因素的权值向量 $\boldsymbol{W}$，算法步骤如下。

1) 初始化进化代数：$t=0$。

2) 初始化种群 $\boldsymbol{W}(t)$，$\boldsymbol{W}(t)$ 为单因素权重向量，在 $t=0$ 代入，将全部 n 条染色体的 $2mn$ 个概率幅都初始化为 $\frac{1}{\sqrt{2}}$，每条染色体以相同的概率 $\frac{1}{\sqrt{2^m}}$ 处于可能的线性叠加态中，即

$$\Psi_{w_j}^0=\sum_{k=1}^{2^m}\frac{1}{\sqrt{2^m}}\left|s_k\right\rangle \tag{16}$$

其中，s_k 是由二进制串 $(x_1,x_2,\cdots,x_m)$ 描述的第 k 个状态，x_i =0,1，$i=1,2,\cdots,m$。

3) 由 $\boldsymbol{W}(t)$ 量子坍塌生成 $P(t)$。通过观察 $\boldsymbol{W}(t)$ 的状态来生成二进制解集 $P(t)=(x_1^t,x_2^t,\cdots,x_n^t)$，每个解 $x_j^t(j=1,2,\cdots,n)$ 为一个长度为 m 的二进制串，其值由相应量子位的观测概率 $\left|\alpha_i^t\right|^2$ 或 $\left|\beta_i^t\right|^2$ $(i=1,2,\cdots,m)$ 决定，并计算 $P(t)$ 中每个解的适应度，存储最优解。

在循环中，首先通过观察种群 $\boldsymbol{W}(t-1)$ 的状态，获得二进制解集 $P(t)$，计算每个解的适应度。获得更加优良的染色体，通过将二进制解集 $P(t)$ 与当前存储的最优解比较，用适当的量子门 $U(t)$ 更新种群 $\boldsymbol{W}(t)$。选择 $P(t)$ 中当前的最优解替换当前存储的最优解。

4) 个体交叉、变异操作，生成新的 $P(t)$。

5) 评价群体 $P(t)$ 的适应度，保持最优解。

6) 停机条件判断:当满足时，输出当前最优个体，算法结束，否则继续。

7) 更新 $\boldsymbol{W}(t)$，$t=t+1$，转到步骤 3)。

步骤 4)的量子变异过程描述如下：根据当前最优个体推出一个指导量子染色体后，在它的周围随机散布量子染色体作为下一代的量子种群。

$$W_{\text{guide}}(t)=aP_{\text{nowbest}}(t)+(1-a)[1-P_{\text{nowbest}}(t)]$$

$$W(t+1)=W_{\text{guide}}(t)+b\text{normrnd}(0,1) \qquad (17)$$

其中，$P_{\text{nowtbest}}(t)$ 为到第 t 代为止的最优个体，W_{guide} 为指导量子染色体，a 为 $P_{\text{nowbest}}(t)$ 的影响因子，b 为量子种群随机散布的方差。

为了获得较高的权重 W 精度，设定每个网络因素为 32 位二进制数，即每条染色体具有 32 个量子位，得到

$$P=(w_{\text{PHY}_1},\cdots,w_{\text{PHY}_n},w_{\text{MAC}_1},\cdots,w_{\text{MAC}_n},\cdots)$$

$$W=\overline{P}$$

$$=(\cdots,w_{\text{MAC}_n},\cdots,w_{\text{MAC}_1},w_{\text{PHY}_n},\cdots,w_{\text{PHY}_1}) \qquad (18)$$

如果 P 是搜索空间的最优解，则种群的量子染色体越接近 W，a 值越小，量子种群受 W_{guide} 的影响越大；当 $a=0$ 时，$W_{\text{guide}}=\overline{P}$，观察 W_{guide} 后以概率 1 得到 P。本实验中取 $a\in[0.1,0.5]$，$b\in[0.05,0.15]$。经由以上步骤获得模糊综合评判的权重最优解。权重的确定过程实际上是搜索一组最优数值，使代入模糊关系方程后所得到的结果和真实情形能够达到一致性。

遗传算法（GA, genetic algorithm）可以在解空间内进行多点随机搜索，并找出最优解，能够满足解空间的全覆盖，虽然符合本文需求，但会增加算法的迭代次数，从而影响收敛速度。本文采用 QGA，解空间相对较小，收敛速度较快。为考察本文所用算法的收敛性，初始化参数如表 4 所示。

表 4　　GA 和 QGA 的参数设置

参数	GA	QGA
种群规模	192	192
染色体数	1	96
转角初值	0.05π	—
交叉概率	—	0.8
变异概率	0.05	0.05
优化代数	55	467

图 5、图 6 分别对比了 GA 算法和 QGA 算法的收敛率和迭代步数。

如图 5 所示，当学习速率改变时，QGA 的收敛率最高为 85%，最低为 38%。而 GA 受学习速率影响较大，当学习速率小于 0.3 时，不收敛，收敛率最高仅能达到 51%。上述分析表明，QGA 在收敛率方面明显优于传统的 GA。

由图 6 比较 GA 和 QGA 的平均迭代步数和最小迭代步数，易得出 QGA 在平均迭代次数上明显少于 GA，且当学习速率改变时，变化较小。上述分析表明，QGA 在迭代步数方面明显优于 GA。

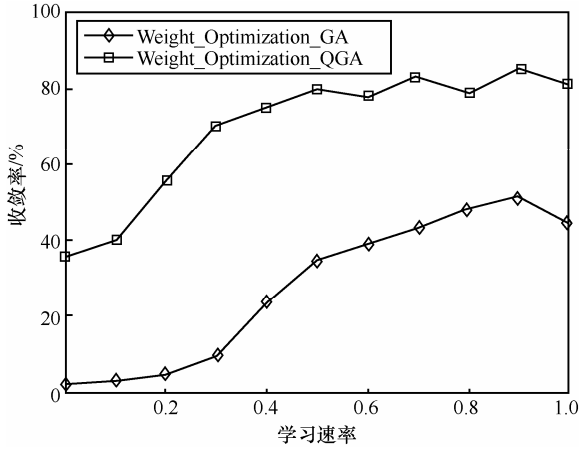

图 5　学习速率和收敛率的对比

QGA 是基于量子位和量子叠加态概念提出，由于量子系统能够描述叠加态，因此基于量子位编码比传统 GA 具有更好的种群多样性。在传统 GA 算法中需要至少 96 条染色体才能描述式（18）表示的状态，但用量子编码仅需要一条染色体就能够描

述以上多个状态。因此，QGA 能够大幅缩小解空间的维数，在收敛速率和迭代步数上明显优于 GA。

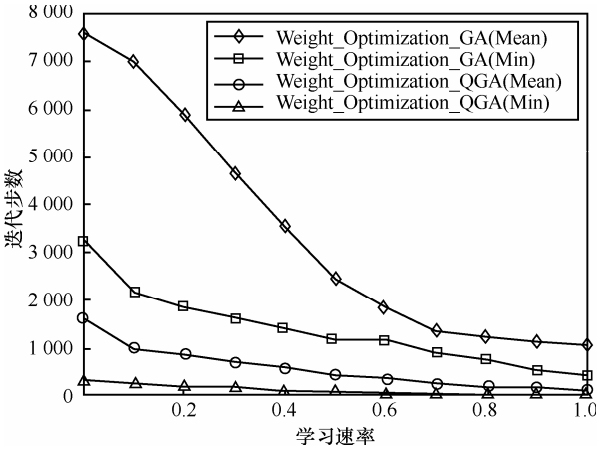

图 6　学习速率和迭代步数的对比

5　实验仿真与分析

5.1　仿真场景设定

采用 NS2 仿真平台[11,12]执行性能评估，仿真设定 200 m×200 m 区域，如图 7 所示。2 个接入点（AP，access point）分别对称放在区域两侧的中心位置，距离边界各 100 m，根据场景设置固定带宽，对于 WLAN 通信无线用户之间应用 802.11g 协议，目标分组丢失率不大于 0.01。对于 UMTS 接入点，设置传播因子为 8 的上行链路和下行链路，相应的上行链路为 384 kbit/s，下行链路为 7.2 Mbit/s。

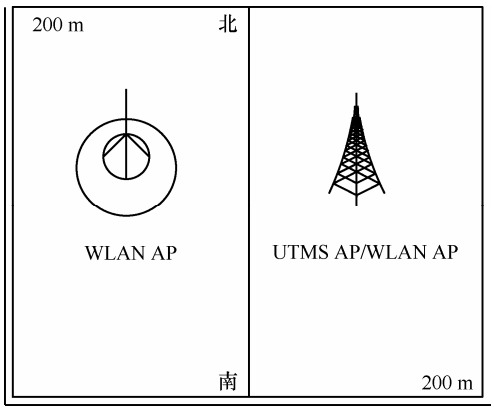

图 7　仿真场景设定

采用的对比算法有：链路容量方法(AS_LCS, link capacity scheme)、最高信噪比接入方法(H_RSSI_S, highest RSSI scheme)和模糊偏好接入方法(AS_FTM, fuzzy TOPSIS method)[13]。本文设定 3 个仿真实验场景，每个场景随机平均运行 50 次，确保统计数据的准确。

5.2　仿真过程及结果分析

1) 验证对于随机分布的用户，增加用户个数，2 个相同 AP 接入点能够实现接入的负载均衡程度及网络总体性能。实验设置 2 个 WLAN AP，采用 802.11g 协议，且设置带宽都为 10 Mbit/s，100 个 TCP 用户按照时序生成，用户节点位置随机分布在 200 m×200 m 的方形区域内，仿真时间为 500 s。

图 8 描述了网络的平均吞吐量情况。本文采用的接入方案 CN_CLA 明显优于 AS_LCS、H_RSSI_S 2 种接入方法。而随着终端节点数增多，尽管不同情形下所有用户间的平均吞吐量都降低，但从图中可以看出，当终端节点数超过 16 时，CN_CLA 方案优于 AS_FTM，能够达到更高的网络吞吐量。

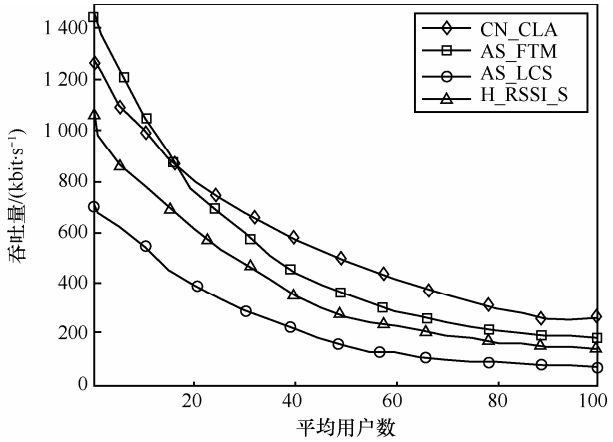

图 8　平均吞吐量

图 9 描述了网络的时延抖动情况。由实验结果可知，随着终端用户不断增多，4 种接入方案的抖动都有所增加。但是，当终端节点数超过 73 时，CN_CLA 方案优于其他 3 种方案，能够获得更小的网络抖动。

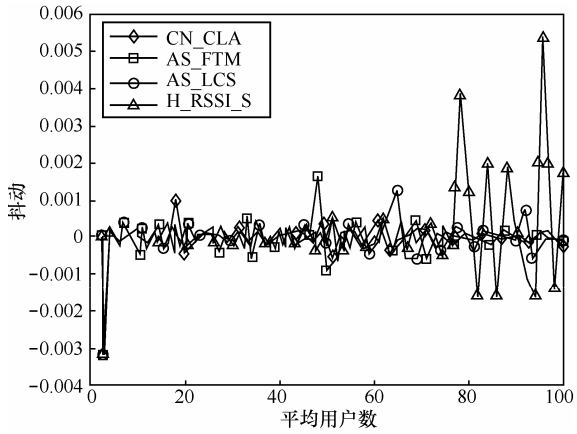

图 9　时延抖动

图 10 描述了网络的平均分组丢失率情况。如图 10 所示，随着终端用户不断增多，4 种接入方案的平均分组丢失率都有所增加，其中 H_RSSI_S 分组丢失最多。当用户数超过 12 时，分组丢失率开始持续增多，而 AS_LCS 方案在用户节点数达到 16 时，分组丢失率增多；AS_FTM 方案在用户节点数超过 22 时，分组丢失率开始增多；CN_CLA 方案在用户节点数超过 48 时，分组丢失率开始增加，但增加趋势较为缓慢，最大分组丢失率小于 0.4%，明显优于其他 3 种方案。

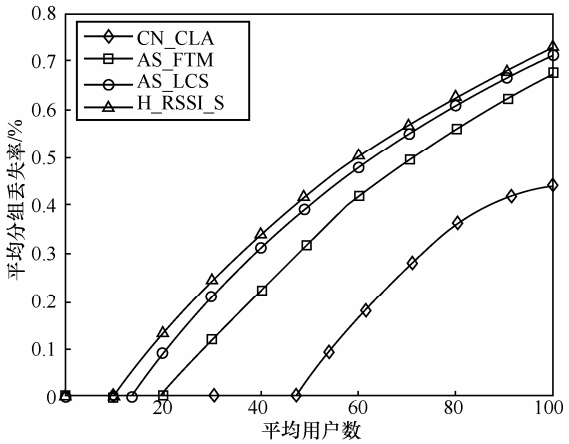

图 10 平均分组丢失率

图 11 描述了网络的平均时延情况。由实验结果可知，随着终端用户不断增多，4 种接入方案的平均时延均有所增加，其中，H_RSSI_S 时延增加最快，CN_CLA 方案和 AS_FTM 方案性能相近，CN_CLA 略优于 AS_FTM 方案，平均时延相对较小，并且在用户数少于 25 之前，网络时延近似于零。

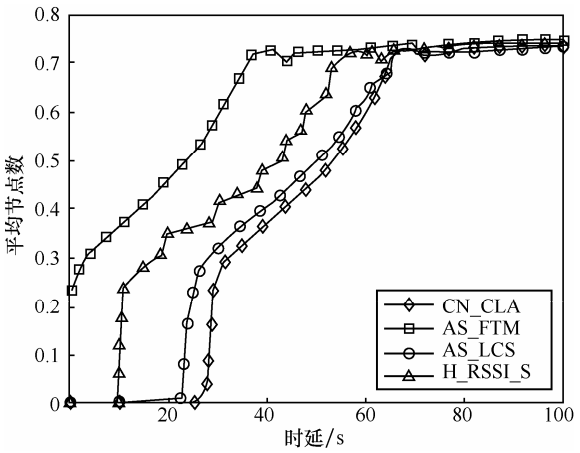

图 11 平均时延

综合比较图 8~图 11 实验结果，本文提出的方案能够满足多个用户接入选网，且网络性能参数（吞吐量、抖动、分组丢失率和时延）明显优于其他 3 种接入方式。这是因为将吞吐量、时延和可靠性作为备选接入网的评估条件，进行模糊跨层信息融合，而对于多个模糊参数的评估，又采用 QGA 算法动态优化，使随着终端用户数目增多，网络负载加大时，网络整体性能仍然能够保持最优。

2) 验证对于移动用户成功发起会话并在多次切换中均没有发生中断，最后顺利完成一次会话的概率。实验设置 2 个不同接入点为 WLAN AP 和 UTMS AP。设置 100 个移动节点，仿真时间为 300 s，节点随机分布在 200 m×200 m 的方形区域内，最大连接数设置为 60。CBR 源的分组发送率为每秒 0.25 个数据分组，节点向任意方向随机移动，移动停留时间取 10 s，其移动速度分别设置为 $v=2n$，$n=\{1,2,\cdots,50\}$，单位是 m/s。

图 12 描述了会话成功率情况。由实验结果可知，随着移动用户节点数增多，4 种方案会话完成率均下降，当节点数超过 40 时，网络会话完成率急剧下降，但 CN_CLA 方案会话完成率下降较为缓慢。在用户数达到 80 时，会话完成率能够基本稳定在 45%左右。而其他 3 种方案会话完成率大幅度下降，H_RSSI_S 在用户数达到 100 时，会话完成率接近于零。

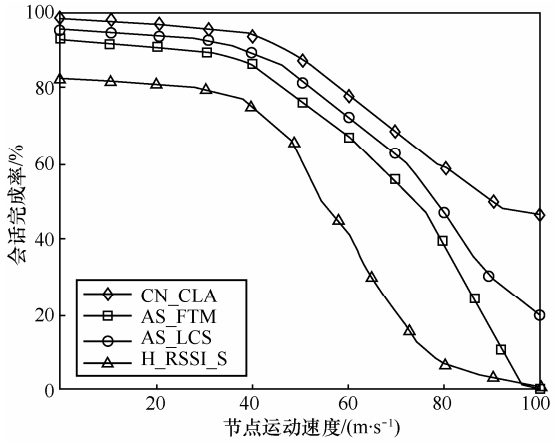

图 12 会话完成率

图 13 描述了节点运动速度与时延的关系。如图 13 所示，随着节点运动速度加快，4 种接入方案端到端的接入时延均有增加，AS_LCS、H_RSSI_S 在移动速度达到 72 时，端到端的接入时延大幅度上升，而 CN_CLA 和 AS_FTM 方案在移动速度接近 80 时开始增加，但较为缓慢，移动速度达到 100

时，仍然能满足部分用户需求，且 CN_CLA 明显优于 AS_FTM 方案。

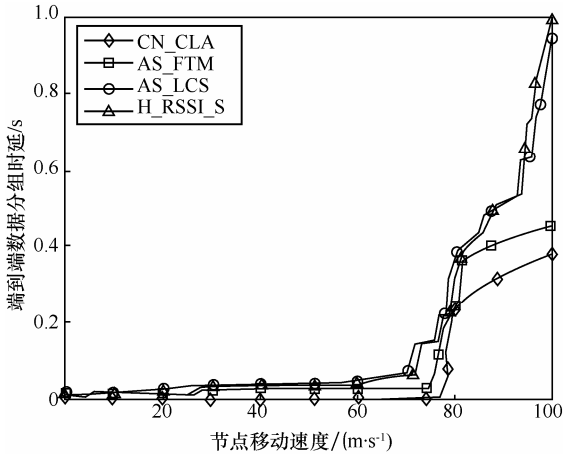

图 13　节点运动速度与时延关系

综合比较图 12 和图 13 的实验结果可知，本文提出的方案能够满足移动终端用户的接入选网，网性能参数（会话完成率和端到端时延）明显优于其他 3 种接入方式。这是因为将用户移动速度、位置等信息作为备选接入网的评估参数，使在终端用户移动速度增加、数目增多的情况下，仍然能够保障用户的业务需求和网络的性能。

3) 验证对于多服务类型的终端用户，接入或退出 AP 时，2 个不同接入点的负载均衡程度和网络整体性能。采用指数 on/off 流量模型参数，模拟 VoIP 用户；调整帕累托 on/off 流量模型参数，模拟视频用户；采用 VBR 流量发生器，设置相应参数，模拟占用大流量文件传输网络用户。

实验设置 12 个用户节点，其中 10 个 VoIP 用户，1 个视频用户，1 个文件传输用户。每隔 10 s 产生一个终端用户请求，位置随机。其 AP 接入点参数设计与实验（2）相同，仿真时间为 500 s。

流量模型的仿真时间如图 14 所示。仿真初始 10 s，没有用户接入请求；10 s 时，视频用户请求接入 AP，持续运行时间到 250 s；100 s 时，VoIP 用户提出接入请求，并且每隔 10 s 增加一个 VoIP 用户请求，在 200 s 时，增加到 10 个 VoIP 用户，持续到仿真结束；300 s 时，文件传输用户请求接入 AP，持续运行到 400 s，文件传输用户结束访问接入点；仿真过程共持续 500 s。

图 15 表示采用 CN_CLA 方案不同接入点的用户变化情况。视频用户选择 UMTS 接入点，由于视频用户对带宽有较高要求，模糊综合评判结果表明，WLAN AP 能够更流畅地播放视频。当仿真场景运行到 100 s 时，VoIP 请求接入 AP，随着用户个数增多，2 个 AP 接入的终端用户节点数均有增加，但由于 WLAN AP 接入的视频用户占用大量带宽，导致网络的分组丢失率、时延均有增加，而可靠性下降，而 VoIP 用户要求网络具有较低时延，经 CN_CLA 方案评测第 1~3 个 VoIP 用户均选择 WLAN AP 作为接入点，第 4 个用户选择 UMTS AP 能获得更好的性能；当仿真运行到 250 s 时，视频用户任务结束，部分 VoIP 用户转移到 WLAN AP 中，10 个 VoIP 用户平均分配网络资源，能够达到负载均衡；仿真运行到 300 s 时，文件传输用户向 AP 接入点提出接入请求，根据 CN_CLA 方案评测，选择 WLAN AP 完成用户任务，当仿真场景运行到 400 s 时，文件传输用户结束服务请求，CN_CLA 方案平均分配网络资源。

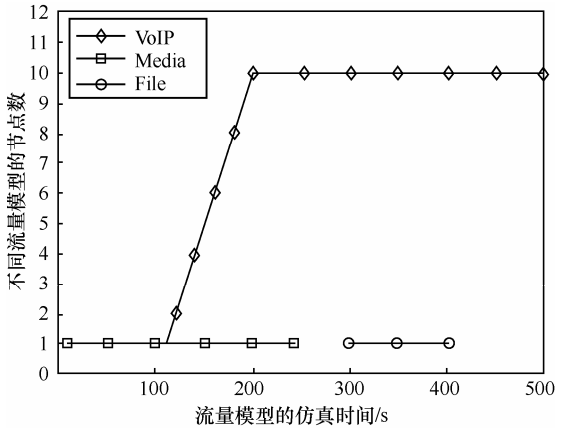

图 14　不同流量模型的仿真时间

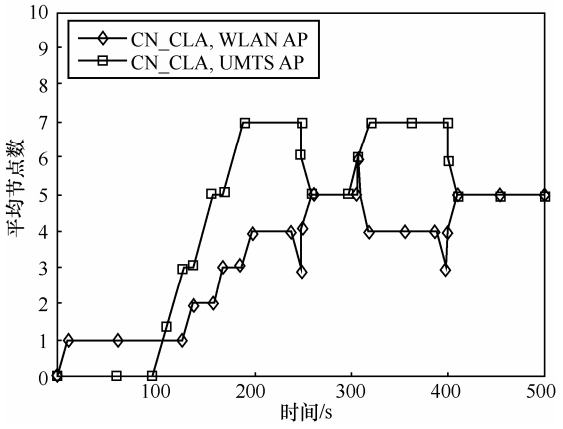

图 15　CN_CLA 方案 AP 节点数变化

图 16 表示采用 AS_FTM 方案不同接入点的用户变化情况。在仿真运行 10 s 时，由于 AS_FTM 方案综合考虑核心网络和接入网络性能，WLAN AP

能够更流畅地播放视频，用户选择 UMTS AP；当仿真运行到 100 s 时，VoIP 请求接入 AP，随着用户个数增多，2 个 AP 所接入的终端用户数均有增加，但由于未能综合评估 WLAN AP 接入的视频用户占用大量带宽，只是针对网络因素评估接入点性能，所以第 2 个 VoIP 用户选择 WLAN AP 作为接入点；当仿真运行到 250 s 时，视频用户任务结束，VoIP 用户不能平均分配资源，达不到负载均衡的要求；仿真运行到 300 s 时，文件传输用户向 AP 接入点提出接入请求，依据 AS_FTM 文件传输要求接入点具有较高的可靠性，此算法能够合理地选择 WLAN AP 完成用户任务；当仿真运行到 400 s 时，文件传输用户结束服务请求，AS_FTM 方案仍然保持原有的接入选择，不能达到负载均衡。

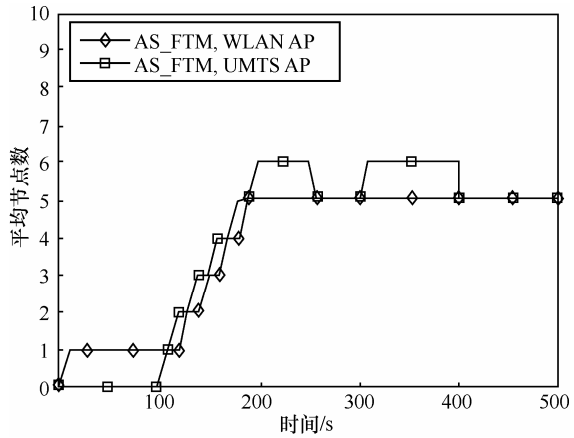

图 16 AS_FTM 方案 AP 节点数变化

图 17 表示 WLAN AP 在方案 CN_CLA 和方案 AS_FTM 下分组丢失率的比较。图 18 表示 UMTS AP 在方案 CN_CLA 和方案 AS_FTM 下分组丢失率的比较。根据式（1）可知，网络的分组丢失率对传输时

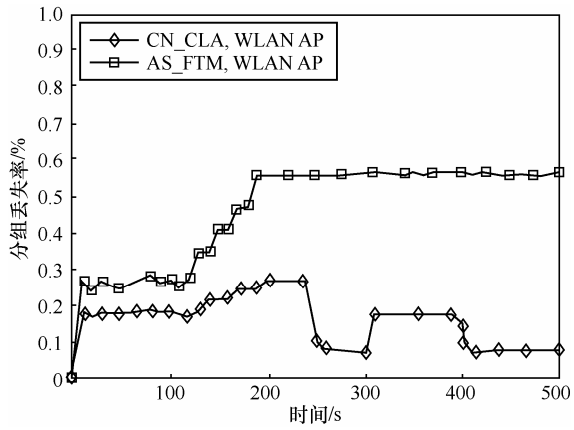

图 17 WLAN AP 的分组丢失率比较

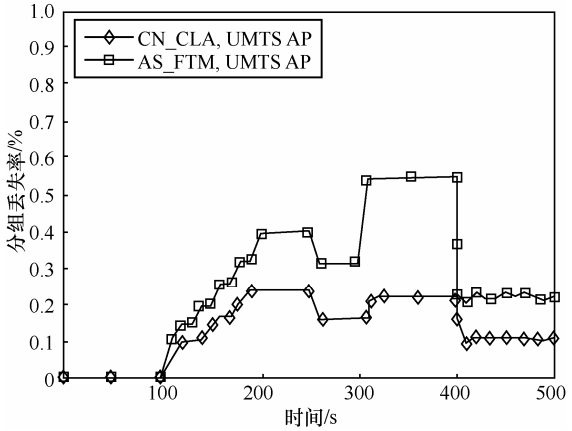

图 18 UMTS AP 的分组丢失率比较

延具有较大影响，而式（3）中，网络时延是分组丢失率为变量的函数。综合比较，网络的时延随着用户数目的增减，2 种方案的分组丢失率均有变化，但能明显看出 CN_CLA 方案优于 AS_FTM 方案。CN_CLA 方案能够在终端用户接入请求持续的情况下，智能地选择网络，并保障网络的整体性能。

综合以上 3 个仿真实验可知，本文提出的研究方案能够更好地满足用户需求，并能够保障网络的整体性能。对比传统的方法（H_RSSI_S、AS_LCS）的性能参数，充分表明本文所提出算法的优越性；对比同类具有代表性的接入选择算法（AS_FTM）也具有一定优势。

6 结束语

未来移动互联网络多接入点并存，给终端用户带来了多种接入网络的选择机会，同时也带来了新问题：当不同类型的终端应用业务流需要传输时，如何根据不同业务的特征、不同网络的连接状况，智能地为用户选择接入点、合理地分配网络资源亟待解决。据此，本文提出一套针对终端用户应用需求来选择接入点的解决方案。本文的主要贡献包括：1）提出一个跨层感知的框架结构，能够实现多网络层的信息获取，并且该框架结构具有一定的可扩展性；2）在此框架下，以模糊综合评判为主要方法，实现多网络层及终端用户的信息融合；3）应用量子遗传算法对网络性能评判因素的权值进行优化，实现依据终端用户需求智能选择接入网络。由于本文的仿真实验仅针对 WLAN AP 和 UMTS AP 接入选网，因此下一步工作主要针对更多异构网络间的自由切换。

参考文献：

[1] WANG L, KUO G S. Mathematical modeling for network selection in heterogeneous wireless networks-a tutorial[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2013, 15(1): 271-292.

[2] FORTUNA C, MOHORCIC M. Trends in the development of communication networks: cognitive networks[J]. Computer Networks, 2009, 53(9): 1354-1376.

[3] THOMAS R W, FRIEND D H, DASILVA L A, *et al*. Cognitive networks: adaptation and learning to achieve end-to-end performance objectives[J]. IEEE Communications Magazine, 2006, 44(12): 51-57.

[4] SRIVASTAVA V, MOTANI M. Cross-layer design: a survey and the road ahead[J]. IEEE Communications Magazine, 2005, 43(12): 112-119.

[5] HALDAR K L, GHOSH C, AGRAWAL D P. Dynamic spectrum access and network selection in heterogeneous cognitive wireless networks[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2013, 9(4): 484-497.

[6] 石文孝，范绍帅，王柟等. 基于模糊神经网络的异构无线网络接入选择算法[J]. 通信学报, 2010, 31(9):151-156.
SHI W X, FAN S S, WANG N, *et al*. Fuzzy neural network based access selection algorithm in heterogeneous wireless networks[J]. Journal on Communications, 2010, 31(9):151-156.

[7] STEVENS-NAVARRO E, LIN Y, WONG V W S. An MDP-based vertical handoff decision algorithm for heterogeneous wireless networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(2): 1243-1254.

[8] 陈前斌, 周伟光, 柴蓉, 等. 基于博弈论的异构融合网络接入选择方法研究[J]. 计算机学报, 2010, 33(9): 1643-1652.
CHEN Q B, ZHOU W G, CHAI R, *et al*. Game theory based network access selection study in heterogeneous integrated networks[J]. Chinese Journal of Computers, 2010, 33(9): 1643-1652.

[9] MESSIER G G, HARTWELL J A, DAVIES R J. A sensor network cross-layer power control algorithm that incorporates multiple-access interference[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(8): 2877-2883.

[10] JUNAID A , ZHANG X, *et al*. A decentralized MAC protocol for opportunistic spectrum access in cognitive wireless networks original research article[J]. Computer Communications, 2013, 36(13):1399- 1410.

[11] The Network Simulator - ns-2[EB/OL]. http://www.isi.edu/nsnam/ns/, 2013.

[12] BALDO N, MAGUOLO F, MIOZZO M, *et al*. ns2-MIRACLE: a modular framework for multi-technology and cross-layer support in network simulator[A]. Proceedings of the 2nd International Conference on Performance Evaluation Methodologies and Tools[C]. Brussels, Belgium, 2007.16.

[13] CHAMODRAKAS I, MARTAKOS D. A utility-based fuzzy TOPSIS method for energy efficient network selection in heterogeneous wireless networks[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(7): 1929-1938.

作者简介：

王慧强（1960-），男，河南周口人，博士，哈尔滨工程大学教授、博士生导师，主要研究方向为可信计算、自律计算、认知网络、网络技术与信息安全、网络安全态势感知等。

陈晓明（1983-），女，黑龙江哈尔滨人，哈尔滨工程大学博士生，主要研究方向为认知网络、跨层设计、异构网络接入、网络体系结构等。

吕宏武（1983-），男，山东日照人，博士，哈尔滨工程大学讲师，主要研究方向为自律计算与可信计算、自省模型研究等。

冯光升（1980-），男，山东德州人，博士，哈尔滨工程大学讲师、硕士生导师，主要研究方向为异构网络接入、自律计算、网络安全态势感知。

朱强（1986-），男，山东招远人，哈尔滨工程大学博士生，主要研究方向为网络虚拟化和云计算。