

IEEE 802.11n 中速率、模式及信道的联合自适应算法*

陈剑¹, 李贺武², 张晓岩^{3,4}, 周俊¹

¹(解放军理工大学 指挥信息系统学院, 江苏 南京 210007)

²(清华大学 信息网络工程研究中心, 北京 100084)

³(Faculty of Electrical Engineering, Mathematics and Computer Science, University of Twente, Enschede 7500, Netherland)

⁴(南京师范大学 数学科学学院 数学研究所, 江苏 南京 200023)

通讯作者: 张晓岩, E-mail: royxyzhang@gmail.com

摘要: 针对 IEEE 802.11n 无线网络中的速率、MIMO 模式与信道宽度的联合自适应问题, 提出了一种基于非静态 Multi-Armed Bandit 学习方法的联合自适应算法, 并设计了一种新颖的报酬函数. 为解决该算法收敛时间较慢的问题, 基于分类回归树设计了 MCS、MIMO 模式以及信道宽度预测算法, 其能够有效利用无线网卡驱动程序采集的相关统计数据预测不同 MCS、MIMO 模式以及信道宽度组合的报酬函数, 大幅度缩小联合自适应算法的搜索空间. 该算法具有易实现、近似最优及计算复杂度低的特点. 真实实验结果表明: 在无干扰和不同干扰环境下, 联合自适应算法都能够有效地提高 UDP 吞吐量.

关键词: 速率; 模式; 信道宽度; 联合自适应; 预测算法

中图法分类号: TP393

中文引用格式: 陈剑, 李贺武, 张晓岩, 周俊. IEEE 802.11n 中速率、模式及信道的联合自适应算法. 软件学报, 2015, 26(1): 98-108. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4583.htm>

英文引用格式: Chen J, Li HW, Zhang XY, Zhou J. Joint adaptation algorithm of rate, mode and channel for IEEE 802.11n. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2015, 26(1): 98-108 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4583.htm>

Joint Adaptation Algorithm of Rate, Mode and Channel for IEEE 802.11n

CHEN Jian¹, LI He-Wu², ZHANG Xiao-Yan^{3,4}, ZHOU Jun¹

¹(College of Command Information Systems, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)

²(Information Networks Engineering Research Center, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

³(Faculty of Electrical Engineering, Mathematics and Computer Science, University of Twente, Enschede 7500, Netherland)

⁴(Research Institute of Mathematics, School of Mathematical Science, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

Abstract: To address the issue of joint adaptation of rate, MIMO (multiple input multiple output) mode and channel width in IEEE 802.11n wireless networks, a joint adaptation algorithm based on non-stationary multi-armed bandit learning approach is proposed, and a novel reward function is also presented. To reduce the convergence time of the algorithm mentioned above, the prediction algorithms of MCS (modulation and coding scheme), MIMO mode and channel width based on classification and regression trees are developed to effectively utilize the statistical data collected by the wireless network interface driver to predict the reward values of different combination of MCS, MIMO mode and channel width, and shrink the search space of the joint adaptation algorithm. The proposed algorithm is easy to implement, approximately optimal, and has low computation complexity. The real experiment results show that the UDP throughput is improved significantly by the proposed algorithm under the interference-free environment and the environment with different interference conditions.

Key words: rate; mode; channel width; joint adaptation; prediction algorithm

* 基金项目: 国家自然科学基金(61301159, 61273047, 61161140454); 江苏省教育厅自然科学基金(13KJB1100188); 国家科技重大专项(2012ZX01039-003, 2012ZX03002015-003); 国家高技术研究发展计划(863)(2014AA01A701)

收稿时间: 2013-07-08; 定稿时间: 2014-01-26

IEEE 802.11n^[1]是2009年9月颁布的一项新的无线局域网标准,其对物理层和介质访问控制层都作了大的改进和扩展.在介质访问控制层,增加了帧聚合、块确认等机制,有效地提高了传输效率;在物理层,引入了多入多出(multiple input multiple output,简称MIMO)、信道绑定(两个20MHz的信道绑定成一个40MHz的信道)等技术,大幅提升了物理层发送速率.MIMO是IEEE 802.11n在物理层引入的核心关键技术,它利用多根收发天线进行无线传输,在充分散射的传输环境中允许在不增加功率和频谱带宽的条件下,既可通过空分多集(spatial diversity,简称SD)提高给定数据速率下的传输可靠性,又可通过空分复用(spatial multiplexing,简称SM)提高传输速率.

多模式是MIMO技术的内在特征,通常可以分为两类:SD模式和SM模式.SD模式利用多对收发天线之间传输信道衰落不相关的特性,通过分集接收合并改善信道衰落,进而提高链路的传输可靠性.SM模式通过空分复用技术将信号在不同收发天线间并行传输,从而有效地提高传输速率.不同模式在不同环境下获得的性能增益不同,SM模式在信道空分结构较好的条件下取得更优的性能增益,SD模式则在信噪比(signal noise ratio,简称SNR)较低条件下,可通过分集接收合并提高性能增益.Demmel条件数^[2]能够很好地反映出当前工作信道的空分结构状态,然而由于受到硬件和计算复杂度的限制,目前商用无线网卡都不能支持Demmel条件数的获取.因此,如何优化MIMO模式的自适应选择,成为了充分利用MIMO技术优势的关键,同时也是研究的难点所在.

速率自适应是IEEE 802.11a/b/g无线网络中链路层的重要传输优化机制,其根据时变的信道状态为每个待发送报文选择最优的物理层发送速率,即,调制与编码方案(modulation and coding scheme,简称MCS),进而优化传输性能.目前,速率自适应机制主要可分为两类:闭环和开环.在闭环速率自适应机制中,接收方将其接收信道质量或最佳接收速率显式地反馈给发送方,发送方根据接收到的反馈动态调整发送速率;在开环速率自适应机制中,发送方根据探测的信道质量或历史统计信息估计当前的最佳发送速率.闭环速率自适应机制需要收发双方紧密协作,但IEEE 802.11协议族并未对速率自适应做出明确规定,不同生产厂商的无线网络设备之间彼此很难兼容.因此在实际使用中,广泛采用的都是开环速率自适应机制.

在IEEE 802.11a/b/g无线网络中,MCS决定了物理层发送速率,而IEEE 802.11n无线网络中物理层发送速率则由MCS、MIMO模式以及传输信道宽度等因素共同决定.因此,IEEE 802.11n无线网络的速率自适应从一维的最佳MCS搜索问题扩展到三维(MCS、MIMO模式、信道宽度)的组合优化问题.到目前为止,该问题还未得到深入而系统的研究.MCS、MIMO模式和信道宽度的组合优化问题本质上是探索与利用(exploration vs. exploitation)的优化问题,即,如何动态探索和利用三者的最优组合配置.针对该问题,本文首先利用非静态Multi-Armed Bandit学习方法设计MCS、MIMO模式和传输信道宽度的开环联合自适应算法,并提出一种新的报酬函数;其次,为解决上述算法存在收敛速度慢的问题,基于分类回归树设计MCS、MIMO模式以及信道宽度预测算法,大幅减少随机探测次数,进而有效地提高收敛速度.真实实验结果表明:与现有的其他优化算法相比,本文所提出的联合自适应算法能够更加有效地提高UDP吞吐量.

本文第1节简要介绍相关工作.第2节详细描述本文需要解决的问题.第3节给出算法的细节描述,并对算法的实现、计算复杂度和性能进行简要讨论和分析.第4节针对实验结果进行分析和比较.

1 相关工作

速率自适应的目标是为无线数据传输找到最优的物理层发送速率,亦即在发送速率和丢包率之间找到最佳平衡点,进而最大化传输吞吐量.速率自适应是IEEE 802.11无线网络中链路层优化的关键机制,得到了广泛关注.在传统的IEEE 802.11a/b/g无线网络中,速率自适应的目标是根据无线信道状态自适应地选择最优MCS. IEEE 802.11n在物理层增加了MIMO和信道绑定两种技术.MIMO技术带来了两种不同MIMO模式,不同MIMO模式决定了不同物理层传输速率.信道绑定允许将相邻的两个20MHz的信道绑定成一个40MHz的信道使用,在相同MCS下,可使物理层传输速率提高一倍^[3].由于上述两种技术的引入,因此,适用于IEEE 802.11a/b/g的速率自适应算法^[4-7]在IEEE 802.11n中并不能取得最优的传输吞吐量,甚至会降低无线传输性能^[8].

自IEEE 802.11n成为正式标准以来,针对IEEE 802.11n的速率自适应算法成为了一个热点研究问题^[8-12].

MiRA^[9]将基于窗口的 MCS 随机探测法与 Zigzag 式的 MIMO 模式选择机制进行了有机结合. MiRA 在同一 MIMO 模式下持续增加物理层发送速率直至吞吐量不再提升,随后改变 MIMO 模式,并在此模式下探测新的物理层发送速率. Zigzag 式的 MIMO 模式选择的优点是易于实现,但其缺点是收敛于最优 MIMO 模式的速度较慢. 陈剑等人^[8]提出了一种简单、有效的 MIMO 模式选择算法,该算法在速率自适应的加速阶段采用交叉 MIMO 模式探测法,在找到最优 MIMO 模式后再进入 MCS 优化选择过程;进入平稳状态后,采用随机 MIMO 模式探测法选择最优 MIMO 模式. 实验结果表明,该算法具有很好的最优 MIMO 模式收敛速度. 文献[10]提出了一种速率自适应算法 RAMAS,其将 MCS 和 MIMO 模式分成两个彼此独立的部分进行并发选择,并通过丢包来推断当前最佳的 MIMO 模式. 文献[11]提出了一种闭环的速率与信道的联合自适应算法,利用不同接收天线的 SNR 区别来选择接收端的最佳 MIMO 模式,并通过 802.11n 标准中的 HTC(high throughput control)字段将 MIMO 模式、信道宽度和 SNR 反馈回发送方.

与上述研究工作不同,本文将 MCS、MIMO 模式和信道宽度作为整体进行考虑,首先利用非静态的 Multi-Armed Bandit 学习方法设计一种开环的联合自适应算法;其次,利用分类回归树分别设计 MCS、MIMO 模式以及信道宽度预测算法,通过预测法大幅减少三维探索与利用优化算法中随机探测次数,有效地提升了联合优化算法的收敛速度.

2 问题描述

本文工作主要针对无线局域网,其包含两类元素:访问点(access point,简称 AP)和用户. AP 位置相对固定,用户采用游牧的方式(这与大多数无线局域网使用场景相符)进行移动,彼此之间都采用速率自适应算法进行传输优化. 对于 IEEE 802.11a/b/g 标准而言,速率自适应算法 RRAA^[4], SampleRate^[5], RBRA^[6], CHARM^[7]能够有效工作的基石之一是给定无线信道状态,吞吐量在所有速率点上只存在唯一极大点,亦即最优物理层发送速率. 但是在 IEEE 802.11n 无线网络中,由于 MIMO 多模式和信道绑定的引入,吞吐量在所有速率点上则存在多个极大点,因此针对 IEEE 802.11a/b/g 标准的速率自适应算法是无法适用于 IEEE 802.11n 标准的. 存在上述问题的主要原因在于:在某一 MIMO 模式下,发送速率无法再度提高时,通过切换 MIMO 模式,发送速率还能够进一步提高. 为了更清楚地说明问题,我们通过图 1 进行更细致的分析和说明.

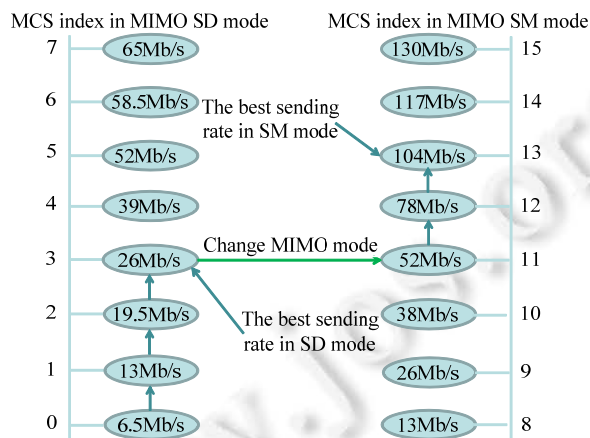


Fig.1 Impact of MIMO mode on MCS Selection

图 1 MIMO 模式对 MCS 选择的影响

图 1 将不同模式下的 MCS 索引分成左右两列, MCS 索引号和发送速率都是 IEEE 802.11n 标准所规定的. 发送方首先在 SD 模式下进行最优发送速率探索,当 MCS=3 时,最佳发送速率为 26Mb/s. 但切换 MIMO 模式之后,最佳发送速率还可以继续提高至 104Mb/s(MCS=13). 从上述图列分析中可以看出, MIMO 模式对 MCS 选择

具有较深影响.因此,针对 IEEE 802.11n 无线网络的传输优化,必须对 MCS 和 MIMO 模式进行联合自适应.

正交频分复用(orthogonal frequency division multiplexing,简称 OFDM)是 IEEE 802.11n 标准采用的物理层通信技术,其将一个信道分解成多个互不干扰的多个子信道,并将数据分解到不同子信道上进行并发传输.信道绑定允许将两个 20MHz 的信道捆绑成一个 40MHz 的信道,因此子信道数将增加 1 倍.在发送功率固定的情况下,每个子信道的发送功率将减少一半,接收端的 SNR 也会降低最少 3dB.此外,报文成功接收率主要受最差子信道的 SNR 影响,因此传输信道越宽,越容易受到频率选择性衰弱的影响.实验结果表明^[13]:增加信道频谱宽度并不一定能够提高传输吞吐量,在某些情况下甚至会严重降低吞吐量.同样,为了更清楚地说明问题,我们通过图 2 更细致地分析和说明信道宽度对 MCS 选择的影响.

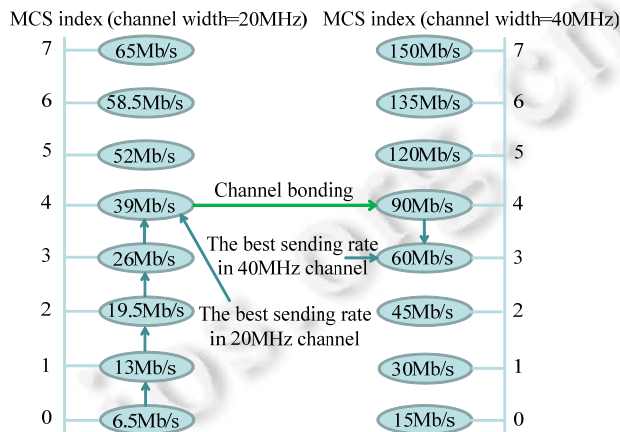


Fig.2 Impact of channel width on MCS selection

图 2 信道宽度对 MCS 选择的影响

图 2 显示:当信道宽度为 20MHz 时,最佳发送速率为 39Mb/s(MCS=4).进行信道绑定之后,发送速率变为 90Mb/s,接收端的 SNR 下降了 3dB.为保持接收方的报文成功接收率,发送方降低发送速率至 60Mb/s(MCS=3),但此时最佳发送速率仍然大于信道绑定之前的 39Mb/s.从图列分析中可以看出,信道绑定对于 MCS 的优化选择同样具有重要影响.

上述分析结果表明,MIMO 模式与信道宽度对 MCS 的优化选择都具有重要影响.因此,如何设计一种联合自适应算法,是充分利用 MIMO 技术和信道绑定技术优势的关键所在,也是优化 IEEE 802.11n 无线网络性能的重要途径.

3 速率、模式与信道的联合自适应算法

针对上节提出的速率、MIMO 模式与信道的联合自适应问题,本节首先利用非静态 Multi-Armed Bandit 学习方法设计速率、MIMO 模式和信道宽度的三维的探索与利用优化算法,并提出了一种新的报酬函数;其次,为了解决上述算法收敛时间较慢的问题,基于分类回归树分别设计了 MCS、MIMO 模式以及信道宽度预测算法,该算法能够有效利用无线网卡驱动程序采集的相关统计数据预测不同 MCS、MIMO 模式以及信道宽度组合的报酬函数,大幅度缩小联合自适应算法的搜索空间,提高收敛速度;最后,本节对算法的实现、计算复杂度及性能进行了详细的分析和讨论.

3.1 基于 Multi-Armed Bandit 模型的联合自适应算法

随机探测法和基于历史统计的预测法是目前开环速率自适应机制主要采用的两类方法.

在 IEEE 802.11a/b/g 标准中,MCS 数量比较小(例如,802.11g 的 MCS 数量为 8),因此基于随机和预测方法的一维搜索算法通常能够取得较好的效果.然而 IEEE 802.11n 标准中增加了 MIMO 模式和信道绑定技术,传统的

一维搜索算法并不能直接得到有效应用。

第 2 节的分析表明,速率、MIMO 模式与信道的联合自适应问题是一个典型的探索与利用问题.无线信道具有高度的时变特性,在通常情况下不具有稳定的概率统计特征,因此不适用于经典的 Multi-Armed Bandit 学习方法.针对该问题,本文基于文献[14]中所提方法设计速率、MIMO 模式与信道的三维非静态 Multi-Armed Bandit 探索与利用优化算法.

3.1.1 符号定义

报文的物理层发送速率 r 主要由 MCS、MIMO 模式和信道宽度决定,本文用 M 表示整个可用 MCS 集合 $\{M|m_1 < \dots < m_l\}$,MCS 编号越大,发送速率越高.此外,用 S 表示 MIMO 模式集合 $\{SD, SM\}$,用 W 表示信道宽度集合 $\{20, 40\}$.为了便于非静态 Multi-Armed Bandit 探索与利用优化算法的性能分析,本文假定收发双方之间的数据传输以帧为单位,用 F 表示,帧传输时采用相同的物理层发送速率,并且每帧所需的传输时间为固定值 T .IEEE 802.11n 标准支持报文聚合功能,它能够多个报文聚合成一帧.同时,根据发送速率动态调整帧中报文的数量,以实现每帧传输时间基本相似.因此,本文的假定是合理的. $f_{m,s,w}$ 表示在 MCS m 、MIMO 模式 s 和信道宽度 w 条件下,总共已发送帧的数量, $N_{m,s,w}$ 则表示在时间 T 内该帧所能发送的报文数量.此外,由于时间 T 固定,使用不同发送速率 r 的帧,具有如下相互关系: $\{N_{m',s',w'}/r' = N_{m,s,w}/r | s',s' \in S; m',m' \in M; w',w' \in W\}$. $\rho_{m,s,w}$ 表示帧中报文成功发送的概率.由于无线信道具有时变特性,因此, $\rho_{m,s,w}$ 也是时变的,不具备稳态的统计特征.令 $\theta_{m,s,w}$ 表示在 MCS m 、MIMO 模式 s 和信道宽度 w 条件下总共成功接收的报文数,可得 $\rho_{m,s,w} = \theta_{m,s,w} / (f_{m,s,w} \times N_{m,s,w})$.

3.1.2 探索与利用优化模型

探索与利用优化解决的核心问题是在探索新的最优解与利用已知最优解之间找到平衡,在静态系统中(系统各种状态具有稳定的统计分布特征),经典的 Multi-Armed Bandit 算法在经过多次探索与利用的迭代循环后,能够收敛到最优解.

本文基于文献[14]中所提方法,针对非静态 Multi-Armed Bandit 探索与利用模型,设计了一种新颖的 MCS、MIMO 模式和信道宽度的联合自适应算法.该算法为每一个三元组 $\langle m,s,w \rangle$ 分配一个报酬,并根据公式(1)进行动态更新.在传输数据帧时,联合自适应算法选择报酬最高的三元组,其表示目前已知的最佳 MCS、MIMO 模式和信道宽度组合.

$$\mu_{m,s,w} = \frac{\theta_{m,s,w}}{f_{m,s,w}} + B \sqrt{\frac{\alpha \log(\sum_{m' \in M, s' \in S, w' \in W} f_{m',s',w'} \times N_{m',s',w'})}{f_{m,s,w} \times N_{m,s,w}}} \quad (1)$$

公式(1)所表示的报酬函数由探索因子和利用因子两部分组成. $\theta_{m,s,w}/f_{m,s,w}$ 表示到目前为止,在 MCS m 、MIMO 模式 s 和信道宽度 w 条件下,获得的平均吞吐量.该部分反映出当前三元组的利用因子,数值越大,吞吐量越高,发送方越倾向于选择该三元组. $\log(\sum_{m' \in M, s' \in S, w' \in W} f_{m',s',w'} \times N_{m',s',w'}) / (f_{m,s,w} \times N_{m,s,w})$ 反映的是当前发送方的探索因子,当发送方没有对某一三元组 $\langle m,s,w \rangle$ 进行探测时, $f_{m,s,w} \times N_{m,s,w}$ 会逐渐变小,探测因子则会逐渐变大. B 为发送方处于最高发送速率(三元组为 $\langle m_r, SM, 40 \rangle$)下的报酬,亦即报酬上界. α 为探索与利用的平衡因子, α 值越大,发送方越倾向于探索新的三元组.

上述探索与利用优化算法面临一个较大的问题:即搜索空间大、算法收敛时间长.联合自适应算法是基于帧的,因此,收敛时间过长将造成联合自适应算法难以快速跟踪无线网络环境和状态从而为每帧的传输选择最优三元组,不能取得预期的传输优化效果,甚至严重影响性能.针对该问题,本文基于分类回归树设计三元组的报酬预测算法.

3.2 基于分类回归树的预测算法

3.2.1 MIMO 模式与信道宽度的预测

MIMO 模式和信道宽度的集合大小均为 2,搜索空间较小,因此,本文首先完成对 MIMO 模式和信道宽度的预测.本节采用文献[15]中所提出的经典 CART 方法构建 MIMO 模式与信道宽度的分类回归树,其属性为 $\langle m,w,s \rangle$, $\theta_{m,s,w}, \rho_{m,s,w}$.该预测法根据不同 MIMO 模式和信道宽度的平均 $\theta_{s,w}$ 和 $\rho_{s,w}$,预测下一帧传输时采用的 MIMO 模式

和信道宽度.当对第 i 帧的 MIMO 模式和信道宽度预测时,首先需要计算 $\theta_{s,w}$ 和 $\rho_{s,w}$,方法如下:

$$\begin{aligned}\theta_{s,w} &= \sum_{m=1}^R \theta_{m,s,w} / R \\ \rho_{s,w} &= \sum_{m=1}^R \rho_{m,s,w} / R\end{aligned}\quad (2)$$

上式中, R 为总的 MCS 数量.将 $\theta_{s,w}$ 和 $\rho_{s,w}$ 在构建的 MIMO 模式与信道宽度的分类回归树上进行分类和识别,得出预测的最佳 MIMO 模式 s^* 和 w^* .由于联合自适应算法并不真正探测 s^* 和 w^* ,因此分别对在 s^* 和 w^* 下发送的帧数和成功发送报文数进行调整,即:

$$f_{m^*,s^*,w^*} = f_{m^*,s^*,w^*} + 1, \theta_{m^*,s^*,w^*} = \theta_{m^*,s^*,w^*} + \rho_{m^*,s^*,w^*} \times N_{m^*,s^*,w^*}, f_{m^*,s^*,w^*} = f_{m^*,s^*,w^*} + 1, \theta_{m^*,s^*,w^*} = \theta_{m^*,s^*,w^*} + \rho_{m^*,s^*,w^*} \times N_{m^*,s^*,w^*}.$$

3.2.2 MCS 预测

本节同样采用 CART 方法构建 MCS 分类回归树,其属性为 $\langle m, \theta_{m,s,w}, \rho_{m,s,w} \rangle$.在 MIMO 模式为 s^* 、信道宽度为 w^* 的条件下,当对第 i 帧的 MCS 预测时,首先需要计算预测的 $\theta_{m^*,s^*,w^*}(i)$ 和 $\rho_{m^*,s^*,w^*}(i)$,即,发送完第 i 帧后总的成功接收报文数和成功接收概率.本文采用滑动平均方法对上述两个变量进行计算,方法如下:

$$\begin{aligned}\rho_{m^*,s^*,w^*}(i) &= \sigma \rho_{m^*,s^*,w^*}(i-1) + (1-\sigma) \frac{\sum_{k=2}^{win} \rho_{m^*,s^*,w^*}(i-k)}{win} \\ \theta_{m^*,s^*,w^*}(i) &= \theta_{m^*,s^*,w^*}(i-1) + \rho_{m^*,s^*,w^*}(i) \times N_{m^*,s^*,w^*}\end{aligned}\quad (3)$$

上式中: win 为滑动平均窗口大小; σ 为平滑因子, σ 值越大,近期所得到的 θ 和 ρ 在预测 MCS 时影响越大.将 $\theta_{m^*,s^*,w^*}(i)$ 和 $\rho_{m^*,s^*,w^*}(i)$ 在构建的 MCS 分类回归树上进行分类和识别,得出预测的最佳 MCS m^* .联合自适应算法并不真正探测 m^* ,因此只需对 m^* 下发送的帧数进行调整,即: $f_{m^*,s^*,w^*} = f_{m^*,s^*,w^*} + 1$.

3.2.3 预测三元组 $\langle m^*, s^*, w^* \rangle$ 的报酬函数更新

本算法每隔时间 T ,根据驱动程序采集的相关统计数据:首先,对 MIMO 模式和信道宽度进行预测;然后,在此基础上再对 MCS 进行预测;最后,综合得出预测的最佳三元组 $\langle m^*, s^*, w^* \rangle$.下面给出三元组 $\langle m^*, s^*, w^* \rangle$ 的 θ_{m^*,s^*,w^*} 更新函数:

$$\theta_{m^*,s^*,w^*} = \gamma \times (\theta_{m^*,s^*,w^*} + \rho_{m^*,s^*,w^*}(i) \times N_{m^*,s^*,w^*}) \quad (4)$$

其中, $\rho_{m^*,s^*,w^*}(i)$ 为第 i 帧传输采用三元组 $\langle m^*, s^*, w^* \rangle$ 的预测报文成功发送概率.为适应非静态 Multi-Armed Bandit 问题的求解,根据文献[14]中所提优化模型,本文同样设定一个折扣因子 $\gamma(\gamma < 1)$.最后,将 θ_{m^*,s^*,w^*} 和 f_{m^*,s^*,w^*} 代入公式(1)更新预测最佳三元组的报酬函数.

经过多次帧传输后,本预测算法能够根据相关统计数据,计算出不同预测最佳三元组的报酬函数,进而减少联合自适应算法在不同三元组上的随机探测次数.此外,通过基于分类回归树的预测算法,可以提高联合自适应算法在三元组选择上的倾向性,即:增加对最优三元组的利用率,减少探索与利用过程中带来的报酬损失.

3.3 联合自适应算法伪码描述

Algorithm 1.

1. Initialization: $\mu_{m,s,w}=0, f_{m,s,w}=0, \theta_{m,s,w}=0, \rho_{m,s,w}=0$, for all m, s, w ;
2. At each time frame $i=0,1,2,\dots$;
3. Select MCS m , MIMO mode s , channel width w (breaking ties arbitrarily) such that:

$$\langle m,s,w \rangle = \operatorname{argmax} \mu_{m,s,w}(i) \quad // \text{for the whole frame, the packets are sent on } \langle m,s,w \rangle;$$
4. Observe the outcomes $\theta_{m,s,w}$ and $\rho_{m,s,w}$ and calculate $f_{m,s,w}$;
5. Use the CART method to predict the best $\langle m^*, s^*, w^* \rangle$;
6. Update θ_{m^*,s^*,w^*} and ρ_{m^*,s^*,w^*} of the predicted $\langle m^*, s^*, w^* \rangle$, according to the Equ. (2), Equ. (3) and Equ. (4);
7. Update the reward value μ_{m^*,s^*,w^*} of $\langle m^*, s^*, w^* \rangle$, according to the Eq.(1);

8. Goto Step 3;

3.4 算法实现讨论

本节主要对算法的可实现性进行讨论.基于分类回归树的 MCS、MIMO 模式和信道宽度预测算法利用经典的 CART 方法进行设计和实现,本文所提出的预测方法是完全可行的.基于非静态 Multi-Armed Bandit 的联合自适应算法本质上是对三维的报酬数组进行最优查找,因此,利用已有的快速排序方法可以简单地实现该算法,本文所提出的联合自适应算法也是完全可行的.此外,算法实现还需要重点考虑的是如何固定帧传输时间.IEEE 802.11n 标准中增加了报文聚合功能,能够将多个报文聚合成一帧.利用报文聚合,本算法可以根据选择的三元组 $\langle m,s,w \rangle$,动态调整每帧所传输的报文数,进而保证每帧具有相似的传输时间.目前,IEEE 802.11n 无线网卡广泛采用的驱动程序 ATH9K^[16],能够详细记录每帧传输的细节信息,包括不同 MCS、MIMO 模式和信道宽度下已发送的帧和报文总数、成功发送的报文总数、丢弃报文数、报文错误率以及确认报文的 SNR 等信息,这都为分类回归树的构建和报酬函数更新的实现提供了基础.最后,收发双方的信道切换同步问题也是一个实现难点,在本文中,我们采用如下实现方法:如果当前待发送帧需要进行信道切换时,则采用新的 MCS 和 MIMO 模式先发送一个信道切换协商报文;接收方收到协商报文后,返回确认报文,进行信道切换,并等待接收新报文;发送方收到确认后,切换信道,按照新的三元组 $\langle m,s,w \rangle$ 发送数据帧.

3.5 算法计算复杂性分析

基于非静态 Multi-Armed Bandit 学习方法的联合自适应算法为每个待发送数据帧从 MCS、MIMO 模式和信道宽度构成的三维数组中选择报酬函数最大的三元组,因此,利用已有的快速排序方法可以实现 $O(n \log n)$ 的计算复杂度,其中, n 为整个三维数组空间大小.

MCS、MIMO 模式和信道宽度预测算法的计算复杂度关键在于 CART 算法,其基本原理是:通过对由测试变量和目标变量构成的训练数据集的循环分析,形成二叉树形式的分类回归树结构.CART 算法的计算分为两部分:训练和识别.识别的计算复杂度与树的高度相同,即 $O(\log k)$,其中, k 为训练样本空间大小.在构建分类回归树时,在根节点(第 0 层),首先需要将全部数据进行排序,因此对于任意一维特征,需要进行 $O(k \log k)$ 次计算.分析平均的情况,即各有一半训练样本在二叉树节点上向两边分支.第 1 层有两个子节点,每个子节点的计算复杂度为 $O((k/2) \log(k/2))$,所以总计算量为 $O(k \log(k/2))$.同理,第 2 层的总计算量为 $O(k \log(k/4))$.依次类推.由于树的高度为 $O(\log k)$,对全部层的计算复杂度求和得到构建分类回归树的总计算复杂度为 $O(dk(\log k)^2)$,其中, d 为训练样本数据的维度.在本文中, MCS 预测算法的数据维度为 3, MIMO 模式与信道宽度预测算法的数据维度为 5.

3.6 算法性能分析

本节对所提联合自适应算法的性能进行理论分析.假定有一种理想算法,其为第 i 帧的传输选择最优的三元组为 $\langle m^*(i), s^*(i), w^*(i) \rangle$,本算法为第 i 帧所选择的三元组记为 $\langle m(i), s(i), w(i) \rangle$.用函数 $diff(i)$ 表示传输第 i 帧时两个三元组取得的吞吐量之差,具体形式如下:

$$diff(i) = \rho_{m^*, s^*, w^*}(i) \times N_{m^*, s^*, w^*}(i) - \rho_{m, s, w}(i) \times N_{m, s, w}(i).$$

根据上式,到第 I 帧为止,本文所提联合自适应算法与理想算法之间的平均吞吐量之差可表示为

$$diff(I) = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} (\rho_{m^*, s^*, w^*}(i) \times N_{m^*, s^*, w^*}(i) - \rho_{m, s, w}(i) \times N_{m, s, w}(i)).$$

设定理想算法的最优三元组 $\langle m^*(i), s^*(i), w^*(i) \rangle$ 的变化速率最高上界为 $U(U > 0)$, B 为报酬上界.

定理 1. 本文所提联合自适应算法与理想算法之间的平均吞吐量之差,满足如下约束条件:

$$\limsup_{I \rightarrow \infty} diff(I) \leq O\left(B\sqrt{U} \log\left(\frac{1}{U}\right)\right).$$

证明:本文所提联合自适应算法是基于 D-UCB^[14]算法设计的,采用基于分类回归树预测法计算的伪三元组报酬并不影响算法的近似最优属性,因此,本算法依然是近似最优的,详细证明可参考文献[14]. \square

尽管本文所提算法具有 D-UCB 算法相似的近似最优属性,但通常来说,本文所提算法在实际使用过程中具

有更好的性能,尤其是三元组 $\langle m,s,w \rangle$ 数量较大的情况下.原因在于:本文通过预测算法计算伪三元组报酬函数,大幅减少了算法的探测次数,可以充分而有效地利用已知最佳三元组.

此外,从定理 1 中可以得知:当最优三元组的变化速率 U 趋近于 0 时, $diff(I)$ 也趋近于 0,因此,我们可以得到如下推论:

推论 1. 当平均报文成功发送率为常数时(亦即所有信道的状态变化具有独立同分布特性),则本文所提联合自适应算法与理想算法之间的平均吞吐量之差为 0.

$$\limsup_{I \rightarrow \infty} diff(I) = 0.$$

推论 1 给出了一个很直观的结果,即,本算法能够很好地适用于最优三元组变化较慢的网络环境.

4 实验性能评价

本节通过真实实验对上述设计的联合自适应算法进行实验性能评价.我们在 ATH9K^[16]无线网卡驱动的速率自适应模块 Minstrel^[17]上对联合自适应算法、MISS^[8]算法以及文献[9]中提出的 Zigzag 算法进行了实现,并对联合自适应算法、MISS 算法、Zigzag 算法以及 Minstrel(没有 MIMO 天线模式选择机制,只作原始的速率自适应)在不同实验环境下进行了详细的实验评价分析.

4.1 实验环境

我们采用 IBM T410 笔记本电脑、Ubuntu11.10 操作系统、基于 Atheros 922X MIMO 芯片的无线网卡、ATH9K 无线网卡驱动及 HostAP 开源软件^[18]搭建了一个原型系统用于实验评价.922X MIMO 芯片最高支持 2×3 的天线配置模式,在 20MHz 和 40MHz 的信道上分别支持最高 130Mbps 和 300Mbps 的传输速率.

本文研究所涉及到的实验环境如图 3 所示,图中标注的 4 个点(A,B,C,D)为实验数据采集点.由于某些特殊原因,该实验楼未安装任何无线局域网 AP,因此实验环境几乎没有任何 Wi-Fi 干扰信号.我们采用 Agilent N9010A 信号分析仪对实验所采用的无线信道进行全面监测,以确保实验环境的准确、可靠.

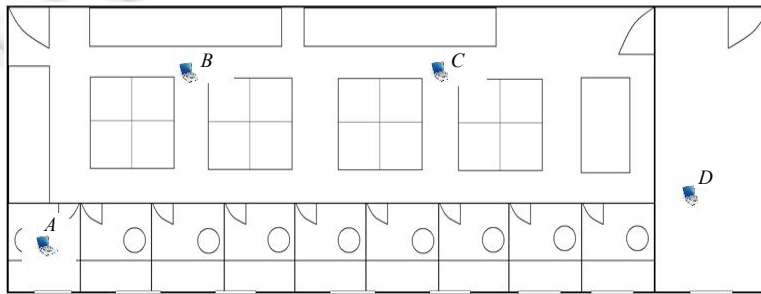


Fig.3 Experiment environment

图 3 实验环境

本实验采用的是商用无线网卡,其信道的切换时延为 2~3(ms).为了弱化信道切换时延对算法性能的影响,本文将帧长时间设定为 30ms.设定探索与利用的平衡因子 $\alpha=0.2$,平滑因子 $\sigma=0.3$,报酬函数折扣因子 $\gamma=0.25$.

4.2 结果分析

我们设计和完成了多组实验,这些实验可以归纳为两类不同的实验环境:干扰环境和无干扰环境.本节选择图 3 中的 3 条无线链路(A-B,A-C,A-D)进行性能评价和分析,发送方采用 Iperf^[19]向每条链路发送 UDP 流量,每组实验重复进行 3 次,并对相关的实验结果进行统计平均、分析和比较.本文主要从 UDP 吞吐量方面对算法进行评价,通过链路和干扰因素的变化来衡量不同算法在 UDP 吞吐量上取得的性能指标.

