

异构无线网络中基于人工神经网络的自适应垂直切换算法

马彬 李尚儒* 谢显中

(重庆邮电大学计算机科学与技术学院 重庆 400065)

(重庆邮电大学重庆市计算机网络与通信技术重点实验室 重庆 400065)

摘要: 针对当前基于人工神经网络的垂直切换算法(ANN-VHO), 存在业务自适应性差和计算复杂度高的问题, 该文提出一种基于人工神经网络的自适应垂直切换算法。首先, 根据终端获取到的接收信号强度(RSS), 采用阈值判断的方法, 遴选出候选网络集; 其次, 根据该文划分的不同业务类型, 对参数进行自适应选择和归一化; 再次, 把选择的参数输入人工神经网络, 判决出候选网络集中最佳的接入网络。最后, 实验结果表明, 该算法能根据用户的业务类型合理地选择切换网络, 降低切换阻塞率, 同时降低算法的时间复杂度。

关键词: 异构无线网络; 业务类型; 自适应选择; 神经网络

中图分类号: TN915

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)05-1210-07

DOI: 10.11999/JEIT180534

An Adaptive Vertical Handover Algorithm Based on Artificial Neural Network in Heterogeneous Wireless Networks

MA Bin LI Shangru XIE Xianzhong

(Institute of Computer Science and Technology, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

(Chongqing Key Laboratory of Computer Network and Communication Technology, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Current research on Vertical HandOver algorithm based on Artificial Neural Network (ANN-VHO) has a poor service adaptability and high computational complexity. Considering this problem, an adaptive vertical handover algorithm based on artificial neural network is proposed. Firstly, according to the Received Signal Strength (RSS) obtained by the terminal, a method of thresholding is used to select a candidate network set. Secondly, in terms of the different types of services classified in this paper, the parameters are normalized and adaptively selected; Thirdly, the selected parameters are input into the artificial neural network to choose the best access network from the candidate network. Finally, the experimental results show that the algorithm can reasonably select the handover network according to the user's service type, reduce the handover blocking rate and lower the time complexity of the algorithm.

Key words: Heterogeneous wireless networks; Type of service; Adaptive selection; Neural network

1 引言

随着无线技术的发展, 下一代无线网络将会是

多种无线接入技术共同组成, 可提供多种接入方式、支持终端无缝移动的异构无线网络。在这种复杂的异构网络环境下, 不同类接入点之间发生的切换称为垂直切换。在垂直切换过程中, 如何保证用户合理精确地选择最佳网络, 成为学术界研究的热点问题^[1]。目前, 国内外针对垂直切换技术的研究已经有很多, 根据现有的采取研究方法的不同, 垂直切换算法大致可以分为以下几类: (1)基于阈值的切换算法^[2,3], 主要是接收信号强度(Receive Signal Strength, RSS)或其他链路参数达到阈值后触发和判决切换; (2)基于效用函数的切换算法^[4-7], 通过考虑多个网络或用户侧参数, 例如用户的偏好信息、网络的可用带宽、网络的使用费用等, 构建

收稿日期: 2018-05-30; 改回日期: 2019-01-30; 网络出版: 2019-02-25

*通信作者: 李尚儒 lishangru93@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61471076, 61601070), 重庆市基础与前沿研究计划(cstc2016jcyjA0455), 重庆市基础研究与前沿探索项目(cstc2018jcyjAX0432), 重庆邮电大学博士启动基金(A2015-16)
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61471076, 61601070), The Foundation and Advanced Research Program of Chongqing (cstc2016jcyjA0455), The Foundation Research and Advanced Exploration Project of Chongqing (cstc2018jcyjAX0432), The Doctoral Start-up Fund of Chongqing University of Posts and Telecommunications (A2015-16)

效用函数,通过计算最优的效用函数值进行网络判决;(3)基于模糊逻辑的切换算法^[8-10],将难以量化的切换因子模糊化,通过模糊推理得到判决值来进行决策;(4)基于神经网络的切换算法^[11-16],神经网络具有自适应性和强大的学习能力,可以通过学习正确答案的样本集自动提取“合理的”求解规则,同时系统可以改变自身的性能以适应环境变化。根据输入样本值与学习机制,得到高度精确的输出值进行判决。在垂直切换时,选择最佳接入网络是垂直切换的重要目标,而采用神经网络可以使网络选择更加准确。

目前已有不少的研究者将神经网络算法应用到异构无线网络的垂直切换问题中,来提高切换判决的性能。文献^[12]提出一种引入中间件的垂直切换方案,中间件模块通过使用神经网络算法,可以找到用户和可用网络之间的最佳匹配。文献^[13]以寻找最优候选接入点为目标,提出一种基于神经网络的垂直切换算法,该算法考虑数据速率、成本、接收信号强度等参数,通过神经网络学习使算法适应多种网络环境。文献^[14]提出一种模糊神经网络算法,该算法将模糊逻辑与神经网络相结合,通过神经网络训练得到模糊逻辑的输出值。以上基于人工神经网络的切换算法,虽然提高了判决的精确度,但均未考虑业务类型,导致切换过程中网络选择存在不合理的问题,同时神经网络算法的使用也会带来切换算法的计算复杂度高的问题。

针对上述问题,本文提出一种降低时间复杂度的自适应垂直切换算法。在垂直切换判决时,先通过接收信号强度阈值对网络进行筛选,根据业务类型自适应选择对该业务敏感度高的参数,并对其进行归一化处理;其次,采用神经网络训练得到判决值;最后,比较所有候选网络的判决值选择最佳切换网络。本文的主要贡献可概括为:

(1) 在基于人工神经网络的垂直切换算法(Vertical HandOver algorithm based on Artificial Neural Network, ANN-VHO),自适应用户的业务类型来垂直切换,保证网络选择的合理性;

(2) 通过设计参数自适应选择,将原有的多个输入神经元归整为两个输入神经元,减少了人工神经网络的输入,降低了算法时间复杂度,增强了算法的实用性。

2 基于神经网络的自适应垂直切换算法流程

据3GPP标准将本文的业务类型分为4种,分别是会话类业务、交互类业务、流类业务、后台类业务。根据这4种业务类型对性能参数的需要,选取接收信号强度(RSS)、带宽(Bandwidth, B)、时

延(Delay, D)、抖动(Jittery, J)、丢包率(Packet Loss Rate, PLR)这5个重要参数作为评价接入网络的QoS性能指标。RSS反映用户到网络接入点之间的通信质量, RSS过低时,会导致通信中断。网络的带宽是指网络所能提供的最大传输速率,时延是数据从发送端到传输端所需的时间。抖动是指时延的变化,该参数会影响数据传输的连续性,丢包率则是丢失数据的数目占所有发送数据包的比值,反映传输数据的完整度。切换算法总流程主要包括预处理模块、神经网络学习、网络判决3个阶段,首先通过预处理模块中的RSS阈值判断得到候选网络集,并将候选集中网络的带宽、时延、抖动、丢包率作为判决参数。其次候选集中的网络进行参数自适应选择和归一化处理,并将输出值作为神经网络的输入,最终通过神经网络的输出值进行网络判决。切换算法流程图如图1所示。

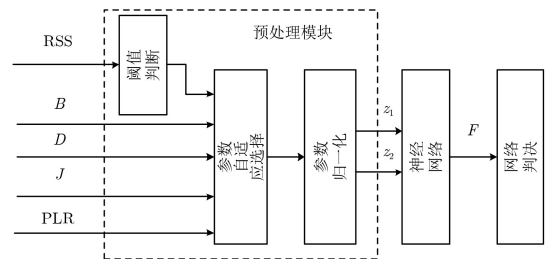


图1 判决算法流程图

为减少基于神经网络的垂直切换判决算法的计算复杂度,同时,结合终端用户的最低接入信号强度需求,本文在自适应选择参数和神经网络学习之前,采用阈值判断的方法,减少进入候选网络集的数量。式(1)为加迟滞的阈值判断,若网络的RSS在持续 τ 时间后仍大于等于接收信号强度阈值 RSS_{th} ,则将该网络列入候选网络集, RSS_{τ} 表示持续 τ 时间后的RSS, HY表示迟滞;若RSS小于接收信号强度阈值,则该网络不进入候选网络集。

$$\left. \begin{array}{ll} RSS_{\tau} \geq RSS_{th} + HY, & \text{进入候选网络集} \\ RSS < RSS_{th}, & \text{不进入候选网络集} \end{array} \right\} \quad (1)$$

在网络判决阶段,神经网络的输出值 F 决定最佳网络的选择,假设有 N 个候选网络,则候选网络集的输出值集合为 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_N\}$,选择输出值最大的候选网络作为目标网络 T 进行切换,即

$$T = \max \{F_1, F_2, \dots, F_N\} \quad (2)$$

3 预处理模块

3.1 参数自适应选择

在4种业务类型中,会话类业务属于实时业务,要保证信息快速传送时的连续性,因此时延和

抖动对会话类业务的用户体验尤为重要。而对于交互类业务,请求应答模式是该类业务的特点,要保证信息内容的完整性,要求很低的丢包率。流类业务数据量大且数据流是单向持续的,因此对带宽要求较高,对抖动要求较低。后台类业务没有严格的时间限制,对抖动也基本没有要求,但是同样要求保证数据的完整性,因此需要一定的带宽和较小的丢包率。

分析文献[9]对各类参数的权重计算结果可以发现,在会话类业务中,带宽和丢包率的权重很小,时延和抖动的权重很大。结合上文的分析,同时为减小使用神经网络带来的算法复杂度问题,在保证每种参数满足用户QoS需求的情况下,本文根据业务类型选取对该业务敏感程度高的参数,如图2所示,会话类业务选取时延和抖动,交互类选择时延和丢包率,流媒体类选择带宽和抖动,后台类选择带宽和丢包率。

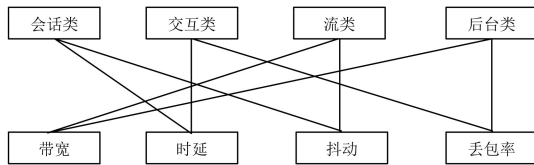


图2 参数自适应选择

3.2 参数归一化

无线网络的每个性能参数都有不同的单位和取值范围,同时,为解决参数自适应选择带来的业务间横向比较困难的问题,本文采用归一化的方法对参数进行处理,归一化后的输出值作为神经网络的输入。无线网络的性能参数可以分为:效益性参数和成本型参数,其中效益性参数越大越好,成本型参数越小越好。对效益性和成本型参数分别采用式(3)和式(4)规范化处理,参数值可以规范化到[0, 1]之间。

效益型参数

$$C_{ij}^k = \frac{x_{ij}^k - \min x_j^k}{\max x_j^k - \min x_j^k} \quad (3)$$

成本型参数

$$C_{ij}^k = \frac{\max x_j^k - x_{ij}^k}{\max x_j^k - \min x_j^k} \quad (4)$$

其中, k 为业务类型,取值为1, 2, 3, 4, x_{ij}^k 表示用户的 k 型业务在第 i 个网络的 j 参数值, $\max x_j^k$ 为 k 型业务中 j 参数的最大值, $\min x_j^k$ 则为 k 型业务中 j 参数的最小值, C_{ij}^k 表示归一化后的值。对于效益型参数,若实际网络参数值小于该业务类型中 j 参数的

最小值,即 $x_{ij}^k < \min x_j^k$, C_{ij}^k 为0;若大于最大值,即 $x_{ij}^k > \max x_j^k$, C_{ij}^k 则为1。对于成本型参数,当 $x_{ij}^k < \min x_j^k$ 时, C_{ij}^k 为1; $x_{ij}^k > \max x_j^k$ 时, C_{ij}^k 为0。

4种类型的业务对同一种参数的需求范围均不同,以时延为例,会话类业务是实时性最强的业务,因此对时延的要求最高,时延越小,会话的质量越高,当时延小于30 ms时,会话质量不再发生明显改变,但当时延大于100 ms时,会话无法进行。而对于交互类业务,其模式是请求响应,实时性低于会话类,时延的容忍范围要大于会话类,时延低于50 ms时,交互质量无明显差异。因此,为了确定上述参数归一化中的最大最小值,本文结合每种业务的特点,设置所选参数范围如表1所示。

表1 各参数的范围值

业务	带宽(kbps)	时延(ms)	抖动(ms)	丢包率($\times 10^{-6}$)
会话类		30~100	5~40	
交互类		50~270		1~100
流类	50~10000		10~50	
后台类	10~1000			10~1000

4 神经网络处理过程

4.1 神经网络结构

神经网络分为生物神经网络和人工神经网络,通常将人工神经网络简称为神经网络。人工神经网络根据结构的不同,主要分为前向网络和反馈网络,本文采用误差反向传播(Back Propagation, BP)的神经网络,属于前向神经网络的一种,可以实现任何复杂的映射,同时具有很强的自适应性。该神经网络由3层构成,分别是输入层、隐藏层和输出层。为使达到目标误差的训练时间最短,隐藏层设为4个节点,其结构如图3所示。

每类业务自适应选择的参数通过归一化得到的输出作为神经网络的输入,因此在构建神经网络时,本文输入层的输入神经元设置为两个,由归一化后的两个输出 z_1 和 z_2 构成。

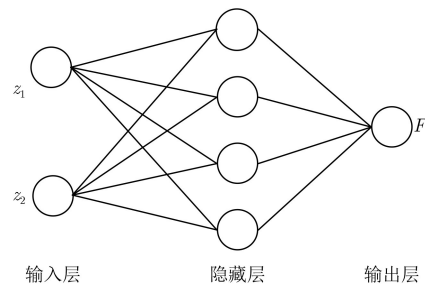


图3 神经网络结构

$$z_1 = (C_{ij_1}^k) \quad (5)$$

$$z_2 = (C_{ij_2}^k) \quad (6)$$

其中, j_1, j_2 为同一种业务 k 的不同判决参数, 即 $j_1 \in j, j_2 \in j$, 且 $j_1 \neq j_2$ 。

隐藏层神经元输出为

$$B_r = f(w_{z_1 r} z_1 + w_{z_2 r} z_2) \quad (7)$$

为使BP神经网络可以进行学习训练, 隐藏层的传递函数必须可微, 因此隐藏层采用Sigmoid函数作为传递函数

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (8)$$

输出层神经元输出为

$$F = \varphi \left(\sum_{r=1}^L w_r B_r \right) \quad (9)$$

其中, $w_{z_1 r}$ 是神经元 z_1 与第 r 个隐藏层元连接权重, $w_{z_2 r}$ 是神经元 z_2 与第 r 个隐藏层神经元连接权重, L 为隐藏层神经元个数, w_r 是第 r 个隐藏层神经元与输出神经元连接权重, $\varphi(\cdot)$ 为线性传递函数。

4.2 学习训练过程

本文神经网络使用随机值作为初始权值, 每一层的输出作为下一层的输入。将预处理模块得到的值输入神经网络得到输出值, 然后根据输出值与期望值计算误差, 本文期望值的选取通过模糊逻辑得到, 为使判决更加精确, 对相同的期望值做差异化处理。训练权值时, 沿误差减小的方向, 从输出层向前修正网络权值, 随着不断学习, 误差越来越小, 误差由平方和性能函数来计算

$$E(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^n e_m^2(\mathbf{w}) \quad (10)$$

$$e_m(\mathbf{w}) = d_m(\mathbf{w}) - v_m(\mathbf{w}) \quad (11)$$

其中, $\mathbf{w} = [w_{z_1 1}, w_{z_1 2}, \dots, w_{z_1 L}, w_{z_2 1}, w_{z_2 2}, \dots, w_{z_2 L}, w_1, w_2, \dots, w_L]$, $E(\mathbf{w})$ 是误差性能函数, $e_m(\mathbf{w})$ 是第 m 个输出与期望值的差值, n 是样本数, $d_m(\mathbf{w})$ 是输出期望值, $v_m(\mathbf{w})$ 是实际输出值。在进行权值修正时, 为降低垂直切换过程的时间消耗, 本文采用修正速度较快的列文伯格-马尔夸特 (Levenberg-Marquardt, LM) 算法, 可避免计算误差性能函数的2阶导数, LM算法类似于拟牛顿法, 当误差性能函数有平方和的形式时, 包含误差函数导数信息的海森矩阵可以近似为

$$\mathbf{H}(\mathbf{w}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \mathbf{J}(\mathbf{w}) \quad (12)$$

其中, $\mathbf{J}$ 为雅可比矩阵, 包含关于权重误差的1阶导数。

梯度可以用雅可比矩阵的转置和网络误差来计算

$$\nabla E(\mathbf{w}) = \mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \mathbf{e}(\mathbf{w}) \quad (13)$$

则权重的增量可通过梯度和近似后的海森矩阵表示为

$$\nabla \mathbf{w} = -[\mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \mathbf{J}(\mathbf{w}) + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \mathbf{e}(\mathbf{w}) \quad (14)$$

其中, μ 为学习率, $\mathbf{I}$ 是单位矩阵, $\mathbf{e}(\mathbf{w}) = [e_1, e_2, \dots, e_m, \dots, e_n]$ 。

因此, 网络权重向量可以更新为

$$\mathbf{w}^* = \mathbf{w} + \nabla \mathbf{w} \quad (15)$$

更新后的网络权重向量为 $\mathbf{w}^*$ 。

5 仿真结果与分析

5.1 系统模型和仿真参数设置

本文采用LTE和WLAN两种接入技术组成的异构无线网络环境, 无线接入网络均采用正交频分复用 (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM) 技术。为验证本文算法的性能, 以如图4所示的拓扑结构搭建仿真场景, 并在MATLAB平台进行仿真。仿真场景中, 有5个WLAN的接入点 (Access Point, AP) 和1个LTE的基站 (Base Station, BS), WLAN的半径均为150 m, LTE半径为800 m。用户随机分布在仿真区域内, 假设每个终端的移动速度均为恒定5 km/h, 每隔一段时间随机改变运动方向, 终端的业务类型随机产生。仿真中, 假设终端在垂直切换决策时刻 t 获得的候选网络的参数如表2所示。

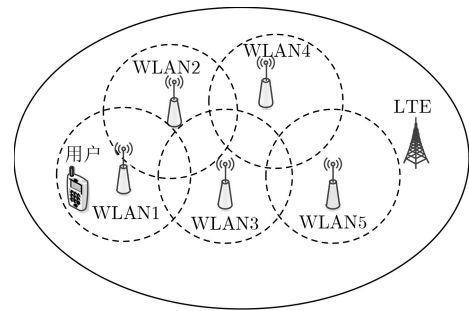


图4 异构无线网络系统模型

表2 候选网络的参数值

网络	带宽(kbps)	时延(ms)	抖动(ms)	丢包率($\times 10^{-6}$)
LTE	310	48	9	28
WLAN1	4100	105	38	9
WLAN2	6900	180	67	1
WLAN3	3400	50	17	1
WLAN4	2300	60	11	20
WLAN5	5600	91	12	16

仿真中对比了本文算法与现有基于神经网络的垂直切换算法^[16](ANN-VHO)以及基于层次分析和简单加权的多属性垂直决策切换算法^[5](multi-attribute vertical handover decision algorithm based on Analytic Hierarchy Process and Simple Additive Weighting, AHP-SAW)。

5.2 时间复杂度分析

时间复杂度是垂直切换算法的一个重要指标,在基于神经网络的垂直切换算法中,整个算法所需的时间主要是神经网络学习所耗费的时间。本文算法与现有神经网络算法的时间开销对比如图5所示,图中两条曲线分别代表本文算法和现有神经网络算法的时间消耗,如果神经网络输入的切换用户数据量增加,两种算法所消耗的时间都将增加,并且,二者所消耗时间的差值也随数据量增加而增大。这是因为本文在考虑网络参数时,通过参数自适应选择减少了神经网络的输入神经元,简化了神经网络的结构,从而神经网络学习时的计算量减少,使得时间消耗降低。对于数据量庞大的情况下,时间消耗的差距更为显著。

5.3 网络得分值分析

会话类业务得分值如图6所示,可以看到,在本文算法和APH-SAW算法中,LTE的得分值均为

最高,而在ANN-VHO算法中,WLAN5网络的得分值最高。对于会话类业务,对时延和抖动的敏感度高,虽然WLAN5提供的带宽很大,但此类业务对带宽的敏感度不高,较大的时延不能满足此类业务的QoS需求,而LTE的时延和抖动均很小,可以满足业务需求,因此对于会话类业务LTE的得分值最高。

交互类业务的得分值如图7(a)所示,可以看到,在本文算法与APH-SAW算法中,WLAN3的得分值最高,这是因为WLAN3的时延和丢包率很低,交互类业务对时延和丢包率的敏感度高,在这几个网络中,WLAN3可以提供最好的QoS。图7(b)给出了流类业务3种算法的网络得分值,在这3种算法中,得分值最高的网络相同,WLAN5的得分值均为最高,这是因为流类业务对带宽的需求很高,WLAN5的带宽较大而抖动较小。

图7(c)为后台类业务得分值,可以看到,WLAN1,WLAN2,WLAN3,WLAN4,WLAN5的网络得分值基本相同,均在最高,而LTE的得分值最低,因为LTE的带宽较小,对有一定带宽要求的后台类业务来说,LTE不能满足业务需求。

在上述4种业务类型的得分图中,ANN-VHO算法的得分值不发生改变,得分最高的网络均为

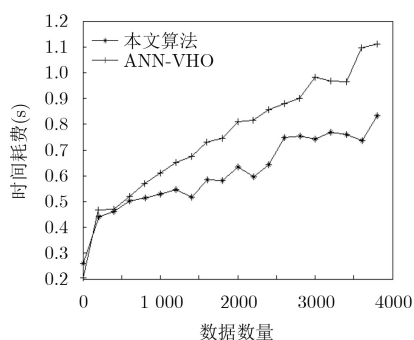


图5 算法时间开销

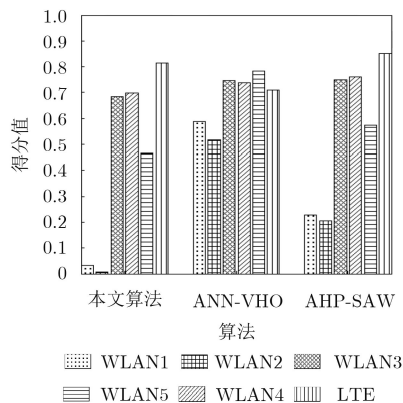
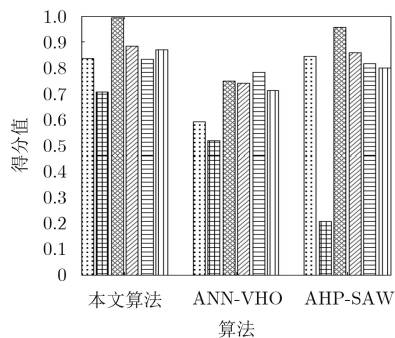
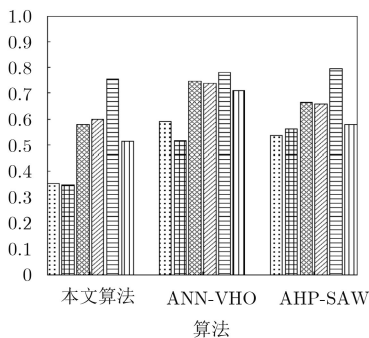


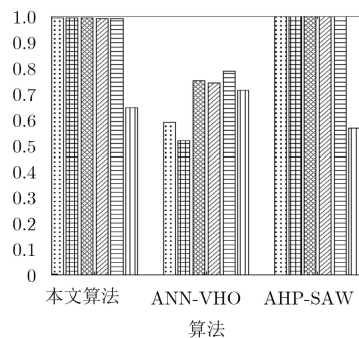
图6 会话类业务得分值



(a) 交互类业务得分值算法



(b) 流类业务得分值算法



(c) 后台类业务得分值算法



图7 3种类业务得分值

WLAN5, 这是因为未对业务类型进行区分, 因此在网络选择时得分值不会发生改变。本文算法在使用神经网络时, 充分考虑不同业务类型对QoS的需求不同, 因此网络得分值不同, 在网络选择时更加合理, 同时, 由于对参数的自适应选择和神经网络的自适应性, 使得得分值更加精确。

5.4 切换阻塞率分析

图8对比了在用户数量增多的趋势下, 3种算法的切换阻塞率性能。可以看到, 当用户数为20时, ANN-VHO算法产生阻塞, 其余两种算法则是在用户数为50时, 发生阻塞。随着用户数的增加, 3种算法的阻塞率都在增大, 在相同用户数的情况下, 本文算法的阻塞率最低。这是因为本文算法考虑了用户的业务类型, 通过让用户选择更加合理的网络, 避免小业务选择大网络而造成的网络资源浪费, 增加各个网络的有效利用率, 并且参数的自适应选择和神经网络的学习使网络判决更加精确, 从而减少了切换阻塞率。ANN-VHO算法未对业务进行区分, 阻塞率要明显大于区分了业务的两种算法, 并且当用户数较少时就会发生阻塞。

5.5 吞吐量分析

图9为3种算法的网络总吞吐量与用户数的关系, 可以看出, 当用户数小于50时, 本文算法与AHP-SAW算法的网络总吞吐量都随用户数的增加而快速增加, 当用户数大于50时, 由于网络开始产生阻塞, 吞吐量增加趋势变慢。ANN-VHO算法的

网络总吞吐量随用户增加而增加缓慢, 并且在用户数相同时, 总吞吐在3种算法中最低。这是因为垂直切换时, 本文算法和AHP-SAW算法都考虑了业务类型, 降低了阻塞, 从而使数据可以持续传输, 并且由于本文算法的切换阻塞率低于AHP-SAW算法, 使得本文算法的总吞吐量高于AHP-SAW算法, 而ANN-VHO算法的阻塞率高, 网络利用率低, 造成总吞吐量低。

6 结论

本文将人工神经网络与用户业务类型相结合, 提出一种基于神经网络的自适应垂直切换算法, 算法通过区分业务类型, 对参数进行自适应选择和归一化, 从而优化算法的时间复杂度。实验结果表明, 本文算法使网络选择更加合理, 在降低时间复杂度的同时, 降低了切换阻塞率, 增大了网络总吞吐量。

参考文献

- [1] STEVENS-NAVARRO E and WONG V W S. Comparison between vertical handoff decision algorithms for heterogeneous wireless networks[C]. Proceedings of the 2006 IEEE 63rd Vehicular Technology Conference, Melbourne, Australia, 2006: 947–951. doi: [10.1109/VETECS.2006.1682964](https://doi.org/10.1109/VETECS.2006.1682964).
- [2] HAIDER A, GONDAL I, and KAMRUZZAMAN J. Dynamic dwell timer for hybrid vertical handover in 4G coupled networks[C]. Proceedings of the 2011 IEEE 73rd Vehicular Technology Conference, Yokohama, Japan, 2011: 1–5. doi: [10.1109/VETECS.2011.5956636](https://doi.org/10.1109/VETECS.2011.5956636).
- [3] LEE S K, SRIRAM K, KIM K, *et al.* Vertical handoff decision algorithms for providing optimized performance in heterogeneous wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2009, 58(2): 865–881. doi: [10.1109/TVT.2008.925301..](https://doi.org/10.1109/TVT.2008.925301..)
- [4] SINGH N P and SINGH B. Vertical handoff decision in 4G wireless networks using multi attribute decision making approach[J]. *Wireless Networks*, 2014, 20(5): 1203–1211. doi: [10.1007/s11276-013-0670-1..](https://doi.org/10.1007/s11276-013-0670-1..)
- [5] BHOSALE S and DARUWALA R. Multi-criteria vertical handoff decision algorithm using hierarchy modeling and additive weighting in an integrated WLAN/WiMAX/UMTS environment-A case study[J]. *KSI Transactions on Internet and Information Systems*, 2014, 8(1): 35–57. doi: [10.3837/tiis.2014.01.003](https://doi.org/10.3837/tiis.2014.01.003).
- [6] LAHBY M and SEKKAKI A. Optimal vertical handover based on TOPSIS algorithm and utility function in heterogeneous wireless networks[C]. Proceedings of the 2017 International Symposium on Networks, Computers and

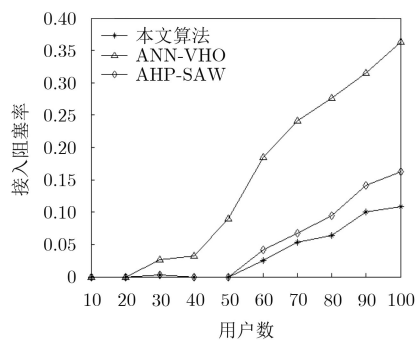


图8 切换阻塞率

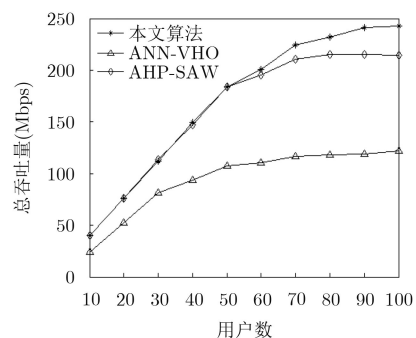


图9 网络总吞吐量

- Communications, Marrakech, Morocco, 2017: 1–6. doi: [10.1109/ISNCC.2017.8072023](https://doi.org/10.1109/ISNCC.2017.8072023).
- [7] YU Chenghai, MA Dawei, WANG Feng, *et al.* A novel vertical handoff algorithm based on differential pre-decision and improved utility-function method[J]. *International Journal of Future Generation Communication and Networking*, 2016, 9(3): 87–96. doi: [10.14257/ijfgcn.2016.9.3.09](https://doi.org/10.14257/ijfgcn.2016.9.3.09).
- [8] TSAI K L, LIU Hanyun, and LIU Yuwei. Using fuzzy logic to reduce ping-pong handover effects in LTE networks[J]. *Soft Computing*, 2016, 20(5): 1683–1694. doi: [10.1007/s00500-015-1655-z](https://doi.org/10.1007/s00500-015-1655-z).
- [9] KUSTIAWAN I, LIU Chunyi, and HSU D F. Vertical handoff decision using fuzzification and combinatorial fusion[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(9): 2089–2092. doi: [10.1109/LCOMM.2017.2709750](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2017.2709750).
- [10] 马彬, 张文静, 谢显中. 面向终端个性化服务的模糊垂直切换算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(6): 1284–1290. doi: [10.11999/JEIT160839](https://doi.org/10.11999/JEIT160839).
- MA Bin, ZHANG Wenjing, and XIE Xianzhong. Individualization service oriented fuzzy vertical handover algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(6): 1284–1290. doi: [10.11999/JEIT160839](https://doi.org/10.11999/JEIT160839).
- [11] LI Limin, MA Lin, XU Yubin, *et al.* Motion adaptive vertical handoff in cellular/WLAN heterogeneous wireless network[J]. *The Scientific World Journal*, 2014, 2014: 341038. doi: [10.1155/2014/341038](https://doi.org/10.1155/2014/341038).
- [12] NASSER N, GUIZANI S, and AL-MASRI E. Middleware vertical handoff manager: A neural network-based solution[C]. Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Communications, Glasgow, UK, 2007: 5671–5676. doi: [10.1109/ICC.2007.940](https://doi.org/10.1109/ICC.2007.940).
- [13] ÇALHAN A and ÇEKEN C. Artificial neural network based vertical handoff algorithm for reducing handoff latency[J]. *Wireless Personal Communications*, 2013, 71(4): 2399–2415. doi: [10.1007/s11277-012-0944-4](https://doi.org/10.1007/s11277-012-0944-4).
- [14] NURJAHAN, RAHMAN S, SHARMA T, *et al.* PSO-NF based vertical handoff decision for ubiquitous heterogeneous wireless network(UHWN)[C]. Proceedings of the 2016 International Workshop on Computational Intelligence, Dhaka, Bangladesh, 2017: 153–158. doi: [10.1109/IWCI.2016.7860357](https://doi.org/10.1109/IWCI.2016.7860357).
- [15] ALSAMHI S H and RAJPUT N S. An intelligent hand-off algorithm to enhance quality of service in high altitude platforms using neural network[J]. *Wireless Personal Communications*, 2015, 82(4): 2059–2073. doi: [10.1007/s11277-015-2333-2](https://doi.org/10.1007/s11277-015-2333-2).
- [16] ZINEB A B, AYADI M, and TABBANE S. QoE-based vertical handover decision management for cognitive networks using ANN[C]. Proceedings of the 2017 Sixth International Conference on Communications and Networking, Hammamet, Tunisia, 2017: 1–7. doi: [10.1109/COMNET.2017.8285600](https://doi.org/10.1109/COMNET.2017.8285600).
- 马彬: 男, 1978年生, 教授, 研究方向为异构无线网络、认知无线电网等。
- 李尚儒: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为异构无线网络。
- 谢显中: 男, 1966年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线和移动通信技术。