

基于 DA 优化模糊神经网络的异构无线网络接入选择算法

钱志鸿, 冯一诺, 孙佳妮, 王雪

(吉林大学通信工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要: 针对异构无线网络的接入选择问题, 在考虑用户业务类型和网络状态的前提下, 提出了一种基于蜻蜓算法优化模糊神经网络的异构无线网络接入选择算法。针对模糊神经网络收敛速度低的问题, 利用蜻蜓算法对模糊神经网络第二层和第五层的隶属度函数参数进行寻优, 以得到模糊神经网络隶属度函数参数的初始值。系统根据不同业务类型下用户对网络的偏好程度和网络的输出评分为用户选择最适合的网络。实验结果表明, 利用蜻蜓算法优化模糊神经网络能够提高模糊神经网络的收敛速度, 提高系统吞吐量, 降低接入阻塞率, 并在一定程度上减少切换次数。

关键词: 异构无线网络; 接入选择; 模糊神经网络; 蜻蜓算法

中图分类号: TN92

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2020230

Access selection algorithm for heterogeneous wireless network based on DA optimized fuzzy neural network

QIAN Zhihong, FENG Yinuo, SUN Jiani, WANG Xue

College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130012, China

Abstract: To solve the access selection problem of heterogeneous wireless network, an access selection algorithm based on dragonfly algorithm (DA) optimized fuzzy neural network (FNN) was proposed, considering the user's business type and network state. In view of the low convergence speed of the fuzzy neural network, the dragonfly algorithm was used to optimize the membership function parameters of the second and fifth layers of the fuzzy neural network, so as to obtain the initial value of membership function parameters of the fuzzy neural network. The most suitable network was selected for the users according to their preference to the network and the output score of the network under different business types. The experimental results show that dragonfly algorithm optimization can improve the convergence speed of fuzzy neural network, improve system throughput, reduce blocking rate, and reduce switching times to some extent.

Key words: heterogeneous wireless network, access selection, fuzzy neural network, dragonfly algorithm

1 引言

社会经济的快速发展、5G 部署的不断推进以及人们对高质量信息通信的需求等因素促使无线移动通信技术飞速发展^[1-2]。下一代无线网络将会是由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^[3]。

网络接入选择是异构无线网络融合的关键技术之一, 其主要功能是对用户的接入请求进行控制, 并选择某一个网络为用户提供连接服务^[4]。如何在兼顾用户和网络两方面的情况下, 为用户选择最适合的网络并保证用户的服务质量, 已经成为研究热点。

目前, 国内外针对异构无线网络接入选择问题

收稿日期: 2020-07-03; 修回日期: 2020-09-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61771219); 吉林大学基础科研基金资助项目 (No.SXGJQY2017-9, No.2017TD-19)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61771219), Fundamental Research Funds of Jilin University (No.SXGJQY2017-9, No.2017TD-19)

已经提出了以下几类算法：基于多属性决策的接入选择算法^[5-7]、基于效用理论的接入选择算法^[8-10]、基于马尔可夫过程的接入选择算法^[11]、基于模糊逻辑的接入选择算法^[12-13]、基于神经网络的接入选择算法^[14]。其中，文献[5]提出一种基于信干噪比和层次分析法的简单加权法（SAW, weighted method of simple additivity）垂直切换算法，利用层次分析法确定属性矩阵，然后用简单加权法进行判决。文献[6]提出一种基于多属性决策的接入选择算法，采用模糊层次分析法确定类间和类内的权重，再用马氏距离对替代方案进行排序。文献[7]提出了一种基于层次分析法和灰色关联分析的切换网络决策机制。以上基于多属性决策的接入选择算法虽然综合考虑了网络的属性问题，但属性参数过多会增加算法的复杂度。文献[8-9]提出了一系列效用函数，但都停留在传统意义上。文献[10]提出了一种基于异构无线网络的终端多接入选择机制，通过效用函数在终端功耗与吞吐量阈值范围内平衡终端功耗和数据传输速率，以此选择参与并行传输的网卡，能够显著减少不必要的重复选择。文献[11]在利用马尔可夫模型分析 2 个融合网络如何接入的基础上，针对无线通信网络、陆地无线接入网、无线局域网（WLAN, wireless local area network）的融合网络，提出了一个三维的马尔可夫模型，分别通过负载和业务 2 个方面对系统的性能进行了分析。文献[12]提出了一种基于模糊逻辑的多准则垂直切换模型。文献[13]提出了一种基于模糊逻辑的分级垂直切换算法，将接收信号强度、带宽、时延输入一级模糊逻辑系统，结合规则自适应匹配，推理出服务质量模糊值，并通过服务质量模糊值对网络进行初步筛选得到候选网络集；然后通过触发机制触发二级模糊逻辑系统，并将候选网络的服务质量模糊值、网络负载率、用户接入费用输入二级模糊逻辑系统，同时结合规则自适应匹配，得到输出判决值，从而选择最佳接入网络。基于模糊逻辑的接入选择算法虽然将不确定的参数进行准确的表达，但却不具备学习能力。文献[14]提出了一种基于神经网络的机器学习方案，将每个属性的估计值转发到神经网络以选择最佳访问网络。基于神经网络的接入选择算法虽具备学习能力，但无法处理模糊属性。考虑以上问题，本文将模糊逻辑与神经网络相结合，提出了基于蜻蜓算法（DA, dragonfly algorithm）优化模糊神经网络

（FNN, fuzzy neural network）的异构无线网络接入选择算法，即 DA-FNN。

本文的主要研究工作分为以下三方面。

1) 构建了五层模糊神经网络模型，主要包括输入层、模糊化层、2 个模糊推理层以及解模糊层，利用强化学习过程自适应调整模糊神经网络第二层和第五层隶属度函数参数，训练模糊神经网络。

2) DA 寻优。DA 寻优过程用于寻找模糊神经网络第二层和第五层高斯隶属度函数均值和方差的最优初始值，主要是根据蜻蜓群体在自然界的 5 种行为方式，利用一定数目的蜻蜓寻找其食物位置和天敌位置，将食物位置作为所求最优初始值，再用寻优后的初始值进行模糊神经网络训练。

3) 进行仿真实验，验证本文所提算法的优越性。

2 模糊神经网络模型

本文提出的基于 DA 优化模糊神经网络的异构无线网络接入选择算法构建了五层模糊神经网络，具体结构如图 1 所示。

2.1 模糊神经网络结构

第一层为输入层。本文的备选网络有 3 个，分别是通用移动通信系统的长期演进（LTE, long term evolution）、WLAN₁、WLAN₂。网络属性有 2 个，分别是带宽 BW 和时延 D。本文将所有备选网络的属性设置为输入数据，那么输入层的输入数据共有 3×2=6 个，分别是 BW_{LTE}、D_{LTE}、BW_{WLAN₁}、D_{WLAN₁}、BW_{WLAN₂}、D_{WLAN₂}，则第一层共有 6 个节点，每个节点对应一个输入数据，其输入 $I_i^{(1)}$ 和输出 $O_i^{(1)}$ 是相等的，表达式为

$$I_i^{(1)} = O_i^{(1)} = x_{i,j}^{(1)} \quad (1)$$

其中， $i=1,2,3,4,5,6$ ， $j=1$ ， $x_{i,j}^{(1)}$ 是第一层节点 i 的第 j 个输入数据。

第二层为模糊化层。模糊化层的作用是将输入数据进行模糊化处理。一般情况下，隶属度函数分为三角隶属度函数、钟形隶属度函数、高斯隶属度函数和梯形隶属度函数^[15]。本文采用高斯隶属度函数，将输入数据模糊为低（L, low）、中（M, medium）、高（H, high）3 个等级，则第二层共有 3×6=18 个节点，且一个节点对应一个输入数据，

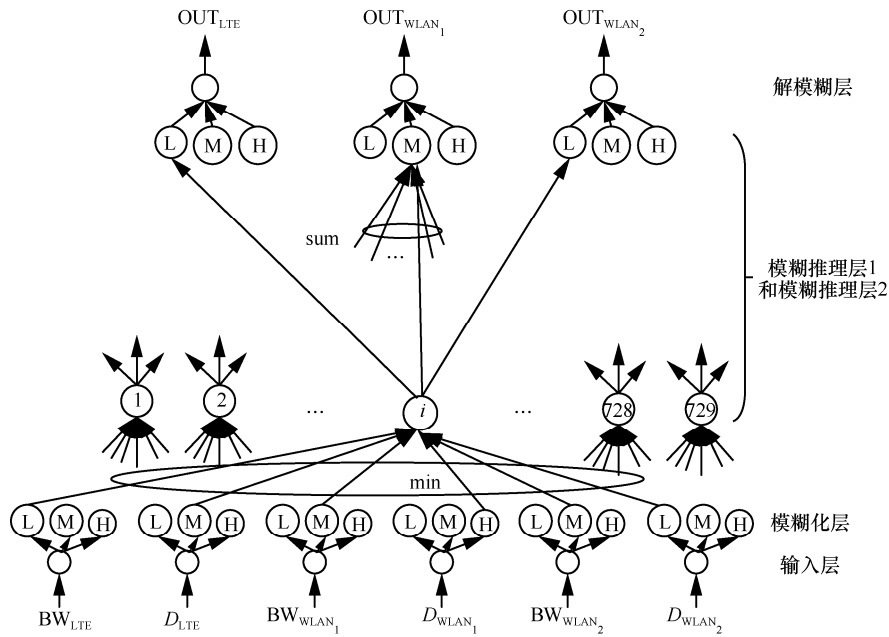


图 1 模糊神经网络结构

输入 $I_i^{(2)}$ 和输出 $O_i^{(2)}$ 的表达式分别为

$$I_i^{(2)} = \frac{-(x_{i,j}^{(2)} - m_i^{(2)})^2}{(b_i^{(2)})^2} \quad (2)$$

$$O_i^{(2)} = e^{I_i^{(2)}} = e^{-\frac{(x_{i,j}^{(2)} - m_i^{(2)})^2}{(b_i^{(2)})^2}} \quad (3)$$

其中, $i=1,2,\dots,18, j=1, m_i^{(2)}, b_i^{(2)}$ 分别是第二层高斯隶属度函数的均值和方差, $x_{i,j}^{(2)}$ 是第二层节点 i 的第 j 个输入数据。

第三层为模糊推理层 1。模糊推理的作用在于建立模糊规则, 模糊规则采用 if...then...的形式。例如“if($x_1 = d, x_2 = g$), then($y = p$)”, 其中, x_1, x_2 和 y 分别为输入和输出数据, d 和 g 分别为 x_1 和 x_2 对应的输入数据模糊集, p 为输出数据模糊集^[15]。本文的输入数据有 6 个, 由于每个输入都包含 3 个模糊集, 且该层中的每个节点都对应不同模糊集的组合, 因此经模糊推理后可以得到 $3^6=729$ 个模糊

规则, 第三层共有 729 个节点, 表 1 列举了 5 条规则。

将第二层的输出数据取最小运算 (min) 作为第三层的输入数据, 且第三层的输入数据与输出数据相等, 则输入 $I_i^{(3)}$ 和输出 $O_i^{(3)}$ 的表达式分别为

$$I_i^{(3)} = \min(x_{i,j}^{(3)}) \quad (4)$$

$$O_i^{(3)} = I_i^{(3)} = \min(x_{i,j}^{(3)}) \quad (5)$$

其中, $i=1,2,\dots,729, j=1,2,\dots,6, j$ 是与第三层的节点 i 相连的第二层节点, $x_{i,j}^{(3)}$ 是第三层节点 i 的第 j 个输入数据。

第四层为模糊推理层 2。第四层的节点代表输出层网络评分的隶属度函数值, 3 个备选网络的评分也模糊化为 L、M、H 这 3 个等级, 则第四层共有 $3 \times 3 = 9$ 个节点, 每个节点都对应一个模糊集。将对应第四层同一节点的所有第三层节点求和 (sum) 做模糊或操作, 得到输入 $I_i^{(4)}$ 和输出 $O_i^{(4)}$ 的表达式分

表 1 模糊规则举例

规则	BW _{LTE}	D _{LTE}	BW _{WLAN₁}	D _{WLAN₁}	BW _{WLAN₂}	D _{WLAN₂}	OUT _{LTE}	OUT _{WLAN₁}	OUT _{WLAN₂}
1	L	M	M	H	M	L	L	M	L
2	M	M	L	H	M	H	M	L	M
3	H	M	H	H	M	M	M	H	M
4	L	L	M	M	L	L	L	M	L
5	M	H	L	M	L	H	M	L	L

别为

$$I_i^{(4)} = \sum_{j \in G_i} x_{i,j}^{(4)} \quad (6)$$

$$O_i^{(4)} = \min(1, I_i^{(4)}) \quad (7)$$

其中, $i=1,2,\dots,9$, G_i 是使输出层节点对应同一模糊集的规则数的集合, j 是与第四层的节点 i 相连的第三层节点, $x_{i,j}^{(4)}$ 是第四层节点 i 的第 j 个输入数据。

第五层为输出层, 又叫作解模糊层。常用的解模糊的方法有最大隶属度法、加权平均法、面积重心法等。本文采用面积重心法进行解模糊, 解模糊的作用是将第四层得到的输出节点的隶属度函数解模糊为精确的输出值, 得到的输出值即为备选网络的评分^[15], 分别为 OUT_{LTE} 、 OUT_{WLAN_1} 和 OUT_{WLAN_2} , 则第五层共有 3 个节点, 利用面积重心法解模糊得到输入 $I_i^{(5)}$ 和输出 $O_i^{(5)}$ 的表达式分别为

$$I_i^{(5)} = \sum_{j \in B_i} m_j^{(5)} b_j^{(5)} x_{i,j}^{(5)} \quad (8)$$

$$O_i^{(5)} = \frac{I_i^{(5)}}{\sum_{j \in B_i} b_j^{(5)} x_{i,j}^{(5)}} \quad (9)$$

其中, $i=1,2,3$, B_i 是与第五层节点 i 相连的第四层节点的集合, j 是与第五层的节点 i 相连的第四层节点, $m_j^{(5)}$ 和 $b_j^{(5)}$ 分别是第五层高斯隶属度函数的均值和方差, $x_{i,j}^{(5)}$ 是第五层节点 i 的第 j 个输入数据。

2.2 强化学习过程

本文的强化学习过程旨在训练模糊神经网络第二层及第五层隶属度函数的均值和方差, 训练过程是通过反向误差传播过程 (BP, back propagation) 实现的。BP 神经网络是一种误差反向传播训练的多层前馈网络, 其学习规则通常使用梯度下降法^[15], 通过反向传播实现对均值和方差的不断调整, 以减小实际输出评分与期望输出评分之间的差距, 具体实现过程如下。

步骤 1 计算模糊神经网络第五层的实际输出评分与期望输出评分的均方误差 E , 设实际输出为 $r_i (i=1,2,3)$, 期望输出为 h_i , 则均方误差 E 的表达式为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K (h_i - r_i)^2 \quad (10)$$

其中, $K=3$ 为模糊神经网络第五层输出节点的个数。

步骤 2 利用梯度下降法建立学习规则, 进而自适应调整隶属度函数的参数。将需要调整的参数设为 ω , 自适应调整的目标函数为

$$\omega(t+1) = \omega(t) - \alpha \frac{\partial E}{\partial \omega} \quad (11)$$

其中, α 为学习效率, t 为迭代次数。

步骤 3 计算第五层和第二层高斯隶属度函数的均值和方差。

1) 第五层高斯隶属度函数的均值和方差的表达式分别为

$$m_j^{(5)}(t+1) = m_j^{(5)}(t) - \alpha \frac{\partial E}{\partial m_j^{(5)}} \quad (12)$$

$$\Delta m_j^{(5)} = m_j^{(5)}(t+1) - m_j^{(5)}(t) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial m_j^{(5)}} \quad (13)$$

$$\Delta m_j^{(5)} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial O_i^{(5)}} \frac{\partial O_i^{(5)}}{\partial I_i^{(5)}} \frac{\partial I_i^{(5)}}{\partial m_j^{(5)}} \quad (14)$$

将式(8)和式(9)代入式(14)可得

$$\Delta m_j^{(5)} = \alpha (h_i - r_i) \frac{b_j^{(5)} x_{ij}^{(5)}}{\sum_{j \in B_i} b_j^{(5)} x_{ij}^{(5)}} \quad (15)$$

根据均值的求解过程, 可类比得到方差的表达式为

$$\Delta b_j^{(5)} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial O_i^{(5)}} \frac{\partial O_i^{(5)}}{\partial b_j^{(5)}} \quad (16)$$

将式(8)和式(9)代入式(16)可得

$$\Delta b_j^{(5)} = \alpha (h_i - r_i) \frac{m_j^{(5)} x_{ij}^{(5)} \left(\sum_{j \in B_i} b_j^{(5)} x_{ij}^{(5)} \right) - x_{ij}^{(5)} \left(\sum_{j \in B_i} m_j^{(5)} b_j^{(5)} x_{ij}^{(5)} \right)}{\left(\sum_{j \in B_i} b_j^{(5)} x_{ij}^{(5)} \right)^2} \quad (17)$$

2) 第二层高斯隶属度函数的均值和方差的表达式分别为

$$\Delta m_i^{(2)} = m_i^{(2)}(t+1) - m_i^{(2)}(t) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial m_i^{(2)}} \quad (18)$$

$$\Delta m_i^{(2)} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial I_i^{(2)}} \frac{\partial I_i^{(2)}}{\partial m_i^{(2)}} \quad (19)$$

将式(2)代入式(19)可得

$$\Delta m_i^{(2)} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial I_i^{(2)}} \frac{2(x_{i,j}^{(2)} - m_i^{(2)})}{(b_i^{(2)})^2} \quad (20)$$

而

$$-\alpha \frac{\partial E}{\partial I_i^{(2)}} \frac{2(x_{i,j}^{(2)} - m_i^{(2)})}{(b_i^{(2)})^2} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial O_i^{(2)}} \frac{\partial O_i^{(2)}}{\partial I_i^{(2)}} \frac{2(x_{i,j}^{(2)} - m_i^{(2)})}{(b_i^{(2)})^2} \quad (21)$$

将式(3)代入式(21)可得

$$-\alpha \frac{\partial E}{\partial I_i^{(2)}} \frac{2(x_{i,j}^{(2)} - m_i^{(2)})}{(b_i^{(2)})^2} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial O_i^{(2)}} e^{I_i^{(2)}} \frac{2(x_{ij}^{(2)} - m_i^{(2)})}{(b_i^{(2)})^2} \quad (22)$$

则

$$\Delta m_i^{(2)} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial O_i^{(2)}} e^{I_i^{(2)}} \frac{2(x_{ij}^{(2)} - m_i^{(2)})}{(b_i^{(2)})^2} \quad (23)$$

由于第二层节点的输出影响着第三层节点的输入, 且第三层有 729 个节点, 则

$$\frac{\partial E}{\partial O_i^{(2)}} = \sum_{q=1}^{729} \frac{\partial E}{\partial I_q^{(3)}} \frac{\partial I_q^{(3)}}{\partial O_i^{(2)}} \quad (24)$$

其中

$$\frac{\partial I_q^{(3)}}{\partial O_i^{(2)}} = \begin{cases} 1, & \text{第 2 层的第 } i \text{ 个节点的高斯隶属度函数值是第 3 层的第 } q \text{ 个节点的最小输入} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (25)$$

$$\frac{\partial E}{\partial I_q^{(3)}} = \frac{\partial E}{\partial O_q^{(3)}} \frac{\partial O_q^{(3)}}{\partial I_q^{(3)}} = \frac{\partial E}{\partial O_q^{(3)}} \quad (26)$$

由于第三层节点的输出影响着第四层节点的输入, 且第四层有 9 个节点, 则有

$$\frac{\partial E}{\partial I_n^{(4)}} = \frac{\partial E}{\partial O_n^{(3)}} = \sum_{q=1}^9 \frac{\partial E}{\partial I_n^{(4)}} \frac{\partial I_n^{(4)}}{\partial O_q^{(3)}} \quad (27)$$

其中

$$\frac{\partial I_n^{(4)}}{\partial O_q^{(3)}} = \begin{cases} 1, & \text{第 3 层的第 } q \text{ 个节点和第 4 层的第 } n \text{ 个节点相连} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

将式(24)~式(28)代入式(23), 可得第二层高斯隶属度函数的均值的表达式为

$$\begin{aligned} \Delta m_i^{(2)} &= -\alpha \frac{\partial E}{\partial O_i^{(2)}} e^{I_i^{(2)}} \frac{2(x_{ij}^{(2)} - m_i^{(2)})}{(b_i^{(2)})^2} = -\alpha \cdot \\ &\sum_{q=1}^{729} \frac{\partial E}{\partial I_q^{(3)}} \frac{\partial I_q^{(3)}}{\partial O_i^{(2)}} e^{I_i^{(2)}} \frac{2(x_{ij}^{(2)} - m_i^{(2)})}{(b_i^{(2)})^2} = -\alpha \cdot \\ &\sum_{n=1}^9 \frac{\partial E}{\partial I_n^{(4)}} \sum_{q=1}^{729} \frac{\partial I_n^{(4)}}{\partial O_q^{(3)}} \frac{\partial I_q^{(3)}}{\partial O_i^{(2)}} e^{I_i^{(2)}} \frac{2(x_{ij}^{(2)} - m_i^{(2)})}{(b_i^{(2)})^2} \quad (29) \end{aligned}$$

根据均值的求解过程, 可类比得到方差的表达式为

$$\Delta b_i^{(2)} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial b_i^{(2)}} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial I_i^{(2)}} \frac{\partial I_i^{(2)}}{\partial b_i^{(2)}} = -\alpha \cdot$$

$$\frac{\partial E}{\partial I_i^{(2)}} \frac{2(x_{i,j}^{(2)} - m_i^{(2)})^2}{(b_i^{(2)})^3} = -\alpha \cdot$$

$$\frac{\partial E}{\partial O_i^{(2)}} \frac{\partial O_i^{(2)}}{\partial I_i^{(2)}} \frac{2(x_{i,j}^{(2)} - m_i^{(2)})^2}{(b_i^{(2)})^3} = -\alpha \cdot$$

$$\frac{\partial E}{\partial O_i^{(2)}} e^{I_i^{(2)}} \frac{2(x_{ij}^{(2)} - m_i^{(2)})^2}{(b_i^{(2)})^3} = -\alpha \cdot$$

$$\sum_{n=1}^9 \frac{\partial E}{\partial I_n^{(4)}} \sum_{q=1}^{729} \frac{\partial I_n^{(4)}}{\partial O_q^{(3)}} \frac{\partial I_q^{(3)}}{\partial O_i^{(2)}} e^{I_i^{(2)}} \frac{2(x_{ij}^{(2)} - m_i^{(2)})^2}{(b_i^{(2)})^3} \quad (30)$$

3 蜻蜓算法优化模糊神经网络

蜻蜓算法是一种新的群体智能优化技术, 其主要灵感来源于自然界中蜻蜓的静态和动态群居行为。在蜻蜓算法中, 蜻蜓个体通过避撞行为、结对行为、聚集行为、觅食行为和避敌行为进行觅食和寻优^[16]。

3.1 蜻蜓群体的行为方式

1) 避撞行为, 指个体与邻域内其他个体的静态避碰。避撞行为的位置向量为

$$S_i = -\sum_{j=1}^N X - X_j \quad (31)$$

其中, X 为当前个体的位置, X_j 为相邻个体 j 的位置, N 为相邻个体的数量。

2) 结对行为, 指个体与相邻个体保持一致的速度。结对行为的位置向量为

$$A_i = \frac{\sum_{j=1}^N V_j}{N} \quad (32)$$

其中, V_j 为第 j 个相邻个体的速度, N 为相邻个体的数量。

3) 聚集行为, 指个体倾向于向相邻个体的中心聚集。聚集行为的位置向量为

$$C_i = \frac{\sum_{j=1}^N X_j}{N} - X \quad (33)$$

其中, X 为当前个体的位置, X_j 为第 j 个相邻个体的位置, N 为相邻个体的数量。

4) 觅食行为, 指自然界中生存的蜻蜓会本能地向食物源接近。觅食行为的位置向量为

$$F_i = X^+ - X \quad (34)$$

其中, \mathbf{X} 为当前个体的位置, \mathbf{X}^+ 为食物源的位置。

5) 避敌行为, 指自然界中生存的蜻蜓会本能地远离天敌。避敌行为的位置向量为

$$\mathbf{E}_i = \mathbf{X}^- + \mathbf{X} \quad (35)$$

其中, \mathbf{X} 为当前个体的位置, \mathbf{X}^- 为天敌的位置。

根据以上 5 种蜻蜓群体行为可以得到蜻蜓个体的步长向量为

$$\Delta\mathbf{X}_{t+1} = (s\mathbf{S}_i + a\mathbf{A}_i + c\mathbf{C}_i + f\mathbf{F}_i + e\mathbf{E}_i) + w\Delta\mathbf{X}_t \quad (36)$$

其中, s 、 a 、 c 、 f 、 e 分别为 5 种蜻蜓群体行为的权重, w 为惯性权重, t 为当前迭代次数。

综上, 蜻蜓个体的位置向量为

$$\mathbf{X}_{t+1} = \mathbf{X}_t + \Delta\mathbf{X}_{t+1} \quad (37)$$

3.2 蜻蜓算法优化模糊神经网络的过程

本文利用蜻蜓算法中蜻蜓群体的 5 种行为方式来寻找高斯隶属函数的最优初始值, 具体过程如下。

步骤 1 初始化种群规模 N 和最大迭代次数 T , 本文设置蜻蜓群体个数为 10, 最大迭代次数为 500 次, 即 $N=10$, $T=500$ 。

步骤 2 随机初始化步长向量为 $\Delta\mathbf{X}$ 、随机产生蜻蜓个体的初始位置为 \mathbf{X} , 本文取模糊神经网络第二层和第五层中每个节点对应的高斯隶属度函数的均值和方差构成向量作为蜻蜓个体的初始位置。蜻蜓个体的初始位置向量为

$$\mathbf{X} = (m, b) \quad (38)$$

其中, m 和 b 分别代表每个节点的高斯隶属度函数的均值和方差。

步骤 3 令 $t=1$, 将训练集输入模糊神经网络, 根据式(10)可以得到模糊神经网络的均方误差, 然后将均方误差作为蜻蜓算法的适应度函数, 计算所有蜻蜓个体的适应度。适应度越小代表均方误差越小, 通过将适应度排序可以得到最小适应度和最大适应度所对应的蜻蜓位置向量, 分别为 \mathbf{X}^+ 和 \mathbf{X}^- , 也就是蜻蜓群体的食物源位置和天敌位置。适应度函数为

$$\text{fitness} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K (h_i - r_i)^2 \quad (39)$$

步骤 4 根据步骤 3 可以更新模糊神经网络的最优均值、方差和最差均值、方差对应的位置向量, 即 \mathbf{X}^+ 和 \mathbf{X}^- 。同时, 更新 5 种行为权重 s 、 a 、 c 、 f 、 e 和惯性权重 w 。

步骤 5 根据式(31)~式(36)更新 5 种行为位置向量 \mathbf{S} 、 \mathbf{A} 、 \mathbf{C} 、 \mathbf{F} 、 \mathbf{E} , 并更新步长和位置向量。

步骤 6 若 $t > T$, 保存此时的食物源位置 \mathbf{X}^+ , 也就是最优模糊神经网络参数; 否则, 继续迭代 ($t=t+1$), 返回步骤 3。

步骤 7 将结束迭代时对应的食物源位置向量中的参数 m 、 b 作为模糊神经网络第二层和第五层相应节点的高斯隶属度函数的初始参数, 然后开始训练模糊神经网络。

4 网络接入选择

本文将有业务产生的用户类型分为 2 类, 一类是实时业务用户, 另一类是非实时业务用户, 设置 2 类用户对 3 个网络的偏好程度分别为 $\mathbf{W}_1=[0.4, 0.3, 0.3]$ 、 $\mathbf{W}_2=[0.4, 0.4, 0.2]$ 。在进行网络接入选择时, 先对用户位置进行判断, 然后综合考虑不同业务类型下用户对网络的偏好程度和网络输出评分两方面因素, 对输出评分做加权处理, 作为最后的评价标准, 具体情况如下。

1) 当实时业务用户或非实时业务用户位于 LTE 覆盖区域, 但不在 WLAN₁ 和 WLAN₂ 的覆盖区域时, 选择接入 LTE。

2) 当实时业务用户位于 LTE 和 WLAN₁ 的重叠覆盖区域时调用模糊神经网络, 若 $0.4\text{OUT}_{\text{LTE}} > 0.3\text{OUT}_{\text{WLAN}_1}$, 选择接入 LTE; 否则选择接入 WLAN₁。当非实时业务用户位于 LTE 和 WLAN₁ 的重叠覆盖区域时, 若 $0.4\text{OUT}_{\text{LTE}} > 0.4\text{OUT}_{\text{WLAN}_1}$, 选择接入 LTE; 否则选择接入 WLAN₁。

3) 当实时业务用户位于 LTE 和 WLAN₂ 的重叠覆盖区域时调用模糊神经网络, 若 $0.4\text{OUT}_{\text{LTE}} > 0.3\text{OUT}_{\text{WLAN}_2}$, 选择接入 LTE; 否则用户选择接入 WLAN₂。当非实时业务用户位于 LTE 和 WLAN₂ 的重叠覆盖区域时, 若 $0.4\text{OUT}_{\text{LTE}} > 0.2\text{OUT}_{\text{WLAN}_2}$, 选择接入 LTE; 否则用户选择接入 WLAN₂。

4) 当实时业务用户位于 LTE、WLAN₁、WLAN₂ 这 3 个网络的重叠覆盖区域时, 调用模糊神经网络, 比较 $0.4\text{OUT}_{\text{LTE}}$ 、 $0.3\text{OUT}_{\text{WLAN}_1}$ 、 $0.3\text{OUT}_{\text{WLAN}_2}$ 的大小, 选择三者中最大的进行接入; 当非实时业务用户位于 LTE、WLAN₁、WLAN₂ 这 3 个网络的重叠覆盖区域时, 调用模糊神经网络, 比较 $0.4\text{OUT}_{\text{LTE}}$ 、 $0.4\text{OUT}_{\text{WLAN}_1}$ 、 $0.2\text{OUT}_{\text{WLAN}_2}$ 的大小, 选择三者中最

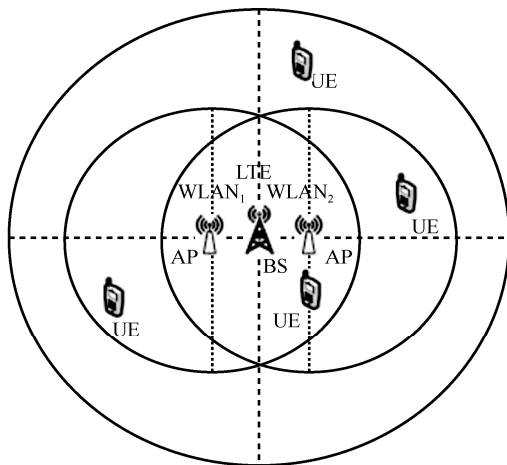
大的进行接入。

5 仿真分析

为了验证本文提出的 DA-FNN 的性能, 本节将其与 SAW^[5]、Fuzzy-Logic^[12]以及 FNN 进行对比仿真分析。首先, 对比 DA-FNN 与 FNN 的均方误差曲线的收敛速度, 然后对比分析这 4 种算法在 200 轮仿真实验后各网络性能指标的平均值, 包括接入阻塞率、系统吞吐量、平均切换处理时延、切换次数以及用户满意度。

5.1 仿真场景

本文的仿真场景是由 LTE、WLAN₁、WLAN₂ 构成的重叠覆盖网络区域, 如图 2 所示。考虑到实际场景中用户的移动性, 和不同用户的移动方向的差异, 本文设置 100 个用户随机分布在仿真区域中, 并随机产生用户的移动方向, 每个用户的移动速度为 3 m/s^[17-18]。



UE: 用户 BS: LTE基站 AP: 无线接入点WLAN₁和WLAN₂

图 2 仿真场景

本文设置实时业务和非实时业务均按照泊松分布到达, 每隔 5 s 判断一次所有用户的位置, 对有业务需求的用户调用模糊神经网络进行网络接入选择, 共判断 120 次, 即 10 min 内的网络接入选择情况。仿真参数设置如表 2 所示。

5.2 结果分析

本文使用 MATLAB R2018b 进行仿真, 仿真结果如下。

图 3 和图 4 分别为 DA-FNN 算法与 FNN 算法的均方误差曲线, 图 3 中的均方误差值经过 100 次迭代后从 0.345 下降到 0.002, 图 4 中的均方误差值经过 100 次迭代后从 0.187 下降到 0.002, DA-FNN

相比于 FNN 的收敛速度提高了 85.41%。

表 2 仿真参数

参数	取值
LTE 半径/m	500
WLAN ₁ 半径/m	300
WLAN ₂ 半径/m	300
用户数/个	100
用户移动速度/(m·s ⁻¹)	3
LTE 带宽/MHz	10~20
LTE 时延/ms	60~100
WLAN ₁ 带宽/MHz	10~20
WLAN ₁ 时延/ms	80~100
WLAN ₂ 带宽/MHz	5~10
WLAN ₂ 时延/ms	100~150
实时业务持续时间/s	30
非实时业务持续时间/s	60

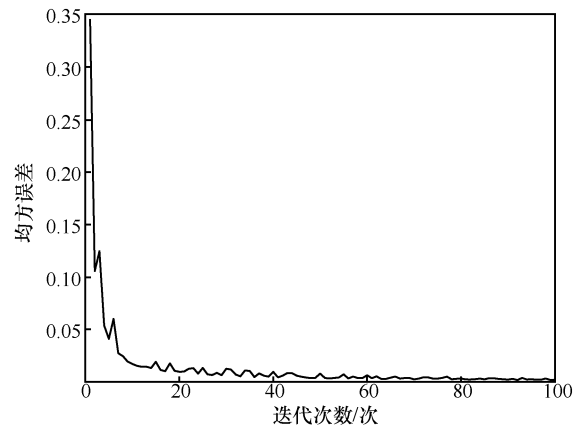


图 3 DA-FNN 算法的均方误差曲线

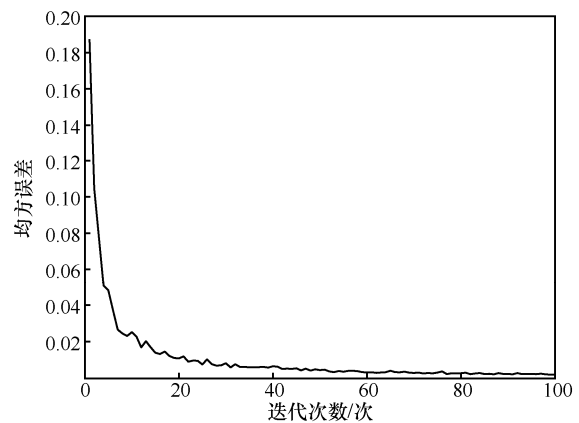


图 4 FNN 算法的均方误差曲线

图 5 是在业务到达率 λ 为 1~8 时, DA-FNN、FNN、SAW、Fuzzy-Logic 这 4 种算法的接入阻塞

率对比。当 $\lambda = 6$ 时，DA-FNN 的接入阻塞率相比 FNN、SAW、Fuzzy-Logic 分别降低了 68.58%、96.17%、99.28%。当 $\lambda = 7$ 时，DA-FNN 的接入阻塞率相比 FNN、SAW、Fuzzy-Logic 分别降低了 40%、75%、84.21%。当 $\lambda = 8$ 时，DA-FNN 的接入阻塞率相比 FNN、SAW、Fuzzy-Logic 分别降低了 15.79%、48.39%、60%。

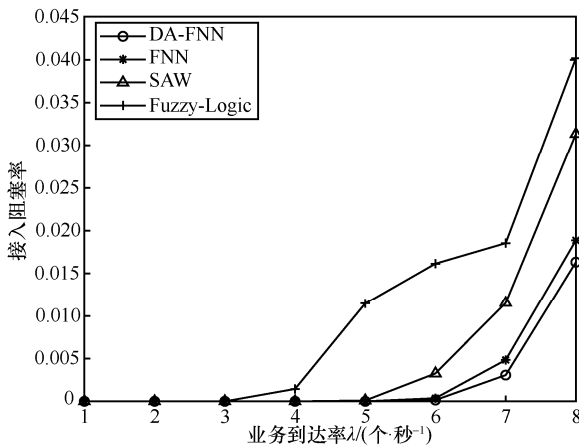


图 5 接入阻塞率对比

图 6 是在业务到达率 λ 为 1~8 时，DA-FNN、FNN、SAW、Fuzzy-Logic 这 4 种算法的系统吞吐量对比，DA-FNN 的系统吞吐量一直高于其他 3 种算法，当 $\lambda = 8$ 时，4 种算法的系统吞吐量分别为 263.9 Mbit/s、251.2 Mbit/s、230 Mbit/s、224.4 Mbit/s。

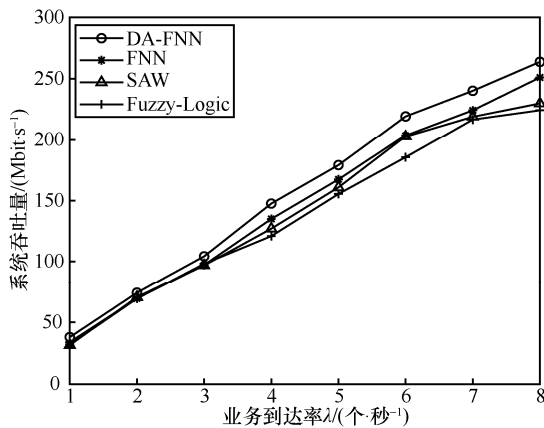


图 6 系统吞吐量对比

图 7 是在业务到达率 λ 为 1~8 时，DA-FNN、FNN、SAW、Fuzzy-Logic 这 4 种算法的用户满意度对比。本文的用户满意度是指在接入成功的前提下，用户能够接入期望网络的次数占总成功接入次数的比例。本文的用户期望网络是根据实时业务用

户和非实时业务用户对 3 种网络的偏好程度确定的，实时业务用户对 3 种网络的偏好程度为 $W_1 = [0.4, 0.3, 0.3]$ ，非实时业务用户对 3 种网络的偏好程度为 $W_2 = [0.4, 0.4, 0.2]$ 。当实时业务用户位于 LTE 区域并且不在 WLAN₁ 和 WLAN₂ 的区域内时，期望网络为 LTE；当实时业务用户位于 LTE 和 WLAN₁ 的重叠区域内时，期望网络为 LTE；当实时业务用户位于 LTE 和 WLAN₂ 的重叠区域内时，期望网络为 LTE；当实时业务用户位于 LTE、WLAN₁ 和 WLAN₂ 的重叠区域内时，期望网络为 LTE。当非实时业务用户位于 LTE 区域并且不在 WLAN₁ 和 WLAN₂ 的区域内时，期望网络为 LTE；当非实时业务用户位于 LTE 和 WLAN₁ 的重叠区域内时，期望网络为 LTE 或 WLAN₁；当非实时业务用户位于 LTE 和 WLAN₂ 的重叠区域内时，期望网络为 LTE；当非实时业务用户位于 LTE、WLAN₁ 和 WLAN₂ 的重叠区域内时，期望网络为 LTE 或 WLAN₁。当 $\lambda = 8$ 时，4 种算法的用户满意度分别为 99.68%、99.34%、98.17%、95.28%，DA-FNN 的用户满意度相比于其他 3 种算法分别提高了 0.34%、1.54%、4.62%。

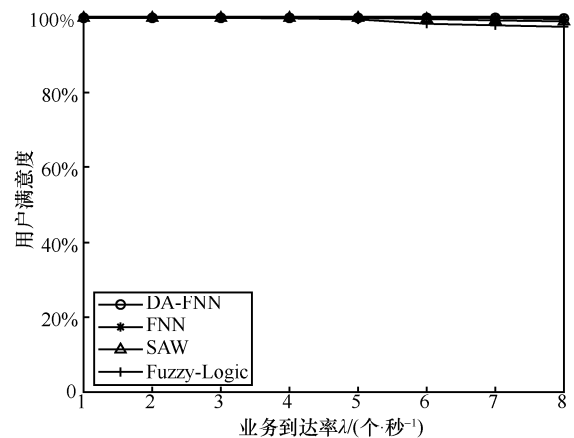


图 7 用户满意度对比

图 8 是在业务到达率 $\lambda = 1$ 、决策时间为 1~5 min 时，DA-FNN、FNN、SAW、Fuzzy-Logic 这 4 种算法的切换次数对比。由于用户是随机移动的，当用户所在的网络区域变化时可能产生网络的切换，随着决策时间的增加，4 种算法的切换次数都在增加，但 DA-FNN 的切换次数整体稍低于其他 3 种算法。

图 9 是 DA-FNN、FNN、SAW、Fuzzy-Logic 这 4 种算法的平均切换处理时延对比。4 种算法的平均切换处理时延分别为 4.282 ms、4.241 ms、1.951 ms、

4.782 ms。平均切换处理时延代表了算法处理切换所需要的时间，而算法本身的复杂度不同导致运算量存在差异，运算量越大的算法处理切换需要的时间就越长。SAW 是适用范围最广的一种多属性决策算法，其基本思想是对备选网络的属性效用进行加权处理，算法复杂度较低，运算量比较小，所以在 4 种算法中 SAW 的平均切换处理时延最小。DA-FNN、FNN 和 Fuzzy-Logic 均使用了模糊逻辑理论，由于模糊逻辑理论存在人工干预多、推理速度慢、算法复杂度较高的缺陷，因此 Fuzzy-Logic 的运算量较大、平均切换处理时延较高，而 DA-FNN 和 FNN 在模糊逻辑理论的基础上利用神经网络的学习能力降低算法复杂度，减少运算量，所以这 2 种算法的平均切换处理时延比 Fuzzy-Logic 小。

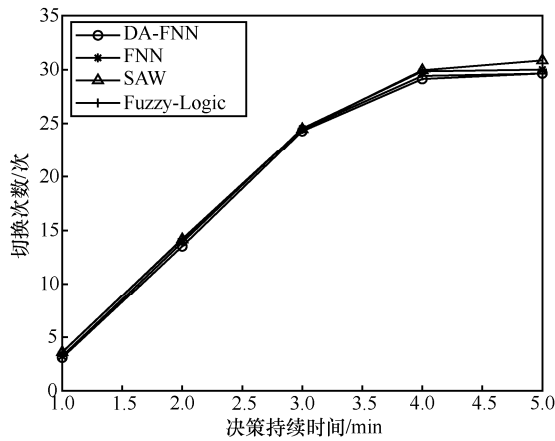


图 8 切换次数对比

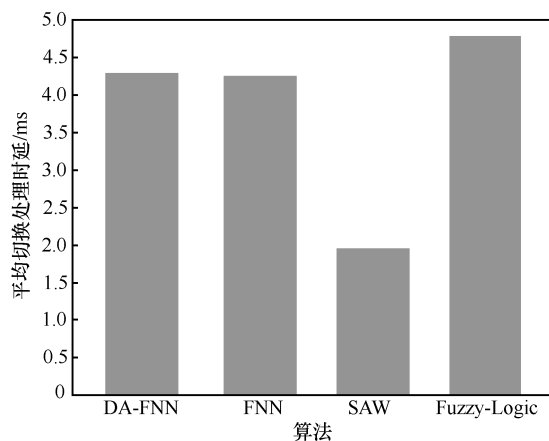


图 9 平均切换处理时延对比

6 结束语

本文提出了基于 DA 优化模糊神经网络的异构

无线网络接入选择算法，该算法既能通过模糊逻辑实现参数模糊化，具备自适应调整高斯隶属度函数均值和方差的能力，又能提高原始模糊神经网络的收敛速度。仿真结果表明，所提算法能够提高模糊神经网络的收敛速度，相较于 FNN、SAW、Fuzzy-Logic 这 3 种算法，DA-FNN 能够在降低异构无线网络接入选择的接入阻塞率的同时，提高系统吞吐量和用户满意度，并且切换次数在一定程度上低于其他 3 种算法。

参考文献:

- [1] AHMED A, BOULAHIA L M, GAITI D. Enabling vertical handover decisions in heterogeneous wireless networks: a state-of-the-art and a classification[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2014, 16(2): 776-811.
- [2] 钱志鸿, 田春生, 郭银景, 等. 智能网联交通系统的关键技术与发展[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(1): 2-19.
QIAN Z H, TIAN C S, GUO Y J, et al. The key technology and development of intelligent and connected transportation system[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(1): 2-19.
- [3] BHOSALE S, 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]. KSII Transactions on Internet and Information Systems, 2014, 8(1): 35-57.
- [4] KHLOUSSY E, GELABERT X, JIANG Y. Investigation on MDP-based radio access technology selection in heterogeneous wireless networks[J]. Computer Networks, 2015, 91: 57-67.
- [5] LIU S M, PAN S, MI Z K, et al. A simple additive weighting vertical handoff algorithm based on SINR and AHP for heterogeneous wireless networks[C]//2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2010: 347-350.
- [6] LAHBY M, CHERKAoui L, ADIB A. A novel ranking algorithm based network selection for heterogeneous wireless access[J]. Journal of Networks, 2013, 8(2): 263-272.
- [7] FU J, WU J, ZHANG J, et al. A novel AHP and GRA based handover decision mechanism in heterogeneous wireless networks[C]//International Conference on Information Computing and Applications. Berlin: Springer, 2010: 213-220.
- [8] QUOC-THINH N, GHAMRI-DOUDANE Y, AGOULMINE N. On utility models for access network selection in wireless heterogeneous networks[C]//2008 IEEE Network Operations and Management Symposium. Piscataway: IEEE Press, 2008: 144-151.
- [9] WANG L S, 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.
- [10] 范文浩, 元安, 吴帆. 异构无线网络中多模终端接入选择机制研究[J]. 通信学报, 2012, 33(7): 183-190.
FAN W H, YUAN A, WU F. Research on multi-mode terminal access

selection mechanism in heterogeneous wireless networks[J]. Journal on Communications, 2012, 33(7): 183-190.

- [11] WU L, SANDRASEGARAN K, ELKASHLAN M. A Markov model for performance evaluation of CRRM algorithms in a co-located GERAN/UTRAN/WLAN scenario[C]/2010 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-6.
- [12] MURAD K, AWAIS A, SHEHZAD K, et al. Fuzzy based multi-criteria vertical handover decision modeling in heterogeneous wireless networks[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76: 24649-24674.
- [13] 马彬, 李尚儒, 谢显中. 异构无线网络中基于模糊逻辑的分级垂直切换算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(3): 629-636.
MA B, LI S R, XIE X Z. A hierarchical vertical handover algorithm based on fuzzy logic in heterogeneous wireless networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(3): 629-636.
- [14] ALOTAIBI N M, ALWAKEEL S S. A neural network based handover management strategy for heterogeneous networks[C]/The 14th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications. Piscataway: IEEE Press, 2015:1210-1214.
- [15] LIANG G, YU H W, GUO X X, et al. Joint access selection and bandwidth allocation algorithm supporting user requirements and preferences in heterogeneous wireless networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 23914-23929.
- [16] MIRIALILI S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems[J]. Neural Computing & Applications, 2015, 27(4): 1-21.
- [17] 石文孝, 范绍帅, 王桢, 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 R, et al. Fuzzy neural network based access selection algorithm in heterogeneous wireless networks[J]. Journal on Communications, 2010, 31(9):151-156.
- [18] YANG B T, WANG X, QIAN Z H. A multi-armed bandit model based vertical handoff algorithm for heterogeneous wireless networks[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(10):2116-2119.

[作者简介]



钱志鸿 (1957-), 男, 吉林长春人, 博士, 吉林大学教授、博士生导师, 主要研究方向为物联网、D2D、Wi-Fi、RFID 等无线网络与通信技术。



冯一诺 (1995-), 女, 吉林四平人, 吉林大学硕士生, 主要研究方向为异构无线网络。



孙佳妮 (1996-), 女, 吉林长春人, 吉林大学硕士生, 主要研究方向为异构无线网络。



王雪 (1984-), 女, 吉林白山人, 博士, 吉林大学副教授, 主要研究方向为物联网与 D2D 通信技术。