

移动协作通信系统中断概率性能智能预测

徐凌伟^{1,2} 权天祺¹

(1. 青岛科技大学 信息科学技术学院, 山东 青岛 266061; 2. 兰州交通大学
光电技术与智能控制教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730070)

摘要 随着移动用户的数量呈爆炸性增长, 第五代移动通信技术得到了迅速发展. 但是由于复杂多变的移动通信环境, 移动通信系统的性能研究非常复杂. 本文在 2-Nakagami 信道下, 基于多发多收(multiple-input multiple-output, MIMO)和混合译码放大转发(hybrid decode-amplify-forward, HDAF)协作通信技术, 建立了移动协作通信系统模型, 设计了两种发射天线选择(transmit antenna selection, TAS)方案, 研究了移动协作通信系统的中断概率(outage probability, OP)性能. 针对两种 TAS 方案, 分别推导了系统中断概率的闭合表达式. 然后基于 BP 神经网络, 提出了一种移动通信系统中断概率性能智能预测方法. 和极限学习机(extreme learning machine, ELM), 局部加权线性回归(locally weighted linear regression, LWLR), 支持向量机(support vector machine, SVM), 广义回归(generalized regression, GR)神经网络, 径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络等方法进行了比较, 仿真结果表明: 本文所提出的算法预测性能更好, 理论分析的正确性得到了验证.

关键词 移动协作通信系统; 混合译码放大转发; 中断概率预测; BP 神经网络

中图分类号 TN929.5

文献标识码 A

0 引言

近年来, 随着第五代移动通信技术的发展, 多用户移动协作通信受到了广泛的关注^[1]. 伴随着移动物联网业务的发展, 移动用户的数量呈爆炸性增长^[2]. 移动用户对无线传输的数据速率和服务质量的要求在不断提高, 而移动通信在很多复杂多变的通信环境中(如室内、城市高楼周围), 面临着信道状态快速变化、天线阵列波束成形目标定位困难等问题, 这给研究人员带来了技术挑战. 因此, 在复杂多变的移动通信环境中, 使得更多用户能够同时接入网络, 进一步提升系统数据传输的容量, 成为 5G 移动通信技术面临的关键问题^[3].

大规模多发多收(multiple input multiple output, MIMO)技术和协作分集是提高通信系统性能的有效方法^[4-6]. 北京航空航天大学刘文佳等人在 Rayleigh 信道下, 提出一种工作在不同频段下行两层异构网中的高能量效率资源分配方法, 考虑用户数据率需求和基站最大发射功率^[7]. 在移动中继协助下的终端直通(Device-to-Device, D2D)中, 由于同频干扰和终端设备功率受限, 西安交通大学的曲桦教授等人提出一种联合功率控制、信道分配和移动中继选择方案最大化 D2D 链路总能量效率^[8]. Zhang L 等人首次基于下行链路全双工中继多用户系统, 考虑了中继转发信号时存在自干扰因素, 对系统中断性能以及用户渐进速率进行了分析^[9]. 在 Nakagami 信道下, 澳大利亚墨尔本大学 Saman Atapattu 等人研究了全双工多中继系统的物

收稿日期: 2019-06-20

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1806201, 61671261); 光电技术与智能控制教育部重点实验室(兰州交通大学)开放课题基金项目(KFKT2018-2); 山东省自然科学基金项目(ZR2017BF023); 山东省博士后创新项目(201703032); 青岛科技大学引进人才科研启动基金(010029029)资助

通讯作者: 徐凌伟, 男, 汉族, 博士, 副教授, 研究方向: 移动协作通信, 人工智能等, E-mail: gaomilaojia2009@163.com.

理层安全问题,推导了系统安全中断概率的闭合表达式^[10].在 2-Rayleigh 信道下,挪威科技大学 Yun Ai 等人研究了车联网通信系统的物理层安全,推导了系统安全容量的闭合表达式^[11].印度信息技术研究所 Anshul Pandey 等人研究了移动协作中继通信网络的物理层安全性能,推导了系统安全容量和安全中断概率的闭合表达式^[12].Nguyen B C 等人在 2-Rayleigh 信道下,研究了车联网采用放大转发中继方案的物理层安全性能^[13].

但是,上述的系统性能和资源分配研究都是针对 Rayleigh、Nakagami、2-Rayleigh 等传统信道建立了分析模型.复杂多变的通信环境给多用户通信带来了巨大挑战, Rayleigh、Nakagami、2-Rayleigh 等传统信道不能有效表征复杂多变的移动通信环境. 2-Nakagami 信道能够更灵活地表征移动通信的衰落特征,也更符合实际的复杂多变移动通信环境^[14-16]. 2-Nakagami 信道包含了 Rayleigh、Nakagami、2-Rayleigh 等传统信道的通信环境,更具有代表性.本文的主要贡献是:(1) 在 2-Nakagami 信道下,利用 MIMO 和混合译码放大转发(hybrid decode-amplify-forward, HDAF)协作通信技术,建立了移动协作通信系统模型,研究了移动协作通信系统的中断概率(outage probability, OP)性能;(2) 针对两种发射天线选择(transmit antenna selection, TAS)方案,分别推导了系统中断概率的闭合表达式;(3) 基于 BP 神经网络,提出了一种 OP 性能智能预测方法;(4) 最后在不同条件下,和极限学习机(extreme learning machine, ELM),局部加权线性回归(locally weighted linear regression, LWLR),支持向量机(support vector machine, SVM),广义回归(generalized regression, GR)神经网络,径向基函数(radial basis function, RBF)网络等方法进行了比较,仿真结果表明:本文所提出的预测算法性能更好,理论分析的正确性得到了验证.

1 系统模型

图 1 给出了移动协作通信系统模型,该系统包括一个移动信源(MS),多个移动中继(MR),一个移动目的端(MD).系统工作在半双工模式下,它们的通信信道是 N -Nakagami 道. MS 有 N_t 根发射天线, MD 有 N_r 根接收天线, MR 使用 1 根天线.

我们定义 $h = h_g, g \in \{SR, SD, RD\}$, 表示 $MS \rightarrow MR, MS \rightarrow MD, MR \rightarrow MD$ 链路的信道增益. MS 和 MR 的发射总功率为 E . 为了表示 MS, MR 和 MD 的相对位置,我们分别用 V_{SR}, V_{SD}, V_{RD} 表示 $MS \rightarrow MR, MS \rightarrow MD, MR \rightarrow MD$ 链路的位置增益. $V_{SD} = 1$.

在两个时隙内,系统的发射总功率是 E, K 为功率分配系数. MS 的第 i 根发射天线表示为 MS_i, MD 的第 j 根天线表示为 MD_j . 第一时隙中, MS_i 发送信息 x, r_{SDij}, r_{SRil} 分别为 MD_j 和 MR_l 的接收信号 $r_{SDij} = \sqrt{KEh_{SDij}}x + n_{SDij}, r_{SRil} = \sqrt{V_{SRil}KEh_{SRil}}x + n_{SRil}$, 其中 n_{SDij} 和 n_{SRil} 的均值为 0, 方差为 $N_0/2$.

在第二个时隙,只有最佳中继参与转发信号的过程.最佳中继是根据以下准则选择 $\gamma_{SRi} = \max_{1 \leq l \leq L} (\gamma_{SRil})$, 其中 γ_{SRil} 表示 $MS_i \rightarrow MR_l$ 链路的信噪比 $\gamma_{SRil} = KV_{SRil} |h_{SRil}|^2 \bar{\gamma}$.

最佳中继 MR 根据信噪比门限 γ_T 来决定采用放大转发(amplify-and-forward, AF)或者译码转发(decode-and-forward, DF)转发收到的信号到 MD_j . 如果 $\gamma_{SRi} > \gamma_T$, 最佳中继 MR 将会采用 DF 译码转发信号到 MD_j . MD_j 使用选择合并接收,接收信噪比可以表示为 $\gamma_{SCij} = \max(\gamma_{SDij}, \gamma_{RDij})$, 其中 γ_{SDij} 表示 $MS_i \rightarrow MD_j$ 链路的信噪比, γ_{RDij} 表示最佳中继 $MR \rightarrow MD_j$ 链路的信噪比.

$$\gamma_{SDij} = \frac{K |h_{SDij}|^2 E}{N_0} = K |h_{SDij}|^2 \bar{\gamma},$$

$$\gamma_{RDij} = \frac{(1-K)V_{RDj} |h_{RDj}|^2 E}{N_0} = (1-K)V_{RDj} |h_{RDj}|^2 \bar{\gamma},$$

如果 $\gamma_{SRi} < \gamma_T$, 最佳中继 MR 将采用 AF 放大转发信号到 MD_j . MD_j 接收信噪比表示为

$$\gamma_{SCij} = \max(\gamma_{SDij}, \gamma_{SRDij}), \quad (1)$$

其中 γ_{SRDij} 表示经过最佳中继的协作链路的接收信噪比

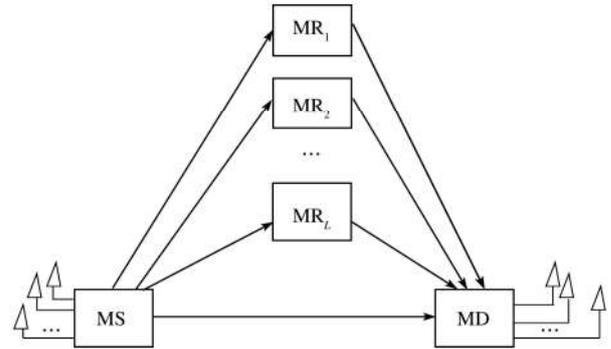


图 1 移动协作通信系统模型

$$\gamma_{\text{SRD}ij} = \frac{\gamma_{\text{SR}i}\gamma_{\text{RD}j}}{1 + \gamma_{\text{SR}i} + \gamma_{\text{RD}j}}. \quad (2)$$

但是(1)式很难推导闭合表达式,因此,我们可以得到一个上限值为 $\gamma_{\text{up}ij} = \min(\gamma_{\text{SR}i}, \gamma_{\text{RD}j})$,接收信噪比可以表示为 $\gamma_{\text{SCCA}ij} = \max(\gamma_{\text{SD}ij}, \gamma_{\text{up}ij})$.

MD 的接收信噪比可以表示为 $\gamma_{D_i} = \max_{1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{ij})$,其中 $\gamma_{ij} = \begin{cases} \gamma_{\text{SC}ij}, & \gamma_{\text{SR}i} > \gamma_T, \\ \gamma_{\text{SCCA}ij}, & \gamma_{\text{SR}i} < \gamma_T. \end{cases}$ 最佳 TAS 方案是选择发射天线 w ,使 MD_j的接收信噪比最大,即 $w = \arg \max_{1 \leq i \leq N_t} (\gamma_{D_i}) = \max_{1 \leq i \leq N_t, 1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{ij})$. 次最佳 TAS 方案是选择发射天线 g ,使直接链路 MS_g → MD_j的接收信噪比最大,即 $g = \arg \max_{1 \leq i \leq N_t, 1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{\text{SD}ij})$.

2 最佳 TAS 方案的性能

当 $\gamma_{\text{th}} > \gamma_T$,我们计算最佳 TAS 方案的 OP 如

$$\begin{aligned} F_{\text{optimal}} &= \Pr\left(\max_{1 \leq i \leq N_t, 1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{ij}) < \gamma_{\text{th}}\right) \\ &= (\Pr(\gamma_{\text{SR}} > \gamma_T, \gamma_{\text{SC}} < \gamma_{\text{th}}) + \Pr(\gamma_{\text{SR}} < \gamma_T, \gamma_{\text{SCC}} < \gamma_{\text{th}}))^{N_t \times N_r} \\ &= (Q_1 + Q_2)^{N_t \times N_r}. \end{aligned} \quad (3)$$

Q_1 计算如

$$\begin{aligned} Q_1 &= \Pr(\gamma_{\text{SR}} > \gamma_T, \gamma_{\text{SC}} < \gamma_{\text{th}}) = \Pr(\gamma_{\text{SR}} > \gamma_T, \max(\gamma_{\text{SD}}, \gamma_{\text{RD}}) < \gamma_{\text{th}}) = \Pr(\gamma_{\text{SR}} > \gamma_T, \gamma_{\text{SD}} < \gamma_{\text{th}}, \gamma_{\text{RD}} < \gamma_{\text{th}}) \\ &= \frac{1}{\prod_{d=1}^2 \Gamma(m_d)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{\text{th}}}{\gamma_{\text{SD}}} \prod_{d=1}^2 \frac{m_d}{\Omega_d} \middle|_{m_1, m_2, 0}^1 \right] \times \frac{1}{\prod_{u=1}^2 \Gamma(m_u)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{\text{th}}}{\gamma_{\text{RD}}} \prod_{u=1}^2 \frac{m_u}{\Omega_u} \middle|_{m_1, m_2, 0}^1 \right] \\ &\quad \times \left(1 - \left(\frac{1}{\prod_{t=1}^2 \Gamma(m_t)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_T}{\gamma_{\text{SR}}} \prod_{t=1}^2 \frac{m_t}{\Omega_t} \middle|_{m_1, m_2, 0}^1 \right] \right)^L \right), \\ &\quad \overline{\gamma_{\text{SD}}} = K\overline{\gamma}, \quad \overline{\gamma_{\text{SR}}} = KV_{\text{SR}}\overline{\gamma}, \quad \overline{\gamma_{\text{RD}}} = (1-K)V_{\text{RD}}\overline{\gamma}. \end{aligned}$$

Q_2 计算如下

$$\begin{aligned} Q_2 &= \Pr(\gamma_{\text{SR}} < \gamma_T, \gamma_{\text{SCC}} < \gamma_{\text{th}}) = \Pr(\gamma_{\text{SR}} < \gamma_T, \max(\gamma_{\text{SD}}, \gamma_{\text{up}}) < \gamma_{\text{th}}) = \Pr(\gamma_{\text{SR}} < \gamma_T, \gamma_{\text{SD}} < \gamma_{\text{th}}) \\ &= \frac{1}{\prod_{d=1}^2 \Gamma(m_d)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{\text{th}}}{\gamma_{\text{SD}}} \prod_{d=1}^2 \frac{m_d}{\Omega_d} \middle|_{m_1, m_2, 0}^1 \right] \times \left(\frac{1}{\prod_{t=1}^2 \Gamma(m_t)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_T}{\gamma_{\text{SR}}} \prod_{t=1}^2 \frac{m_t}{\Omega_t} \middle|_{m_1, m_2, 3, 0}^1 \right] \right)^L. \end{aligned}$$

3 次最佳 TAS 方案的性能

当 $\gamma_{\text{th}} > \gamma_T$,我们计算次最佳 TAS 方案的 OP 为

$$F_{\text{suboptimal}} = \Pr(\gamma_{\text{SR}} < \gamma_T, \gamma_{\text{SCC}} < \gamma_{\text{th}}) + \Pr(\gamma_{\text{SR}} > \gamma_T, \gamma_{\text{SC}} < \gamma_{\text{th}}) = QQ_1 + QQ_2 \quad (4)$$

QQ_1 计算如

$$\begin{aligned} QQ_1 &= \Pr(\gamma_{\text{SR}} < \gamma_T, \max(\gamma_{\text{SD}}, \gamma_{\text{up}}) < \gamma_{\text{th}}) = \Pr(\gamma_{\text{SR}} < \gamma_T, \gamma_{\text{SD}} < \gamma_{\text{th}}) \\ &= \left(\frac{1}{\prod_{d=1}^2 \Gamma(m_d)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{\text{th}}}{\gamma_{\text{SD}}} \prod_{d=1}^2 \frac{m_d}{\Omega_d} \middle|_{m_1, m_2, 0}^1 \right] \right)^{N_t \times N_r} \times \left(\frac{1}{\prod_{t=1}^2 \Gamma(m_t)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_T}{\gamma_{\text{SR}}} \prod_{t=1}^2 \frac{m_t}{\Omega_t} \middle|_{m_1, m_2, 0}^1 \right] \right)^L. \end{aligned}$$

QQ_2 计算如

$$\begin{aligned} QQ_2 &= \Pr(\gamma_{\text{SR}} > \gamma_T, \gamma_{\text{SC}} < \gamma_{\text{th}}) = \Pr(\gamma_{\text{SR}} > \gamma_T, \max(\gamma_{\text{SD}}, \gamma_{\text{RD}}) < \gamma_{\text{th}}) = \Pr(\gamma_{\text{SR}} > \gamma_T, \gamma_{\text{SD}} < \gamma_{\text{th}}, \gamma_{\text{RD}} < \gamma_{\text{th}}) \\ &= \left(\frac{1}{\prod_{d=1}^2 \Gamma(m_d)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{\text{th}}}{\gamma_{\text{SD}}} \prod_{d=1}^2 \frac{m_d}{\Omega_d} \middle|_{m_1, m_2, 0}^1 \right] \right)^{N_t \times N_r} \times \frac{1}{\prod_{u=1}^2 \Gamma(m_u)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{\text{th}}}{\gamma_{\text{RD}}} \prod_{u=1}^2 \frac{m_u}{\Omega_u} \middle|_{m_1, m_2, 0}^1 \right] \\ &\quad \times \left(1 - \left(\frac{1}{\prod_{t=1}^2 \Gamma(m_t)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_T}{\gamma_{\text{SR}}} \prod_{t=1}^2 \frac{m_t}{\Omega_t} \middle|_{m_1, m_2, 0}^1 \right] \right)^L \right). \end{aligned}$$

4 OP 性能的智能预测

4.1 数据选择

从推导的闭合表达式,我们可以看到,系统的 OP 性能受到了很多信道因素的影响.我们从中选取了 12 个属性作为 BP 神经网络的输入 X ,相应的 OP 性能作为输出 y . 12 个属性就是 $m_{SR}, m_{SD}, m_{RD}, V_{SR}, V_{RD}, N_{SR}, N_{SD}, N_{RD}, \gamma_{th}, \gamma_T, K, \bar{\gamma}$. X 表示为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_{12})$.

通过公式(3),(4),我们就计算得到了 OP 的理论值,即输出 y . 我们选取了 Q 个训练样本 $(X_i, y_i), i=1, 2, \dots, Q$,来训练 BP 神经网络.

4.2 BP 神经网络结构

BP 神经网络的结构如图 2 所示^[17]. 对于双层隐含层,分别有 q 和 r 个神经元. 对于输入层和第一个隐含层, w_{ij} 是权重系数, b_j 是偏差;对于第一个隐含层和第二个隐含层, w_{jk} 是权重系数, b_k 是偏差;对于第二个隐含层和输出层, v_k 是权重系数, θ 是偏差.

第一隐含层的输入和输出分别表示为 $s_j = \sum_{i=1}^{12} w_{ij}x_i + b_j, j=1, 2, \dots, q, c_j = f(s_j)$, 其中 $f(x)$ 表示激活函数. 第二隐含层的输入和输出分别表示为 $ss_k = \sum_{j=1}^q w_{jk}c_j + b_k, k=1, 2, \dots, r, cc_k = f(ss_k)$. 输出层的输入和输出分别表示为 $\beta = \sum_{k=1}^r v_k cc_k + \theta, y = f(\beta)$. 神经网络的预测误差表示为 $e = \sum_{a=1}^Q (d^a - y^a)^2$, 其中 y^a 是第 a 个输入对应的实际输出. d^a 是其理想的输出.

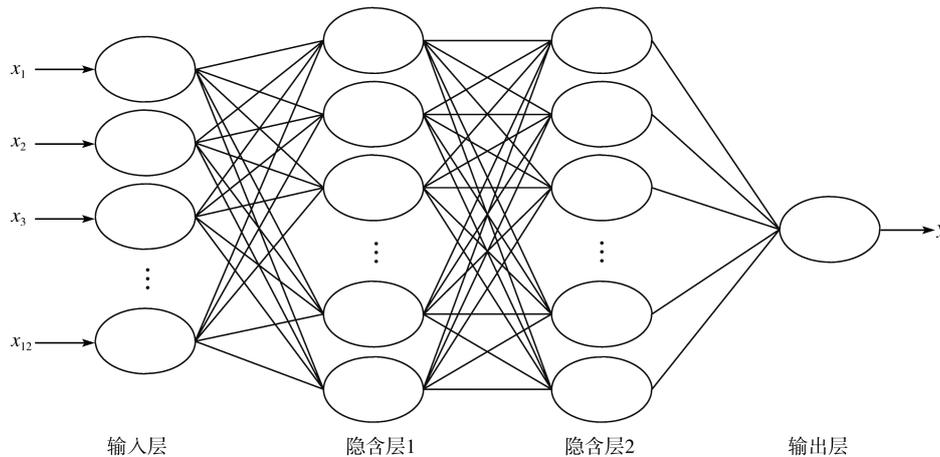


图 2 BP 神经网络结构

4.3 评价准则

我们使用均方误差(Mean Squared Error, MSE)来评价不同算法的预测性能. MSE 可以表示为

$$MSE = \frac{\sum_{a=1}^{PP} (d^a - y^a)^2}{PP},$$

其中 PP 是测试集的数目.

4.4 算法流程

算法流程如图 3 所示.

5 数值仿真

我们定义 $\mu = V_{SR}/V_{RD}$ 为相对位置增益, $E=1$, 每次仿真参数设定为 10000 次. 在图 4 和图 5 中, 我们针对不同的情况, 研究了两种 TAS 方案的 OP 性能. 我们在表 1 中给出了仿真系数. 从图 4 和图 5 中可以看出, Monte-Carlo 仿真值非常吻合理论值, 这验证了推导的理论闭合表达式

的正确性. N_t 的增加可以不断改善 OP 性能,例如,当 $\text{SNR} = 10 \text{ dB}$, $N_t = 1$, 系统的 OP 是 6.6×10^{-2} , $N_t = 2$, 系统的 OP 是 5.5×10^{-3} , $N_t = 3$, 系统的 OP 是 3.0×10^{-4} , 增加 SNR 也可以不断减小 OP.

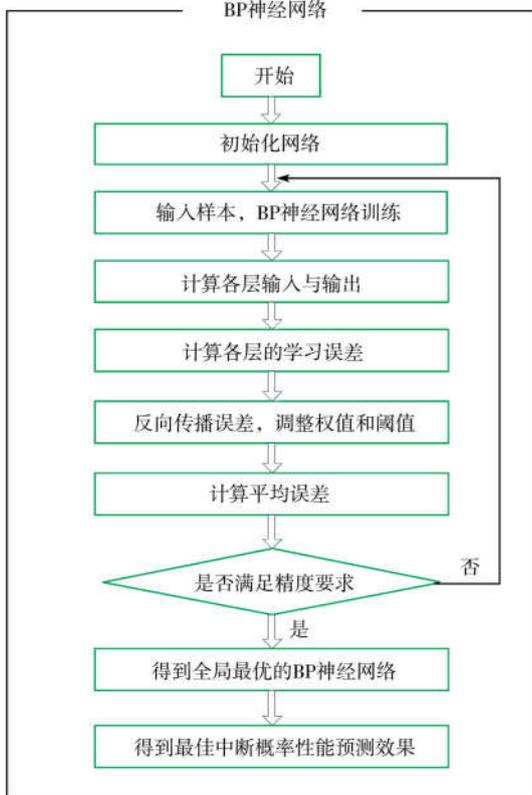


图 3 预测算法流程图

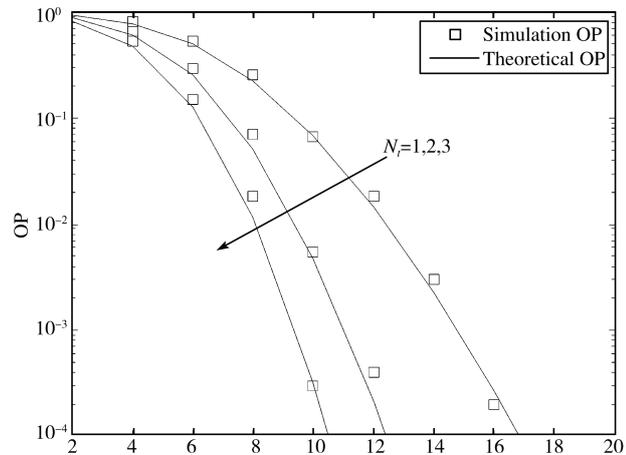


图 4 最佳 TAS 方案的 OP 性能

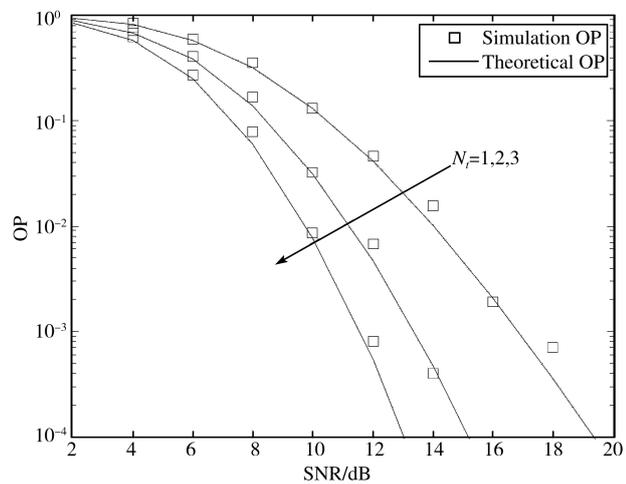


图 5 次最佳 TAS 方案的 OP 性能

表 1 仿真系数

参数	数值
γ_{th}	5 dB
γ_T	2 dB
N_t	1, 2, 3
N_r	2
L	2
m	2
K	0.5
u	0 dB

表 2 仿真系数

BP	ELM	SVM	LWLR	RBF	GR
$X:12$	$X:12$	$X:12$	$X:12$	$X:12$	$X:12$
$y:1$	$y:1$	$y:1$	$y:1$	$y:1$	$y:1$
$q:10, r:10$	$q:8000$	惩罚参数:32	$\text{Tau}:0.5$	$\sigma:100$	$\sigma:0.054$
学习率:0.001		核参数:0.044			

在图 6-11 中,我们比较了 BP 神经网络, LWLR^[18], SVM^[19], ELM^[20], GR 神经网络^[21] 和 RBF 神经网络^[22] 六种算法的预测效果. 我们使用了 2500 组数据用来训练, 50 组用来测试, 仿真系数如表 2 所示. 在图 6-11 中, 我们得到了 BP 神经网络 MSE 是 0.0005036, 比其他五种算法都要小. 和 LWLR, SVM, GR 神经网络, RBF 神经网络, ELM 五种算法相比, 本文使用的 BP 神经网络算法会获得更好的中断概率性能预测效果.

表 3 六种算法的性能比较

参数	BP	ELM	SVM	RBF	GR	LWLR
运行时间/s	4.16	13.732	603.625	10.145	2.563	75.977
MSE	$5.036e-04$	0.00871	0.01024	0.00677	0.03043	0.01876
AE	0.07924	0.28003	0.55290	0.19894	0.68002	0.39606

表 3 比较了六种算法的运行时间和 MSE, AE. 我们主要使用了运行时间作为不同算法复杂度的比较, 和 GR 相比, BP 运行时间更长, 但是 MSE 和 AE 更小, 预测效果更好. 和 ELM, SVM, RBF 和 LWLR 比较, BP 运行时间更少, MSE 和 AE 更小, 预测效果更好. 这是因为, 本文的数据是复杂的非线性数据, 且对中断概率进行预测是一个多类预测问题, BP 神经网络具有对非线性映射的全局逼近能力, 其预测效果也是最佳的.

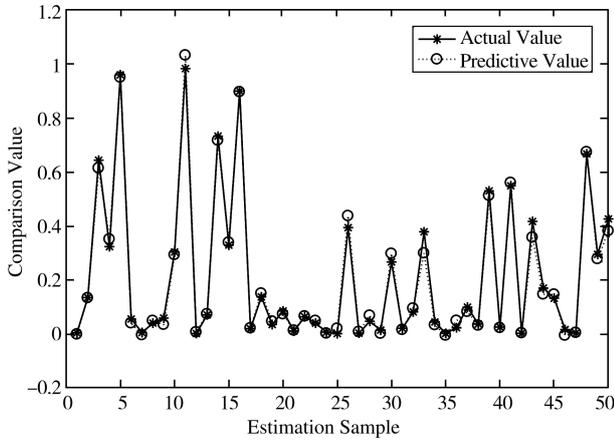


图 6 BP 神经网络的预测效果

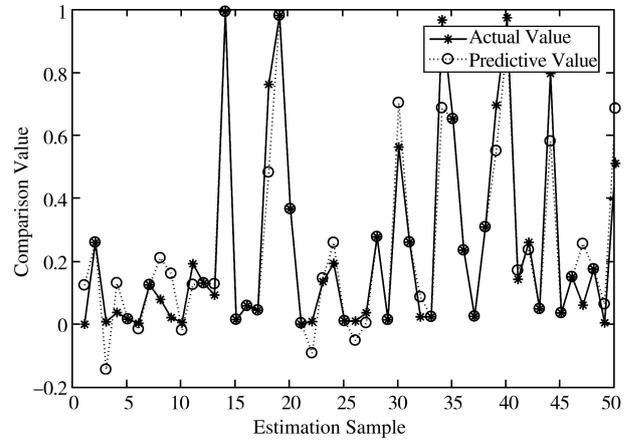


图 7 ELM 的预测效果

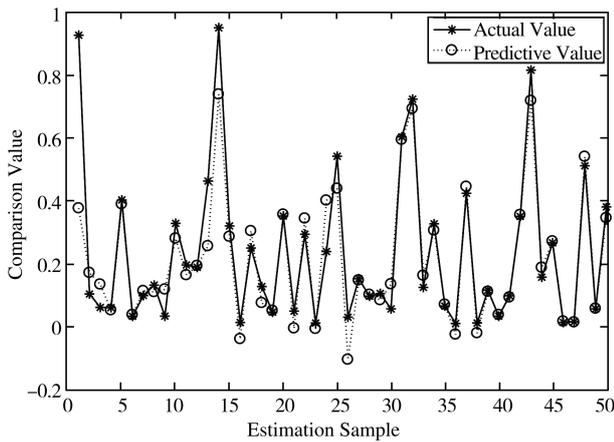


图 8 SVM 的预测效果

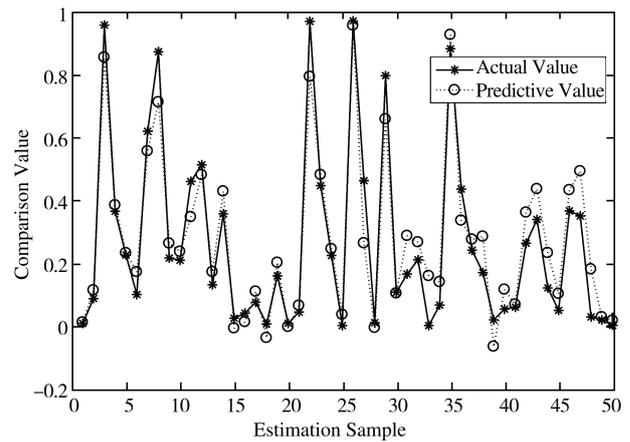


图 9 RBF 神经网络的预测效果

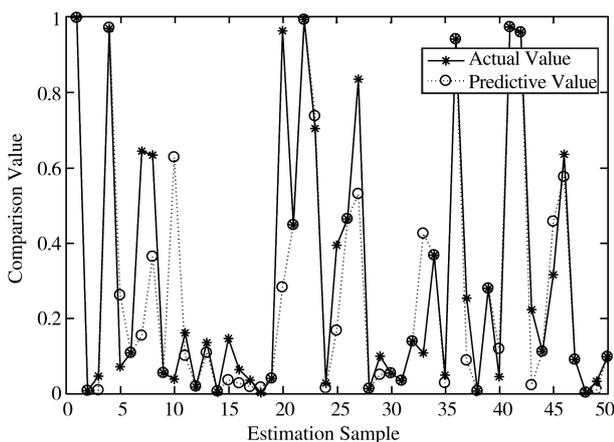


图 10 GR 神经网络的预测效果

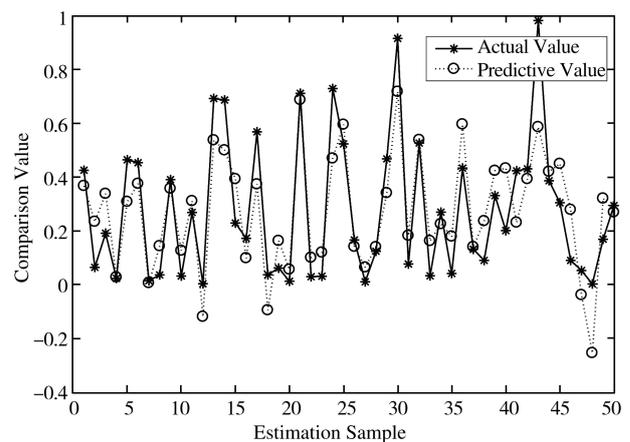


图 11 LWLR 的预测效果

6 结论

本文在 2-Nakagami 信道下, 建立了移动协作通信系统模型, 设计了两种 TAS 方案, 研究了系统的 OP 性能, 推导了 OP 的闭合表达式. 然后基于 BP 神经网络, 实现了系统 OP 性能的智能预测. 和 ELM, GR, SVM, RBF 和 LWLR 算法相比, 本文提出的 BP 神经网络算法获得了更好的 OP 性能预测效果, 下一步考虑

基于群体智能理论提高本文方法的预测性能.

参 考 文 献

- [1] 张平,陶运铮,张治. 5G 若干关键技术评述[J]. 通信学报,2016,37(7):15-29.
- [2] Nightingale J, Garcia P S, Calero J M A, et al. 5G-QoE: QoE modelling for ultra-HD video streaming in 5G networks[J]. IEEE Transactions on Broadcasting, 2018, 64(2): 621-634.
- [3] Bang J, Choi J. A SAR reduced mm-wave beam-steerable array antenna with dual-mode operation for fully metal-covered 5G cellular handsets[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2018, 17(6): 1118-1122.
- [4] Zou Y L, Champagne B, Zhu W P, et al. Relay-selection improves the security-reliability trade-off in cognitive radio systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(1): 215-228.
- [5] Javier R, Antonio P. User grouping and resource allocation in multiuser MIMO systems under SWIPT[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 164: 1-23.
- [6] Bapatla D, Prakriya S. Performance of energy-buffer aided incremental relaying in cooperative networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(7): 3583-3598.
- [7] 刘文佳,杨晨阳,李琪. Massive MIMO 异构网的高能效资源分配[J]. 信号处理, 2017, 33(7): 901-910.
- [8] 曲桦,朱正仓,赵季红,等. 移动中继协助下终端直通中面向能效的联合中继选择和资源分配方案[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(10): 2464-2471.
- [9] Zhang L, Liu J Q, Xiao M, et al. Performance analysis and optimization in downlink NOMA systems with cooperative full-duplex relaying[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(10): 2398-2412.
- [10] Atapattu S, Ross N, Jing Y D, et al. Physical-layer security in full-duplex multi-hop multi-user wireless network with relay selection[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(2): 1216-1232.
- [11] Ai Y, Cheffena M, Mathur A, et al. On physical layer security of double Rayleigh fading channels for vehicular communications[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(6): 1038-1041.
- [12] Pandey A, Yadav S. Physical layer security in cooperative AF relaying networks with direct links over mixed Rayleigh and double-Rayleigh fading channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10615-10630.
- [13] Nguyen B C, Hoang T M, Dung L T. Performance analysis of vehicle-to-vehicle communication with full-duplex amplify-and-forward relay over double-Rayleigh fading channels[J]. Vehicular Communications, 2019, 19: 1-9.
- [14] Karagiannidis G K, Sagias N C, Mathiopoulos P T. N * Nakagami; a novel stochastic model for cascaded fading channels [J]. IEEE Transactions on Communications, 2007, 55(8): 1453-1458.
- [15] 徐凌伟,于旭,林文忠. 移动协作通信网络的物理层安全性能研究[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2019, 32(4): 95-100.
- [16] 徐凌伟,林文. 移动多用户通信系统的中断概率性能研究[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2020, 33(2): 43-49.
- [17] Yu R Y, An X M, Jin B, et al. Particle classification optimization-based BP network for telecommunication customer churn prediction[J]. Neural Computing & Applications, 2018, 29(3): 707-720.
- [18] Cola T D, Mongelli M. Adaptive time window linear regression for outage prediction in Q/V band satellite systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(5): 808-811.
- [19] Li X F, Jia X P, Wang L G, et al. On spectral unmixing resolution using extended support vector machines[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(9): 4985-4996.
- [20] Xu K K, Yang H D, Zhu C J. A novel extreme learning Machine-based Hammerstein-Wiener model for complex nonlinear industrial processes[J]. Neurocomputing, 2019, 358(9): 246-254.
- [21] Alam M S, Gazder U. Shear strength prediction of FRP reinforced concrete members using generalized regression neural network[J]. Neural Computing & Applications, 2019, 32(10): 6151-6158.
- [22] Han X M, Liu Z, Wang J J, et al. Learning solutions for electromagnetic problems using RBF network-based FE-LSSVM[J]. IEEE Access, 2019, 7: 80247-80261.

(下转第 75 页)

Radical Cascade Cyclization Reaction of Methyl(2-alkynylaryl)sulfanes

GAO Fan^{1,2} LV Qi-yan¹ YU Bing²

(1. School of Life Sciences, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Green Catalysis Center, College of Chemistry, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract Radical cascade cyclization reaction has attracted extensive attention in the field of organic synthesis in recent years due to the advantages of high atom economy and step economy. Methyl(2-alkynylaryl)sulfanes have displayed various reactivity in radical cyclization reactions, which can be used to synthesize functionalized benzothiophenes and thioflavones. The progress of the application of methyl(2-alkynylaryl)sulfanes as substrates for the radical cascade cyclization reaction was summarized in this review.

Key words radical cascade cyclization reaction; methyl(2-alkynylaryl)sulfanes; benzothiophene; thioflavone; photocatalysis.

(上接第 39 页)

OP Performance Intelligent Prediction of Mobile Cooperative Communication System

XU Ling-wei^{1,2} QUAN Tian-qi¹

(1. School of Information Science & Technology, Qingdao University of Science & Technology, Qingdao 266061, China; 2. Key Laboratory of Opto-technology and Intelligent Control, Ministry of Education, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract With the explosive growth of the number of mobile users, the development of the fifth generation mobile communication technology has developed rapidly. Due to the complex and variable channel environment, the research on the performance of mobile communication system is very complicated. In this work, based on multiple-input multiple-output (MIMO) and hybrid decode-amplify-forward (HDAF) cooperative communication technologies, we establish the mobile cooperative communication system model, design two transmit antenna selection (TAS) schemes, and the outage probability (OP) performance over N -Nakagami fading channels is investigated. The exact closed-form expressions for the OP are derived. Then a OP performance prediction algorithm based on back-propagation (BP) neural network is proposed. Compared to locally weighted linear regression (LWLR), support vector machine (SVM), generalized regression (GR) neural network, radial basis function (RBF) neural network, and extreme learning machine (ELM) methods, the experimental results verify that our OP performance prediction algorithm can consistently achieve higher OP performance prediction results, which verifies the accuracy of the analytical results.

Key words mobile cooperative communication; HDAF; outage probability prediction; BP neural network