

基于BP神经网络的移动安全性能预测

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 随着第五代移动通信技术的发展,物理层安全成为学术界研究的热点问题.但是由于复杂多变的信道环境,移动物理层安全研究非常复杂,也是一个亟待解决的问题.本文在N-Nakagami信道下,研究了多天线移动协作通信网络的安全性能预测.针对安全中断概率和非零安全容量概率,分别推导了精确闭合表达式.然后基于BP神经网络,提出了一种移动物理层安全性能智能预测方法.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)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 移动通信;物理层安全;安全性能预测;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,网络安全是其研究的重点之一,基于信息论的物理层安全已成为网络安全传输研究的新热点^[1-3].但由于完全开放的信道,尤其随着无线移动网络的密集化、异构部署,移动通信网络的物理层安全面临严峻的挑战^[4].因此,物理层安全传输问题逐渐引起研究者广泛关注^[5,6].

清华大学的王东团队针对能量受限的无线中继网络,提出了一种绿色的保密通信方案^[7].华侨大学的赵睿等人研究了基于Rayleigh信道的非可信中继系统安全性能^[8].南通大学的王伟等人针对能量受限中继系统的无线物理层安全问题,提出了一种基于无线信能同传的安全传输方案^[9].西安交通大学的王慧明等人提出了一种自适应切换的全/半双工接收机干扰阻塞机制的无线链路安全通信方法,实现了网络安全吞吐量的最优^[10].在[11]中,Ai Yun等人在2-Rayleigh信道下,研究了移动车联网通信安全性能.Pandey A等人在2-Rayleigh信道下,研究了放大转发(Amplify and Forward,AF)协作网络的安全性能^[12].

现有的研究都是针对Rayleigh,2-Rayleigh等信道.但是移动通信环境复杂多变,Rayleigh,2-Rayleigh等信道适合于固定通信,对移动通信不能实现很好地动态体现^[13].N-Nakagami信道能够更全面地表征移动通信信道衰落特征,也更符合实际移动通信环境.所以本文在N-Nakagami信道下,研究了移动协作通信网络的安全性能.我们针对安全中断概率(secretary outage probability,SOP)和非零安全容量概率(probability of strictly positive secretary capacity,SPSC),分别推导了它们的精确闭合表达式.然后基于BP神经网络,提出了一种移动安全性能智能预测方法.最后和极限学习机(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)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.

收稿日期:2019-08-23

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项目(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,E-mail:gaomilaojia2009@163.com.

1 系统模型

多天线移动协作通信网络模型如图 1 所示. 移动信源(MS)节点使用 N_i 根发射天线,通过移动中继节点(MR)发送信息给移动合法目的端(MD)节点,移动窃听者(ME)节点通过窃听信道获取信息.

我们定义 $h = h_g, g \in \{SR, RD, RE\}$, 表示 $MS \rightarrow MR, MR \rightarrow MD, MR \rightarrow ME$ 链路的信道增益. 为了表示 MR 与 MS, MD, ME 的相对位置,我们分别用 W_{SR}, W_{RD}, W_{RE} 表示 $MS \rightarrow MR, MR \rightarrow MD, MR \rightarrow ME$ 链路的位置增益.

MS 和 MR 的发射总功率为 E . K 表示功率分配系数. 在第一个时隙, MS_i 发送信号 z , MR 的接收信号表示为

$$r_{SRi} = \sqrt{W_{SR}KE}h_{SRi}z + n_{SRi}, \quad (1)$$

其中 n_{SRi} 的均值和方差分别为 0 和 $N_0/2$.

在第二个时隙, MR 使用 AF 策略发送信号. 在 MD 和 ME 处, 接收信号 $r_{Rki}, k \in \{D, E\}$, 表示为

$$r_{Rki} = \sqrt{c_{ki}E}h_{SRi}h_{Rki}z + n_{Rki}, \quad (2)$$

$$c_{ki} = \frac{K(1-K)W_{SR}W_{Rk}E/N_0}{1 + KW_{SR}E/N_0 + (1-K)W_{Rk}|h_{Rki}|^2E/N_0} = \frac{K(1-K)W_{SR}W_{Rk}\bar{\gamma}}{1 + KW_{SR}\bar{\gamma} + (1-K)W_{Rk}|h_{Rki}|^2\bar{\gamma}}, \quad (3)$$

其中 n_{Rki} 的均值和方差分别为 0 和 $N_0/2$.

接收信噪比 γ_{SRki} 表示为

$$\gamma_{SRki} = \frac{\gamma_{SRi}\gamma_{Rki}}{1 + \gamma_{SRi} + \gamma_{Rki}}, \quad (4)$$

其中

$$\gamma_{SRi} = W_{SR}K|h_{SRi}|^2\bar{\gamma}, \quad (5)$$

$$\gamma_{Rki} = (1-K)W_{Rk}|h_{Rki}|^2\bar{\gamma}, \quad (6)$$

$$\bar{\gamma}_{SRi} = W_{SR}K\bar{\gamma}. \quad (7)$$

但是(4)式的概率密度函数是很难得到的. 因此, 我们利用文献[14]中的方法, 获得了 γ_{SRki} 的近似值为

$$\gamma_{SRAki} = \frac{\gamma_{SRi}\gamma_{Rki}}{1 + \bar{\gamma}_{SRi} + \bar{\gamma}_{Rki}}, \quad (8)$$

$$\gamma_{Rki} = (1-K)W_{Rki}\bar{\gamma}. \quad (9)$$

γ_{SRAki} 的概率密度函数和累积分布函数表示为^[15]

$$f_{\gamma_{SRAki}}(r) = \frac{1}{r \prod_{j=1}^N \Gamma(m_j) \prod_{jj=1}^N \Gamma(m_{jj})} G_{0,2N}^{2N,0} \left[\frac{r}{\chi^{ki}} \prod_{j=1}^N \frac{m_j}{\Omega_j} \prod_{jj=1}^N \frac{m_{jj}}{\Omega_{jj}} \middle|_{m_1, \dots, m_{2N}} \right], \quad (10)$$

$$F_{\gamma_{SRAki}}(r) = \frac{1}{\prod_{j=1}^N \Gamma(m_j) \prod_{jj=1}^N \Gamma(m_{jj})} G_{1,2N+1}^{2N,1} \left[\frac{r}{\chi^{ki}} \prod_{j=1}^N \frac{m_j}{\Omega_j} \prod_{jj=1}^N \frac{m_{jj}}{\Omega_{jj}} \middle|_{m_1, \dots, m_{2N}, 0} \right], \quad (11)$$

其中

$$\chi^{ki} = \frac{\bar{\gamma}_{SRi} \bar{\gamma}_{Rki}}{1 + \bar{\gamma}_{SRi} + \bar{\gamma}_{Rki}}. \quad (12)$$

瞬时安全容量定义为^[16]

$$C_i = \max\{\ln(1 + \gamma_{SRADi}) - \ln(1 + \gamma_{SRAEi}), 0\}. \quad (13)$$

对于最佳发射天线选择方案, 我们选择最佳天线 ω 为

$$\omega = \max_{1 \leq i \leq N_i} (C_i). \quad (14)$$

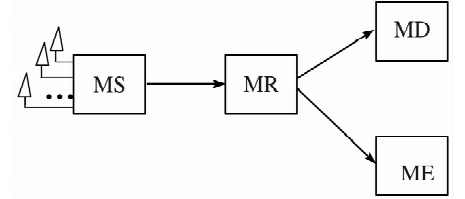


图 1 多天线移动协作通信网络模型

2 系统安全性能分析

2.1 安全中断概率

安全中断概率表示为

$$F_{\text{optimal}} = \Pr(\max_{1 \leq i \leq N_t} (C_i) < \gamma_{\text{th}}) = (\max\{\ln(1 + \gamma_{\text{SRAD}}) - \ln(1 + \gamma_{\text{SRAE}}), 0\} < \gamma_{\text{th}})^{N_t} = (Q_1)^{N_t}, \quad (15)$$

其中 γ_{th} 是安全中断阈值.

Q_1 表示为

$$\begin{aligned} Q_1 &= \Pr(C_s(\gamma_{\text{SRAD}}, \gamma_{\text{SRAE}}) < \gamma_{\text{th}}) = \Pr(\gamma_{\text{SRAD}} < \beta\gamma_{\text{SRAE}} + \beta - 1) \\ &= \int_0^\infty F_{\text{SRAD}}(\beta\gamma_{\text{SRAE}} + \beta - 1) f_{\text{SRAE}}(\gamma_{\text{SRAE}}) d\gamma_{\text{SRAE}}, \end{aligned} \quad (16)$$

$$\beta = \exp(\gamma_{\text{th}}), \quad (17)$$

在(16)式中,含有复杂的 Meijer's G 函数,闭式解很难得到.我们推导了其下界的闭合表达式^[5]

$$\begin{aligned} Q_L &= \Pr(\gamma_{\text{SRAD}} < \beta\gamma_{\text{SRAE}}) = \int_0^\infty F_{\text{SRAD}}(\beta\gamma_{\text{SRAE}}) f_{\text{SRAE}}(\gamma_{\text{SRAE}}) d\gamma_{\text{SRAE}} \\ &= \frac{1}{\prod_{i=1}^N \Gamma(m_i) \prod_{ii=1}^N \Gamma(m_{ii}) \prod_{j=1}^N \Gamma(m_j) \prod_{jj=1}^N \Gamma(m_{jj})} \times \int_0^\infty \frac{1}{\gamma_{\text{SRAE}}} G_{1,2N+1}^{2N,1} \left[\frac{\beta\gamma_{\text{SRAE}}}{\chi^D} \prod_{i=1}^N \frac{m_i}{\Omega_i} \prod_{ii=1}^N \frac{m_{ii}}{\Omega_{ii}} \middle| \begin{matrix} 1 \\ m_1, \dots, m_{2N}, 0 \end{matrix} \right] \\ &\quad \times G_{0,2N}^{2N,0} \left[\frac{\gamma_{\text{SRAE}}}{\chi^E} \prod_{j=1}^N \frac{m_j}{\Omega_j} \prod_{jj=1}^N \frac{m_{jj}}{\Omega_{jj}} \middle| \begin{matrix} - \\ m_1, \dots, m_{2N} \end{matrix} \right] d\gamma_{\text{SRAE}} \\ &= \frac{1}{\prod_{i=1}^N \Gamma(m_i) \prod_{ii=1}^N \Gamma(m_{ii}) \prod_{j=1}^N \Gamma(m_j) \prod_{jj=1}^N \Gamma(m_{jj})} \times G_{2N+1,2N+1}^{2N,2N+1} \left[\frac{\beta\chi^E}{\chi^D} \prod_{i=1}^N \frac{m_i}{\Omega_i} \prod_{ii=1}^N \frac{m_{ii}}{\Omega_{ii}} \middle| \begin{matrix} 1, 1-m_1, \dots, 1-m_{2N} \\ m_1, \dots, m_{2N}, 0 \end{matrix} \right]. \end{aligned} \quad (18)$$

我们获得了安全中断概率性能的下限值

$$F_L = (Q_L)^{N_t} = \left[\frac{1}{\prod_{i=1}^N \Gamma(m_i) \prod_{ii=1}^N \Gamma(m_{ii}) \prod_{j=1}^N \Gamma(m_j) \prod_{jj=1}^N \Gamma(m_{jj})} \times G_{2N+1,2N+1}^{2N,2N+1} \left[\frac{\beta\chi^E}{\chi^D} \prod_{i=1}^N \frac{m_i}{\Omega_i} \prod_{ii=1}^N \frac{m_{ii}}{\Omega_{ii}} \middle| \begin{matrix} 1, 1-m_1, \dots, 1-m_{2N} \\ m_1, \dots, m_{2N}, 0 \end{matrix} \right] \right]^{N_t}. \quad (19)$$

2.2 非零安全容量概率

非零安全容量概率表示为

$$\begin{aligned} F_{\text{SPNC}} &= \Pr(\max_{1 \leq i \leq N_t} (C_i) > 0) = 1 - \Pr(\max_{1 \leq i \leq N_t} (C_i) < 0) = 1 - (\Pr(C < 0))^{N_t} \\ &= 1 - \left(\int_0^\infty F_{\text{SRAD}}(\gamma_{\text{SRAE}}) f_{\text{SRAE}}(\gamma_{\text{SRAE}}) d\gamma_{\text{SRAE}} \right)^{N_t}, \end{aligned} \quad (20)$$

带入(10),(11)式,我们得到了 F_{SPNC} 为

$$F_{\text{SPNC}} = 1 - \left[\frac{1}{\prod_{i=1}^N \Gamma(m_i) \prod_{ii=1}^N \Gamma(m_{ii}) \prod_{j=1}^N \Gamma(m_j) \prod_{jj=1}^N \Gamma(m_{jj})} \times \int_0^\infty \frac{1}{\gamma_{\text{SRAE}}} G_{1,2N+1}^{2N,1} \left[\frac{\gamma_{\text{SRAE}}}{\chi^D} \prod_{i=1}^N \frac{m_i}{\Omega_i} \prod_{ii=1}^N \frac{m_{ii}}{\Omega_{ii}} \middle| \begin{matrix} 1 \\ m_1, \dots, m_{2N}, 0 \end{matrix} \right] \times G_{2N+1,2N+1}^{2N,2N+1} \left[\frac{\chi^E}{\chi^D} \prod_{i=1}^N \frac{m_i}{\Omega_i} \prod_{ii=1}^N \frac{m_{ii}}{\Omega_{ii}} \middle| \begin{matrix} 1, 1-m_1, \dots, 1-m_{2N} \\ m_1, \dots, m_{2N}, 0 \end{matrix} \right] \right]^{N_t}$$

$$= 1 - \left[\frac{1}{\prod_{i=1}^N \Gamma(m_i) \prod_{ii=1}^N \Gamma(m_{ii}) \prod_{j=1}^N \Gamma(m_j) \prod_{jj=1}^N \Gamma(m_{jj})} \times \right]^{N_i} \cdot \left[\begin{matrix} \chi^E \prod_{i=1}^N \frac{m_i}{\Omega_i} \prod_{ii=1}^N \frac{m_{ii}}{\Omega_{ii}} \\ \chi^D \prod_{j=1}^N \frac{m_j}{\Omega_j} \prod_{jj=1}^N \frac{m_{jj}}{\Omega_{jj}} \end{matrix} \middle| \begin{matrix} 1, 1-m_1, \dots, 1-m_{2N} \\ m_1, \dots, m_{2N}, 0 \end{matrix} \right] \quad (21)$$

3 安全性能的智能预测

3.1 数据选择

从推导的闭合表达式,我们可以看到,系统的信道因素 m, N, W 和 K 对安全性能影响很大. 我们从中选取了 12 个属性作为 BP 神经网络的输入 X , 相应的安全性能作为输出 y . 12 个属性就是 $m_{SR}, m_{RD}, m_{RE}, W_{SR}, W_{RD}, W_{RE}, N_{SR}, N_{RD}, N_{RE}, \gamma_{th}, K, \bar{\gamma}$. X 表示为

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_{12}). \quad (22)$$

通过公式(20),我们就计算得到了 SOP 值,即输出 y . 我们建立了样本集 (X_i, y_i) 来训练和测试 BP 神经网络.

3.2 BP 神经网络结构

通过公式(20),我们发现, X 和 y 是非线性关系. 和极限学习机, 局部加权线性回归, 支持向量机等方法相比, BP 神经网络的非线性映射能力更好, 所以本文采用 BP 神经网络预测安全性能.

BP 神经网络的结构如图 2 所示. 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, ω_{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, $\omega\omega_{jk}$ 是权重系数, bb_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.

第一个隐含层的输入表示为 $s_j = \sum_{i=1}^{12} \omega_{ij} x_i + b_j, j = 1, 2, \dots, q$, 其输出表示为 $c_j = f(s_j)$, 其中 $f(x)$ 表示激活函数.

第二个隐含层的输入表示为 $ss_k = \sum_{j=1}^q \omega\omega_{jk} c_j + bb_k, k = 1, 2, \dots, r$, 其输出表示为 $cc_k = f(ss_k)$. 输出

层的输入表示为 $\beta = \sum_{k=1}^r v_k cc_k + \theta$, 其输出表示为 $y = f(\beta)$.

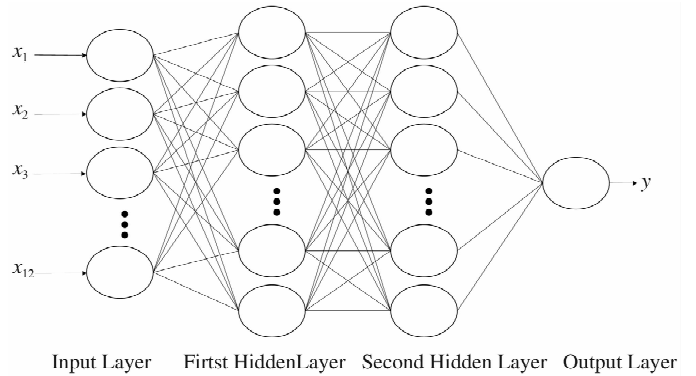


图 2 双层神经网络结构

神经网络的预测误差表示为 $e = \sum_{a=1}^Q (d^a - y^a)^2$, 其中 Q 是训练样本的数量, y^a 是第 a 个输入对应的实际输出, d^a 是其理想的输出.

3.3 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

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

其中 P 是测试样本的数量.

4 数值仿真

我们定义 $\mu = W_{RD}/W_{RE}$ 为相对位置增益, $E=1$, 每次仿真参数设定为 10000 次.

在图 3 中, 我们分析了发射天线数 N_i 对非零安全容量概率的影响. $\bar{\gamma}=5$ dB, 仿真系数如表 1 所示. 由图 3 可知, Monte-Carlo 仿真结果和理论值拟合的很好. 增大 N_i 可以改善非零安全容量概率性能.

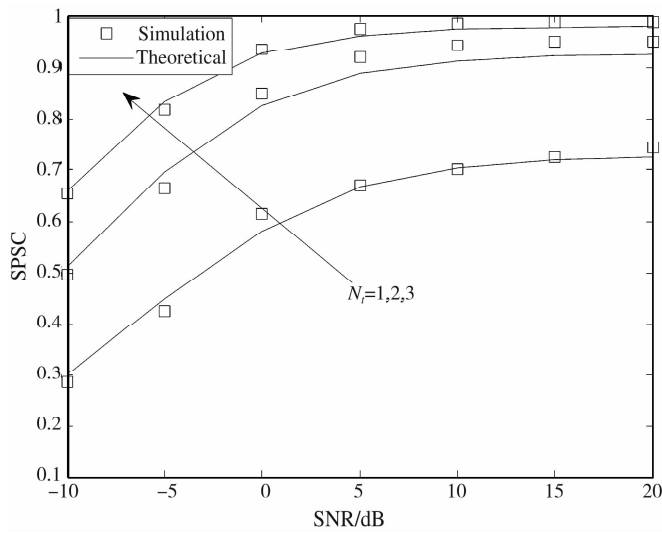


图3 对非零安全容量概率性能的影响

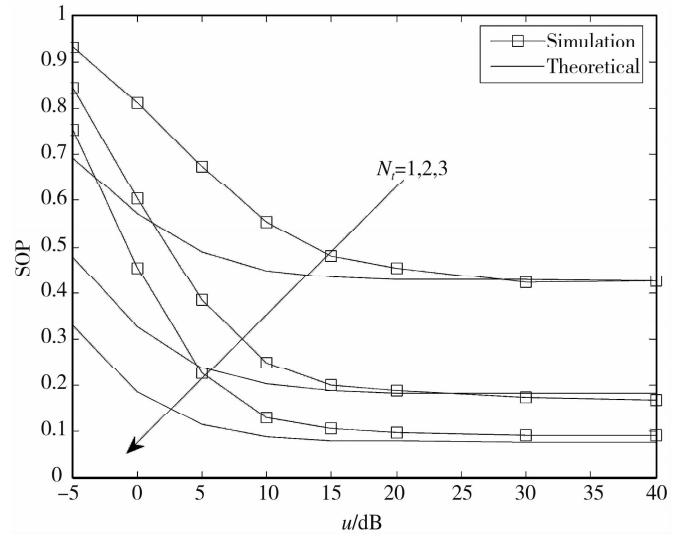


图4 对 SOP 下限值的影响

表1 仿真系数

参数	数值
m_{SR}	2
m_{RE}	1
m_{RD}	2
W_{SR}	5 dB
W_{RD}	5 dB
W_{RE}	5 dB
N_{SR}	2
N_{RE}	2
N_{RD}	2
N_i	1, 2, 3
K	0.6

表2 仿真系数

参数	数值
m_{SR}	2
m_{RE}	1
m_{RD}	2
W_{SR}	5 dB
W_{RD}	5 dB
W_{RE}	5 dB
N_{SR}	2
N_{RE}	2
N_{RD}	2
N_i	1, 2, 3
γ_{th}	0 dB
K	0.6

在图4中,我们分析了 SOP 性能的下界与 N_i 的关系. $\bar{\gamma} = 10$ dB, 仿真系数如表2所示. 由图4可知, 增大 N_i 可以改善 SOP 性能. 增大 u 的取值, Monte-Carlo 仿真值不断的接近下界理论值, 验证了我们理论分析的正确性. 当 $u > 20$ dB, Monte-Carlo 仿真值和理论值拟合的非常好.

在图5-8中,我们比较了 BP 神经网络, LWLR^[17], SVM^[18], 和 ELM^[19] 四种算法的预测效果. 我们使用了 1650 组数据, 1600 组数据用来训练, 50 组用来测试. 仿真系数如表3所示. 在图5-8中, 我们得到了 BP 神经网络 MSE 是 0.000363, 比其他三种算法都要小. 和 LWLR, SVM, ELM 三种算法相比, 本文使用的 BP 神经网络算法会获得更好的安全性能预测效果.

表3 仿真系数

BP	ELM	SVM	LWLR
$X: 12$	$X: 12$	$X: 12$	$X: 12$
$y: 1$	$y: 1$	$y: 1$	$y: 1$
$q=13,$ $r=13$	$q=7500$	惩罚参数: 16	扩展系数: 0.30
迭代次数: 1000		核参数: 0.0313	
误差目标: $1e-5$			
学习率: 0.05			
验证交叉: 50			

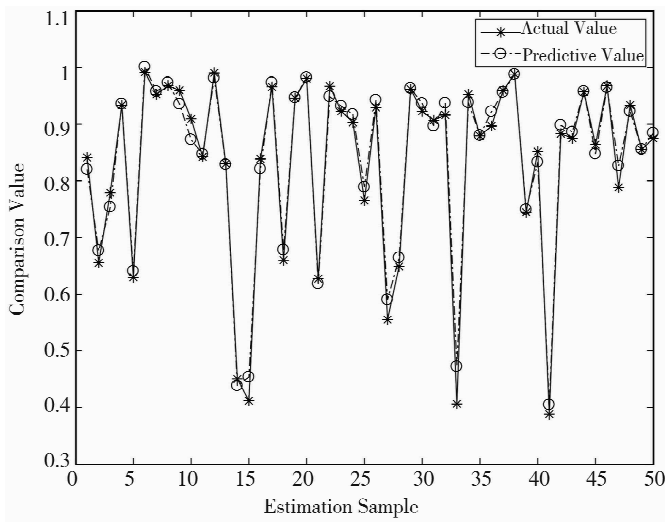


图 5 BP 神经网络的预测效果

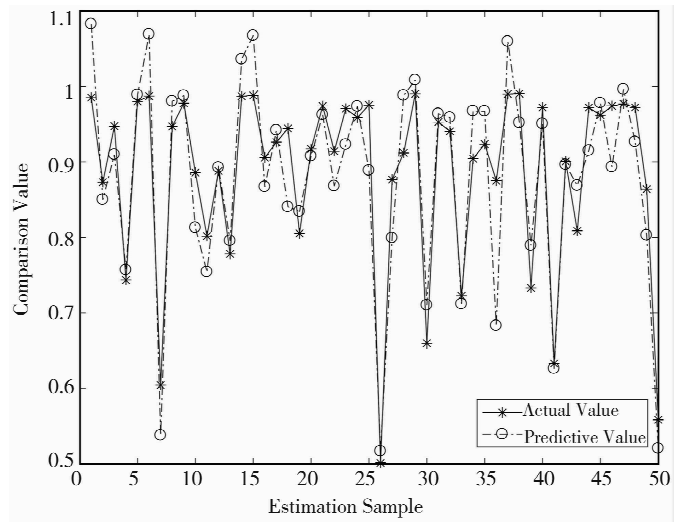


图 6 ELM 的预测效果

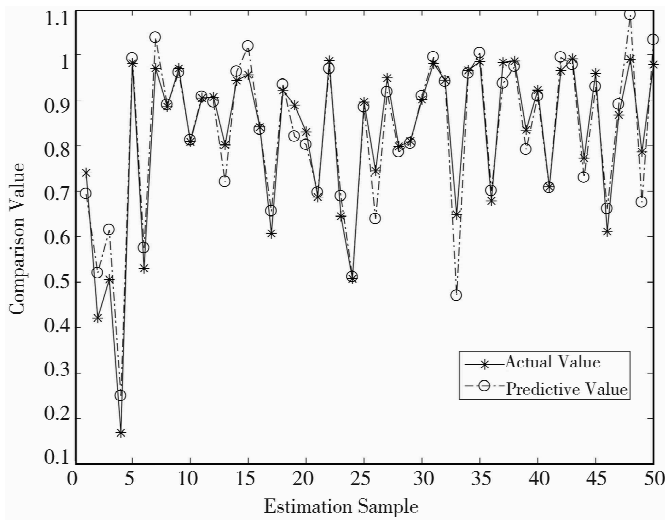


图 7 SVM 的预测效果

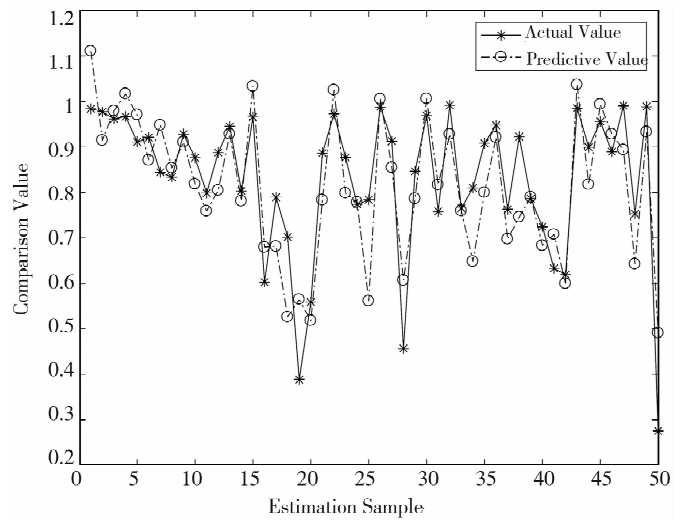


图 8 LWLR 的预测效果

表 4 四种算法的比较

参数	BP	ELM	SVM	LWLR
运行时间/s	4.732	5.080	182.486	21.481
MSE	0.000363	0.00311	0.00280	0.00824

表 4 比较了四种算法的运行时间和 MSE. 我们可以得到,和 ELM,SVM,LWLR 比较,BP 运行时间更少,效果更好.

5 结论

针对复杂的移动通信环境,本文分别推导了安全中断概率和非零安全容量概率的精确表达式.然后基于 BP 神经网络,实现了系统安全性能的智能预测.和 LWLR,SVM,ELM 三种算法相比,本文提出的 BP 神经网络算法获得了更好的安全性能预测效果,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] 邓浩,王慧明. 人工噪声策略的临界信噪比和功率分配研究[J]. 通信学报,2019,40(6):66-73.
 [3] 赵阔,邢永恒. 区块链技术驱动下的物联网安全研究综述[J]. 信息安全,2017,17(5):1-6.
 [4] Le K N. Secrecy and end-to-end analyses employing opportunistic relays under outdated channel state information and dual correlated rayleigh fading[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2018,67(11):10504-10518.
 [5] Lei H J, Zhang H, Ansari I S, et al. Performance analysis of physical layer security over generalized-K fading channels using a mixture

- Gamma distribution[J]. *IEEE Communication Letters*, 2016, 20(2):408-411.
- [6] Wang H, Xu L W, Lin W Z, et al. Physical layer security performance of wireless mobile sensor networks in smart city[J]. *IEEE Access*, 2019, 25:801-806.
- [7] 王东, 李永成, 白铂, 等. 放大转发中继网络中绿色的物理层安全通信技术[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(4):841-847.
- [8] 赵睿, 谭星, 李元健, 等. 全双工加扰的非可信中继系统的渐近性能分析[J]. *通信学报*, 2018, 39(9):20-30.
- [9] 王伟, 李鑫睿, 殷柳国, 等. 联合能量收集中继与全双工目的节点的安全资源分配方案[J]. *通信学报*, 2019, 40(1):110-118.
- [10] Wang H M, Zhao B Q, Zheng T X. Adaptive Full-Duplex Jamming Receiver for Secure D2D Links in Random Networks[M]. *IEEE Transactions on Communications*, 2019.
- [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] 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.
- [14] Ochiai H, Mitran P, Tarokh V. Variable-rate two-phase collaborative communication protocols for wireless networks[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(9):4299-4313.
- [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] Bloch M, Barros J. Wireless information-theoretic security[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2008, 54(6):2515-2534.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 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.

Mobile Secrecy Performance Prediction based on BP Neural Network

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 development of the fifth generation mobile communication technology, the physical layer security has become a hot issue of academic researches. Due to the complex and variable channel environment, the mobile physical layer security research is very complicated, and a urgent problem to be solved. In this work, the secrecy performance prediction of the multi-antenna mobile cooperative communication network over N -Nakagami fading channels is investigated. The exact closed-form expressions for the secrecy outage probability and probability of strictly positive secrecy capacity are derived. Then a secrecy performance prediction algorithm based on BP neural network is proposed. Compared to locally weighted linear regression (LWLR), support vector machine (SVM), and extreme learning machine (ELM) methods, the experimental results verify that our secrecy performance prediction algorithm can consistently achieve higher secrecy performance prediction results, which verifies the accuracy of the analytical results.

Key words mobile communication; physical layer security; secrecy performance prediction; BP neural network