



电讯技术
Telecommunication Engineering
ISSN 1001-893X, CN 51-1267/TN

《电讯技术》网络首发论文

题目: 移动传感器网络的安全性能智能预测方法
作者: 李振华, 王涵, 杜文才
收稿日期: 2020-08-25
网络首发日期: 2020-10-20
引用格式: 李振华, 王涵, 杜文才. 移动传感器网络的安全性能智能预测方法. 电讯技术. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1267.TN.20201019.1900.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

移动传感器网络的安全性能智能预测方法*

李振华**¹, 王涵^{1,2}, 杜文才²

(1.宜春学院 创新创业学院, 江西 宜春 336000; 2.澳门城市大学 数据科学研究院, 澳门 999078)

摘要：移动传感器网络的物理层安全问题日益复杂，已经成为了一个研究热点。为了及时处理网络安全事件，研究了移动传感器网络的安全性能预测，提出了一种基于灰狼优化广义回归 (grey wolf optimization-generalized regression, GWO-GR) 神经网络的安全性能智能预测方法。该方法利用发射天线选择 (transmit antenna selection, TAS) 策略，推导了非零安全容量概率 (non-zero secrecy capacity probability, NSCP) 性能的精确闭合表达式。与反向传播 (back propagation, BP) 神经网络、广义回归 (generalized regression, GR) 神经网络、支持向量机 (support vector machine, SVM) 等方法进行了比较，仿真结果表明：本文所提出方法可以实现更好的预测性能，提高安全性能预测的实时性，也验证了理论结果的正确性。

关键词：移动传感器网络；物理层安全；安全性能；智能预测；GWO-GR 神经网络



开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID) :
中图分类号: TN929.5 文献标志码: A

An Intelligent Prediction Method for Security Performance of Mobile Sensor Networks

LI Zhenhua¹, WANG Han^{1,2}, DU Wencai²

(1.College of Innovation and Entrepreneurship, Yichun University, Yichun 336000, China ; 2.Institute of Data Science, City University of Macau, Macau 999078,China)

Abstract: The physical layer security of the mobile sensor network is becoming complex, which has been a research hotspot. In order to deal with network security issues timely, in this work, the secrecy performance prediction is investigated, and a grey wolf optimization-generalized regression (GWO-GR) neural network-based secrecy performance prediction method is proposed. With transmit antenna selection (TAS) scheme, we derive the exact closed-form expressions for the probability of strictly positive secrecy capacity. Compared with the back-propagation (BP) neural network, generalized regression (GR) neural network, and support vector machine (SVM) methods, the simulation results show that our proposed method can achieve higher prediction results, improve the real-time performance prediction, and verify the accuracy of the analytical results.

Key Words: Mobile sensor network; Physical layer security; Secure performance; Intelligent prediction; GWO-GR neural network

0 引言

引言近年来，随着各类型智能服务的涌现，传

感器网络得到了国内外工业和学术界广泛的研究，在环境的监测和保护、医疗护理以及智慧工业等方面得到了广泛应用^[1]。伴随着移动物联网业务的发展，用户对服务提出了更高的质量要求，例如高速度、泛在网、低功耗、低时延，这促进了第五代(fifth generation, 5G)移动通信技术的发展^[2]。5G移动通信领域面临的智能化、安全化、综合化等诸多技术挑

*收稿日期：2020-08-25；修回日期：2020-09-22
基金项目：国家自然科学基金资助项目 (61901409)；江西省自然科学基金资助项目 (20202BABL212001)
**通信作者：yclzh2011@163.com

战，也成为了移动传感器网络面临的关键问题^[3]。

由于完全开放的信道，移动传感器网络极易受到网络攻击，物理层安全问题日益凸显，也受到了国内外学术界的广泛研究^[4]。基于传感器网络物理层安全技术，文献[5]提出了一种联合功率分配和安全路由算法。针对合法接收端受到自干扰问题，文献[6]提出了一种全双工合法接收端信号合并和自干扰消除方案，主要是利用神经网络实现的。M. Z. I. Sarkar等人在Beaulieu-Xie信道下，研究了物联网通信系统的安全中断概率 (Secrecy Outage Probability, SOP) 和非零安全容量概率 (Strictly positive secrecy capacity, SPSC) 的闭合表达式^[7]。采用了大规模多输入多输出技术，文献[8]研究了多用户中继网络中的物理层安全传输方案。考虑存在窃听者的下行非理想自干扰问题，文献[9]研究了全双工协作中继非正交多址接入 (Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA) 系统的安全性能，推导了安全中断概率的闭合表达式。针对物联网中无线传输的安全难题，文献[10]提出了一种可对抗大规模天线阵列窃听者的轻量级噪声注入策略，实现了私密信息的安全传输。

目前，以机器学习为代表的人工智能技术已在物联网、图像处理、医疗诊断等应用领域得到了广泛应用^[11-13]。针对传统水蜜桃种植过程中环境监测实时性差的问题，[14]提出了一种优化极限学习机的湿度预测方法。极限学习机，支持向量机 (support vector machine, SVM)，反向传播 (back propagation, BP) 神经网络等机器学习方法可以用于分类和预测，准确度高，学习能力极强。但是，对于样本大的数据集计算量比较大，复杂度很高；样本不平衡时，预测偏差比较大^[15]。针对复杂多变的通信环境，机器学习如何利用海量的通信数据，在移动传感器通信网络的研究还处于早期探索阶段^[16]。

以前的研究主要使用 Rayleigh, Nakagami 等信道，但是 Rayleigh, Nakagami 等信道适合于固定通信。和 Rayleigh, Nakagami 等信道相比，2-Nakagami 信道能够更灵活地表征无线移动信道衰落特征，适用范围更加广泛。

基于上述研究分析，本文提出了一种基于灰狼优化广义回归 (grey wolf optimization-generalized regression, GWO-GR) 神经网络的安全性能智能预测方法。首先，在 2-Nakagami 信道下，利用多天线通信技术，建立了移动传感器通信网络模型。然后，针对发射天线选择 (transmit antenna

selection, TAS) 方案，推导了系统非零安全容量概率 (non-zero secrecy capacity probability, NSCP) 性能的闭合表达式。但是上述闭合表达式计算复杂，不利于实时分析。因此，为了实现安全性能的快速分析，基于 GWO-GR 神经网络，提出了一种安全性能智能预测方法，并和 BP, GR 神经网络, SVM 等方法进行了比较，仿真结果表明：本文所提出方法可以实现更好的预测性能，提高安全性能预测的实时性，也验证了理论结果的正确性。

1 系统模型

图 1 给出了移动传感器通信网络模型。移动信源 (S) 节点和给移动合法目的端 (D) 节点进行通信，在此过程中，移动窃听器 (E) 节点会窃取信息。S 使用 N_t 根发射天线，D 和 E 使用单天线接收。我们用 GSD, GSE 分别表示 $S \rightarrow R$, $S \rightarrow E$ 链路的位置增益。

信道增益 h 服从 2-Nakagami 分布^[17]

$$h = \prod_{l=1}^2 a_l \quad (1)$$

这里， a_l 是 Nakagami 变量。

h 的概率密度函数为^[17]

$$f(h) = \frac{2}{h \prod_{t=1}^2 \Gamma(m_t)} G_{0.2}^{2.0} \left[h^2 \prod_{t=1}^2 \frac{m_t}{\Omega_t} \middle| \begin{matrix} - \\ m_1, m_2 \end{matrix} \right] \quad (2)$$

其中 m 表示衰弱系数， $\Omega = E[|a|^2]$ ， $E[\]$ 表示求均值。

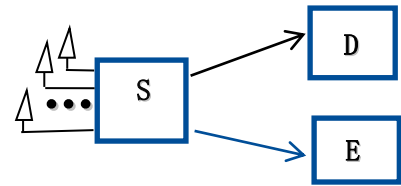


图1 移动传感器通信网络模型

S 发射信号 x , E 为发射功率。在 D 和 E 处，接收信号分别为

$$r_{SDi} = \sqrt{G_{SD}} E h_{SDi} x + n_{SDi} \quad (3)$$

$$r_{SEi} = \sqrt{G_{SE}} E h_{SEi} x + n_{SEi} \quad (4)$$

其中 n_{SDi} , n_{SEi} 为加性复高斯噪声，均值和方差分别为 0 和 $N_0/2$ 。

为了计算网络的安全性能，我们首先要计算D和E的接收信噪比 $\gamma_k (k \in \{SD, SE\})$ 。他们分别表示为

$$\gamma_{SDi} = \frac{K G_{SD} |h_{SDi}|^2 E}{N_0} \quad (5)$$

$$\gamma_{SEi} = G_{SE} |h_{SEi}|^2 \bar{\gamma} \quad (6)$$

$$\bar{\gamma} = \frac{E}{N_0} \quad (7)$$

其中 K 为主信道相对于窃听信道的信噪比增益。

通过计算可以得到 D 和 E 的平均接收信噪比为

$$\bar{\gamma}_{SD} = K G_{SD} \bar{\gamma} \quad (8)$$

$$\bar{\gamma}_{SE} = G_{SE} \bar{\gamma} \quad (9)$$

由公式(3)，可以得到 γ_k 的累计分布函数为^[17]

$$F_{\gamma_k}(r) = \frac{1}{N} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{r}{\gamma_k} \prod_{i=1}^N \frac{m_i}{\Omega_i} \middle|_{m_1, m_2, 0} \right] \quad (10)$$

γ_k 的概率密度函数为^[17]

$$f_{\gamma_k}(r) = \frac{1}{N} G_{0,2}^{2,0} \left[\frac{r}{\gamma_k} \prod_{i=1}^N \frac{m_i}{\Omega_i} \middle|_{m_1, m_2} \right] \quad (11)$$

瞬时安全容量定义为^[18]

$$C_i = \max \{ \ln(1 + \gamma_{SDi}) - \ln(1 + \gamma_{SEi}), 0 \} \quad (12)$$

对于最佳天线选择算法，我们选择发射天线 w 为

$$w = \max_{1 \leq i \leq N_t} (C_i) \quad (13)$$

2 非零安全容量

非零安全容量NSCP表示为

$$\begin{aligned} F_{NSCP} &= \Pr(\max_{1 \leq i \leq N_t} (C_i) > 0) \\ &= 1 - \Pr(\max_{1 \leq i \leq N_t} (C_i) < 0) \\ &= 1 - (Q)^{N_t} \end{aligned} \quad (14)$$

Q 可以表示为

$$\begin{aligned} Q &= \Pr(C(\gamma_{SD}, \gamma_{SE}) < 0) \\ &= \Pr(\gamma_{SD} < \gamma_{SE}) \\ &= \int_0^\infty F_{\gamma_{SD}}(\gamma_{SE}) f_{\gamma_{SE}}(\gamma_{SE}) d\gamma_{SE} \\ &= \int_0^\infty \frac{1}{N} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{SE}}{\gamma_{SD}} \prod_{d=1}^2 \frac{m_d}{\Omega_d} \middle|_{m_1, m_2, 0} \right] \\ &\quad \times \frac{1}{\gamma_{SE} \prod_{i=1}^N \Gamma(m_i)} G_{0,2}^{2,0} \left[\frac{\gamma_{SE}}{\gamma_{SE}} \prod_{i=1}^2 \frac{m_i}{\Omega_i} \middle|_{m_1, m_2} \right] d\gamma_{SE} \end{aligned} \quad (15)$$

使用文献[19]中的如下公式计算(15)中的积分

$$\begin{aligned} &\int_0^\infty x^{\alpha-1} G_{u,v}^{s,t} \left[\sigma x \middle| \begin{matrix} c_1, \dots, c_s \\ d_1, \dots, d_v \end{matrix} \right] G_{p,h}^{m,n} \left[w x^k \middle| \begin{matrix} e_1, \dots, e_p \\ f_1, \dots, f_h \end{matrix} \right] dx \\ &= \frac{k^{\phi} l^{\theta + \alpha(v-u)-1} \sigma^{-\alpha}}{(2\pi)^{b^*(l-1)+c^*(k-1)}} G_{kp+lv, kh+lu}^{km+lt, kn+ls} \left[\frac{w^k k^{(p-h)}}{\sigma^l l^{(u-v)}} \middle| \begin{matrix} \Delta(k, e_1), \dots, \Delta(k, e_p) \\ \Delta(k, f_1), \dots, \Delta(k, f_m) \end{matrix} \right] \\ &\quad \Delta(l, 1-\alpha-d_1), \dots, \Delta(l, 1-\alpha-d_v), \Delta(k, e_{n+1}), \dots, \Delta(k, e_p) \\ &\quad \Delta(l, 1-\alpha-c_1), \dots, \Delta(l, 1-\alpha-c_u), \Delta(k, f_{m+1}), \dots, \Delta(k, f_h) \end{aligned} \quad (16)$$

其中变量 $m, n, s, t, u, v, h, l, k$ 为任意的正整数, c_i, d_i, e_i, f_i 为任意的实数变量,

$$\begin{aligned} b^* &= s + t - \frac{u+v}{2}, c^* = m + n - \frac{p+h}{2} \\ \phi &= \sum_{i=1}^p b_i - \sum_{i=1}^h b_i + \frac{p-h}{2} + 1 \\ \theta &= \sum_{i=1}^v d_i - \sum_{i=1}^u c_i + \frac{u-v}{2} + 1 \\ \Delta(k, a) &= \frac{a}{k}, \frac{a+1}{k}, \dots, \frac{a+k-1}{k} \end{aligned} \quad (17)$$

最终得到

$$Q = \frac{1}{\prod_{i=1}^2 \Gamma(m_i) \prod_{d=1}^2 \Gamma(m_d)} G_{3,3}^{3,2} \left[\frac{\gamma_{SD}}{\gamma_{SE}} \prod_{d=1}^2 \frac{m_d}{\Omega_d} \middle|_{m_1, m_2, 0} \right] \quad (18)$$

3 非零安全容量的智能预测

我们推导了系统 NSCP 性能的闭合表达式。但是上述闭合表达式计算复杂，不利于实时分析。因此，为了实现 NSCP 性能的快速分析，我们基于 GWO-GR 神经网络，提出了一种安全性能智能预测方法。

3.1 数据选择

系统的非零安全容量性能受到了很多信道因素的影响。GR 神经网络的输入 X 从中选取了 5 个属性, 输出 y 是相应的非零安全容量。5 个属性分别是 $m_{SD}, m_{SE}, N_{SD}, N_{SE}, \gamma$, X 表示为

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_5) \quad (19)$$

然后我们利用 X , 通过公式(14), 就计算得到了输出 y 。

我们选取了 P 个训练样本 $(X_i, y_i), i=1, 2, \dots, P$, 来训练 GR 神经网络。

3.2 GR 神经网络

GR神经网络的结构如图2所示^[20]。对于模式层的第 i 个神经元, 其输出为

$$p_i = \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2}\right) \quad (20)$$

σ 为扩展因子。

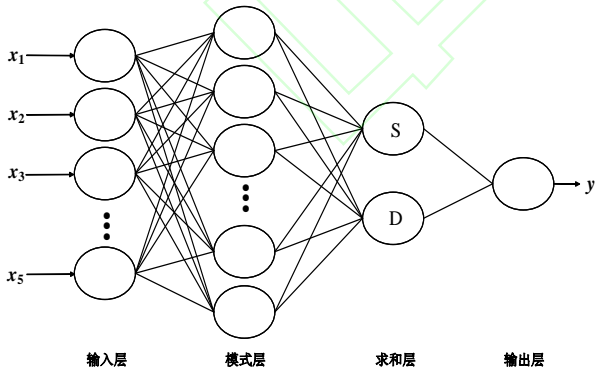
对于求和层的 S 和 D 神经元, 其输出分别为

$$S = \sum_{i=1}^P y_i p_i = \sum_{i=1}^P y_i \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2}\right) \quad (21)$$

$$D = \sum_{i=1}^P p_i = \sum_{i=1}^P \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2}\right) \quad (22)$$

GR 神经网络的预测输出为

$$y = \frac{S}{D} = \frac{\sum_{i=1}^P y_i \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^P \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2}\right)} \quad (23)$$



3.3 灰狼优化算法

为了提高GR神经网络的预测精度, 本项目利用一种灰狼算法来优化GR神经网络的扩展因子^[21]。为了说明优化过程, 我们在表1中详细说明了灰狼优化算法的流程。

表1 灰狼优化算法

灰狼优化算法

(1): 初始狼群大小为 N 个, 每只狼代表一个扩展因子。

(2): 利用进化过程 (①-⑥) 通过 k_{\max} 次迭代对种群进行更新

①: 设置 $k=1$

②: While $k \leq k_{\max}$

③: 从初始狼群中选取最好的三只狼, 分别为 α, β, δ 狼, 其他狼为 ω 狼。

④: 狼群在狩猎过程中, 由 α, β, δ 狼来引导, 其他 ω 狼应根据当前 α, β, δ 狼的位置更新它们各自的位置:

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (24)$$

其中

$$\vec{X}_1 = \vec{X}_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha \quad (25)$$

$$\vec{X}_2 = \vec{X}_\beta - A_2 \cdot D_\beta \quad (26)$$

$$\vec{X}_3 = \vec{X}_\delta - A_3 \cdot D_\delta \quad (27)$$

$$D_\alpha = \left| \vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha(t) - \vec{X} \right| \quad (28)$$

$$D_\beta = \left| \vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta(t) - \vec{X} \right| \quad (29)$$

$$D_\delta = \left| \vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta(t) - \vec{X} \right| \quad (30)$$

其中 t 为当前的迭代数, \vec{A}, \vec{C} 为系数向量, D 表示猎 α, β, δ 狼和 ω 狼之间的距离, \vec{X} 为狼群所在位置。

\vec{A}, \vec{C} 表示为

$$\vec{A} = 2a \cdot \vec{r}_1 - r_2 \quad (31)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (32)$$

r_1, r_2 为随机向量, 取值范围为 $[0, 1]$ 。 a 的值随迭代代数增加从 2 线性递减到 0。

⑤: 狼群攻击猎物, 即获得最优解。主要通过 a 值的递减来实现。

⑥: 令 $k=k+1$

End While

(3): 重复执行 (2) 直到满足终止条件。

3.4 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表示为

$$MSE = \frac{\sum_{z=1}^{PP} (d^z - y^z)^2}{PP} \quad (33)$$

其中 PP 是测试集的数目。

4 数值仿真

这里，我们设置 $E = 1$ ， $\bar{\gamma} = 10$ dB。

表2 仿真系数

m_{SD}	1
m_{SE}	1
W_{SD}	5 dB
W_{SE}	5 dB
N_t	1,2,3

图3分析了移动传感器网络的NSCP性能。仿真系数如表2所示。理论值是按照(18)式计算得到的。由图2可知，Monte-Carlo仿真值与理论值拟合的很好，理论值的正确性得到了验证。当 κ 的取值不变时，随着 N_t 的增大，系统的NSCP性能是不断改善的；当发射天线数 N_t 不变时，系统的NSCP性能随着 κ 的增大而不断改善。

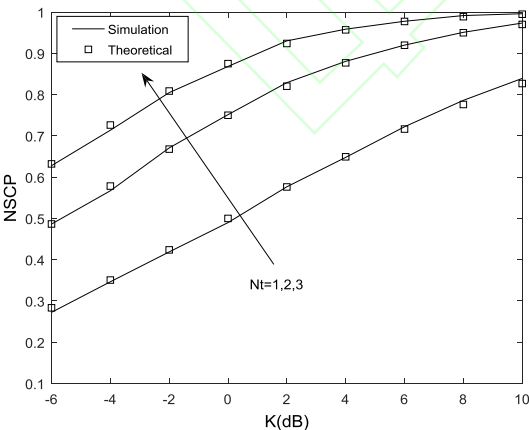


图3 移动传感器网络的NSCP性能

在图4-7中，我们比较了BP神经网络，SVM，GR神经网络和GWO-GR神经网络的预测效果。我们使用了3950组数据用来训练，50组用来测试。仿真系数如表3所示。在图4-7中，GWO-GR神经网络的MSE比其他3种算法都要小，这也说明

本文使用的算法获得了更好的预测效果。

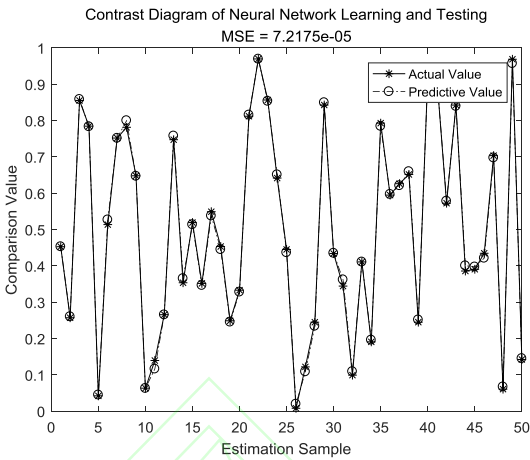


图4 GWO-GR神经网络的预测效果

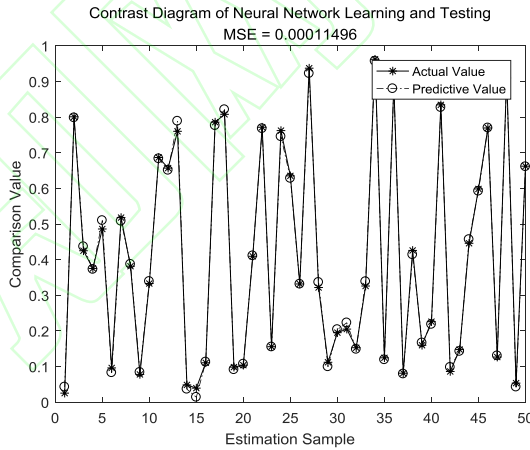


图5 GR神经网络的预测效果

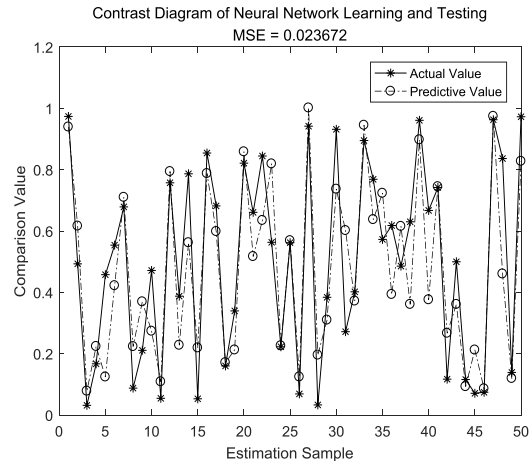


图6 BP神经网络的预测效果

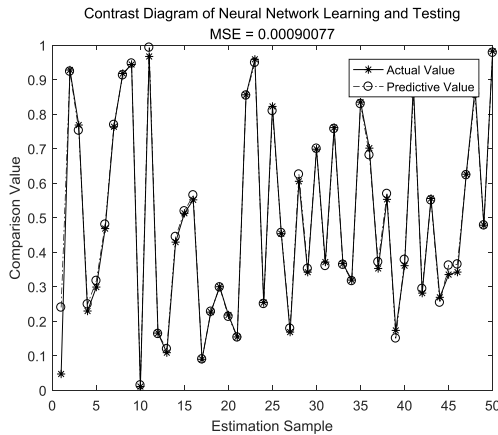


图 7 SVM 神经网络的预测效果

表3 仿真系数

算法	BP	SVM	GR	GWO-GR
系数 1	$q:13$	$g:0.35355$	$\tau: 0.008$	$popsiz:10$
系数 2	学习速度: 0.05	$c:5.65685$		$ter:3$
系数 3				$\tau:0.23330$

通过图 4-7，比较了四种算法的运行时间与 MSE，可以发现，和 GR 相比，GWO-GR 运行时间长，这主要是因为利用 GWO 智能优化算法带来的复杂度提高，但是二者的差距很小，GWO-GR 的 MSE 更小，预测效果更好。与 BP 和 SVM 比较，GWO-GR 运行时间更少，MSE 更小，预测效果更好。

5 结束语

本文在 2-Nakagami 信道下，研究了移动传感器通信网络的安全性能智能预测方法。首先，基于天线选择算法，推导了 NSCP 的精确闭合表达式。然后利用推导的闭合表达式，建立数据集，提出了基于 GWO-GR 神经网络的安全性能智能预测方法。在不同条件下，通过 Monte-Carlo 仿真，对系统的安全性能做了验证分析。和 BP、SVM、GR 算法相比，本文提出的智能预测方法具有更好的预测效果。在以后的研究中，我们会考虑利用深度学习方法预测移动传感器通信网络的安全性能。

参考文献：

- [1] 陈友荣, 陆思一, 刘半藤, 等. 移动无线传感网的移动感知路径选择算法 [J]. 传感技术学报, 2019, 32(1):117-126.
- [2] 武小年, 张楚芸, 张润莲, 等. WSN 中基于改进粒子群优化算法的分簇路由协议 [J]. 通信学报, 2019, 40(12):114-123.
- [3] 刘文豪, 王衍文, 刘人境, 等. 5G 移动通信系统的下行控制信道传输 [J]. 电讯技术, 2020, 60(4): 433-438.
- [4] 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.
- [5] 冯维, 王凤, 许丹, 等. 无线传感器网络联合安全路由和功率分配优化算法 [J]. 传感技术学报, 2019, 32(4):610-617.
- [6] 雷维嘉, 李环. 全双工系统中基于神经网络的自干扰消除方案 [J]. 北京邮电大学学报, 2020. <https://doi.org/10.13190/j.jbupt.2019-067>
- [7] Puspaj S C, Sandeep K, Sanjay K S. On the physical layer security over Beaulieu-Xie fading channel [J]. AEUE - International Journal of Electronics and Communications, 2020, 113: 1-17.
- [8] 雷维嘉, 王娟兵, 谢显中. 大规模 MIMO 中继系统中多用户物理层安全传输方案 [J]. 电子学报, 2018, 46(12):2878-2887.
- [9] 李美玲, 李莹, Sami Muhaidat, 等. 非理想干扰删除

- 下全双工中继NOMA系统的物理层安全性能研究[J]. 电子学报, 2019, 47(1):183-189.
- [10] 彭建华, 张帅, 许晓明, 等. 物联网中一种抗大规模天线阵列窃听者的噪声注入方案[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(1):67-73.
- [11] 刘小安, 彭涛. 基于卷积神经网络的中文景点识别研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(4): 140-145.
- [12] 徐凌伟, 权天祺. 移动协作通信系统中中断概率性能智能预测[J]. 聊城大学学报(自然科学版), 2020, 33(6): 33-39.
- [13] 张燕燕, 王鹤鸣, 姬天相, 等. 机器学习在5G超密集网络切换中的应用[J]. 电讯技术, 2019, 47(12): 1371-1377.
- [14] 匡亮, 华驰, 邓小龙, 等. 一种优化极限学习机的果园湿度预测方法[J]. 传感技术学报, 2019, 32(3):418-423.
- [15] 桂冠, 王禹, 黄浩. 基于深度学习的物理层无线通信技术:机遇与挑战[J]. 通信学报, 2019, 40(2):19-23.
- [16] 马永涛, 王煜东. 基于概率向量和机器学习的协作频谱感知[J]. 传感技术学报, 2019, 32(12):1809-1815.
- [17] Gong F K, Ge J H, and Zhang N. SER analysis of the mobile-relay-based M2M communication over double Nakagami-m fading channels[J]. IEEE Communications Letters, 2011, 15(1): 34-36.
- [18] Bloch M, Barros J, et al. Wireless information-theoretic security[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2008, 54(6): 2515-2534.
- [19] Karagiannis G K, Sagias N C, and Mathiopoulos P T, "N*Nakagami: A novel stochastic model for cascaded fading channels," IEEE Transactions on Communications, 2007, 55(8):453-1458.
- [20] Alam M S, and Gazder U. Shear strength prediction of FRP reinforced concrete members using generalized regression neural network[J]. Neural Computing & Applications, 2019. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04107-x>
- [21] 段亚青, 王华倩, 乔学工. 基于测距和灰狼优化的无线传感器网络定位算法[J]. 传感技术学报, 2018, 31(12):1894-1899.

作者简介：



李振华 男, 1982 年生于江西南昌, 2011 年获硕士学位, 现为讲师, 主要研究方向为无线传感器网络性能分析。

王涵 男, 1986 年生于江西宜春, 2017 年获博士学位, 现为副教授, 研究方向为无线传感器网络技术、智能无线通信。

杜文才 男, 1953 年生于江苏徐州, 2000 年获博士学位, 现为教授, 研究方向为信息与数据科学。