

# 5G 移动通信系统性能分析与预测方法研究

周新鹏<sup>1</sup>,徐凌伟<sup>1,2</sup>

(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** 由于复杂多变的通信环境,第五代(5G)移动通信面临着严峻挑战。为了实现5G移动通信质量的增强,分析和预测移动通信系统的平均符号误码率(average symbol error probability,ASEP)性能就非常重要。因此,分析与预测了移动通信系统ASEP性能。首先推导了ASEP的精确闭合表达式,对系统的ASEP性能进行了分析。然后基于广义回归(generalized regression,GR)神经网络,提出了一种ASEP性能智能预测方法。最后,和反径向基函数(radial basis function,RBF)神经网络,极限学习机(extreme learning machine,ELM),小波神经网络(wavelet neural network,WNN)等方法进行了比较,仿真结果表明:算法预测性能更好,预测精度提高了24.3%。

**关键词** 移动通信系统;ASEP性能;性能分析;性能预测

**中图分类号** TN929.5

**文献标识码** A

开放科学(资源服务)标识码(OSID)



## Research on Performance Analysis and Prediction Methods of 5G Mobile Communication System

ZHOU Xinpeng<sup>1</sup>,XU Lingwei<sup>1,2</sup>

(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** Due to complex and variable environments,the fifth generation(5G) mobile communication faces serious challenges.In order to realize the enhancement of 5G mobile communication quality,it is important to analyze and predict the average symbol error probability(ASEP) performance of mobile communication system.Therefore,this paper studies the ASEP analysis and prediction methods.Firstly,the exact close expressions are derived,and ASEP performance is analyzed.Then,an generalized regression(GR) neural network-based ASEP performance prediction algorithm is proposed.Compared with the radial basis function(RBF) neural network,extreme learning machine(ELM),and wavelet neural network(WNN) methods,the Monte-Carlo results verify that our proposed method can obtain a better prediction effect,and the prediction accuracy increases 24.3%.

**Key words** mobile communication system; average symbol error probability; performance analysis; performance prediction

**收稿日期**:2020-08-03

**基金项目**:国家自然科学基金项目(61901409);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(KFKT2020-09);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,E-mail:gaomilaojia2009@163.com。

## 0 引言

近年来,物联网、人工智能等新一代信息技术已成为支撑国家“互联网+”战略的支柱性产业,第五代(5G)移动通信技术受到了广泛的关注<sup>[1]</sup>。2019年2月,第33届世界移动通信大会在西班牙巴塞罗那举行,5G、人工智能成为了本届大会的最大亮点,华为、中兴等中国各厂商都在会上发布了5G物联网相关产品,中国技术吸引了全世界的眼球<sup>[2]</sup>。随着5G技术的发展,移动用户数量逐年增加,用户服务质量不断提高。5G移动通信面临着诸多技术挑战<sup>[3]</sup>。

为了提高5G移动通信的通信质量,大规模多发多收(multiple input multiple output, MIMO)技术得到了广泛研究<sup>[4-6]</sup>。东南大学的洪伟等人讨论了MIMO和毫米波技术在5G中的应用及核心作用<sup>[7]</sup>。针对MIMO短包传输问题,华北电力大学的鲍慧等人提出一种交替迭代算法优化功率分配<sup>[8]</sup>。杨贵德等人基于虚拟信道,分析了空时优化MIMO系统的误码率性能<sup>[9]</sup>。基于几何随机散射理论,北京交通大学的陶成等人提出了一种高速铁路协作MIMO信道模型,提高了系统容量<sup>[10]</sup>。针对物理层安全问题,Zhangyu Li等人采用混合声学 and 磁感应强度技术,分析了水下协作MIMO通信系统的性能<sup>[11]</sup>。

目前,在教育、交通、医疗等应用领域,以机器学习为代表的新一代人工智能技术已得到了广泛应用<sup>[12]</sup>。南京邮电大学的桂冠教授团队研究了基于机器学习的物理层无线通信技术<sup>[13]</sup>。河南大学的周毅教授团队研究了基于深度强化学习提出了复杂动态场景下无人机自主部署和能效优化策略<sup>[14]</sup>。但是,移动通信环境复杂多变,机器学习在无线通信的研究还处于早期探索阶段<sup>[15]</sup>。复杂多变的移动通信环境给智能移动通信带来了巨大挑战。

为了实现复杂通信环境下智能移动通信的增强,对移动通信系统的性能进行分析和预测是非常重要的。因此,本文研究了移动通信系统平均符号误码率(average symbol error probability, ASEP)性能的分析与预测。首先,在2-Rayleigh信道下,利用多天线通信技术,建立了移动通信系统模型。然后分析了移动通信系统的ASEP性能,推导了系统ASEP性能的闭合表达式。最后,基于广义回归(generalized regression, GR)神经网络,提出了一种ASEP性能智能预测方法。和径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络,极限学习机(extreme learning machine, ELM),小波神经网络(wavelet neural network, WNN)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,预测精度提高了24.3%。

## 1 系统模型

在本文中,移动通信系统包括一个移动信源(MS)和一个移动目的端(MD)。通信信道是2-Rayleigh信道<sup>[16]</sup>。MS有1根发射天线,MD有 $L$ 根接收天线。

在接收端,对于第 $i$ 个接收天线,其接收信号为

$$y_i = h_i s + n, \quad (1)$$

其中 $h_i$ 表示第 $i$ 个接收天线的信道增益, $s$ 表示发射信号, $n$ 为加性复高斯噪声。 $E_s$ 表示系统的发射功率, $N_0$ 表示 $n$ 的功率谱密度,所以其瞬时接收信噪比为

$$\gamma_i = |h_i|^2 \frac{E_s}{N_0}, \quad (2)$$

平均接收信噪比为

$$\bar{\gamma}_i = E(|h_i|^2) \frac{E_s}{N_0}, \quad (3)$$

$\gamma_i$ 的概率密度函数表示为

$$f_{\gamma_i}(r) = \frac{2}{\gamma_i} K_0(2\sqrt{\frac{r}{\gamma_i}}), \quad (4)$$

其中 $K_0(\cdot)$ 表示0阶第2类修正贝塞尔函数。

$\gamma_i$ 的累计分布函数表示为

$$F_{\gamma_i}(r) = 1 - 2 \sqrt{\frac{r}{\gamma_i}} K_1\left(2 \sqrt{\frac{r}{\gamma_i}}\right), \quad (5)$$

其中  $K_1(\cdot)$  表示 1 阶第二类修正贝塞尔函数。

当移动通信系统的接收机采用选择合并接收时,接收端的瞬时信噪比  $\gamma_{\text{SC}}$  为<sup>[17]</sup>

$$\gamma_{\text{SC}} = \max(\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_L), \quad (6)$$

这里假设所有信道是独立同分布的,其平均接收信噪比为

$$\bar{\gamma} = \bar{\gamma}_i. \quad (7)$$

$\gamma_{\text{SC}}$  的概率密度函数推导为

$$\begin{aligned} f_{\text{SC}}(r) &= \frac{4}{r} \left(\frac{r}{\gamma} K_0\left(2 \sqrt{\frac{r}{\gamma}}\right)\right) \times \left(1 - 2 \sqrt{\frac{r}{\gamma}} K_1\left(2 \sqrt{\frac{r}{\gamma}}\right)\right) = \frac{4}{\gamma} K_0\left(2 \sqrt{\frac{r}{\gamma}}\right) \times \left(1 - 2 \sqrt{\frac{r}{\gamma}} K_1\left(2 \sqrt{\frac{r}{\gamma}}\right)\right) \\ &= \frac{4}{\gamma} K_0\left(2 \sqrt{\frac{r}{\gamma}}\right) - \frac{8}{\gamma} \sqrt{\frac{r}{\gamma}} K_0\left(2 \sqrt{\frac{r}{\gamma}}\right) K_1\left(2 \sqrt{\frac{r}{\gamma}}\right) = \frac{2}{\gamma} G_{0,2}^{2,0} \left[\frac{r}{\gamma} \mid_{0,0}\right] - \frac{8}{\gamma} \sqrt{\frac{r}{\gamma}} \frac{\sqrt{\pi}}{2} G_{1,3}^{3,0} \left[\frac{4r}{\gamma} \mid_{-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2}}\right] \\ &= \frac{2}{\gamma} G_{0,2}^{2,0} \left[\frac{r}{\gamma} \mid_{0,0}\right] - 4 \sqrt{\frac{\pi}{\gamma^3}} r^{\frac{1}{2}} G_{1,3}^{3,0} \left[\frac{4r}{\gamma} \mid_{-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2}}\right]. \end{aligned} \quad (8)$$

累积分布函数表示为

$$F_{\text{SC}}(r) = \left\{ G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{r}{\gamma} \mid_{1,1,0}\right] \right\}^2. \quad (9)$$

## 2 ASEP 性能分析

脉冲幅度调制(PAM)的误码率表示为<sup>[18]</sup>

$$P_q(r) = 2\left(1 - \frac{1}{q}\right) Q\left(\sqrt{\frac{6r}{q^2 - 1}}\right), \quad (10)$$

其中  $q$  表示 PAM 调制的阶数。

**定理 1** 系统的 ASEP 表示为

$$P_{\text{PAM},q} = \frac{\bar{\gamma}}{2\sqrt{\pi}} G_{3,2}^{2,2} \left[\frac{3\bar{\gamma}}{q^2 - 1} \mid_{0, \frac{1}{2}}^{0,0,1}\right] + \frac{\left(\frac{3}{q^2 - 1}\right)^{-\frac{3}{2}}}{2\sqrt{\pi}} G_{3,4}^{3,2} \left[\frac{4(q^2 - 1)}{3\bar{\gamma}} \mid_{-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2}, -\frac{3}{2}}^{-\frac{1}{2}, -1, 0}\right]. \quad (11)$$

**证明** 系统的 ASEP 计算为

$$\begin{aligned} P_{\text{PAM},q} &= 2\left(1 - \frac{1}{q}\right) \int_0^\infty \frac{2}{\gamma} Q\left(\sqrt{\frac{6r}{q^2 - 1}}\right) G_{0,2}^{2,0} \left[\frac{r}{\gamma} \mid_{0,0}\right] - 4 \sqrt{\frac{\pi}{\gamma^3}} \times r^{\frac{1}{2}} Q\left(\sqrt{\frac{6r}{q^2 - 1}}\right) G_{1,3}^{3,0} \left[\frac{4r}{\gamma} \mid_{-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2}}\right] dr \\ &= \frac{4}{\gamma} \left(1 - \frac{1}{q}\right) \underbrace{\int_0^\infty Q\left(\sqrt{\frac{6r}{q^2 - 1}}\right) G_{0,2}^{2,0} \left[\frac{r}{\gamma} \mid_{0,0}\right] dr}_{I_1} - 8 \sqrt{\frac{\pi}{\gamma^3}} \times \left(1 - \frac{1}{q}\right) \underbrace{\int_0^\infty r^{\frac{1}{2}} Q\left(\sqrt{\frac{6r}{q^2 - 1}}\right) G_{1,3}^{3,0} \left[\frac{4r}{\gamma} \mid_{-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2}}\right] dr}_{I_2}. \end{aligned} \quad (12)$$

$I_1$  表示为

$$I_1 = \int_0^\infty Q\left(\sqrt{\frac{6r}{q^2 - 1}}\right) G_{0,2}^{2,0} \left[\frac{r}{\gamma} \mid_{0,0}\right] dr = \frac{1}{2} \int_0^\infty \operatorname{erfc}\left(\sqrt{\frac{3r}{q^2 - 1}}\right) G_{0,2}^{2,0} \left[\frac{r}{\gamma} \mid_{0,0}\right] dr = \frac{\bar{\gamma}}{2\sqrt{\pi}} G_{3,2}^{2,2} \left[\frac{3\bar{\gamma}}{q^2 - 1} \mid_{0, \frac{1}{2}}^{0,0,1}\right]. \quad (13)$$

同理,  $I_2$  表示为

$$I_2 = \frac{1}{2} \int_0^\infty r^{\frac{1}{2}} \operatorname{erfc}\left(\sqrt{\frac{3r}{q^2 - 1}}\right) G_{1,3}^{3,0} \left[\frac{4r}{\gamma} \mid_{-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2}}\right] dr = \frac{1}{2\sqrt{\pi}} \times \left(\frac{3}{q^2 - 1}\right)^{-\frac{3}{2}} G_{3,4}^{3,2} \left[\frac{4(q^2 - 1)}{3\bar{\gamma}} \mid_{-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2}, -\frac{3}{2}}^{-\frac{1}{2}, -1, 0}\right]. \quad (14)$$

### 3 ASEP 性能的智能预测

#### 3.1 数据集

系统的 ASEP 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 ASEP 性能。5 个属性就是  $m_1, m_2, N_1, N_2, \bar{\gamma}$ 。  $X$  表示为

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_5), \quad (15)$$

然后利用  $X$ , 通过公式(11)就计算得到了输出  $y$ 。

本文选取了  $P$  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 1 所示<sup>[19]</sup>。对于模式层的第  $i$  个神经元,其输出为

$$p_i = \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T(X - X_i)}{2\sigma^2}\right), \quad (16)$$

$\sigma$  为扩展因子。

对于求和层的 S 和 D 神经元,其输出分别为

$$S = \sum_{i=1}^P y_i p_i = \sum_{i=1}^P y_i \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T(X - X_i)}{2\sigma^2}\right), \quad (17)$$

$$D = \sum_{i=1}^P p_i = \sum_{i=1}^P \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T(X - X_i)}{2\sigma^2}\right)。 \quad (18)$$

GR 神经网络的预测输出为

$$y = \frac{S}{D} = \frac{\sum_{i=1}^P y_i \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T(X - X_i)}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^P \exp\left(-\frac{(X - X_i)^T(X - X_i)}{2\sigma^2}\right)}。 \quad (19)$$

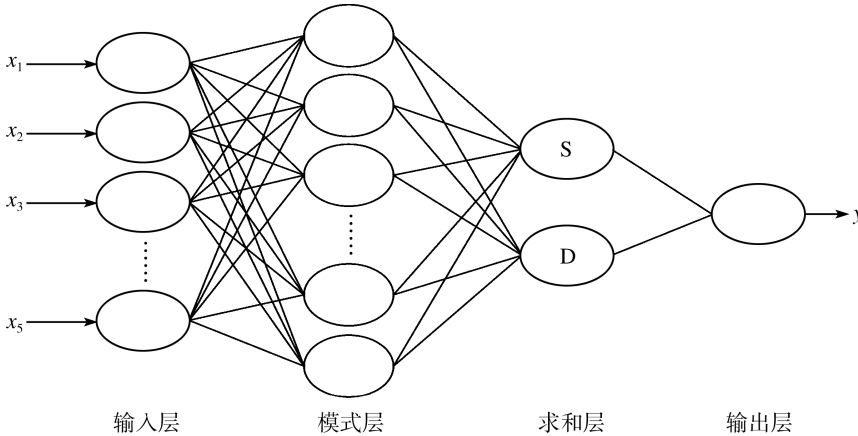


图 1 GR 神经网络结构

#### 3.3 评价准则

本文使用均方误差 (Mean Squared Error, MSE) 来评价不同算法的预测性能。MSE 表示为

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{z=1}^{PP} (d^z - y^z)^2}{PP}, \quad (20)$$

其中  $PP$  是测试集的数目,  $d^z$  表示理想的 ASEP。

#### 3.4 算法流程

算法流程如图 2 所示。首先,初始化 GR 神经网络的结构,调整扩展因子  $\sigma$ 。然后,对数据进行归一化,输入到 GR 神经网络,得到预测 ASEP。利用理想 ASEP,计算 MSE。如果 MSE 满足精度要求,就可以获得最佳的 MSE;如果不满足精度要求,重复上述过程,直至满足精度要求。最后,得到最佳的 GR 神经网络,用

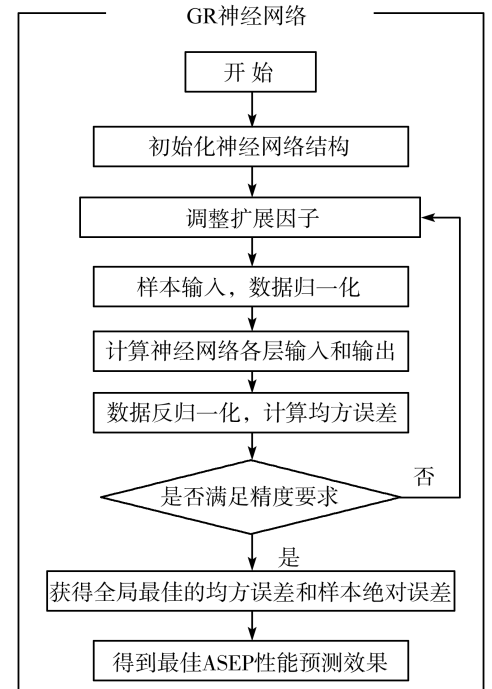


图 2 预测算法流程图

来进行 ASEP 性能的预测。

### 5 数值仿真

这里定义  $E=1$ ,每次仿真参数设定为 10000 次。

在图 3 中,针对不同的信道,即 Rayleigh 和 2-Rayleigh,研究了系统的 ASEP 性能。从图 3 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。随着信噪比的增加,ASEP 性能是不断改善的。在相同的信噪比时,2-Rayleigh 信道的 ASEP 性能要比 Rayleigh 信道的 ASEP 性能差。这是因为,2-Rayleigh 信道的衰弱程度要大于 Rayleigh 信道。

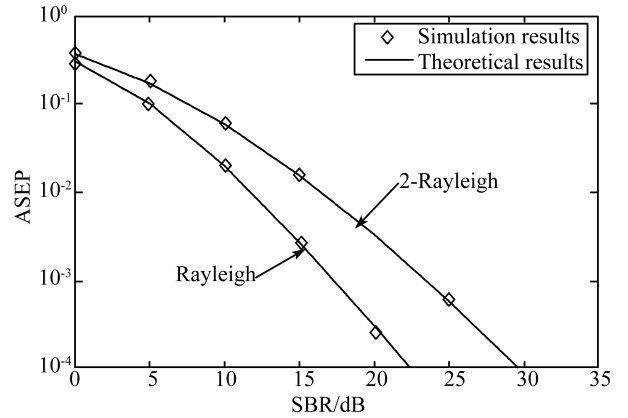


图 3 不同信道下的 ASEP 性能

表 2 仿真系数

GR	ELM	SVM	BP
$X:5$	$X:5$	$X:5$	$X:5$
$y:1$	$y:1$	$y:1$	$y:1$
$\tau :0.01$	$q:1000$	惩罚参数:11.31371	$q:10$
		核参数:0.03125	学习率:0.1

在图 4-7 中,比较了 RBF [20],WNN [21],ELM [22] 和 GR 神经网络四种算法的预测效果。使用了 800 组数据用来训练,50 组用来测试。仿真系数如表 2 所示。在图 4-7 中,GR 神经网络 MSE 是 0.00000384,比其他 3 种算法都要小,这也说明本文使用的 GR 神经网络算法获得了更好的预测效果,预测精度提高了 24.3%。GR 神经网络以径向基网络为基础,具有良好的非线性逼近性能,收敛速度快,运行时间也很少。

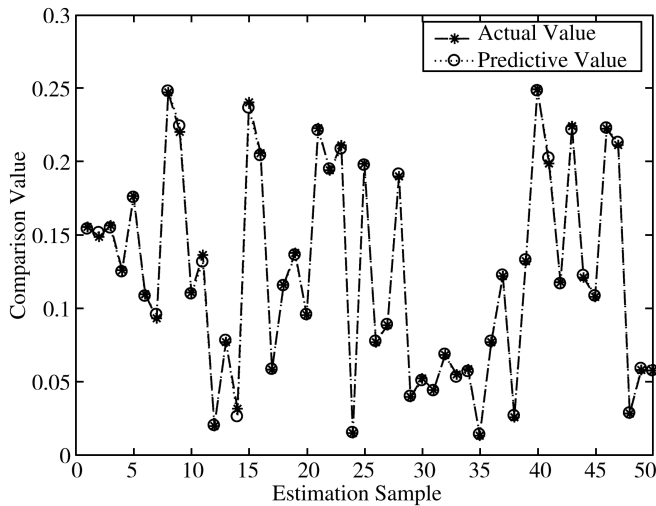


图 4 GR 神经网络的预测效果

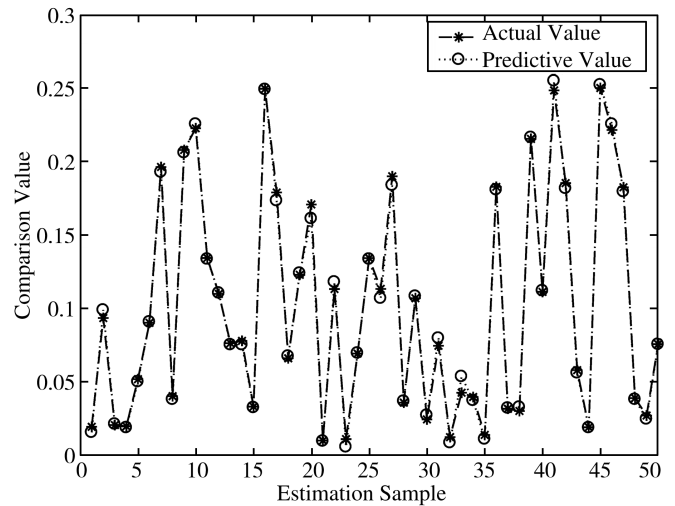


图 5 RBF 神经网络的预测效果

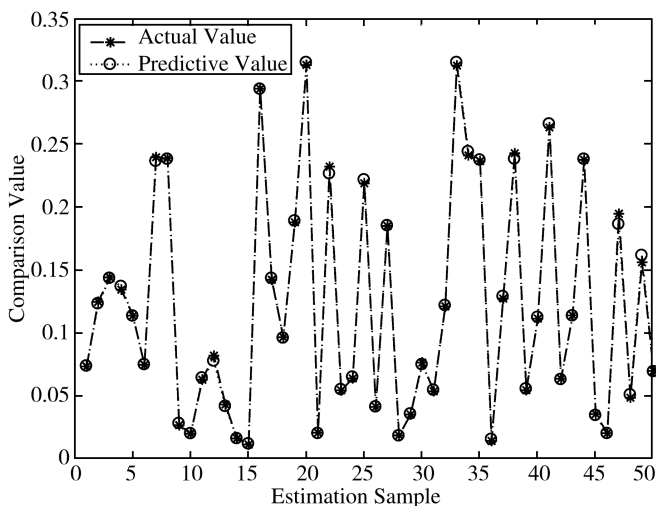


图 6 ELM 的预测效果

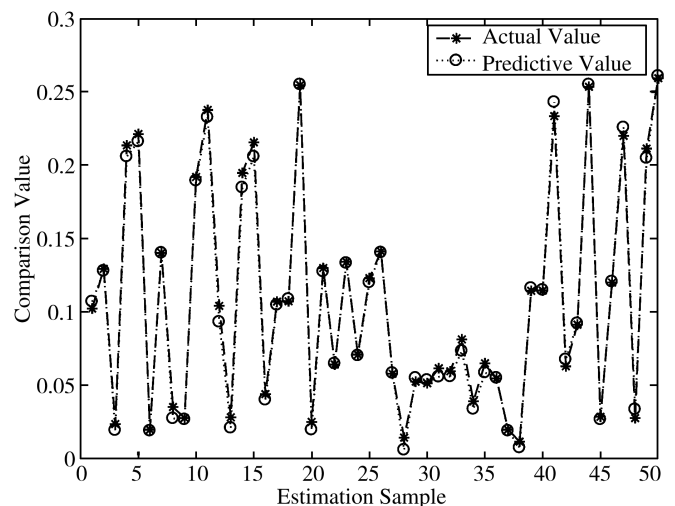


图 7 WNN 的预测效果

## 6 结论

针对复杂多变的通信环境,本文研究了移动通信系统 ASEP 性能的分析与预测。首先,采用 PAM 调制,推导了 ASEP 的闭合表达式。然后利用分析结果,建立数据集,提出了基于 GR 神经网络的 ASEP 性能智能预测方法。仿真结果表明,在复杂的通信环境下,和 ELM, WNN 和 RBF 算法相比,本文提出的算法具有更好的 ASEP 性能预测效果,预测精度提高了 24.3%。

## 参 考 文 献

- [1] 马小博,彭嘉豪,薛磊,等.5G 时代车联网信息物理融合系统综合安全研究[J].中国科学:信息科学,2019,10(12):1640-1658.
- [2] 朱龙昶,纪晓东,张欣然,等.5G 增强移动宽带关键技术性能研究[J].电信科学,2020,64(1):41-48.
- [3] 周俊,权笑,马建辉.5G 无线优化面临的挑战及应对策略[J].电信科学,2020,64(1):58-65.
- [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] 李高祥,杨霖,林旭彬.基于能量收集的多对双向 MIMO AF 中继系统的和速率分析[J].电子学报,2019,47(3):531-537.
- [6] 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.
- [7] 洪伟,余超,陈继新,等.5G 及其演进中的毫米波技术[J].微波学报,2020,36(1):12-16.
- [8] 鲍慧,石梦倩,赵伟.MIMO-NOMA 系统中短包传输的功率分配方法[J].系统工程与电子技术,2019,40(11):2641-2646.
- [9] 杨贵德,周渊平,夏文龙.协同信道空时优化 MIMO 无线传输系统[J].电子与信息学报,2018,40(1):102-107.
- [10] 陶成,赵振桥,周涛.基于几何的高速铁路协作 MIMO 信道建模[J].电子与信息学报,2019,41(6):1344-1351.
- [11] ZHANG YU Li, SOHAM DESAI, VAISHNENDR D SUDEV, et al. Underwater Cooperative MIMO communications using hybrid acoustic and magnetic induction technique[J]. Computer Networks, 2020(1):1-6.
- [12] 孙佳琛,王金龙,陈瑾,等.群体智能协同通信:愿景、模型和关键技术[J].中国科学:信息科学,2020,50(3):307-317.
- [13] 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.
- [14] 周毅,马晓勇,郝富晓,等.基于深度强化学习的无人机自主部署及能效优化策略[J].物联网学报,2019,3(2):47-55.
- [15] 唐伦,周钰,谭頔,等.基于强化学习的 5G 网络切片虚拟网络功能迁移算法[J].电子与信息学报,2020,42(3):669-677.
- [16] SALO J, SALLABI H M El, VAINIKAINEN P. The distribution of the product of independent Rayleigh random variables[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2006, 4(2):639-643.
- [17] ANGHEL P A, KAVEH M. Exact symbol error probability of a cooperative network in Rayleigh-fading environment[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2004, 3(5):1416-1421.
- [18] SIMON M K, ALOUINI M S. Digital Communication over Fading Channels[M]. 2nd ed. New York: Wiley, 2004.
- [19] ALAM M S, GAZDER U. Shear strength prediction of FRP reinforced concrete members using generalized regression neural network[J]. Neural Computing & Applications, 2020, 32(10):6151-6158.
- [20] 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.
- [21] KISKIN I, ZILLI D, LI Y P, et al. Bioacoustic detection with wavelet-conditioned convolutional neural networks[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(4):915-927.
- [22] XU K K, YANG H D, ZHAU C J. A novel extreme learning Machine-based Hammerstein-Wiener model for complex nonlinear industrial processes[J]. Neurocomputing, 2019, 358(9):246-254.