

基于 Elman 神经网络的移动通信系统智能预测方法

王 涵^{1,2,3}, 徐凌伟^{2,3}, 林文忠³

(1.澳门城市大学 数据科学研究院, 澳门 999078; 2.青岛科技大学 信息科学技术学院, 山东 青岛 266061;
3.闽江学院 福建省信息处理与智能控制重点实验室, 福建 福州 350108)

摘 要 由于复杂多变的通信环境,移动通信面临着严峻挑战。为了及时处理复杂事件,预测移动通信系统的中断概率(outage probability, OP)性能就非常重要。研究了移动通信系统 OP 性能预测,并且提出了一种基于 Elman 神经网络的移动通信系统 OP 性能智能预测方法。针对 OP 性能,推导了其精确闭合表达式。和径向基函数(radial basis function, RBF),局部加权线性回归(locally weighted linear regression, LWLR),小波神经网络(wavelet neural network, WNN)等方法进行了比较。仿真结果验证了该理论分析的正确性,而且所提出算法的预测性能更好。

关键词 移动通信;放大转发;中断概率预测;Elman 神经网络

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)



Intelligent Prediction Method of Mobile Communication System Based on Elman Neural Network

WANG Han^{1,2,3}, XU Lingwei^{2,3}, LIN Wenzhong³

(1. Institute of Data Science, City University of Macau, Macau 999078, China; 2. School of Information Science & Technology, Qingdao University of Science & Technology, Qingdao 266061, China; 3. Fujian Provincial Key Laboratory of Information Processing and Intelligent Control (Minjiang University), Fuzhou 350108, China)

Abstract Due to complex and variable environments, mobile communication faces serious challenges. To process complex events, it is important to predict the outage probability(OP) performance of mobile communication system. In this paper, the OP performance prediction is investigated, and an Elman neural network-based OP performance prediction algorithm is proposed. The exact closed-form expressions for the OP are derived. Compared to the radial basis function(RBF), locally weighted linear regression(LWLR), and wavelet neural network(WNN) methods, the Monte-Carlo results verify the accuracy of the analytical results, and our proposed method can consistently achieve higher OP performance prediction results than other prediction methods.

Key words mobile communication; amplify-and-forward; outage probability prediction; Elman neural network

收稿日期:2020-06-20

基金项目:国家自然科学基金项目(61901409);福建省信息处理与智能控制重点实验室(闽江学院)开放课题基金(MJUKF-IPIC202009);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,随着用户数量的爆炸性增长,第五代移动通信技术受到了广泛的关注^[1]。随着 5G 移动技术的快速发展,不断涌现各类新的设备和应用场景,业务类型也日益多样化,导致了通信业务数据迅速膨胀、移动用户空时分布不均、多网异构共存的复杂通信环境^[2]。当前移动通信领域面临着智能化、宽带化、多元化、综合化等诸多技术挑战。因此,复杂多变的移动通信环境,使得用户对移动通信提出了更高的通信质量要求,例如超大容量、高速移动接入以及超低时延等,成为 5G 移动通信技术面临的关键问题^[3]。

为了提高 5G 移动通信的通信质量,协作分集和大规模多发多收(multiple input multiple output, MIMO)技术得到了广泛研究^[4-6]。南京大学王夕予等人在 Rayleigh 信道下,基于随机几何理论和次序统计理论,分析了非正交多址接入上行传输系统性能^[7]。针对集中式 MIMO 雷达多目标跟踪问题,空军工程大学的李正杰等人提出一种基于后验克拉美罗下界的功率和带宽联合分配方案^[8]。在阴影莱斯和 Nakagami-m 信道下,孔槐聪等人分析了基于中继选择的星地协作传输系统的性能,推导了中断概率(outage probability, OP)闭合表达式^[9]。在 Rayleigh 信道下,德国的 Han Vinck 等人提出了天线选择策略,研究了 MIMO 系统的容量性能问题,推导了容量上限的闭合表达式^[10]。针对物理层安全问题,Anshul Pandey 等人在 2-Rayleigh 信道下,分析了系统安全中断概率性能,推导了闭合表达式^[11]。

目前,在医疗、交通、车联网等应用领域,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^[12-14]。但是,无线移动通信环境变得日益复杂多样和动态多变,机器学习在无线通信的研究还处于早期探索阶段^[15]。因此,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。

基于上述研究分析,本文提出了一种基于 Elman 神经网络的 OP 性能智能预测方法。首先,在 2-Nakagami 信道下,利用放大转发(amplify-and-forward, AF)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 OP 性能。然后,针对发射天线选择(transmit antenna selection, TAS)方案,推导了系统 OP 性能的闭合表达式。最后,基于 Elman 神经网络,提出了一种 OP 性能智能预测方法。和现有的径向基函数(radial basis function, RBF),局部加权线性回归(locally weighted linear regression, LWLR),小波神经网络(wavelet neural network, WNN)等方法进行了比较。仿真结果表明:本文理论推导的正确性得到了验证,而且所提算法的预测效果更好。

1 系统模型

移动协作通信系统如图 1 所示,包括一个有 N_t 根发射天线的移动信源(MS),多个单天线的移动中继(MR),和一个有 N_r 根接收天线的移动目的端(MD)。通信信道是 2-Nakagami 信道^[16]。为了表示 $MS \rightarrow MR$, $MS \rightarrow MD$, $MR \rightarrow MD$ 3 个链路的信道增益,我们定义了变量 $h = h_g$, $g \in \{SR, SD, RD\}$ 。我们用 G_{SR}, G_{SD}, G_{RD} 分别表示 $MS \rightarrow MR$, $MS \rightarrow MD$, $MR \rightarrow MD$ 链路的位置增益。 $G_{SD} = 1$ 。

协作通信过程分为两个时隙。在两个时隙内,MS 和 MR 的发射总功率为 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 。在第一个时隙, MS_i 发送信息 x , r_{SDij} , r_{SRil} 分别为 MD_j 和 MR_l 的接收信号 $r_{SDij} = \sqrt{KE}h_{SDij}x + n_{SDij}$, $r_{SRil} = \sqrt{G_{SRil}KE}h_{SRil}x + n_{SRil}$, 其中 n_{SDij} 和 n_{SRil} 表示高斯噪声,它们的均值为 0, 方差为 $N_0/2$ 。在第二个时隙,中继 MR_l 采用 AF 协作策略转发信号。 MD_j 的接收信号为 $r_{RDlj} = \sqrt{c_{ilj}E}h_{SRil}h_{RDlj}x + n_{RDlj}$, 其中 n_{RDlj} 表示高斯噪声,放大系数

$$c_{ilj} = \frac{K(1-K)G_{SRil}G_{RDlj}E/N_0}{1 + KG_{SRil}|h_{SRil}|^2E/N_0 + (1-K)G_{RDlj}|h_{RDlj}|^2E/N_0}。$$

MD_j 接收信噪比计算为

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

其中 γ_{SDij} 表示 $MS_i \rightarrow MD_j$ 链路的信噪比, γ_{SRDij} 表示协作链

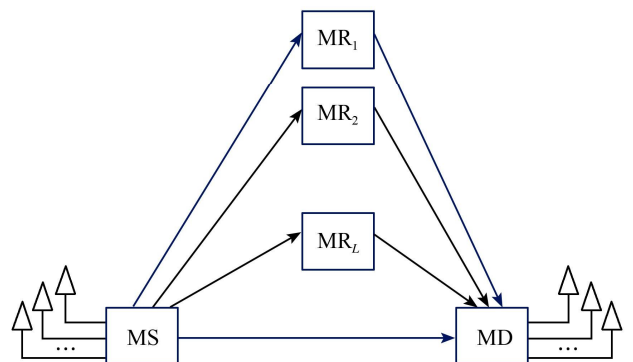


图 1 移动协作通信系统模型

路的接收信噪比。 γ_{SDij} 计算为

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

γ_{SRDij} 计算为

$$\gamma_{SRDij} = \max_{1 \leq l \leq L} \left(\frac{\gamma_{SRil} \gamma_{RDlj}}{1 + \gamma_{SRil} + \gamma_{RDlj}} \right), \quad (3)$$

其中 γ_{SRil} 表示 $MS_i \rightarrow MR_l$ 链路的信噪比, γ_{RDlj} 表示中继 $MR_l \rightarrow MD_j$ 链路的信噪比, $\gamma_{SRil} = KG_{SRil} |h_{SRil}|^2 \bar{\gamma}$,
 $\gamma_{RDlj} = \frac{(1-K)G_{RDlj} |h_{RDlj}|^2 E}{N_0} = (1-K)G_{RDlj} |h_{RDlj}|^2 \bar{\gamma}$ 。

但是我们很难推导(3)式的闭合表达式。因此,这里推导了一个上限值为^[17]

$$\gamma_{upij} = \max_{1 \leq l \leq L} (\min(\gamma_{SRil}, \gamma_{RDlj})). \quad (4)$$

(1) 中的接收信噪比计算为

$$\gamma_{ij} = \max(\gamma_{SDij}, \gamma_{upij}). \quad (5)$$

MD 的接收信噪比计算为

$$\gamma_i = \max_{1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{ij}). \quad (6)$$

TAS 方案是选择发射天线 g , 使直接链路 $MS_g \rightarrow MD_j$ 的接收信噪比最大, 即

$$g = \arg \max_{1 \leq i \leq N_t, 1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{SDij}). \quad (7)$$

2 TAS 方案的 OP 性能

TAS 方案的 OP 性能计算为

$$F = \Pr(\gamma_g < \gamma_{th}) = \Pr(\gamma_{SDg} < \gamma_{th}, \gamma_{upg} < \gamma_{th}) = \Pr(\gamma_{SDg} < \gamma_{th}) \Pr(\gamma_{upg} < \gamma_{th}) = Q_1 Q_2, \quad (8)$$

其中 γ_{th} 是中断阈值。

我们计算 Q_1 如

$$Q_1 = \Pr(\gamma_{SDg} < \gamma_{th}) = \Pr\left(\max_{1 \leq i \leq N_t, 1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{SDij}) < \gamma_{th}\right) = \left(\frac{1}{\prod_{t=1}^2 \Gamma(m_t)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{th}}{\gamma_{SD}} \prod_{t=1}^2 \frac{m_t}{\Omega_t} \middle|_{m_1, m_2, 0} \right]\right)^{N_t \times N_r}, \quad (9)$$

$$\overline{\gamma_{SD}} = K \bar{\gamma}.$$

我们计算 Q_2 如

$$Q_2 = \Pr(\gamma_{upg} < \gamma_{th}) = \Pr(\max_{1 \leq l \leq L} (\min(\gamma_{SR}, \gamma_{RD})) < \gamma_{th})$$

$$= \left(\frac{1}{\prod_{t=1}^2 \Gamma(m_t)} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{th}}{\gamma_{SR}} \prod_{t=1}^2 \frac{m_t}{\Omega_t} \middle|_{m_1, m_2, 0} \right] + \frac{1}{\prod_{t=1}^2 \Gamma(m_{tt})} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{th}}{\gamma_{RD}} \prod_{t=1}^2 \frac{m_{tt}}{\Omega_{tt}} \middle|_{m_1, m_2, 0} \right] \right. \quad (10)$$

$$\left. - \frac{1}{\prod_{t=1}^2 \Gamma(m_t) \prod_{tt=1}^2 \Gamma(m_{tt})} G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{th}}{\gamma_{SR}} \prod_{t=1}^2 \frac{m_t}{\Omega_t} \middle|_{m_1, m_2, 0} \right] \times G_{1,3}^{2,1} \left[\frac{\gamma_{th}}{\gamma_{RD}} \prod_{tt=1}^2 \frac{m_{tt}}{\Omega_{tt}} \middle|_{m_1, m_2, 0} \right] \right)^L,$$

$$\overline{\gamma_{SR}} = KG_{SR} \bar{\gamma}, \overline{\gamma_{RD}} = (1-K)G_{RD} \bar{\gamma}.$$

3 OP 性能的智能预测

3.1 数据选择

系统的 OP 性能受到了很多信道因素的影响。Elman 神经网络的输入 X 从中选取了 11 个属性, 输出 y 是相应的 OP 性能。11 个属性就是 $m_{SR}, m_{RD}, m_{SD}, G_{SR}, G_{RD}, N_{SR}, N_{RD}, N_{SD}, K, \gamma_{th}, \bar{\gamma}$ 。 X 表示为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_{11})$ 。然后我们利用 X , 通过公式(8), 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 Elman 神经网络。

3.2 Elman 神经网络

Elman 神经网络的结构如图 2 所示^[18]。

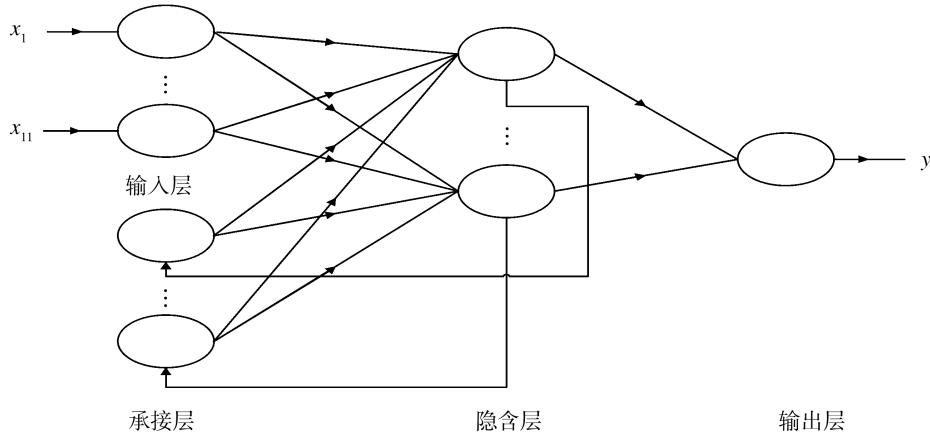


图 2 Elman 神经网络结构

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 表示为 $MSE =$

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

。其中 y^z 是第 z 个输入对应的实际输出, d^z 是其理想的输出。PP 是测试集的数目。

4 数值仿真

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

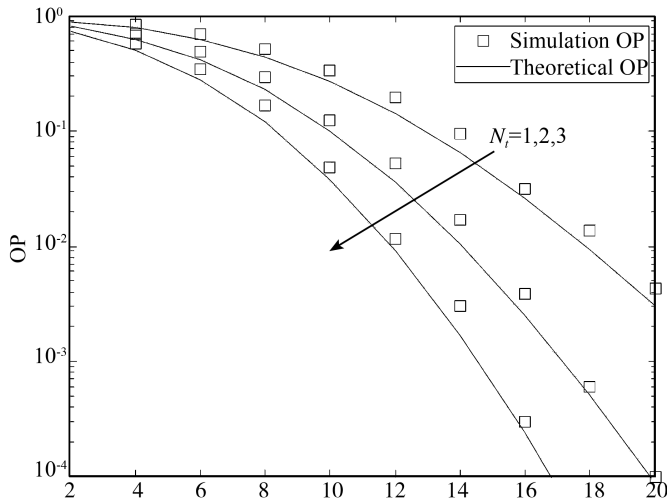


图 3 TAS 方案的 OP 性能

表 1 仿真系数

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

在图 3 中,我们针对不同的情况,研究了 TAS 方案的 OP 性能,我们在表 1 中给出了仿真系数。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, N_t 从 1 增加到 3, OP 性能是不断改善的。

表 2 仿真系数

Elman	RBF	WNN	LWLR
X:11	X:11	X:11	X:11
y:1	y:1	y:1	y:1
q:10	σ :120	q:10	扩展系数:0.30
学习率:0.01		学习率:0.001	

在图 4-7 中,我们比较了 RBF^[19], WNN^[20], LWLR^[21] 和 Elman 神经网络四种算法的预测效果。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 4-7 中,Elman 神经网络的 MSE 是 0.0002,比其他 3 种算法都要小,这也说明本文使用的 Elman 神经网络算法获得了更好的预测效果。和 RBF, WNN, LWLR 算法相比较,Elman 算法的预测精度提高了 96%。这是因为 Elman 神经网络是一种动态递归神经网络,在隐含层增加了一个承接层,从而使系统具有适应时变特性的能力,增强了网络的全局稳定性,具有更强的计算能力。

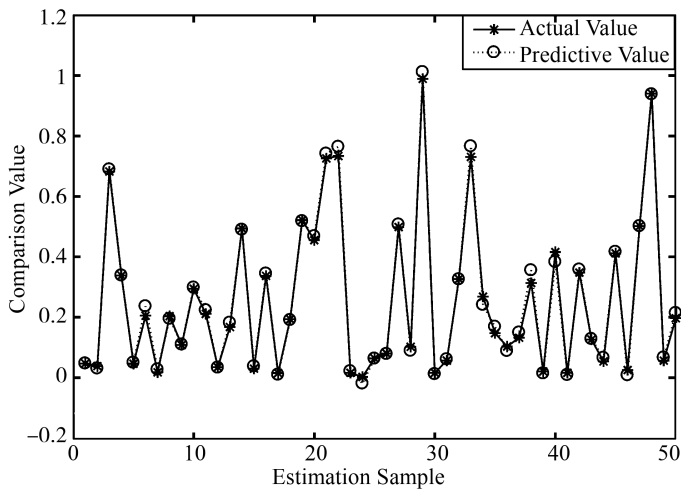


图 4 Elman 神经网络的预测效果

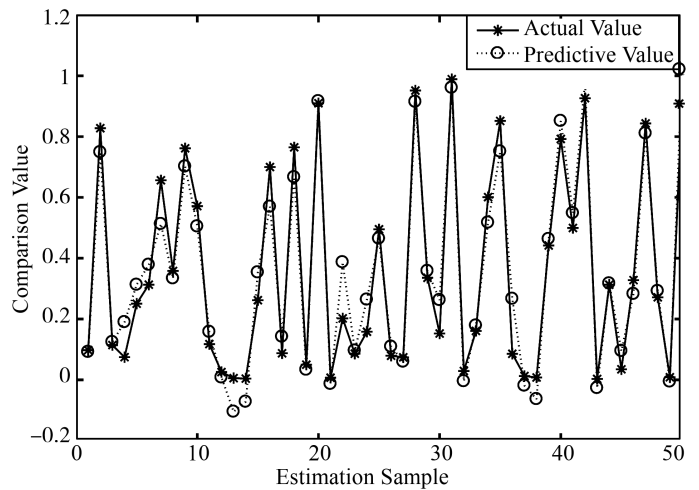


图 5 RBF 的预测效果

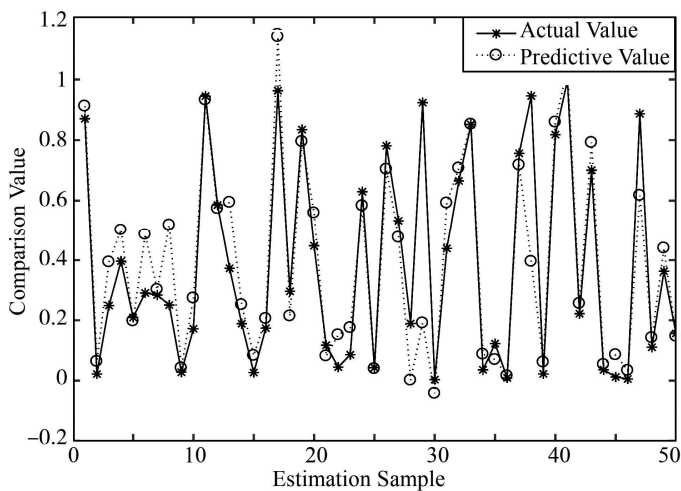


图 6 WNN 的预测效果

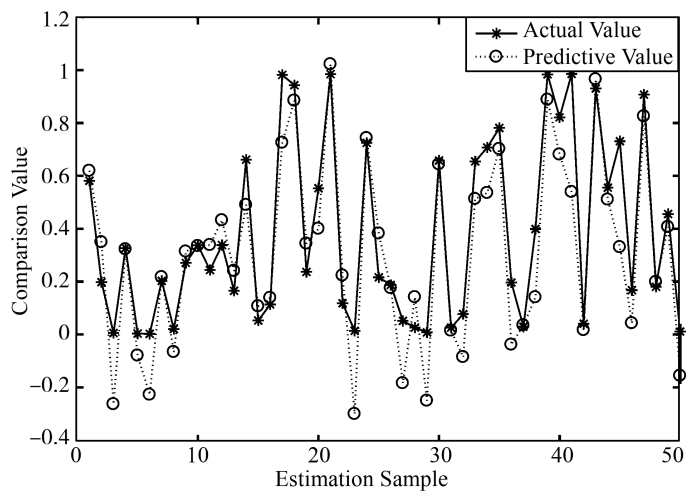


图 7 LWLR 的预测效果

5 结论

针对复杂多变的通信环境,本文在 2-Nakagami 信道下,研究了移动通信系统的 OP 性能智能预测方法。首先采用 TAS 方案,推导了 OP 的闭合表达式。然后提出了基于 Elman 神经网络的 OP 性能智能预测方法。仿真结果表明,在复杂的通信环境下,和 RBF, WNN, LWLR 算法相比,本文提出的 Elman 神经网络算法具有更好的 OP 性能预测效果,验证了本文所提方法的可行性与有效性。

深度学习技术,例如卷积神经网络和长短期记忆(Long-ShortTermMemory, LSTM)网络,具有更好的学习能力,可以更好的适应复杂多变的通信环境。因此,在未来的研究中,我们将基于深度学习技术,对系统的性能进行预测研究。

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] 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] 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.

- [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.移动多用户通信系统的功率分配智能优化[J].聊城大学学报(自然科学版),2020,33(4):33-38.
- [7] 王夕予,许晓明,陈亚军.非理想连续干扰消除下非正交多址接入上行传输系统性能分析[J].电子与信息学报,2019,41(12):2795-2801.
- [8] 李正杰,谢军伟,张浩为,等.基于集中式 MIMO 雷达的功率带宽联合分配算法[J].系统工程与电子技术,2020,42(5):1041-1049.
- [9] 孔槐聪,林敏,刘笑宇,等.基于中继选择的星地协作传输系统性能分析[J].系统工程与电子技术,2020,41(1):198-205.
- [11] GAO YUAN, VINCK HAN, Thomas Kaiser. Massive MIMO antenna selection: switching architectures, capacity bounds, and optimal antenna selection algorithms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(5): 1346-1360.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 王斐,吴仕超,刘少林,等.基于脑电信号深度迁移学习的驾驶疲劳检测[J].电子与信息学报,2019,41(9):2264-2272.
- [14] 张海霞,李腆腆,李东阳,等.基于车辆行为分析的智能车联网关键技术研究[J].电子与信息学报,2020,42(1):36-49.
- [15] 徐凌伟,权天祺.基于 BP 神经网络的移动安全性能预测[J].聊城大学学报(自然科学版),2020,33(3):34-40.
- [16] KARAGIANNIDIS G K, SAGIAS N C, MATHIOPOULOS P T. Nakagami: a novel stochastic model for cascaded fading channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2007, 55(8): 1453-1458.
- [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] JIN H Y, ZHAO X M. Complementary sliding mode control via Elman neural network for permanent magnet linear servo system[J]. IEEE Access, 2019, 7: 2169-3536.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 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.

.....

(上接第 11 页)

- [26] SHEN H, LI F, XU S Y, et al. Slow state variables feedback stabilization for semi-Markov jump systems with singular perturbations[J]. IEEE Trans Autom Control, 2017, 63(8): 2709-2714.
- [27] 陈国梁.马尔科夫跳跃系统时滞相关无源性分析[J].聊城大学学报(自然科学版),2015,28(1):15-18.
- [28] DING S H, LEVANT A, LI S H. Simple homogeneous sliding-mode controller[J]. Automatica, 2016, 67(5): 22-32.
- [29] KARIMI H R. Observer-based mixed H_2/H_∞ control design for linear systems with time-varying delays: an LMI approach[J]. Int J Control Autom Syst, 2008, 6(1): 1-14.
- [30] ZHU S Q, HAN Q L, ZHANG C H. L_1 -stochastic stability and L_1 -gain performance of positive Markov jump linear systems with time-delays: necessary and sufficient conditions[J]. IEEE Trans Autom Control, 2017, 62(7): 3634-3639.
- [31] SHEN H, LI F, WU Z G, et al. Fuzzy-model-based non-fragile control for nonlinear singularly perturbed systems with semi-Markov jump parameters[J]. IEEE Trans Fuzzy Syst, 2018, 26(6): 3428-3439.
- [32] KWON N K, PARK I S, PARK P, et al. Dynamic output-feedback control for singular Markovian jump system: LMI approach[J]. IEEE Trans Autom Control, 2017, 62(10): 5396-5400.
- [33] 付俊,刘俊辉,朱阳陈.模糊切换分布参数系统的非脆弱控制器设计[J].火力与指挥控制,2020,45(9):72-76.
- [34] 崔颖.切换时滞神经网络的非脆弱状态估计[J].赤峰学院学报(自然科学版),2019,35(9):4-7.
- [35] 苏子漪,陈友荣,任条娟.时滞切换离散递归神经网络的非脆弱性滤波器设计[J].浙江树人大学学报(自然科学版),2017,17(3):1-6.
- [36] ZHANG B Y, XU S Y, MA Q, et al. Output-feedback stabilization of singular LPV systems subject to inexact scheduling parameters[J]. Automatica, 2019, 104: 1-7.
- [37] TAI W P, TENG Q Y, ZHOU Y M, et al. Chaos synchronization of stochastic reaction-diffusion time-delay neural networks via non-fragile output-feedback control[J]. Appl Math Comput, 2019, 354: 115-127.