

基于GRNN的协作车联网的中断性能预测

李亚, 张宇

河南理工大学物理与电子信息学院, 河南 焦作

收稿日期: 2023年3月2日; 录用日期: 2023年4月5日; 发布日期: 2023年4月12日

摘要

针对车联网通信系统, 为了提升系统的传输性能, 建立多中继多天线协作车联网模型, 并设计了一种基于广义回归神经网络(GRNN)的中断概率预测算法。通信链路服从级联Nakagmi-m分布, 中继使用混合译码放大转发(HDAF)协议, 目的端运用等增益合并。针对多天线, 设计天线选择方案, 并推导出中断概率表达式; 进而构建预测中断概率的数据集, 建立GRNN模型。实验结果表明, 信道级联、HDAF协议和等增益合并能够提升中断性能, GRNN能有效实现中断概率的预测。

关键词

协作车联网(CVN), 混合译码放大转发协议(HDAF), 天线选择, 中断性能预测, 广义回归神经网络(GRNN)

Prediction of Outage Probability of Cooperative Vehicular Network Based on GRNN

Ya Li, Yu Zhang

Institute of Physics and Electronic Information, Henan Polytechnic University, Jiaozuo Henan

Received: Mar. 2nd, 2023; accepted: Apr. 5th, 2023; published: Apr. 12th, 2023

Abstract

For the Internet of vehicles (IoV) communication system, for the sake of improving the transmission performance, a multi-relay and multi-antenna cooperative vehicular network (CVN) model was established, and an outage probability (OP) prediction algorithm based on generalized regression neural network (GRNN) was designed. The communication links follow the cascaded Nakagmi-m distribution, the relays use hybrid decode-amplify forward (HDAF) protocol, and the

destination uses equal gain combining. For MIMO system, the antenna selection scheme is proposed and the OP expression is derived. Then the data set to predict the OP is constructed, and the GRNN model is established. Experimental results show that the channel cascade, HDAF protocol and equal gain combination can improve the interrupt performance, and GRNN can effectively predict the OP.

Keywords

Cooperative Vehicular Network (CVN), Hybrid Decode-Amplify Forward (HDAF), Antenna Selection, Outage Performance Prediction, Generalized Regression Neural Network (GRNN)

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

车联网(Internet of Vehicle, IoV)是 5G 技术主要的应用场景之一, 已经成为智能交通系统的重要组成部分[1]。由于 IoV 通信信道动态的随机性和多变性, 通信链路传输的可靠性面临挑战[2]。为了缓解这些因素带来的影响并提高可靠性, 有研究提出在 IoV 中引入中继, 来实现协作传输[3]。中断概率(Outage Probability, OP)能够判断无线链路的传输质量, 因此如果能够有效分析和预测 OP 将能够有效提升系统性能。

中继的协作方式和所选取的信道模型是提升协作车联网(Cooperative Vehicular Network, CVN)系统传输性能的两个重要方面[4] [5] [6] [7]。文献[4]研究了 Nakagami-m 信道下, 采用译码转发(Decode Forward, DF) 中继协作的 IoV 通信系统, 并推导出 OP 的闭合表达式。文献[5]针对城市场景, 采用双 Nakagami 衰落信道模型, 结合放大转发(Amplify Forward, AF)协议, 研究了 CVN 系统的 OP 性能。文献[6]利用接收信噪比的累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF), 研究了 N-Nakagami 信道下直连链路通信系统性能。在此基础上, 文献[7]在目的端采用选择合并(Selection Combining, SC)的方法, 进一步得到 CVN 通信系统下 N-Nakagami 的 OP 表达式, 结果表明能够通过改变级联阶数 N 使信道模型更贴合现实场景。考虑到在信道条件较差时, 为降低噪声对传输性能的影响, 本文结合 AF 与 DF 的优缺点, 在不同接收信噪比下使用混合译码放大转发(Hybrid Decode-Amplify Forward, HDAF)协议。此外, 以上文献在接收端对信号的处理均采用选择合并(Selection Combining, SC), 为进一步提升传输性能, 本文在采用等增益合并(Equal Gain Combining, EGC)技术进行信号的接收。

将多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)技术应用于协作中继系统中也能提高系统的传输可靠性[3]。但 MIMO 技术也增加了系统的硬件复杂度和 OP 公式推导的困难度。针对此问题, 文献[8]研究了 2-Nakagami 衰落信道中 MIMO 车联网系统的中断性能, 并提出了两种场景下的天线选择(Antenna Selection, AS)方案。实验结果表明与单输入单输出(Simple Input Simple Output, SISO)车联网系统相比, MIMO 的引入能有效提高系统的中断性能、误码率和遍历容量。文献[9]研究了瑞利衰落信道下, DF 协作车联网系统中不同场景下的 AS 方案。但是以上研究并没有对 HDAF 协作方式进行分析, 且未对 OP 进行预测。

目前深度学习(Deep Learning, DL)因自学习的能力已经成功运用在 IoV 场景中。DL 能够从复杂的原

始数据中提取特征, 从而进行预测和分类。文献[10]利用实际闪电数据和闪电停电数据, 提出了一种利用广义回归神经网络(Generalized Regression Neural Network, GRNN)预测输电线路雷电中断的人工智能算法, 并将该方法与反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)和径向基函数网络(Radial Basis Function Network, RBF)神经网络进行了比较, 验证了该方法的有效性。文献[11]研究了无人机场景下, 通过开发 DL 模型, 实现准确度高的 OP 性能预测。

基于以上研究分析, 本文对 N-Nakagami-m 衰落信道下的多中继 MIMO 协作车联网通信进行研究, 提出了基于 GRNN 的中断概率预测模型。中继使用 HDAF 协作, 接收端运用 EGC 进行信号合并。基于接受信噪比最大的原则, 设计 AS 方案, 并推导出中断概率表达式。分析影响性能的指标, 构建预测 OP 的数据集, 从而建立 GRNN 模型。实验结果显示, 信道级联更能够体现信道的随机性, HDAF 协议和 EGC 技术都能够提升中断性能; 系统中断概率的实际值和理论值基本吻合; 并且 GR 神经网络能实现对 OP 的有效预测。

2. 系统模型

如图 1 所示, 考虑一个多中继多天线 CVN 通信系统, 包含一个发射车辆 S , n 个中继车辆 R_k , $k \in \{1, 2, \dots, n\}$ 及一个接收车辆 D 。 S 配置 l 根天线, $l \in \{1, \dots, N_s\}$; D 配置 j 根天线, $j \in \{1, \dots, N_r\}$; 中继均配置单根天线。假设所有的节点都处于移动状态, 将 S - D 的信道增益归一化, S - R 和 R - D 的链路相对增益分别用 G_{sr} 和 G_{rd} 表示。

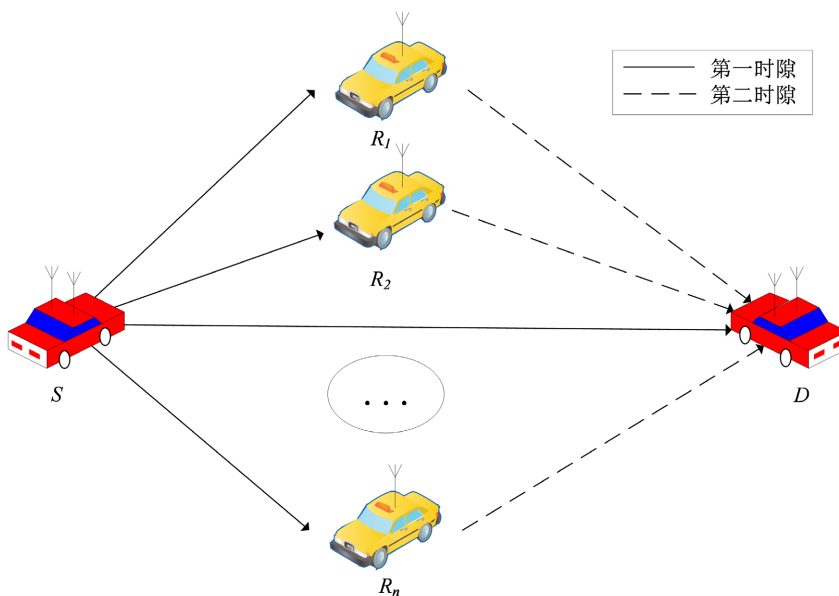


Figure 1. Multi-antenna and multi-relay cooperative vehicle networking system
图 1. 多天线多中继协作车联网系统

所有链路均服从 N-Nakagami 分布, 链路系数由 \mathbf{h}_w 表示, $w \in \{sd, sr, rd\}$ 。 \mathbf{h}_w 包括链路的路径损耗和阴影衰落, 在统计上是相互独立但不一定服从相同的分布, 并定义 $E_X[\|\mathbf{h}_w\|^2] = 1$ 。 $\mathbf{h}_w = \prod_{i=1}^N \mathbf{a}_i$, 其中 N 是级联阶数, a_i 表示 Nakagami-m 的信道响应, 其概率密度函数(Probability Density Function, PDF)为:

$$f_a(r) = \frac{2m^m}{\Omega^m \Gamma(m)} r^{2m-1} \exp\left(-\frac{m}{\Omega} r^2\right) \quad (1)$$

其中, $\Gamma(\mathbf{a}) = \int_0^\infty e^{-t} t^{\mathbf{a}-1} dt$, $\Omega = E_X \left[|\mathbf{a}|^2 \right]$ 表示平均功率, $m = \frac{\Omega^2}{E_X \left[(|\mathbf{a}|^2 - \Omega^2) \right]} \geq \frac{1}{2}$ 表示衰落系数。N-Nakagami

衰落信道下接收信噪比 γ 的 PDF [12]为:

$$f_\gamma(\gamma) = \frac{A_\gamma(\gamma)}{\gamma \prod_{i=1}^N \Gamma(m_i)} \quad (2)$$

其中, $A_\gamma(\gamma) = G_{0,N}^{N,0} \left[\frac{\gamma}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \middle|_{m_1, \dots, m_N} \right]$, $G_{p,q}^{m,n} \left[x \middle|_{b_1, \dots, b_q}^{a_1, \dots, a_p} \right]$ 为 Meijer's-G 函数。根据 Meijer's-G 函数的性质,

对式(2)进行定积分运算, 得到 γ 的 CDF 表达式:

$$F_\gamma(\gamma) = \frac{B_\gamma(\gamma)}{\prod_{i=1}^N \Gamma(m_i)} \quad (3)$$

其中 $B_\gamma(\gamma) = G_{1,N+1}^{N,1} \left[\frac{\gamma}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \middle|_{m_1, \dots, m_N, 0} \right]$ 。

3. 系统性能分析

系统传输过程共分为两个时隙, 在第一时隙中 S 分别向 D 与 R_k 发送广播信号, D 与 R_k 的接收信噪比分别为:

$$\gamma_{sdj} = K \left| \mathbf{h}_{sdj} \right|^2 \bar{\gamma} \quad (4)$$

$$\gamma_{srk} = K G_{srk} \left| \mathbf{h}_{srk} \right|^2 \bar{\gamma} \quad (5)$$

其中 $\bar{\gamma} = P/N_0$ 为系统平均信噪比, P 为系统总功率, K 为系统功率分配系数, N_0 表示高斯白噪声的功率。根据式(2)和式(3)可得直连链路接收信噪比 γ_{sd} 的 PDF 和 CDF 分别为:

$$f_{\gamma_{sd}}(\gamma) = \frac{A_{\gamma_{sd}}(\gamma)}{\gamma \prod_{i=1}^{N_{sd}} \Gamma(m_i)} \quad (6)$$

$$F_{\gamma_{sd}}(\gamma) = \frac{B_{\gamma_{sd}}(\gamma)}{\prod_{i=1}^{N_{sd}} \Gamma(m_i)} \quad (7)$$

同理可得 γ_{sr} 的 PDF 和 CDF 为:

$$f_{\gamma_{sr}}(\gamma) = \frac{A_{\gamma_{sr}}(\gamma)}{\gamma \prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} \quad (8)$$

$$F_{\gamma_{sr}}(\gamma) = \frac{B_{\gamma_{sr}}(\gamma)}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} \quad (9)$$

在第二时隙中, 根据接收信噪比 γ_{sr} 选择最优中继 R_k , R_k 根据接收信噪比和阈值决定使用 DF/AF

协议转发收到的信号。最优中继选择准则为:

$$\gamma_{s\eta} = \max_{1 \leq k \leq n} (\gamma_{s\eta_k}) \quad (10)$$

由式(3)和式(9)可以得出 $\gamma_{s\eta} < T$ 的概率为:

$$\Pr[\gamma_{s\eta} < T] = \Pr\left[\max_{1 \leq k \leq n} (\gamma_{s\eta_k}) < T\right] = \prod_{k=1}^n \Pr[\gamma_{sr} < T] = [F_{\gamma_{sr}}(T)]^n = \left(\frac{B_{\gamma_{sr}}(\gamma)}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)}\right)^n \quad (11)$$

3.1. DF 协议性能分析

当 $\gamma_{s\eta} > T$ 时, R_k 使用 DF 协议解码接收到的信号并转发至 D 端。在 D 端, 采用 EGC 技术, 对来自直连链路和协作链路的信号进行合并, 得到输出信噪比表达式:

$$\gamma_{D_j}^{DF} = \gamma_{sd_j} + \gamma_{rd_j} \quad (12)$$

其中, $\gamma_{rd_j} = (1-K) |h_{rd_j}|^2 \bar{\gamma}$ 。

与式(6)类似, 可得 γ_{rd_j} 的 CDF 为:

$$F_{\gamma_{rd}}(\gamma) = \frac{1}{\prod_{i=1}^{N_{rd}} \Gamma(m_i)} B_{\gamma_{rd}}(\gamma) \quad (13)$$

由(12)可知 DF 协作下信噪比的 CDF 表达式为:

$$F_{\gamma_D^{DF}}(\gamma) = \int_0^\gamma f_{sd}(x) F_{rd}(\gamma-x) dx = \int_0^\gamma \frac{A_{\gamma_{sd}}(x) B_{\gamma_{rd}}(\gamma-x)}{x \prod_{i=1}^{N_{sd}} \Gamma(m_i) \prod_{i=1}^{N_{rd}} \Gamma(m_i)} dx \quad (14)$$

3.2. AF 协议性能分析

当 $\gamma_{s\eta} < T$ 时, R_k 使用 AF 协议放大转发接收到的信号。经过放大因子

$\beta = \frac{K(1-K)G_{sr}G_{rd}\bar{\gamma}}{1+(1-K)G_{rd}|h_{rd}|^2\bar{\gamma}+KG_{sr}|h_{sr}|^2\bar{\gamma}}$ [13] 转发后, D 端接收信噪比为:

$$\gamma_{d_j}^{AF} = \gamma_{sd_j} + \frac{\gamma_{s\eta_k} \gamma_{rd_j}}{1 + \gamma_{s\eta_k} + \gamma_{rd_j}} \approx \gamma_{sd_j} + \min(\gamma_{s\eta_k}, \gamma_{rd_j}) \quad (15)$$

则 AF 协议下 D 端接收信噪比的 CDF 为:

$$\begin{aligned} F_{\gamma_D^{AF}}(\gamma) &= \int_0^\gamma f_{sd}(x) [F_{\gamma_{sr}}(\gamma-x) + F_{\gamma_{rd}}(\gamma-x) - F_{\gamma_{sr}}(\gamma-x)F_{\gamma_{rd}}(\gamma-x)] dx \\ &= \int_0^\gamma \left\{ \frac{A_{\gamma_{sd}}(x)}{x \prod_{i=1}^{N_{sd}} \Gamma(m_i)} \times \left[\frac{B_{\gamma_{sr}}(\gamma-x)}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} + \frac{B_{\gamma_{rd}}(\gamma-x)}{\prod_{i=1}^{N_{rd}} \Gamma(m_i)} - \frac{B_{\gamma_{sr}}(\gamma-x)}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} \times \frac{B_{\gamma_{rd}}(\gamma-x)}{\prod_{i=1}^{N_{rd}} \Gamma(m_i)} \right] \right\} dx \end{aligned} \quad (16)$$

3.3. AS 方案下的中断性能

为了使接收端接收信噪比最大, 利用 MIMO 天线选择技术[8], AS 方案的接收信噪比为:

$$\gamma_d^{OP} = \max_{1 \leq l \leq N_t} \left(\max_{1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{egc_{lj}}) \right) = \begin{cases} \max_{1 \leq l \leq N_t} \left(\max_{1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{sd_{lj}} + \gamma_{rd_j}) \right), \gamma_{s\eta} > T \\ \max_{1 \leq l \leq N_t} \left(\max_{1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{sd_{lj}} + \Phi) \right), \gamma_{s\eta} < T \end{cases} \quad (17)$$

根据式(17), AS 方案的中断概率可表示为:

$$P_{out}^O = \Pr \left[\max_{1 \leq l \leq N_t, 1 \leq j \leq N_r} (\gamma_{egc_{lj}}) < \gamma_{th} \right] = \prod_{l=1}^{N_t} \prod_{j=1}^{N_r} \Pr [\gamma_{egc} < \gamma_{th}] = \left(\Pr [\gamma_{egc} < \gamma_{th}] \right)^{N_t N_r} \quad (18)$$

其中, γ_{th} 为 D 端发生中断事件的信噪比阈值,

$$\begin{aligned} \Pr (\gamma_{egc} < \gamma_{th}) &= \Pr (\gamma_{sr} > T) \Pr (\gamma_D^{DF} < \gamma_{th} | \gamma_{sr} > T) + \Pr (\gamma_{sr} < T) \Pr (\gamma_D^{AF} < \gamma_{th} | \gamma_{sr} < T) \\ &= \Pr (\gamma_{sr} > T) \times \frac{\Pr (\gamma_D^{DF} < \gamma_{th}) \Pr (\gamma_{sr} > T)}{\Pr (\gamma_{sr} > T)} + \Pr (\gamma_{sr} < T) \times \frac{\Pr (\gamma_D^{AF} < \gamma_{th}) \Pr (\gamma_{sr} < T)}{\Pr (\gamma_{sr} < T)} \\ &= \Pr (\gamma_D^{DF} < \gamma_{th}) \Pr (\gamma_{sr} > T) + \Pr (\gamma_D^{AF} < \gamma_{th}) \Pr (\gamma_{sr} < T) \\ &= F_{\gamma_D^{DF}} (\gamma_{th}) \left(1 - [F_{\gamma_{sr}} (T)]^n \right) + F_{\gamma_D^{AF}} (\gamma_{th}) [F_{\gamma_{sr}} (T)]^n \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\bar{\gamma}_{sd} = K\bar{\gamma}$, $\bar{\gamma}_{sr} = KG_{sr}\bar{\gamma}$, $\bar{\gamma}_{rd} = (1-K)G_{rd}\bar{\gamma}$ 。

将式(11)、式(13)、式(16)和(19)代入式(18), 即可得到 AS 方案的 OP 表达式:

$$\begin{aligned} P_{out}^O &= \int_0^\gamma \frac{A_{\gamma_{sd}}(x) B_{\gamma_{rd}}(\gamma-x)}{x \prod_{i=1}^{N_{sd}} \Gamma(m_i) \prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} dx \times \left[1 - \left(\frac{B_{\gamma_{sr}}(\gamma)}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} \right)^n \right] \\ &+ \int_0^\gamma \left\{ \frac{A_{\gamma_{sd}}(x)}{x \prod_{i=1}^{N_{sd}} \Gamma(m_i)} \times \left[\frac{B_{\gamma_{sr}}(\gamma-x)}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} + \frac{B_{\gamma_{rd}}(\gamma-x)}{\prod_{i=1}^{N_{rd}} \Gamma(m_i)} - \frac{B_{\gamma_{sr}}(\gamma-x)}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} \times \frac{B_{\gamma_{rd}}(\gamma-x)}{\prod_{i=1}^{N_{rd}} \Gamma(m_i)} \right] \right\} dx \times \left(\frac{B_{\gamma_{sr}}(\gamma)}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} \right)^n \\ &= \int_0^\gamma \frac{G_{0,N}^{N,0} \left[\frac{\gamma_{sd}}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \right]_{m_1, \dots, m_N}}{x \prod_{i=1}^{N_{sd}} \Gamma(m_i) \prod_{i=1}^{N_{rd}} \Gamma(m_i)} \times G_{1,N+1}^{N,1} \left[\frac{\gamma_{rd}}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \right]_{m_1, \dots, m_N, 0} dx \times \left[1 - \left(\frac{1}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} \times G_{1,N+1}^{N,1} \left[\frac{\gamma_{sr}}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \right]_{m_1, \dots, m_N, 0} \right)^n \right] \\ &+ \int_0^\gamma \left\{ \frac{G_{0,N}^{N,0} \left[\frac{\gamma_{sd}}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \right]_{m_1, \dots, m_N}}{x \prod_{i=1}^{N_{sd}} \Gamma(m_i)} \times \left[\frac{G_{1,N+1}^{N,1} \left[\frac{\gamma_{sr}-x}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \right]_{m_1, \dots, m_N, 0}}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} + \frac{G_{1,N+1}^{N,1} \left[\frac{\gamma_{rd}-x}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \right]_{m_1, \dots, m_N, 0}}{\prod_{i=1}^{N_{rd}} \Gamma(m_i)} \right. \right. \\ &\left. \left. - \frac{G_{1,N+1}^{N,1} \left[\frac{\gamma_{sr}-x}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \right]_{m_1, \dots, m_N, 0}}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} \times \frac{G_{1,N+1}^{N,1} \left[\frac{\gamma_{rd}-x}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \right]_{m_1, \dots, m_N, 0}}{\prod_{i=1}^{N_{rd}} \Gamma(m_i)} \right] \right\} dx \times \left(\frac{1}{\prod_{i=1}^{N_{sr}} \Gamma(m_i)} \times G_{1,N+1}^{N,1} \left[\frac{\gamma_{sr}}{\bar{\gamma}} \prod_{i=1}^N m_i \right]_{m_1, \dots, m_N, 0} \right)^n \end{aligned} \quad (20)$$

4. 系统中断性能智能预测

根据公式(20)中断概率理论表达式的推导, 选取影响 OP 的 12 个参数, 作为 GRNN 的输入数据, 即 $X = \{K, G_{sr}, G_{rd}, m_{sd}, m_{sr}, m_{rd}, N_{sd}, N_{sr}, N_{rd}, \bar{\gamma}, \gamma_{th}, T\}$, 中断概率为神经网络的输出, 即 $y = P_{out}$ 。GRNN 由四层结构组成, 分别为输入层、模式层、求和层和输出层, GRNN 网络结构如图 2 所示[14]。将数据集分为训练集和预测集两类数据, 通过调整扩展系数 spread, 从而使神经网络的预测精度提高。

均方误差(Mean Square Error, MSE)和绝对误差(Absolute Error, AE)可以作为神经网络预测准确度的评判标准, 当 MSE 和 AE 值越小时, 说明训练集与预测集的误差越小, 即神经网络的预测精度越高。MSE 与 AE 的表达式分别为:

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=0}^P (t_i - s_i)^2}{P} \quad (21)$$

$$\text{AE} = |t^i - s^i| \quad (22)$$

其中 P 表示预测集的样本数目, t_i 表示预测集第 i 个输入对应的实际输出, s_i 表示预测集第 i 个输入对应的期望输出。

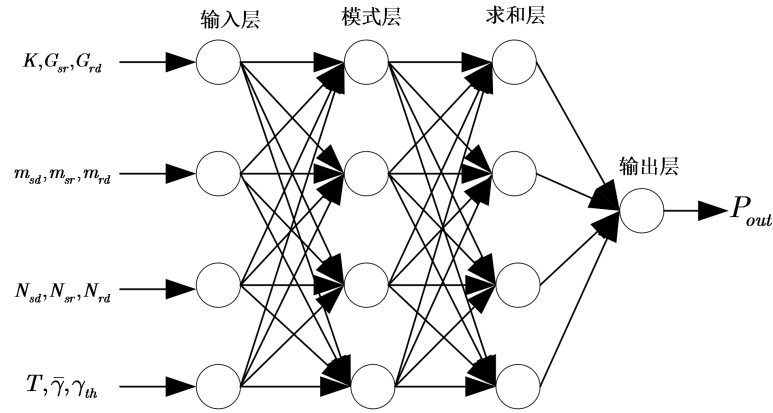


Figure 2. Generalized regression neural network structure
图 2. GRNN 网络结构

5. 数值仿真与分析

假定每个节点都已知信道状态信息, $P = 1 \text{ W}$, $G_{sr} = G_{rd} = 2 \text{ dB}$ 。系统采用等功率分配策略, 即 $K = 0.5$ 。中继数 $n = 2$, 协作阈值 $T = 2 \text{ dB}$, 中断阈值为 $\gamma_{th} = 5 \text{ dB}$ 。默认各链路的信道系数与级联数相同, 即 $m_{sd} = m_{sr} = m_{rd}$, $N_{sd} = N_{sr} = N_{rd}$ 。

图 3 是 AS 方案中断概率随天线数变化的曲线图, 其中 $m_{sd} = m_{sr} = m_{rd} = N_{sd} = N_{sr} = N_{rd} = N_r = 2$ 。从图中可以看出, 中断概率的理论值与仿真值吻合, 且中断概率随着发射天线数量的增加而降低。

图 4 给出了不同衰落系数下的中断概率, 其中 $N_t = N_r = N_{sd} = N_{sr} = N_{rd} = 2$, $m_{sd} = m_{sr} = m_{rd} = \{1, 2, 3\}$ 。从图中可以看出, 中断概率随着衰落系数的增加而降低。当 $\bar{\gamma} = 8 \text{ dB}$ 时, $m = 1$, 系统的中断概率为 6.575×10^{-2} , $m = 2$, 系统的中断概率为 1.235×10^{-2} , $m = 3$, 系统的中断概率为 3.624×10^{-3} 。原因在于, 信道增益随着衰落系数的增加而提高, 从而降低了系统的中断概率。

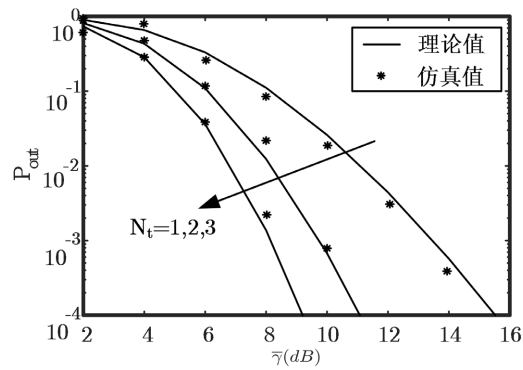


Figure 3. Outage performance of the AS scheme
图 3. AS 方案的中断性能

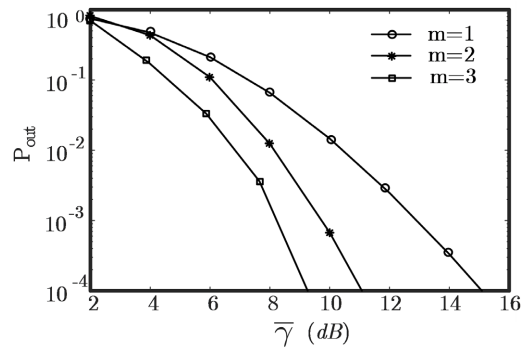


Figure 4. Outage probability under different fading coefficients
图 4. 不同衰落系数下的中断性能

图 5 给出了 AS 方案在不同级联阶数下的中断概率，其中 $N_t = N_r = m_{sd} = m_{sr} = m_{rd} = 2$ ， $N_{sd} = N_{sr} = N_{rd} = \{1, 2, 3\}$ 。从图中可以看出，随着 N 值的增加，中断概率也随之增大。当 $\bar{\gamma} = 10$ dB 时， $N = 1$ ，OP 为 5.35×10^{-7} ； $N = 2$ ，系统的中断概率为 1.709×10^{-4} ； $N = 3$ ，系统的中断概率为 5.101×10^{-3} ； $N = 4$ ，系统的中断概率为 6.741×10^{-2} 。当级联信道数量增加时，信道的随机性增加，从而导致通信质量的下降。

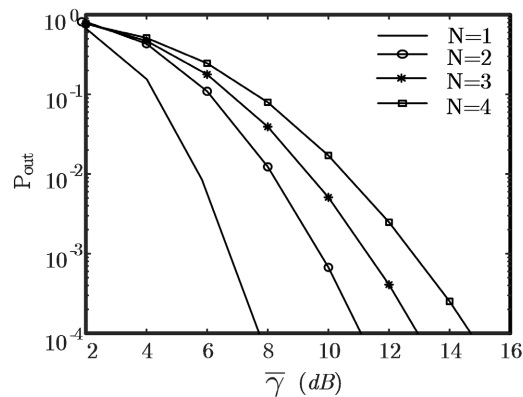


Figure 5. Outage probability under different cascade numbers
图 5. 不同级联阶数下的中断性能

图6给出了等增益合并和选择合并方式下的中断概率对比图。所有链路均采用2-Nakagami衰落信道, 信道衰落系数均为2, 目的端接收天线数目为2, $N_t = \{1, 2, 3\}$ 。从图中可以看出, 当 $\bar{\gamma} = 16$ dB, $N_t = 1$ 时, SC合并方式下系统的中断概率为 2.2×10^{-3} , EGC方案下的中断概率为 5.2×10^{-4} 。当 $\bar{\gamma} = 8$ dB, $N_t = 2$ 时, SC合并方式下系统的中断概率为 1.508×10^{-2} , EGC方案下的中断概率为 2.46×10^{-3} , $N_t = 3$, SC合并方式下系统的中断概率为 3.688×10^{-2} , EGC方案下的中断概率为 3.85×10^{-3} 。以上数据表明, EGC合并方法下的系统性能优于SC合并。

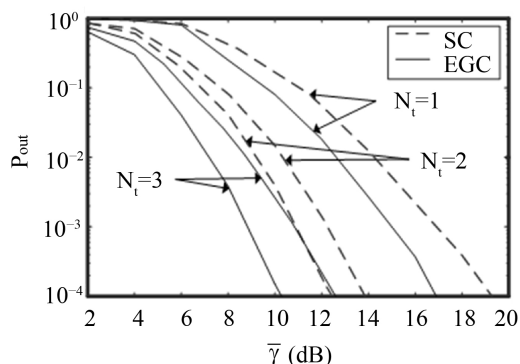


Figure 6. Comparison of outage performance between EGC and SC

图6. EGC与SC方式的中断性能对比

HDAF协议与AF、DF协议下的中断性能对比如图7所示。从图中可以看出, 随着信噪比的增大, HDAF协议相对于AF、DF协议的优势逐渐增大。当 $\bar{\gamma} = 16$ dB, HDAF协议下的中断概率为 3.9×10^{-4} , DF协议下系统的中断概率为 4.31×10^{-3} , AF协议下的系统中断概率为 9.21×10^{-3} 。

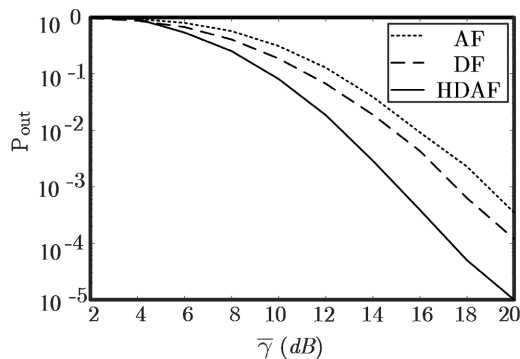


Figure 7. Comparison of outage performance between HDAF, AF and DF

图7. HDAF与AF、DF协作方式的中断性能对比

图8和图9展示了GRNN的预测效果图, 数据集采用了2550组数据, 训练集包括2500组数据, 预测样本数 $P = 50$ 。spread为RBF的扩展系数, 当spread值越小, 神经网络对样本的逼近性就越强。spread值越大, 网络对样本数据的逼近过程就越平滑, 但误差也相应增大。为了选取最佳spread值, 仿真时采用循环训练的方法, 交叉验证, 选取使MSE值最小的spread, 从而达到最好的预测效果。从图中可以看出此时 $MSE = 0.047129$, $AE = 0.9077$ 。

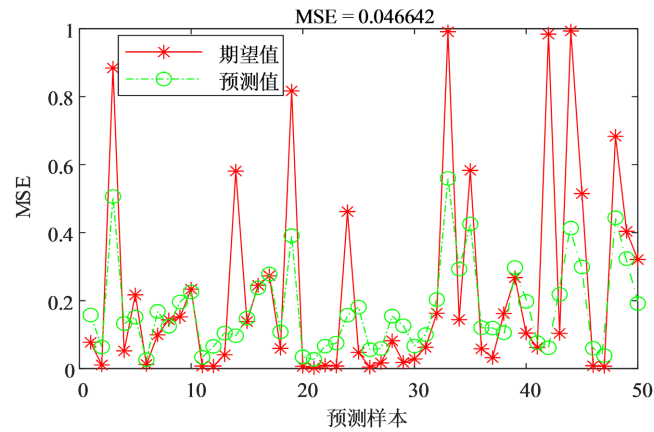


Figure 8. MSE of Generalized Regression Neural Network
图 8. GRNN 预测的 MSE 值

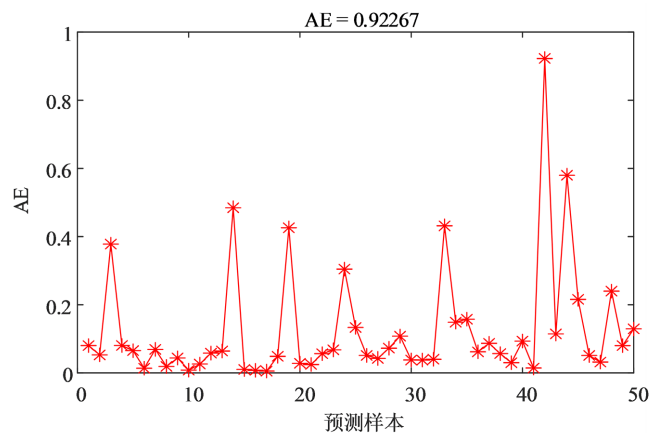


Figure 9. AE of Generalized Regression Neural Network
图 9. GRNN 预测的 AE 值

本文分析了多天线多中继 CVN 通信系统中断性能的影响因素, 提出基于 GR 神经网络的中断概率预测模型。信道模型采用 Nakagami-m 级联, 中继使用 HDAF 协议, 接收端使用 EGC 方式。针对多天线系统, 提出 AS 方案, 推导出 OP 的表达式。实验结果显示 OP 随信道级联数的增大而增大, 随天线数目的增加而降低。同时表明, HDAF 协议相对于 AF 和 DF 协议有显著优势, EGC 技术下的中断性能优于 SC 技术。GRNN 能够实现实时预测系统的中断概率, 若能进一步提高预测精度和速度, 则有利于提升系统传输速率与通信质量, 因此, 接下来将研究如何提高 CVN 通信系统的预测准确度和速度。

致 谢

感谢李亚老师的悉心指导, 感谢李兴旺老师给予的宝贵意见和项目基金。

基金项目

河南省科技攻关项目(172102210023)。

参考文献

- [1] 谭晓芳, 张攀, 付凡成. 利用机器学习和双平面博弈模型的车联网拥挤感知路由算法[J]. 计算机应用与软件, 2023, 42(1): 1-10.

- 2020, 37(12): 150-157.
- [2] Ahmed, E. and Gharavi, H. (2018) Cooperative Vehicular Networking: A Survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **19**, 996-1014. <https://doi.org/10.1109/TITS.2018.2795381>
- [3] 吴琪, 邱斌, 蒋为, 李婉莹. 基于信噪比门限的车载协作通信功率分配优化方案[J]. 现代电子技术, 2020, 43(7): 10-13.
- [4] 张雪茹, 冀保峰, 宋康, 沈森, 李春国. 基于 DF 中继协作的车联网安全传输性能研究[J]. 信号处理, 2020, 36(5): 723-732.
- [5] 蒋为, 肖海林, 金晓晴. 基于 Double-Nakagami-m 的非对称全双工 AF 中继车载通信系统[J]. 桂林电子科技大学学报, 2019, 39(5): 351-356.
- [6] Shi, Z., Zhang, H., Wang, H., et al. (2022) Block Error Rate Analysis of Short-Packet Mobile-to-Mobile Communications Over Correlated Cascaded Fading Channels. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, **71**, 4087-4101. <https://doi.org/10.1109/TVT.2022.3148247>
- [7] Xu, L., Zhou, X., Khan, M.A., et al. (2021) Communication Quality Prediction for Internet of Vehicle (IoV) Networks: An Elman Approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **23**, 19644-19654. <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3088862>
- [8] Jaiswal, N. and Purohit, N. (2021) Performance Analysis of NOMA-Enabled Vehicular Communication Systems with Transmit Antenna Selection over Double Nakagami-m Fading. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, **70**, 12725-12741. <https://doi.org/10.1109/TVT.2021.3119979>
- [9] Mobini, Z., Mohammadi, M., Tsiftsis, T., et al. (2022) New Antenna Selection Schemes for Full-Duplex Cooperative MIMO-NOMA Systems. *IEEE Transactions on Communications*, **70**, 4343-4358. <https://doi.org/10.1109/TCOMM.2022.3175915>
- [10] Xie, Y., Li, C., Lv, Y., et al. (2019) Predicting Lightning Outages of Transmission Lines Using Generalized Regression Neural Network. *Applied Soft Computing*, **78**, 438-446. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.09.042>
- [11] Bao, T., Zhu, J., Yang, H.C., et al. (2020) Secrecy Outage Performance of Ground-to-Air Communications with Multiple Aerial Eavesdroppers and Its Deep Learning Evaluation. *IEEE Wireless Communications Letters*, **9**, 1351-1355. <https://doi.org/10.1109/LWC.2020.2990337>
- [12] Karagiannidis, G., Sagias, N. and Mathiopoulos, P. (2007) N*Nakagami: A Novel Stochastic Model for Cascaded Fading Channels. *IEEE Transactions on Communications*, **55**, 1453-1458. <https://doi.org/10.1109/TCOMM.2007.902497>
- [13] Ikki, S. and Ahmed, M.H. (2007) Performance Analysis of Cooperative Diversity Wireless Networks over Nakagami-m Fading Channel. *IEEE Communications Letters*, **11**, 334-336. <https://doi.org/10.1109/LCOM.2007.348292>
- [14] Kumar, D. and Bhattacharjya, R.K. (2021) GRNN Model for Prediction of Groundwater Fluctuation in the State of Uttarakhand of India Using GRACE Data under Limited Bore Well Data. *Journal of Hydroinformatics*, **23**, 567-588. <https://doi.org/10.2166/hydro.2021.108>