doi:10.12068/j.issn.1005－3026.2026.20269013

基于深度学习的混沌通信信号识别方法

窦欣宇，王玉杰，施佳逸
（大连海事大学 信息科学技术学院，辽宁 大连 116026）

摘 要：针对差分混沌移位键控系统的安全保密性问题，本文提出了1种基于相空间重构与EfficientNetV2－M模型的混沌通信信号识别方法．该方法通过相空间重构将时间序列转化为吸引子图像，利用迁移学习对多种混沌通信信号进行分类．重点研究了序列长度、信噪比、控制参数、初始条件及不同信道干扰对识别性能的影响．结果表明，模型展现出良好的收敛特性，在序列长度20到400的变化范围内，当序列长度较短时，识别准确率为90.2%；随着序列长度的增加，识别准确率提高到99%以上．在信噪比－4 dB到30 dB变化范围内，识别准确率可保持在96%以上．在系统控制参数以及初始条件方面，只要初始条件以及控制参数能够使系统产生混沌序列，所提的深度学习模型均能够准确识别出混沌序列所归属的混沌映射．本研究实现了在多种信道干扰下对混沌吸引子的高精度分类．

关 键 词：混沌通信信号分类；EfficientNetV2－M模型；迁移学习；识别准确率
中图分类号：TN 918.91 **文献标志码：**A **文章编号：**1005－3026(2026)07－0152－11

Deep Learning-Based Recognition Method of Chaotic Communication Signals

DOU Xin-yu, *WANG Yu-jie*, *SHI Jia-yi*
(Information Science and Technology College , Dalian Maritime University, Dalian 116026, China. Corresponding author: DOU Xin-yu, E－mail: xydoudlmu@163.com)

Abstract: To address the security and confidentiality problems of differential chaos shift keying (DCSK) systems, a chaotic communication signal recognition method based on phase space reconstruction and the EfficientNetV2－M model was proposed. The proposed method transformed time series into attractor images via phase space reconstruction and employed transfer learning to classify various chaotic communication signals. The effects of sequence length, signal-to-noise ratio (SNR), control parameters, initial conditions, and different channel impairments on recognition performance were systematically investigated. Experimental results show that the model exhibits good convergence characteristics. In the sequence length range of 20~400, the recognition accuracy reaches 90.2% with shorter sequences and improves to over 99% as the sequence length increases. When the SNR ranges from －4 dB to 30 dB, the recognition accuracy consistently remains above 96%. Regarding control parameters and initial conditions, the proposed deep learning model can accurately identify the corresponding chaotic map as long as these initial conditions and parameters enable the system to generate chaotic sequences. This study achieves high-precision classification of chaotic attractors under various channel impairments.

Key words: chaotic communication signal classification; EfficientNetV2－M model; transfer learning; recognition accuracy

混沌系统因其初值敏感性和伪随机性被广泛应用于保密通信领域．其中，差分混沌移位键

收稿日期：2026－03－09
基金项目：国家自然科学基金青年基金资助项目(62001077)；中国博士后科学基金第15批特别资助项目(2022T150081)．
作者简介：窦欣宇(1987—)，男，辽宁沈阳人，大连海事大学副教授．
通信作者：窦欣宇，E－mail：xydoudlmu@163.com.

控(differential chaos shift keying,DCSK)系统基于传输-参考机制解决了通信系统接收端同步难的问题,成为混沌通信领域近十年的研究热点[1-2].然而,DCSK 系统中参考信号的传输直接泄露用于解调的混沌波形,使得非法用户极易通过相关运算恢复出发送的信息,存在安全隐患[3-5].因此,研究 1 种可以直接从混沌通信信号中识别混沌参考信号的方法,使系统发送端无需发送混沌参考序列,已成为提升 DCSK 系统自身安全保密性的重要研究方向.近年来,深度学习在特征提取与分类任务上的突破,为提升 DCSK 系统安全保密性提供了新思路.

早期的研究工作主要集中于一维时间序列的分类.Boullé 等和 Jia 等[6-7]利用深度神经网络,针对一维混沌序列实现了高效的特征提取和分类.然而,当混沌时间序列被用于通信系统时,将受到通信信道中的加性高斯白噪声(additive white Gaussian noise,AWGN)以及各类多径效应的干扰,其一维时间序列特征会被噪声与干扰淹没,从而恶化深度学习模型的识别准确率.目前,研究重心逐渐向基于二维图像的分类转移.文献[8-11]通过将混沌序列转化为时间序列图或相图,利用卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)实现了高精度的混沌系统分类.然而,现有工作多局限于对混沌模型直接产生的混沌序列进行分类,鲜有文献研究经过通信信道干扰后的混沌序列的识别性能.

针对上述问题,鉴于混沌吸引子独特的拓扑结构在引入噪声后仍能保持较高的辨识度,本研究提出 1 种基于相空间重构与 EfficientNetV2-M 模型的混沌通信信号识别方法.首先将接收到的含噪声离散混沌信号重构为吸引子图像,随后利用 EfficientNetV2-M 模型进行分类.本研究旨在为混沌通信系统发送端免去参考序列传输,从而为提升系统安全保密性能提供新思路.

1　混沌通信信号识别方法

1.1　数据集制作

Chebyshev 映射是 1 个典型的离散时间一维确定性混沌系统,因其具备良好的遍历性和初值敏感性,常被用于混沌序列生成及保密通信领域.Chebyshev 映射的公式如式(1)所示:

$$x_{n+1}=1-\alpha x_n^2. \tag{1}$$

式中:α 为影响系统行为的控制参数,范围为 $(0,2]$;x 的范围是 $[-1,1]$,x_n 与 x_{n+1} 分别表示系统在第 n 次迭代和第 $n+1$ 次迭代时的状态值.图 1a 是当 $\alpha=2$,初始条件 $x_n=-0.746\,026\,37$ 时,经 100 次迭代得到的 Chebyshev 映射的时间序列.

Logistic 映射的公式如式(2)所示:

$$x_{n+1}=\alpha\times x_n(1-x_n). \tag{2}$$

图 1b 是当 α=3.7,初始条件 $x_n=0.814\,723\,69$ 时,经 100 次迭代得到的 Logistic 映射的时间序列.

Cubic 映射的公式如式(3)所示:

$$x_{n+1}=\alpha\times x_n\times\left(1-x_n^2\right). \tag{3}$$

图 1c 是当 α=2.893 8,初始条件 $x_n=0.811\,583\,87$ 时,经 100 次迭代得到的 Cubic 映射的时间序列.

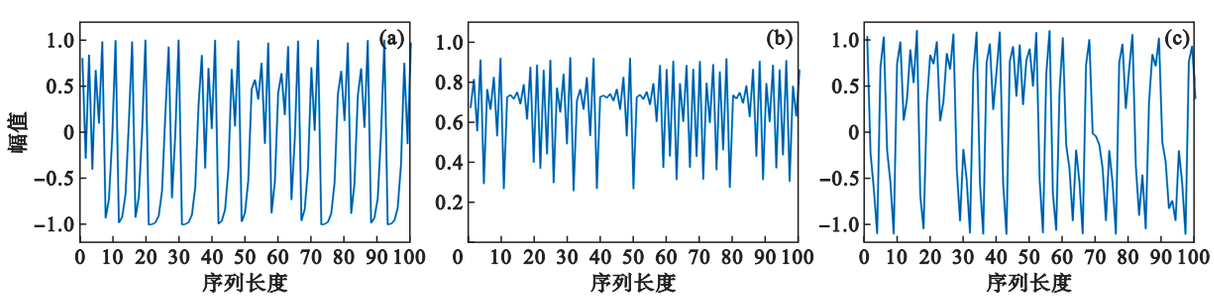


图 1　Chebyshev,Logistic,Cubic 映射的时间序列曲线

Fig. 1　Time series curves of Chebyshev,Logistic,and Cubic mappings

(a)—Chebyshev;(b)—Logistic;(c)—Cubic.

基于上述 3 种混沌系统,本研究制作了吸引子图像数据集,通过计算每个系统的状态变量并将当前状态和下一时刻状态组合为二维坐标来获得相应的吸引子图像.每个系统会呈现出特定的吸引子形状,相比于时间序列的类噪声且极易被噪声掩盖的特性,吸引子图像数据集更适用于信道噪声环境下的识别任务.为实现数据的多样性,本研究调整了初始条件和信噪比(signal-to-noise ratio,SNR),并选取特定参数以保持吸引子图像间的相似度,从而确保分类任务具有足够的

挑战性.在创建过程中,针对每个系统,本研究通过改变初始条件和SNR,获得了1 300张不同的结果,涵盖3种不同的离散时间混沌系统,最终累计生成了3 900张图像,所有图像的分辨率为384像素×384像素,且不包含网格线.本研究进一步针对多个参数,生成了多个测试集,具体参数配置如表1所示.

表1 本研究中使用的数据集及参数配置

Table 1 Datasets and parameter settings used in study

数据集名称	序列长度	初始条件	SNR/dB	控制参数	图像数量/张
训练集	100	$U(D)$	$U\{0, 30\}$	固定	3 900
测试集1	S_N	$U(D)$	30	固定	7 200
测试集2	100	$U(D)$	S_{SNR}	固定	9 000
测试集3	100	S_{x_0}	30	固定	4 200
测试集4	100	S_{x_0}	S_{SNR}	固定	64 800
测试集5	100	$U(D)$	30	R	3 000
测试集6	100	$U(D)$	S_{SNR}	固定	18 000

表中:$U(D)$表示各映射的初始条件在定义域内随机取值的集合;$U\{0,30\}$表示SNR在[0,30] dB内服从离散均匀分布;测试集1中各映射的序列长度集合S_N={10,20,30,40,50,100,200,400,800,1 500,3 000,5 000};在测试集2和测试集6中,SNR取值的集合S_{SNR}={−10,−8,−6,−4,−2,0,2,4,6,8,10,15,20,25,30};S_{x_0}表示各映射的初始条件集合,在测试集3中,Chebyshev和Cubic映射的初始条件集合为{−0.99,−0.7,−0.3,0,0.3,0.7,0.99},Logistic映射的初始条件集合为{0.01,0.2,0.4,0.5,0.6,0.8,0.99};在测试集4中,Chebyshev和Cubic映射的初始条件集合为{−0.99,−0.7,−0.3,−0.1,−0.05,−0.01,0.01,0.05,0.1,0.3,0.7,0.99},Logistic映射的初始条件集合为{0.1,0.5,0.9},SNR取值的集合S_{SNR}={−10,−8,−7,−6,−5,−4,−2,0,2,10,15,30};各映射的控制参数集合R分别为{1.875,1.897,1.932,1.985,2},{2.812 2,2.826 2,2.857 4,2.893 8,2.935 3},{3.673 0,3.682 1,3.698 5,3.700 0,3.783 4};多径衰落测试集包含独立衰落信道样本,两径的时延为2个离散点,功率差在0~10 dB随机取值,三径的时延依次为0,2,4个离散点,等功率分配.

表2给出了初始条件对时间序列图像和吸引子图像的不同影响.从时间序列角度看,同一映射在不同初始条件下产生的图像呈现出显著差异.以Chebyshev映射为例,当初始条件变化时,时间序列图像呈现出不同的波形振荡,各时间序列之间无法建立对应关系;从吸引子的角度看,同一映射在不同初始条件下生成的相空间轨迹在几何形态上保持一致.因此,以吸引子图像作为深度学习模型的输入,能为模型的可靠识别提供更为鲁棒的特征.

表2 不同初始条件下各映射的时间序列与吸引子的图像对比

Table 2 Time series and attractor images of different mappings under various initial conditions

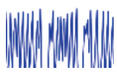
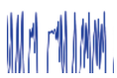
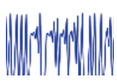
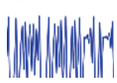
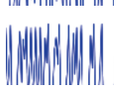
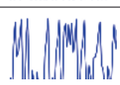
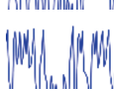
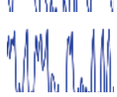
不同映射	初始条件	图像	
		时间序列	吸引子
Chebyshev	−0.4		
	−0.1		
	0.2		
	0.3		
	0.99		
Cubic	−0.4		
	−0.1		
	0.2		
	0.3		
	0.99		
Logistic	0.01		
	0.4		
	0.5		
	0.8		
	0.99		

表3和表4分别给出了时间序列图像和吸引子图像随SNR的变化情况.从表3可以看出,在SNR为30 dB时,3种映射的时间序列波形具有独特的振荡模式.当SNR为2 dB时,波形结构被噪声破坏,已难以判断其所属类别.相比之下,表4中的吸引子呈现了比时间序列波形更好的抗噪能力.当SNR为2 dB甚至−2 dB时,尽管吸引子轨迹因噪声而出现发散,但其宏观几何轮廓仍具有辨识度.

以Cubic映射为例,表5给出其在序列长度、

控制参数和初始条件变化下的吸引子图像.可看出,在SNR为30 dB的情况下,Cubic映射在不同序列长度、控制参数以及初始条件下均可产生特征为方形的吸引子图像.Chebyshev与Logistic映射展现出同样的规律.表5中序列长度分别为10,50,100,800,3 000,控制参数分别为2.812 2,2.826 2,2.857 4,2.893 8,2.935 3,初始条件分别为−0.3,0.3,−0.7,0.7,0.99.

表3　不同SNR下各映射的时间序列图像

Table 3　Time series images of different mappings at various SNR levels

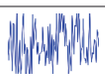
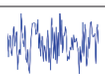
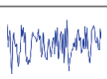
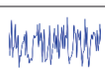
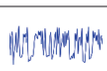
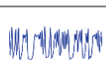
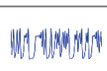
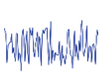
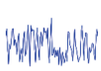
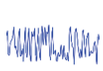
不同映射	SNR/dB						
	−10	−6	−2	2	6	15	30
Chebyshev							
Cubic							
Logistic							

表4　不同SNR下各映射吸引子图像

Table 4　Attractor images of different mappings under various SNR levels

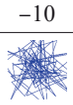
不同映射	SNR/dB						
	−10	−6	−2	2	6	15	30
Chebyshev							
Cubic							
Logistic							

表5　不同参数变化下Cubic映射吸引子图像

Table 5　Attractor images of Cubic mapping under different parameters

实验变量	吸引子图像
序列长度	
控制参数	
初始条件	

表6与表7分别给出了各映射在两径和三径瑞利衰落信道干扰下的吸引子图像,可以看出,随着径数的增加,各映射均出现了吸引子重叠的现象.

1.2　模型选择以及迁移学习

本研究选用EfficientNetV2−M作为特征提取骨干网络.该模型在ImageNet数据集上进行了预训练,已具备通用视觉特征捕捉能力[12].如图2所示,EfficientNetV2引入了Fused−MBConv与MBConv两种核心卷积模块,二者均采用先升维后降维的方式来增强特征表达能力并控制计算开销.如图2a所示,由于EfficientNetV2引入了Fused−MBConv结构与复合缩放技术[13−14],它能够在保持参数紧凑的同时,提取图像中从纹理到拓扑结构的信息.如图2b所示,MBConv采用1×1卷积升维后,利用深度可分离卷积提取空间特征,并嵌入SE(squeeze-and-excitation)注意力机制,最后经1×1卷积降维输出.本研究利用其预训练权重将输入的混沌吸引子图像映射为高维特征向量,作为分类任务的基础.其中BN(batch normalization)为批归一化,用于加速收敛并稳定训练;SILU(sigmoid linear unit)为sigmoid线性单元,作为激活函数,缓解梯度消失.

针对混沌信号识别任务,本研究对原始网络架构进行了调整,整体改进架构如图3所示.图中蓝色虚线区域展示了被保留的网络,具体而言,本研究移除了原模型用于1 000类分类的顶层全连接层;图中红色虚线区域描绘了适用于本研究的自定义分类头.该分类头包含用于将特征维度扩展至1 280的1×1卷积层、全局平均池化层、用于防止过拟合的Dropout层以及输出维度为3的全连接层.在训练策略上,考虑到本研究制作的混沌吸引子数据集样本规模相对有限,若对整个深层网络进行从头训练或全参数微调,容易导致模型在训练集上过拟合且难以收敛.因此,本研究采用了迁移学习策略,如图3所示.在训练过程中,冻结蓝色虚线区域内的EfficientNetV2所有卷积层预训练参数,仅对红色虚线区域内自定义

分类头的参数进行梯度更新.这一策略不仅利用了预训练模型强大的泛化能力,还有效避免了小样本下的过拟合问题,同时降低了训练过程的计算资源消耗与时间成本.

表 6 两径瑞利衰落信道下各映射吸引子图像

Table 6 Attractor images of different mappings under a two-ray Rayleigh fading channel

不同映射	SNR/dB						
	−10	−6	−2	2	6	15	30
Chebyshev							
Cubic							
Logistic							

表 7 三径瑞利衰落信道下各映射吸引子图像

Table 7 Attractor images of different mappings under a three-ray Rayleigh fading channel

不同映射	SNR/dB						
	−10	−6	−2	2	6	15	30
Chebyshev							
Cubic							
Logistic							

注:$s1$,$s2$分别表示卷积步长,其中$s1$保持特征图空间尺寸不变,$s2$将特征图空间尺寸缩小为原来的1/2.

图 2 Fused-MBConv 与 MBConv 模块结构示意图[13-14]

Fig.2 Schematic diagram of Fused-MBConv and MBConv module architectures[13-14]

(a)—Fused-MBConv;(b)—MBConv.

注:k为卷积核尺寸;FC(fully connected)为全连接层.

图 3 EfficientNetV2 模型架构图[12]

Fig. 3 Architecture of EfficientNetV2[12]

1.3 损失函数与优化目标

本研究的训练目标是使模型能够准确区分Chebyshev,Cubic 和 Logistic 混沌系统.为此,本研究采用多分类交叉熵损失函数L_{CE}作为基础优

化目标,用于衡量模型预测的概率分布与真实类别标签之间的差异.其数学表达式如式(4)所示:

$$L_{\mathrm{CE}}=-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\sum_{c=1}^{M}y_{i,c}\log(p_{i,c}). \tag{4}$$

式中:N为批次大小;M为类别数;$y_{i,c}$和$p_{i,c}$分别代表样本i在类别c上的真实标签和预测概率.

在此基础上,考虑到本研究使用的混沌吸引子数据集样本规模相对有限,模型极易在训练过程中因过度拟合训练数据而降低泛化能力.为此,本研究在总损失函数中引入了L_2正则化项.引入正则化项后的总优化目标L_{total}定义如式(5)所示:

$$L_{\mathrm{total}}=L_{\mathrm{CE}}+\lambda\sum_{w}w^2. \tag{5}$$

式中:λ为正则化系数;w为网络权重参数,用于平衡分类损失与正则化项的权重.通过最小化总损失函数,可以使模型在保持分类精度的同时提高泛化能力.

1.4　多径瑞利衰落信道建模

参考 Xia 等[15]对 DCSK 系统多径性能的分析,本研究采用的多径瑞利衰落信道模型如下:

$$r_k=\alpha_1 s_k+\alpha_2 s_{k-\tau}+\xi_k. \tag{6}$$

式中:r_k为接收信号;s_k为发送的混沌序列;τ为两径之间的相对时延;α_1和α_2为各路径的衰落系数,独立服从瑞利分布;ξ_k为加性高斯白噪声;k为离散时间序列的采样点索引.α_1和α_2的统计特性由各路径的平均功率增益$E\{(\alpha_1)^2\}$和$E\{(\alpha_2)^2\}$决定,且总功率为1.

2　研究结果与讨论

2.1　实验环境与参数配置

本研究的平台配置为:Intel(R) Core(TM) i9-10900 CPU, 32 GB RAM 以及 NVIDIA Quadro RTX 3000 显卡(6 GB 显存).实验使用 PyTorch实现模型的搭建.数据集是使用MATLAB仿真生成的.

为优化模型性能并防止过拟合,本研究将数据集按 8:2 的比例随机划分为训练集与验证集.训练集用于模型参数学习,验证集用于超参数调优与训练过程监控.训练过程中使用的主要超参数包括学习率、批次大小(mini-batch)和轮次(epoch).在训练过程中,本研究将 mini-batch 设定为 8,这是考虑显存的限制,为确保训练过程平稳且能充分利用硬件资源而确定的.训练过程持续 30 epochs,并使用每个 epoch 的验证数据集监控模型性能.最终,依据验证集表现确定最佳的模型参数设置.在优化过程中,本研究使用带有动量的随机梯度下降(stochastic gradient descent with momentum)优化器,其动量设置为 0.9.该选择基于其在图像分类任务中普遍表现出的优于自适应优化器的泛化能力[16].初始学习率设定为0.01,并配合余弦退火策略进行动态衰减.

2.2　模型性能评估与泛化能力分析

2.2.1　基于AWGN信道的混沌通信信号识别

基于上述环境与参数配置,本研究对模型进行了训练与泛化能力评估.图 4a 为模型在 30 epochs 内的损失函数曲线与分类准确率曲线.从整体趋势来看,模型展现了良好的收敛特性和分类性能.在损失函数方面,训练集损失在初始阶段迅速下降,表明模型能够快速学习到不同混沌系统吸引子的关键特征;损失曲线在第20轮后趋于平稳并维持在0.1以下,标志着模型已达到收敛状态.与此同时,验证集损失始终维持在极低水平,证明模型在训练周期内未出现过拟合现象.

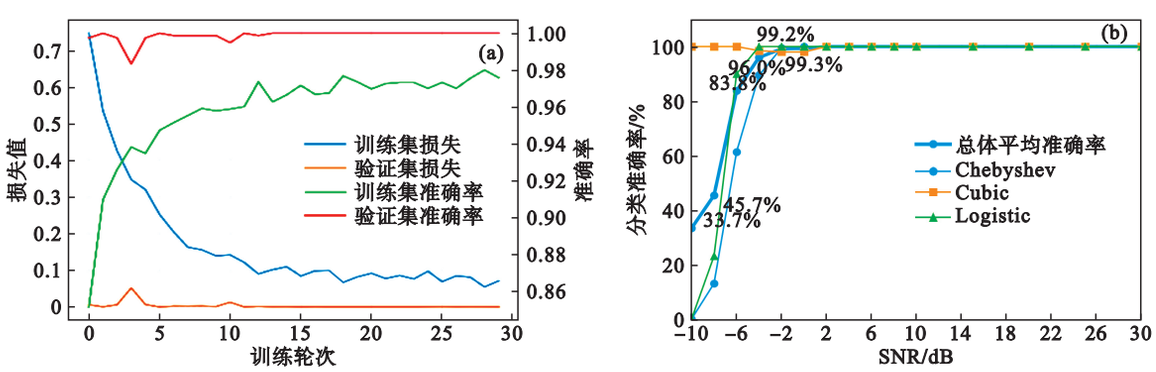


图 4　EfficientNetV2-M模型的训练曲线与不同SNR下分类准确率曲线

Fig. 4　Training curves and classification accuracy curves under different SNRs of EfficientNetV2-M model

(a)—训练过程损失与准确率变化;(b)—不同SNR下模型分类准确率变化.

验证集的分类准确率高于训练集准确率,且在训练初期达到不低于98%的分类准确率,这归因于本研究引入的非对称数据增强机制(asymmetric data augmentation),即对训练集和验证集采用差异化的数据预处理方式.训练集采用随机缩放裁剪(random resized crop)和随机翻转数据增强策略,使模型在特征残缺的模式下学习.而验证集采用中心裁剪预处理,以保留图像的完整特征.

本研究为探究模型在未知噪声环境下的泛化边界,将测试集的SNR范围扩展至−10 dB.如图4b所示,当SNR在0至30 dB之间时,总体分类准确率稳定在99.3%以上.当SNR在−4 dB到−2 dB之间时,仍保持较高准确率,这表明模型具有一定的泛化能力.当SNR低于−4 dB时,准确率出现下降,同时Cubic映射的准确率高于98%是一种模型失效现象.图5a的混淆矩阵显示,当SNR降至−10 dB时,噪声使图像特征与训练集分布差异过大,模型将绝大多数Chebyshev和Logistic映射样本错误归类为Cubic,该现象符合深度学习模型对于偏离其训练分布数据敏感的规律.图5b,5c分别给出SNR为0 dB和20 dB时的混淆矩阵,各类样本基本得到正确分类,与图4b所示的准确类曲线结果一致.

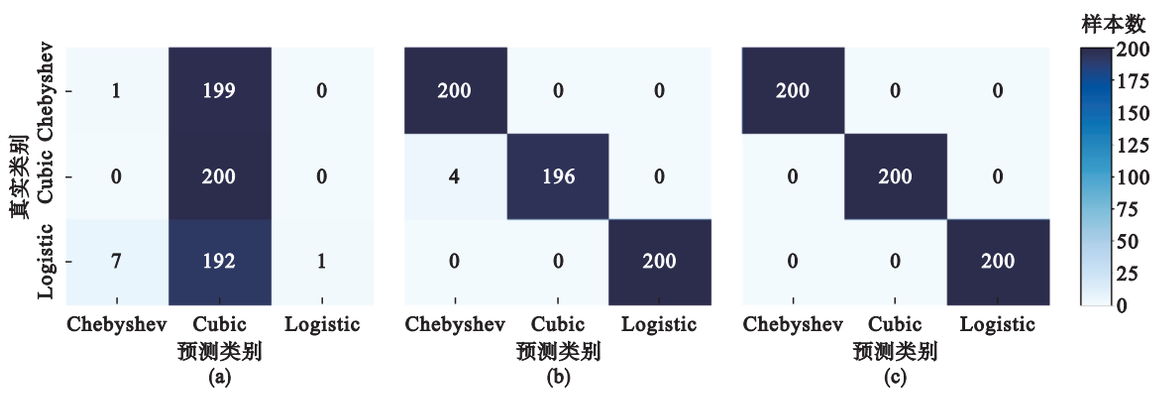


图5 不同SNR下的混淆矩阵

Fig. 5 Confusion matrices under different SNR levels

(a)—SNR=−10 dB;(b)—SNR=0 dB;(c)—SNR=20 dB.

序列长度决定混沌吸引子在相空间中的结构完整度与点迹密度,也决定混沌通信系统抗噪声与抗干扰的能力.本研究制作了1组变长度测试集,固定SNR为30 dB,序列长度在10至5 000范围内进行离散化取值.该实验旨在研究模型在面对低密度与高密度吸引子图像时的识别能力.图6给出模型在不同序列长度下的准确率变化,图7给出了3种序列长度的混淆矩阵.在序列长度较短时,相空间尚未形成完整的吸引子拓扑结构.如图6所示,当序列长度为10时总体准确率仅为57.5%.同时图7a给出,Logistic映射在短序列长度下仍能维持较高的准确率,而Chebyshev和Cubic映射因特征缺失而发生了明显的混淆.随着序列长度增加至30,总体准确率提高至98.7%,这表明模型能够在稀疏的吸引子图像中提取判别性特征.当序列长度在50到200之间时,分类准确率不低于99%.图7b表明模型对测试样本实现了准确分类.当序列长度进一步增长时,准确率开始非线性衰减.图6给出序列长度增长至1 500时,总体准确率下降至34.0%.由图7c可知,Chebyshev和Cubic的准确率降为0%,且几乎全被误判为Logistic.该现象是因为序列长度增长使轨迹点逐渐填充相空间,导致图像转为实心纹理.该差异使模型无法提取具有区分度的特征.

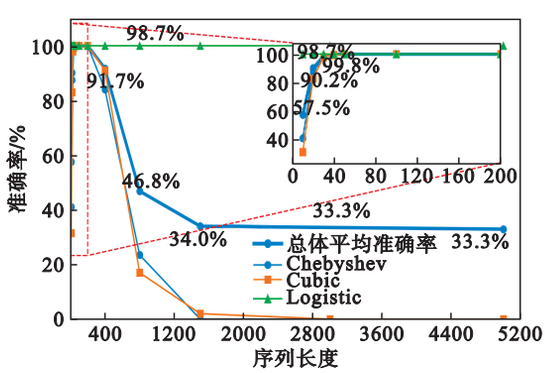


图6 不同序列长度下的分类准确率曲线

Fig. 6 Classification accuracy curves under different sequence lengths

混沌系统具有初值敏感性,微小的初始条件差异也会导致系统轨迹的分离.为探究轨迹差异是否会干扰模型的识别能力,本研究在SNR为30 dB和序列长度为100的条件下,对初始条件进行随机采样.图8给出了3种映射在不同初始条件下的分类准确率.结果表明,对于有效的初始条件,

模型均实现了准确分类.而Chebyshev和Cubic映射在初始条件为0时,准确率为0%.这是因为在该初值下,二者无法产生混沌序列,使得模型无法提取到有效的判别性特征,从而导致分类失效.

本研究制作了初始条件和SNR联合测试集,旨在研究模型的有效工作区间是否会随初始条件的变化而发生波动.图9为不同初始条件下的分类准确率曲线,准确率下降点在−4 dB附近.这一趋势与测试集1的研究结论一致,表明模型在SNR大于−4 dB的区间内,准确率基本不受初始条件的影响.由图10可知,Cubic映射的热力图在垂直方向上呈现出一致的颜色分布,这表明在同一SNR下,准确率几乎不受初始条件变化的影响.相比之下,Chebyshev和Logistic映射在−2 dB至−8 dB区间内出现了波动.以Chebyshev为例,在SNR为−6 dB时,不同初始条件对应的准确率在37%至73%之间波动,表明在该SNR条件下模型对初始条件的敏感性.

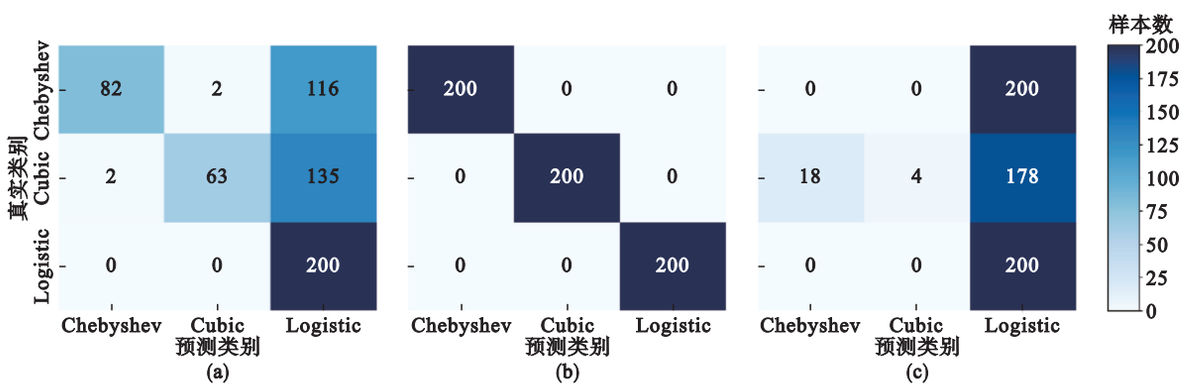
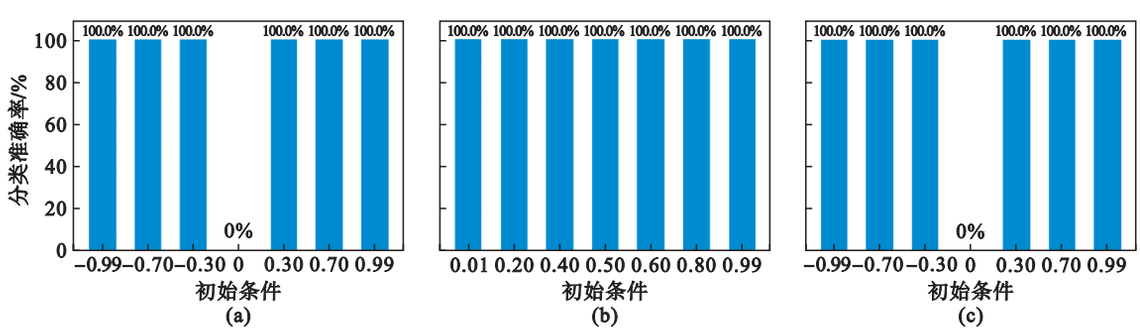


图7　不同序列长度下的混淆矩阵

Fig. 7　Confusion matrices under different sequence lengths

(a)—序列长度10;(b)—序列长度50;(c)—序列长度1 500.



注:横坐标为离散值,并非连续值,各柱对应独立实验点.

图8　不同初始条件下的分类准确率

Fig. 8　Classification accuracy under different initial conditions

(a)—Chebyshev映射;(b)—Logistic映射;(c)—Cubic映射.

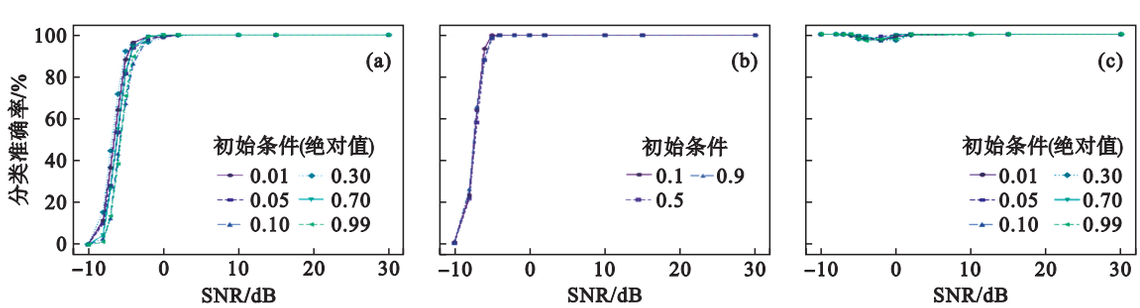


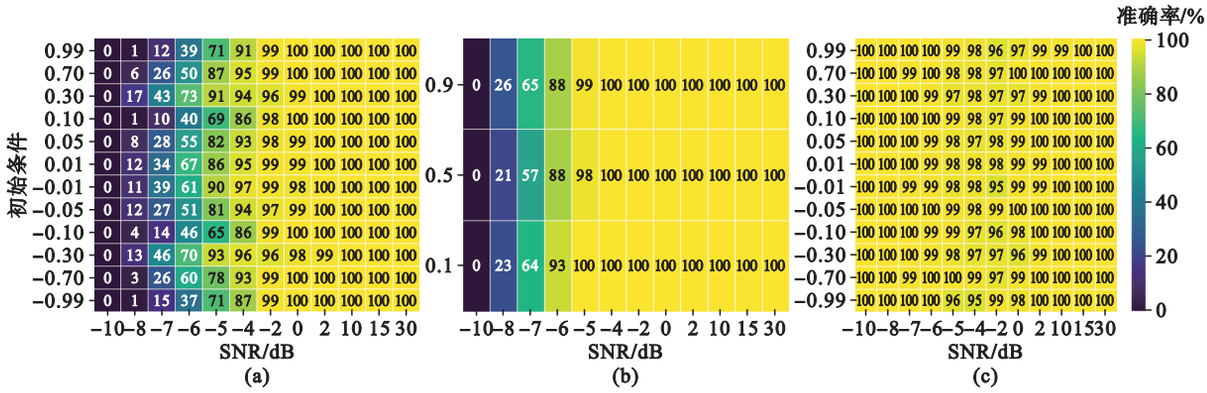
图9　不同初始条件下模型分类准确率随SNR变化的曲线

Fig. 9　Variation curves of model classification accuracy with SNR under different initial conditions

(a)—Chebyshev映射;(b)—Logistic映射;(c)—Cubic映射.

混沌映射的控制参数决定系统的动力学状态,当控制参数发生变化时,混沌映射生成的吸引子形态会出现差异.为进一步分析控制参数的变化对模型识别性能的影响,本研究在SNR为

30 dB、序列长度为 100、初始条件在定义域内随机采样的条件下，为每种映射选取 5 个控制参数值，且所有参数均保证映射产生有效的混沌吸引子.图 11 给出 3 种映射在不同控制参数下的分类准确率，可看出模型在控制参数变化下仍能保持准确分类.本研究固定 SNR 为 30 dB，极大地排除噪声对混沌吸引子的干扰，故在控制参数发生变化的条件下，各映射均能产生清晰的混沌吸引子图像且模型实现准确分类.该实验表明，在 SNR 为 30 dB 时，模型对控制参数的变化具有一定的泛化能力.它并非仅记忆了训练参数下的特定图像，而是学习了各类混沌吸引子的结构特征.

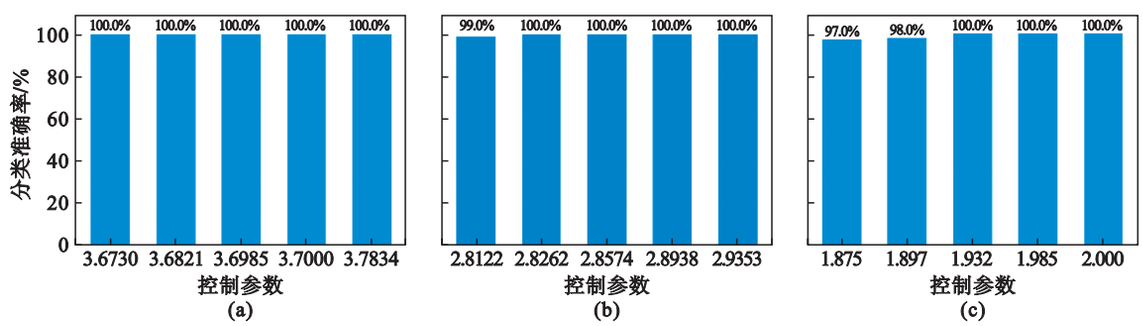


注：横坐标和纵坐标均为离散值，并非连续值，各点对应独立实验点.

图 10 不同 SNR 与初始条件下的分类性能热力图分布

Fig. 10 Classification performance heatmap distribution under different SNR and initial conditions

(a)—Chebyshev 映射；(b)—Logistic 映射；(c)—Cubic 映射.



注：横坐标为离散值，并非连续值，各柱对应独立实验点.

图 11 不同控制参数下的分类性能图

Fig. 11 Classification performance under different control parameters

(a)—Logistic 映射；(b)—Cubic 映射；(c)—Chebyshev 映射.

2.2.2 基于多径与 AWGN 信道的混沌通信信号识别

本研究进一步分析模型对多径瑞利衰落叠加 AWGN 信道传输后的混沌通信信号的识别性能.图 12 给出单径 AWGN、两径瑞利衰落及三径瑞利衰落 3 种信道条件下，模型总体分类准确率随 SNR 的变化曲线.总体来看，在单径 AWGN、两径及三径瑞利衰落信道下，模型分类准确率均随 SNR 提高而上升，且高 SNR 时趋于稳定.两径条件下的准确率可达约 97%，三径条件下约为 80%.随着径数增加，信道的频率选择性衰落与时延扩展越严重，对混沌吸引子几何特征的影响越大，导致模型识别性能降低.

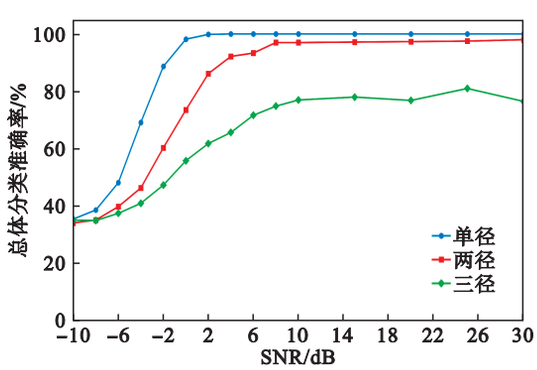


图 12 不同信道环境下模型总体分类准确率随 SNR 变化的曲线

Fig. 12 Variation curves of model classification accuracy with SNR under different channel conditions

2.2.3　与MobileNetV2模型的识别性能对比

本研究选取图像分类领域具有代表性的MobileNetV2模型作为对比.为保证对比严谨性,本研究采用与本模型(EfficientNetV2-M)完全相同的迁移学习策略、训练集与测试集,进而对其进行训练与测试,并将其识别性能与模型进行对比分析.

图13a给出了MobileNetV2模型在30 epochs内的损失函数与分类准确率曲线.在收敛趋势方面,训练集损失持续下降,表明模型能有效学习混沌吸引子的特征.验证集损失始终低于训练集损失,且全程未回升,表明训练过程未发生过拟合现象.在分类准确率方面,由于骨干网络输出的特征已具备可分性,本研究新增的分类头仅需少量迭代即可完成收敛,该特性使得训练集与验证集均表现出快速收敛趋势.训练阶段采用的数据增强与Dropout正则化增加了模型学习难度,而验证阶段无上述操作,从而达到更高的准确率.

本研究在测试集1上对MobileNetV2进行了评估.由图4b和图13b可知,SNR在0 dB至30 dB范围内,两者均能保持较高的分类准确率.具体而言,当SNR为-4 dB时,本模型的准确率为96%,而MobileNetV2为87.3%.当SNR为-6 dB时,本模型的准确率为83.8%,而MobileNetV2的准确率为52%.结果表明,在相同的迁移学习策略和数据集配置下,二者均能达到较高的分类准确率,但SNR在-10 dB至-2 dB之间时,本模型具有优于MobileNetV2的抗噪声性能和泛化能力.

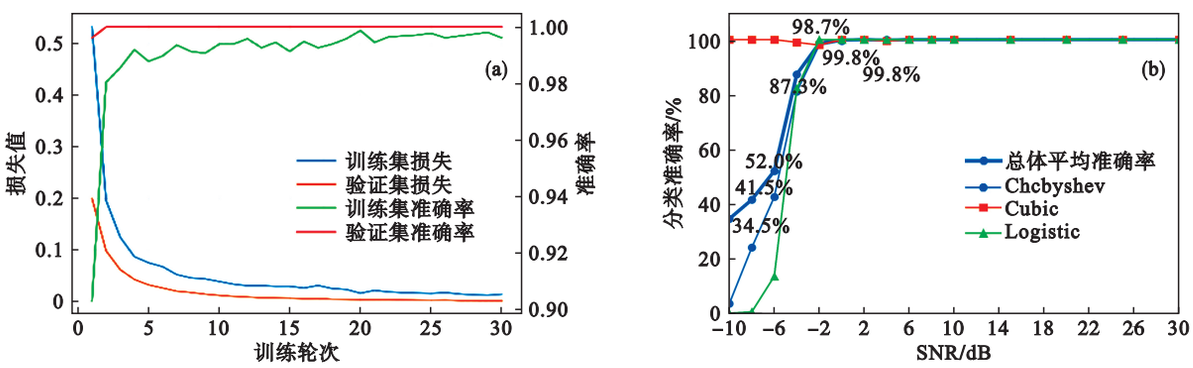


图13　MobileNetV2模型训练曲线与不同SNR下分类准确率曲线

Fig. 13　Training curves and classification accuracy curves under different SNRs of MobileNetV2 model

(a)—训练过程损失与准确率变化;(b)—不同SNR下模型分类准确率变化.

3　结　　语

本研究面向免参考信号传输DCSK混沌保密通信系统的研究需求,针对现有研究很少对受干扰的混沌通信信号进行识别的问题,提出了1种基于相空间重构与EfficientNetV2-M模型的混沌通信信号识别方法.通过制作涵盖多维度物理参数的数据集,证实了二维吸引子图像相比于一维时间序列图像,更能在低SNR下保留其结构特征.研究结果表明,EfficientNetV2-M模型能够提取混沌吸引子稳定的几何特征,实现了对受AWGN干扰的混沌通信信号的分类,在序列长度处于[20,400]区间时,分类准确率不低于90.2%.在SNR处于[-4,30] dB区间时,分类准确率可达到96%以上.同时,对于初始条件和控制参数,只要能使混沌系统产生混沌序列,模型均能实现准确分类.在引入多径瑞利衰落后,模型识别性能出现明显衰减,但整体呈上升趋势,符合无线通信系统中SNR越高,信号抗干扰能力越强,信号特征越完整,识别性能越好的规律.

未来研究可在以下方面进一步拓展:一是引入更复杂的均衡与信道估计技术,提升模型在多径条件下的识别上限;二是引入更多类型的离散混沌系统,以提升模型的泛化能力.

参考文献:

[1] 蔡相明, 徐位凯, 王琳. 差分混沌通信研究综述: 信号设计与性能优化[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(10): 3683-3696.
(Cai Xiang-ming, Xu Wei-kai, Wang Lin. Survey of differential chaotic communications: signal design and performance optimization [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(10): 3683-3696.)

[2] 周三. 超短波无线通信保密技术中关键跳频通信技术探究[J]. 数字通信世界, 2023(9): 32-34.
(Zhou San. Research on key frequency hopping communication technologies in ultra short wave wireless communication security technology [J]. *Digital Communication World*, 2023(9): 32-34.)

[3] Liu Z F, So H C, Zhang L, et al. A reliable singular-vector pre-coded OFDM-DCSK system over doubly selective fading channels [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(5): 1453-1457.

(下转第172页)