文章编号：2095-4980(2026)01-0036-14

面向非合作无线网络的通信行为识别技术方法综述

刘燕澳，孙佳琛*，丁国如，徐以涛，宋叶辉

(陆军工程大学 通信工程学院，江苏 南京 210007)

摘　要：在电磁对抗环境下，通信行为识别是电磁空间信号挖掘利用的重要一环。在非合作条件下，先验信息难以获得，需要对侦察获取的通信数据进行信号特征分析，对通信行为进行识别，才能获取电子情报。本文在分析了大量国内外文献的情况下对面向非合作无线网络的通信行为的定义和分类进行了总结，介绍了通信行为识别含义和主要思路，归纳了现有通信行为识别的不同实现方法及其特点。最后总结了目前通信行为识别研究的主要问题和挑战，展望了通信行为识别技术未来可能的发展方向。

关键词：通信行为识别；非合作无线网络；机器学习；深度学习；神经网络

中图分类号：TN92　　**文献标志码：**A　　**DOI：**10.11805/TKYDA2024549

Analysis of communication behavior recognition technology for non-cooperative wireless networks

LIU Yan'ao，SUN Jiachen*，DING Guoru，XU Yitao，SONG Yehui

(College of Communications Engineering，Army Engineering University，Nanjing Jiangsu 210007，China)

Abstract：In an electromagnetic countermeasure environment，communication behavior recognition is a crucial component of signal mining and utilization in electromagnetic space. Under non-cooperative conditions where prior information is difficult to obtain，acquiring electronic intelligence requires performing signal feature analysis on reconnaissance-acquired communication data and conducting communication behavior recognition. Based on extensive analysis of domestic and foreign literatures，this paper summarizes the definitions and classifications of communication behavior oriented toward non-cooperative wireless networks，introduces the concept and primary approaches of communication behavior recognition，and categorizes various existing implementation methods along with their characteristics. Finally，it concludes the main problems and challenges in current communication behavior recognition research and prospects potential future development directions for this technology.

Keywords：communication behavior recognition；non-cooperative wireless networks；machine learning；deep learning；neural networks

通信行为识别是电磁空间信号挖掘利用的重要一环，是指基于无线通信设备及网络发射的电磁信号数据，通过分析提取信号的时、频、能等多域特征揭示通信活动的丰富语义，实现对通信设备及网络的行为识别。由于这种识别是在感知系统与目标无线通信设备及网络非合作的前提下仅通过分析感知到的信号数据实现的，不需要目标设备或网络主体的配合，也不考虑通过解调通信信号来获取通信内容，可在民用领域中有效地检测异

收稿日期：2024-10-02；**修回日期：**2024-11-26

基金项目：国家自然科学基金面上项目(62171462)；国家自然科学基金青年项目(62301604)；国家自然科学基金重点资助项目(62231027)

***通信作者：**孙佳琛　email:sun_jiachen@outlook.com.

引用格式：刘燕澳,孙佳琛,丁国如,等. 面向非合作无线网络的通信行为识别技术方法综述[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2025,24(1):36-49. DOI:10.11805/TKYDA2024549.

Citation format：LIU Yan'ao,SUN Jiachen,DING Guoru,et al. Analysis of communication behavior recognition technology for non-cooperative wireless networks[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2025,24(1):36-49. DOI:10.11805/TKYDA2024549.

常通信行为，防止非法入侵[1−4]，保障通信的安全和隐私性；在军用领域中能够通过对敌方的通信数据的分析和判断，进而揭示通信对象下一步作战方向等关键信息，这对于加速情报分析进程，辅助精准打击决策等具有重要的现实意义。

早期的通信行为识别往往基于先验知识，如已知规则、协议、标准等[5−7]，这种方法需要较强的先验条件，对感知系统的要求比较苛刻，且难以应对复杂的通信场景。随着传统机器学习和深度学习的发展，智能化的方法在数据处理领域逐渐成为主流，人工智能(Artificial Intelligence，AI)为通信赋能[8−10]已然成为现实。与传统方法相比，AI模型拥有更强大的算力，能够对大量数据进行处理和分析[11]，自动发现和学习通信行为的特征和规律，有效提高通信行为识别的准确性和效率。

本文将聚焦非合作场景下的无线网络通信行为识别的研究，从通信行为的定义与分类、通信行为识别的含义和流程等方面阐述其技术内涵，深入分析现有通信行为识别方法的思路、适用范围等，提出了目前存在的问题，展望了通信行为识别技术的未来发展方向。

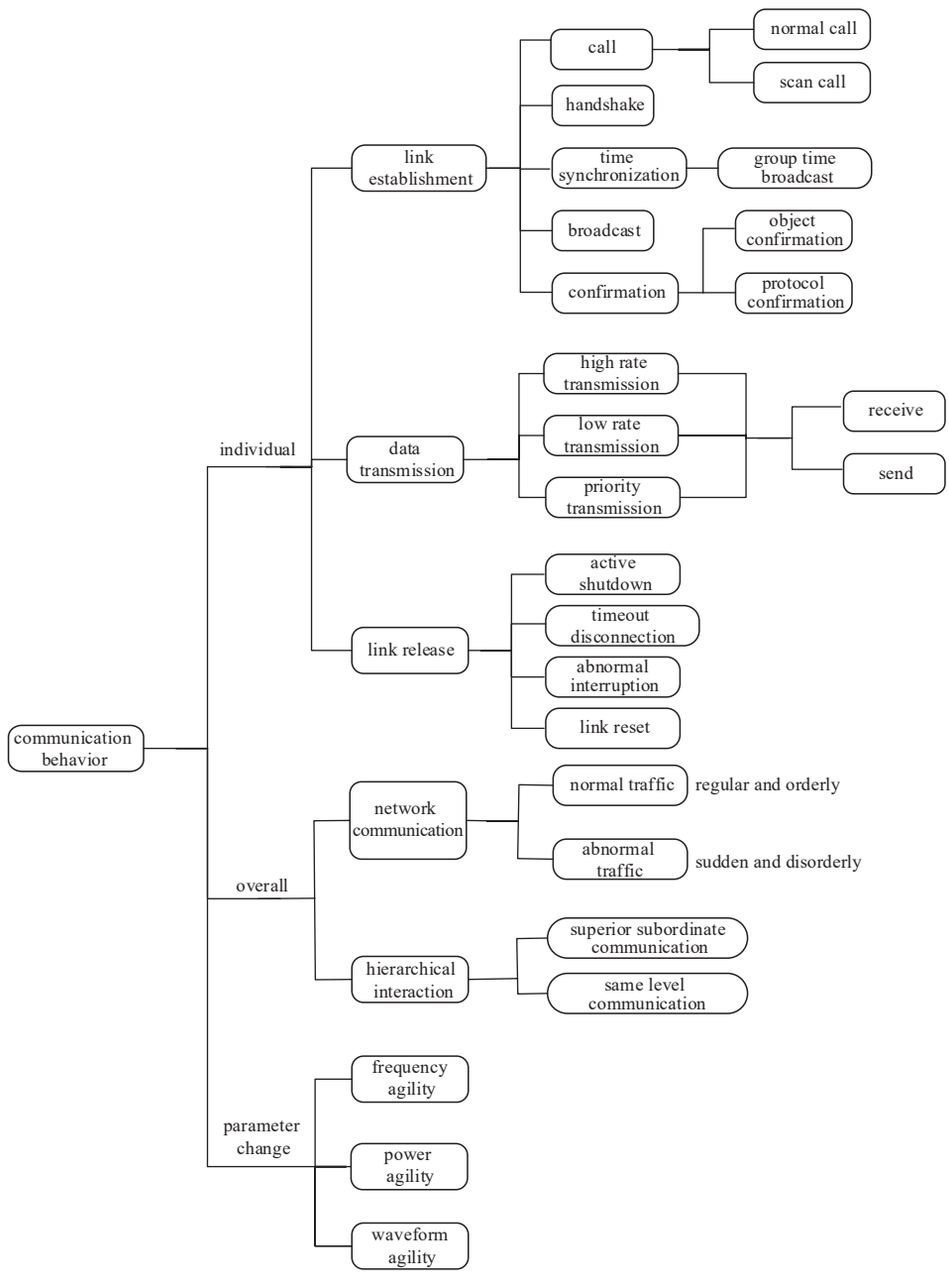

Fig.1 Communication behavior classification

图1 通信行为分类

1 通信行为识别的技术内涵

1.1 通信行为的定义

通信行为的主体是通信设备或通信网络，通信行为则是由通信设备或(通信)网络通信时所表现出的活动。

根据调研，以往文献中也曾出现过“通信行为”相关的表述。文献[4]中将用户通信行为描述为呼叫时长、呼叫频度、呼叫区域等。文献[12]中将通信行为解释为受通信意图驱使而表现在传播媒介中的活动。文献[13]认为，无线通信用户的通信行为可以概括为通信个体在通信活动中表现出来的行为、方式或意图，包括通联方式、通信方式(定频通信或跳频通信)、通信时间、通信时长、通信次数、通信角色(发送方或接收方)、通信意图等。

结合上述内容和本文的研究范围，本文的通信行为将聚焦于无线通信设备或(通信)网络为实现通信的目的在电磁空间中进行的活动。

1.2 通信行为的分类

对于通信行为的分类标准，相关文献中也有一些探索性的工作。如短波电台的通信行为是指目标电台所产生的“链路建立–链路拆除”、“服务请求–服务确认”、“服务传输”等行为。文献[14]将短波电台的通信行为分为五类：自动链路建立行为、流量管理和高速数据链路协议确认行为、高速数据链路协议流量数据行为、低速数据链路协议流量数据行为和低速数据链路协议确认行为。文献[15]中介绍了两类典型通信交互行为：上下级通信和同级通信；文献[16]以控制站和前哨的组合模拟通信场景，定义通信行为为轮询、网络同步和扩展广播等特定行为；文献[17]中定义移动通信中用户的通信行为：客户接打电话、收发短信、上网以及开关机等。在网络通信行为威胁检测中，文献[18]定义了4种类型的标签：正常流量、异常流量、可疑流量和通知流量，最后将通知流量作为默认正常流量，将可疑流量视为异常流量，即分为正常流量和异常流量两种类型。可见，目前尚未出现较为全面且被广泛认可的统一分类标准。

不考虑第三方干扰行为，以目标通信设备或网络为主体，本文对目标无线通信设备和网络的通信行为进行了梳理，如图1所示。从参与通信活动的设备个体行为来看，通信行为可分为链路建立行为、数据传输行为、链路释放行为。以无线电台为例，链路建立行为[19]又可细分为呼叫、握手、通知、时间偏移、组时广播、广播和扫描呼叫等多种行为，链路建立行为还包括确认协议、对象的行为。数据传输行为是通信的核心行为，包括数据发送和数据接收，根据不同的业务需求又可分为高速业务传输行为和低速业务传输行为[20]；考虑到冲突问题，传输业务还存在优先级传输。链路释放行为包括理想情况下由一方发送链路释放信号后主动拆除链路、链路连接超时和链路重连导致的资源释放以及因为被攻击、设备故障、电量耗尽等导致的异常中断。根据网络整体可以分为网络通信行为和层级交互通信行为，其中网络通信行为又细分为正常流量和异常流量，层级交互行为考虑上下级通信和同级通信。根据通信设备和网络为了适应环境、干扰等不利影响进行的通信参数调整，还可分为通信捷变行为，如频率捷变、功率捷变、波形捷变等。

1.3 通信行为识别的含义与流程

通信行为识别是指基于无线通信设备及网络发射的电磁信号数据，利用机器学习、深度学习等智能方法，通过分析提取信号的时、频、能等多域特征识别出通信行为的过程。这种特征包括但不限于频谱特征、通信起止时间、功率等，根据所识别通信行为的层次难度，其中可能涉及对信息的多次提取，以得到更多的有效特征去识别出通信行为，如图2所示。

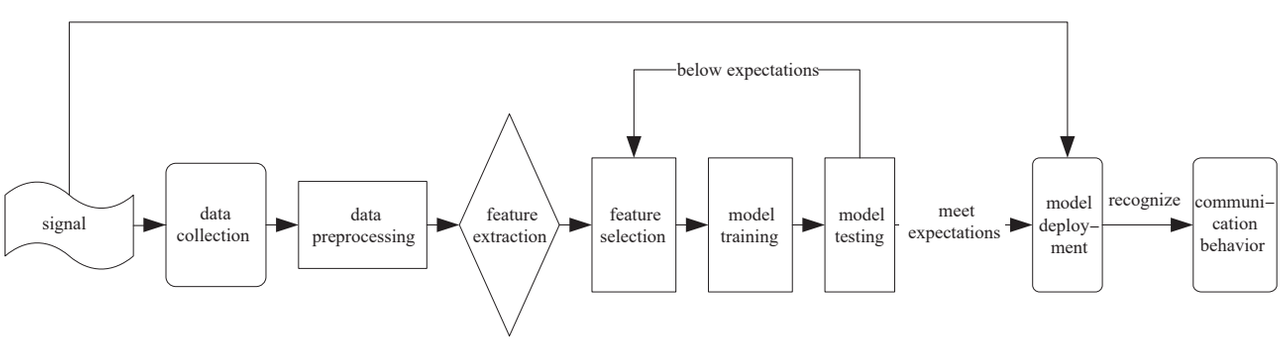

Fig.2 Communication behavior recognition process

图2 通信行为识别流程

因此，通信行为识别主要包括以下步骤：

1) 数据采集：使用合适的数据采集设备，对电磁信号进行感知，并将感知到的数据存储在计算机中；

2) 数据预处理：对采集到的数据进行预处理，包括数据滤波、降噪、去除干扰等，以提高识别的准确性；

3) 特征提取：从处理后的数据中提取有效特征，常用的特征包括时域特征、频域特征、小波特征等；

4) 特征选择：根据特征的重要程度，选择最具有代表性的特征，以提高识别的效率和准确率；

5) 模型训练：使用机器学习、深度学习或强化学习算法，对特征进行训练，生成识别模型；

6) 模型测试：使用测试数据集对生成的模型进行测试，评估模型的性能；

7) 模型部署：将训练好的模型部署到实际应用场景中，实现识别功能。

2　现有通信行为识别方法分析

早期的通信行为识别方法主要依赖于预先设定的规则来判断用户行为，即基于先验知识，但这种方法在处理复杂的通信场景时存在灵活性不足的问题。随着机器学习技术的发展，通信行为识别开始引入机器学习的分类和聚类算法，常用的算法包括K–means、支持向量机、决策树等。利用机器学习算法，可以通过对大量通信数据进行分析来学习用户的行为，从而提高识别的准确性和效率。近年来，深度学习技术的发展，尤其是卷积神经网络和循环神经网络等算法的应用，使通信行为识别的精确度和效率又有了不小的提升。当前对通信行为的识别主要集中在链路行为和层级交互行为。图3展示了通信行为识别方法的大致发展历程(以部分工作为代表)。

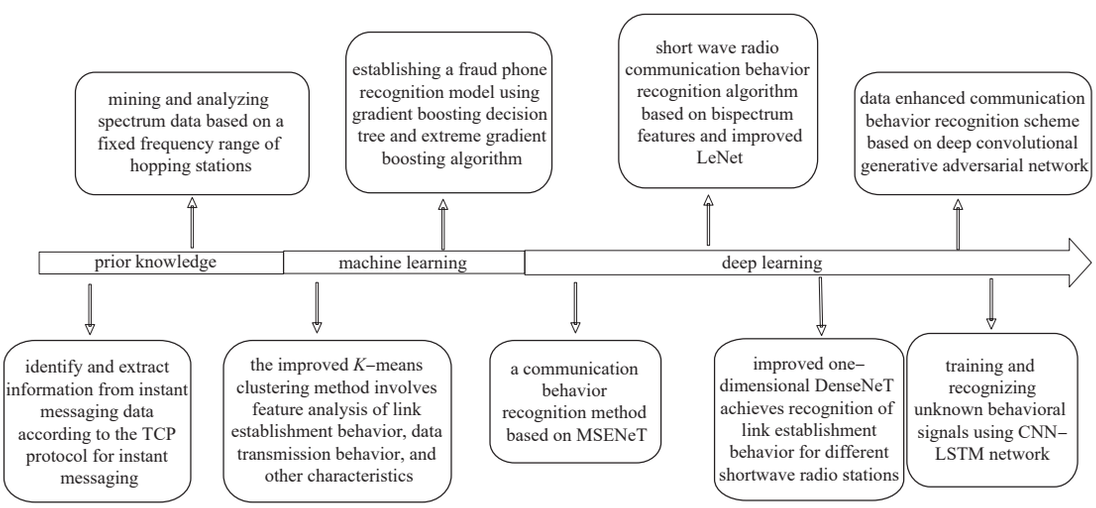

Fig.3 Development of communication behavior recognition methods

图3 通信行为识别方法发展

2.1 基于先验知识的通信行为识别

先验知识可以是通信方式、协议、标准等，基于先验知识的通信行为识别，就是对通信数据进行处理分析后与已知的先验知识相匹配，识别出相应的通信行为，识别流程如图4所示。

文献[5]中根据即时通信协议，对即时通信数据进行识别和信息提取，进一步可以识别出通信行为。文献[6]中提出了一种基于通信规则的通信关系发现方法，该方法可以通过基于通信规则对频谱数据进行挖掘和分析，识别出层级交互行为从而找到网络的通信关系。文献[21]中首先基于重叠时间分配机制对网络节点的数据采集量进行控制，再利用相异度分析法从时、空两个方向分析数据，最后基于分析结果完成对通信异常行为识别。文献[22]在非合作侦察接收条件下，基于寻呼与接入信号的侦察获取，进而获得了一系列寻呼的移动终端的关键身份标识、临时小区无线网络临时标识、接入原因等终端的重要特征参数，从而判断终端所处的行为模式。虽然不需要理解具体的内容，但已知通信规则的如此强的先验条件在实际环境中是难以实现的，如何摆脱这一限制成为了一个新的挑战。

2.2 基于传统机器学习的通信行为识别

基于传统的机器学习算法，主要是一些聚类、分类的方法模型。

聚类方法可以从未知数据集中发现某些具有相似特征的集群从而识别新的结构和知识，一些改进的方法甚

至可以自主确定集群数量。先验知识是已知集群的情况下进行匹配，而聚类则是通过聚类算法形成特定的集群，因此，聚类方法非常适用于解决先验知识匮乏条件下的通信行为挖掘问题。

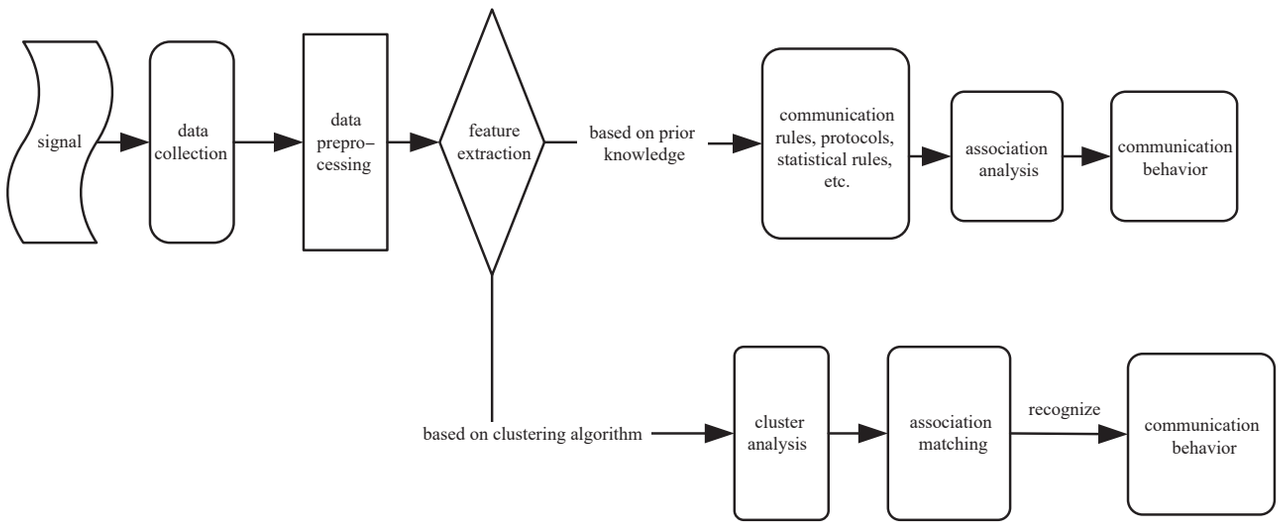

Fig.4 Communication behavior recognition method based on clustering and prior knowledge
图4 基于聚类和先验知识的通信行为识别方法

以 K–means 聚类为例，K–means 算法就是随机选取 k 个聚类质心 $\mu_1,\mu_2,\cdots,\mu_k\in\mathbb{R}^n$，然后重复以下过程直至收敛：

1) 对于每一个样例 i，计算其归属的类：

$$c^{(i)}=\arg\min_j\|x^{(i)}-\mu_j\|^2 \tag{1}$$

2) 对于每一个类 j，重新计算该类质心：

$$\mu_j=\frac{\sum_{i=1}^{m}1\{c^{(i)}=j\}x^{(i)}}{\sum_{i=1}^{m}1\{c^{(i)}=j\}} \tag{2}$$

文献[17]中使用改进的 K–means 的聚类方法，通过对链路建立行为：客户接打电话，数据传输行为：收发短信、上网流量以及链路释放行为：开关机等通信行为进行数据挖掘，从而进行通信行为特征分析。文献[23]中提出了一种基于改进峰值密度聚类算法的通信关系的挖掘方法，识别出层级交互行为，进而研究频谱信号的分布规则和统计信息，挖掘出通信关系。

与无监督学习的聚类方法不同，分类属于有监督学习，需要已知的类别标签，以此预测新数据所属的类别。支持向量机是传统机器学习中典型的分类模型，它将线性不可分的高维数据映射到合适的特征空间，再构建最优超平面，使各类数据中与超平面最近的数据点到超平面的距离最大化，进而完成数据分类，实现对通信行为的识别。以两种通信行为为例，利用支持向量机进行通信行为识别的简要流程为：

1) 构建超平面：

$$f(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}+b \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{w}$ 为权重向量；b 为偏置项。

2) 最大化支持向量到超平面的距离：

$$\max_{\boldsymbol{w},b}\frac{1}{|\boldsymbol{w}|}\min_{i=1,2,\cdots,N}y_i(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{x}_i+b) \tag{4}$$

式中：N 为样本数；y_i 为 $\boldsymbol{x}_i$ 的行为类别标签。即两种通信行为的高维特征数据的差距最大，此时的超平面为最佳边界。

3) 通过拉格朗日对偶性将优化问题转化为一个约束最优化问题：

$$\max_{\alpha}\sum_{i=1}^{N}\alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\alpha_i\alpha_j y_i y_j<\boldsymbol{x}_i^{\mathrm{T}},\boldsymbol{x}_j>,\begin{cases}\sum_{1}^{N}\alpha_i y_i=0\\ \alpha_t(y_i f(x_i)-1)=0\\ y_i f(x_i)-1\geqslant 0,\alpha_i\geqslant 0\end{cases}\tag{5}$$

式中α为拉格朗日乘子。

4) 通过优化算法(如序列最小优化算法(Sequential Minimal Optimization，SMO))求解对偶问题得到最优的拉格朗日乘子，得出最优解的支持向量，求解出权重向量和偏置，从而完成模型的训练。

5) 对通信行为进行分类预测。

文献[24]中采用梯度提升决策树[25]和极限梯度提升(eXtreme Gradient Boosting，XGBoost)[26]等算法，基于运营商用户多方面的通信行为数据，如：呼叫次数、通话时间、流量的异常性等，建立了预测精确度较高且稳健的诈骗电话识别模型。文献[27]中使用支持向量机[28]、K–近邻[29]、随机森林[30]等分类算法训练机器学习检测模型来检测不同的流量。文献[31]中基于扩展多实体贝叶斯网络构建动态序列贝叶斯网络模型，首先根据动态贝叶斯网络[32]识别出子意图，然后序列贝叶斯网络[33]根据子意图识别出根意图，从而实现战术意图识别。

2.3 基于深度学习的通信行为识别

以深度学习为代表的人工智能方法迅速发展[12,34]，深度学习是机器学习的一个分支，适用于复杂环境下的通信行为识别工作。面对数据不完全、计算复杂度大等问题，深度神经网络和生成对抗网络等技术在解决各类数据困境上都展现出不俗的效果。近些年，逐渐将深度学习方法引入通信行为识别领域，已经从初步的尝试逐步取得了一些创新性的工作成果，实现了很好的识别效果，随着时间的推移，未来会有更多的智能化方法应用到通信行为识别中。

在深度学习中，为了实现更好的识别性能，提出将注意力机制用于识别方法中，以加快学习过程。文献[35]提出了一种基于压缩和激励网络(Squeeze–and–Excitation Networks，SENeT)[36]的通信行为识别方法。注意力机制能够通过更新权重使深度网络关注有效信息[37]，增强深度神经网络特征提取能力。文献[15]在SENeT的基础上提出了一种融合了多维通道注意力机制的非合作通信行为识别方法，能够识别层级交互行为中的上下级行为，对比之前的算法性能有不小的提升。在识别任务中，随着网络层数的增加，特征尺寸减小可能会导致信息的丢失，此时通过融合多个尺度特征可以降低信息丢失的影响，提升网络的性能。文献[38]提出了一种基于原始I/Q数据的多尺度循环卷积神经网络(Multi–Scale Recurrent Convolutional Neural Network，MSRCNN)，该网络结构综合利用双分支并行结构、多尺度残差网络的特征提取、长短期记忆网络(Long Short–Term Memory，LSTM)的序列模型建模以及注意力选择性增强(Selective Enhancement，SE)机制，从而提升通信信号的识别性能。文献[39]提出一种利用多特征融合的干扰识别方法，引入多尺度卷积提取干扰的各种特征，并通过注意力机制增强重要特征的表达，从而实现对多种干扰行为的准确识别，在干信比大于10 dB时，该方法达到了96%的精确度。文献[40]提出了基于全局卷积神经网络(Bring Globality into Convolutional Neural Networks，BGCNN)的识别方法，该网络结构融合了卷积运算和多头自注意力结构，充分发挥二者在捕捉局部特性和全局特性方面的优势，克服了传统的基于卷积神经网络方法有限的感受野问题，有效提升了干扰识别性能。文献[41]提出了一种基于抽样集成方法的S–LSTM模型：首先通过合成少数类过采样技术(Synthetic Minority Oversampling Technique，SMOTE)生成合成样本以平衡少量的威胁数据，改善正常流量和异常流量的不平衡性，避免学习过拟合；其次利用LSTM模型，以监视自然行为序列随时间的变化，并识别异常行为。文献[42]提出了针对5类常见干扰信号(调频干扰、单音干扰、多音干扰、线性扫描干扰、部分频段干扰)的6种时频域特征参数作为识别的基础，在低信噪比条件下，使用深度神经网络(Deep Neural Networks，DNN)，相较于卷积神经网络(Convolutional Neural Network，CNN)识别性能有了显著提高。文献[16]以控制站出发，研究了“单个网络控制站，3个前哨站”配置的模拟通信场景，使用CNN进行其中通信行为的识别和分类。文献[43]通过对每个信号进行空间隔离，然后使用CNN完成了对7个无线标准信号：4G下行链路和上行链路、5G下行链路和上行链路、IEEE 802.11ax(WiFi 6)、低功耗蓝牙5.0和窄带物联网的识别。文献[44]中提出了一种智能频谱传感方法，结合DeepLabv3+(一种用于像素级分类的高效编码解码器架构)与残差网络(Residual Networks，ResNets)形成ConvNet深度网络，通过利用ConvNet来识别下一代无线网络中的第五代新无线电信号和长期演进信号。文献[13]中采用信号的双谱估计矩阵作为改进后的LeNet网络模型的输入，识别出5个通信行为，包括链路建立行为和数据传输行为两个类别，网络结构如图5所示。文献[19]在密集连接卷积网络(Densely Connected Convolutional Networks，DenseNeT)优势上采用2个并行密集块进一步提高网络性能，在没有通信协议标准的情况下采用改进的一维DenseNeT实现了对不同链路建立行为的识别，图6给出了

改进型 DenseNeT 的网络结构。

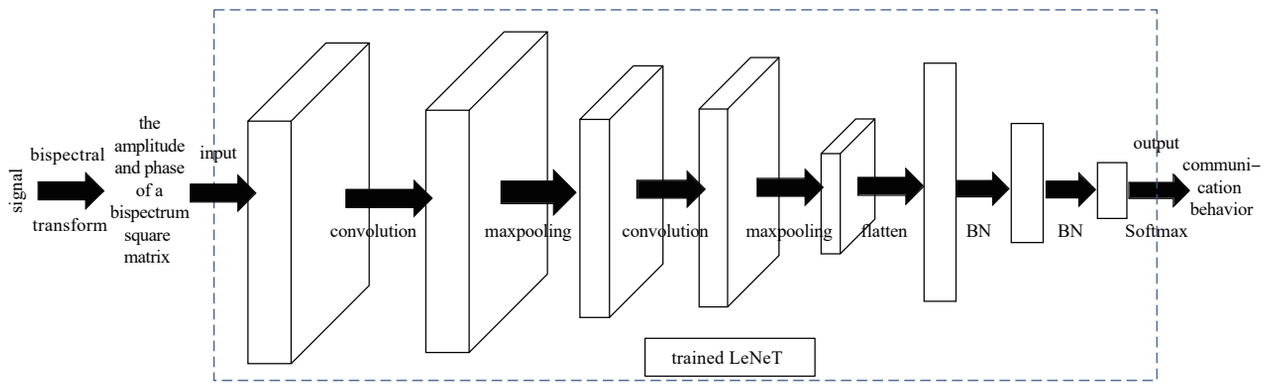

Fig.5 Improved LeNet network structure
图 5 改进型 LeNet 网络结构

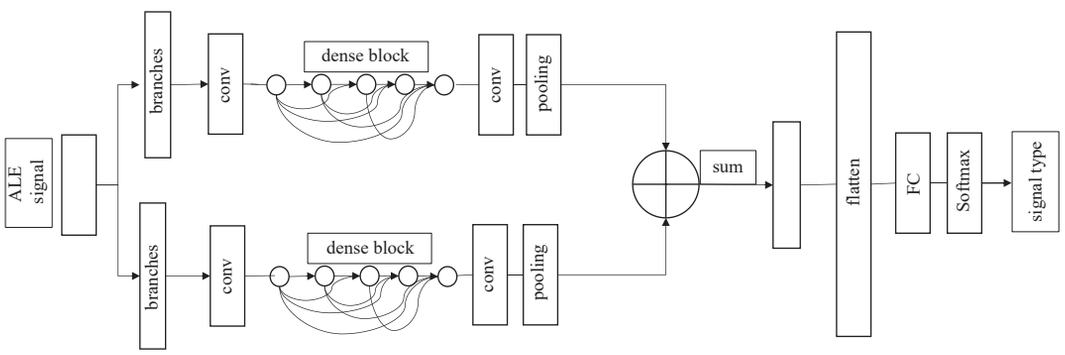

Fig.6 Improving the DenseNeT network structure
图 6 改进 DenseNeT 网络结构

基于上述深度学习的相关识别工作，对于一般基于深度学习的通信行为识别架构总结如图 7 所示。首先进行数据采集；然后对数据进行预处理，可以采取一些特征变换如双谱特征转换、小波变换后得到特征信息或以原始信号为基础输入到神经网络中进行训练，神经网络则根据通信行为的类别选择最适合的网络；而后根据识别准确率，对模型进行调整，包括网络训练时的超参数以及网络结构本身。对网络结构的调整涉及卷积核尺寸的调整、线性层大小的调整以及池化层的增删减等，将模型训练到符合预期或所能达到的最优识别性能；最后部署模型进行通信行为识别。

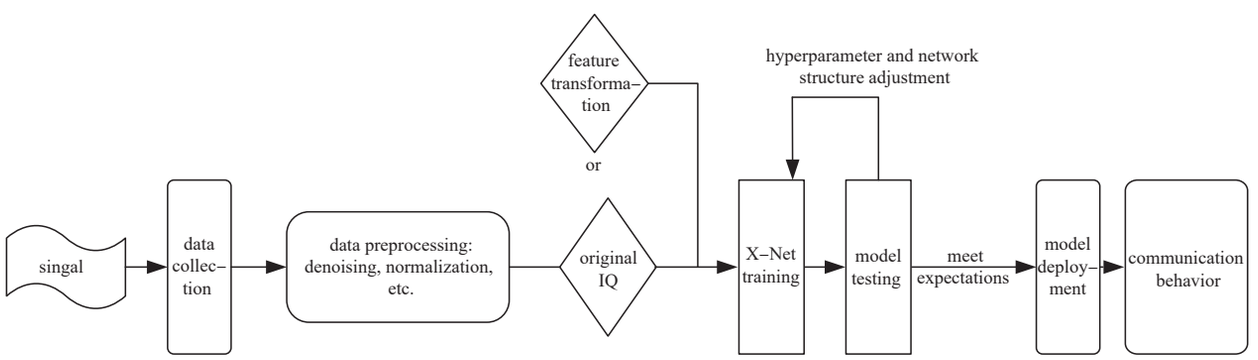

Fig.7 Communication behavior recognition architecture based on neural network
图 7 基于神经网络的通信行为识别架构

考虑到环境的复杂性以及通信过程中的干扰，得到纯净的数据较为困难，而深度学习对于数据质量的要求高，因此文献[45]中采用了卷积条件堆栈自动编码器对信号进行去噪，而后通过多维通道注意力机制(Multidimensional–SENeT，MSENeT)实现通信行为的识别。深度学习训练模型需要大量的数据，为解决数据量不足、数据匮乏等难题，生成对抗网络(Generative Adversarial Network，GAN)方法[46]被广泛用于“小样本”条件下数据的增强，其一般结构如图 8 所示。文献[47]提出并实现了一种新的用于电磁波形异常检测的双自编码器增强

GAN架构，通过对已知的、友好的电磁波形样本进行训练以了解其“正常”潜在空间分布后，可以识别出任何不属于该空间的异常传输行为。文献[48]提出了一种新的一维辅助分类器生成对抗网络(Auxiliary Classifier Generative Adversarial Network，ACGAN)来增强非合作短波电台的通信连接建立行为数据。GAN是通过随机向量生成虚假样本不断靠近真实样本直至欺骗判别器成为新的数据的过程，ACGAN增加了标签属性以及辅助分类器，经过生成器和判别器的不断迭代生成新的带有标签的训练数据，用于训练一维的DenseNet。实验结果表明，数据增强后训练的模型具有更好的预测性能。文献[49]提出了基于深度卷积生成对抗网络(Deep Convolutional Generative Adversarial Network，DCGAN)数据增强的通信行为识别方案以应对数据稀缺带来的通信行为识别困难，DCGAN采用卷积神经网络代替生成对抗网络中的全连接层，训练更加稳定，生成图像更加真实，可扩展性更强。文献[50]中提出了一种基于DCGAN–CNN的小样本通信干扰信号识别方法，通过DCGAN对信号时频图数据集进行数据增广，将生成样本和真实样本组成的混合数据集输入CNN网络中进行识别，所提算法在信干比为10 dB时，比CNN算法准确率提升18.51%。

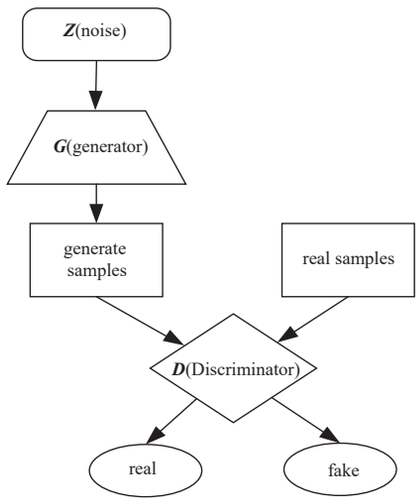

Fig.8 Generate general network structure of countermeasure network
图8 生成对抗网络一般网络结构

基于数据增强的通信行为识别通常以各种生成对抗网络为工具，对样本数据进行增强和补充，提高训练数据的质量和规模，在采用神经网络训练时能够达到更高的识别准确率。具体识别架构如图9所示，以初始的少量样本为基础，加入随机噪声到X–GAN中，经过生成器生成虚假样本，通过判别器的反馈更新生成器的权值，不断迭代生成能够欺骗判别器的生成数据，即生成近似原始样本的生成数据，并把其加入到识别网络X–Net训练中去，最后通过测试数据得出通信行为的识别结果。表1整理了现有通信行为识别方法。

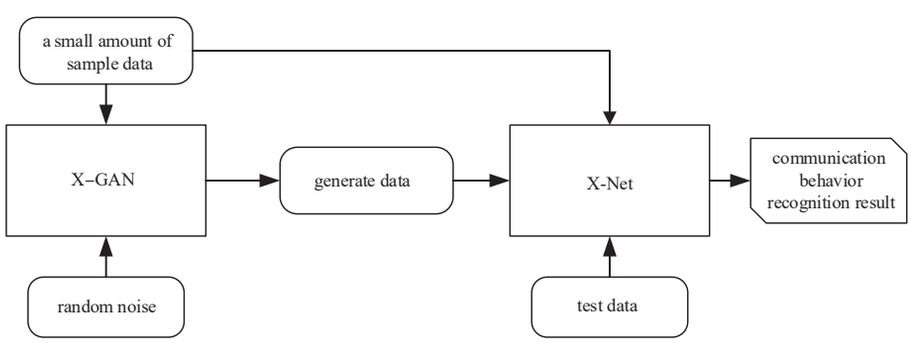

Fig.9 Communication behavior recognition scheme based on generative adversarial network
图9 基于数据增强的通信行为识别方案

表1 现有通信行为识别方法总结对比

Table1 Summary and comparison of existing communication behavior recognition methods

type	literature	model/methodology	advantages and disadvantages
based on prior knowledge	[5–7] [21–22]	frequency bands, protocols, statistical rules, etc.	environments where strong prior conditions, rules, or protocols are known; however, it is often difficult to acquire prior knowledge
based on machine learning	[17],[23]	clustering	lack of prior knowledge, unknown classification of communication behaviors; however, when processing large–scale data, there are problems such as high computational complexity and long training time
	[24],[27],[31]	classify	
based on deep learning	[14],[16],[19][39–40],[42]	convolutional neural networks	complex environment, high computational complexity, incomplete data, etc.; however, the training of neural networks requires high computing resources, and the adjustment of parameters and the selection of key features are time–consuming
	[15],[35]	attention mechanisms	
	[47–48]	generate adversarial networks	
	[38],[41],[44–45],[49],[50]	hybrid networking	

3 通信行为识别的未来展望

现有识别方法中，存在先验知识获取困难，机器学习训练时间长，深度学习的方法参数调整，特征选择困难等问题，针对上述不足，未来为了实现智能化的通信行为识别可以引入强化学习、知识图谱来解决这些挑战。

3.1 基于强化学习的通信行为识别

通信是一个交互的过程，而强化学习适用于与环境交互的问题。深度学习方法面临着特征数量繁多，关键特征选择不准确的情况，应用强化学习可以通过更新 Q–table 的方式进行最优特征选择，从而提高通信行为识别的准确率。未来应用强化学习实现通信行为识别是可能的一种发展趋势，图 10 为利用强化学习进行通信行为识别的大致思路：将环境中得到的特征输送给智能体，智能体做出识别动作并将结果反馈到环境，环境再反馈智能体如准确率等信息，智能体根据反馈更新参数，从而不断提高识别准确性。

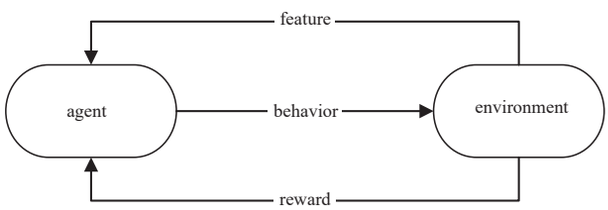

Fig.10 Schematic diagram of communication behavior recognition using reinforcement learning method
图 10 利用强化学习方法进行通信行为识别的示意图

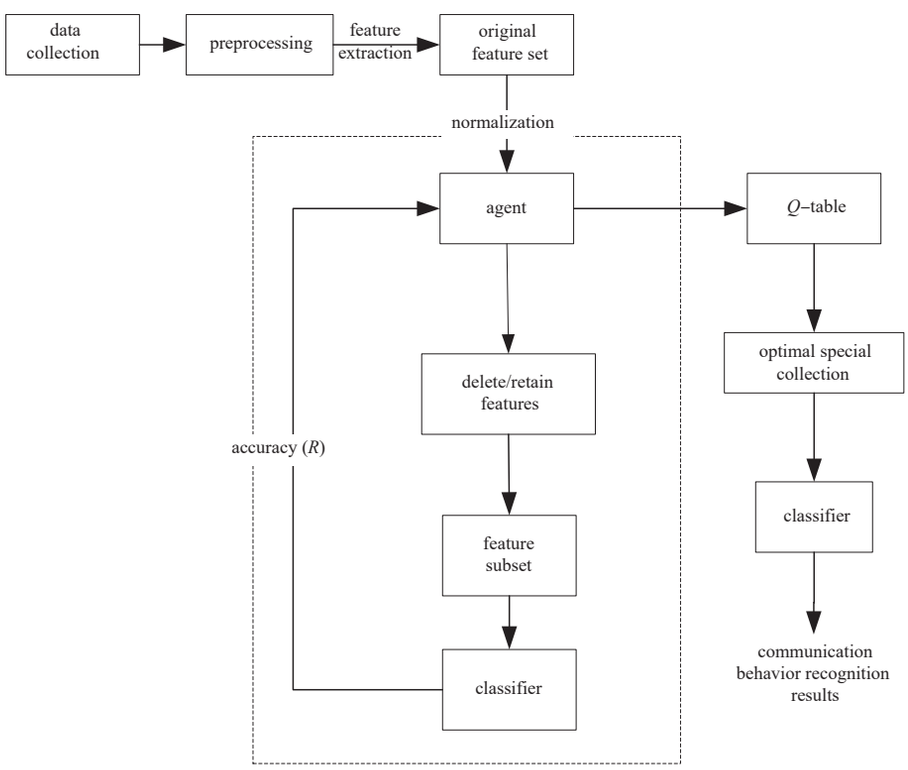

Fig.11 Flow chart of communication behavior recognition scheme based on reinforcement learning feature selection
图 11 基于强化学习特征选择的通信行为识别方案流程图

文献[51]使用深度 Q–网络(Deep Q–Leaning Network，DQN)[52]、DDQN[53](Double DQN)和 Dueling Network[54]三种深度强化学习算法作为分类器，将马尔科夫决策模型用于雷达辐射源个体识别，实现了基于深度强化学习算法的雷达辐射源个体识别。文献[55]提出了一种基于深度强化学习的目标识别算法，对比试验表明，深度强化学习网络[56]方法在误识率、收敛速度等方面相比传统的 CNN、改进局部二值模式[57]等方法更具优势。基于上述文献，如图 11 所示，本文认为基于强化学习特征选择的通信行为识别可按照以下技术思路实现：

1) 对采集到的数据预处理后，使用特征函数从通信数据中提取出特征集并进行归一化处理；

2) 将特征子集先定义为空集，即初始化 Q–table。

3) 智能体根据特征识别通信行为，分类器由所选特征子集进行预测并反馈给智能体准确率(R)；

4) 智能体根据准确率(R)更新 Q–table，再根据 Q–table 进行动作选择，对特征进行删除或保留，再次进行识别，更新公式如下：

$$Q(S_t,A_t)\leftarrow Q(S_t,A_t)+\alpha\left[R_{t+1}+\gamma\max_a Q(S_{t+1},a)-Q(S_t,A_t)\right] \tag{6}$$

式中：S 为状态当前的特征子集；A 为动作增加或删除(0/1)；α 为学习率；γ 为折扣因子，反映了智能体对未来奖励的看重程度。

5) 重复步骤 3)、4)，智能体迭代学习，最后通过分析 Q–table 中每个状态的 Q 值，得到最优特征子集；

6) 分类器根据最优特征子集识别输出最可能的通信行为。

3.2 基于知识图谱的通信行为识别

知识图谱[58]是近年来人工智能领域的研究热点之一，相比于基于深度学习、强化学习的通信行为识别，知识图谱的表达更加直观，可解释性更强，知识更新更为方便，而且具有不需要重新训练模型的优点。应用知识图谱可以减少训练时长，在准确率不变或略有提升的情况下，能够提高识别的时效性。目前知识图谱在非合作无线网络中的应用较少，可能是未来发展的方向。

文献[59]中提出一种基于知识图谱和 Softmax 回归[60]的干扰信号识别方法，通过提取干扰信号的 6 个特征参数，构建干扰信号识别知识图谱并用 TransR[61]算法将其嵌入到低维向量空间，对干扰信号特征值归一化作为 Softmax 回归模型的输入，进一步提高 Softmax 对干扰信号识别的准确率。文献[62]中提出了一种信号特征知识图谱与宽度学习架构的特定辐射源识别(Specific Emitter Identification，SEI)方法[63–65]，该方法建立了信号特征数据库，利用知识图谱对信号特征实现可视化表征，依靠特征映射节点和增强节点的非线性变换求解复杂的分类问题。

基于知识图谱在辐射源识别和干扰信号识别的应用，如图 12 所示，则基于知识图谱的通信行为一般识别方案可按照如下思路展开：

1) 首先构建通信行为知识图谱，以行为–属性–属性值的三元组形式构建知识图谱；

2) 利用 TransE、TransR 等模型得到关系和实体的嵌入向量；

3) 将数据预处理后经过特征提取函数提取出特征，如频谱峰度系数、时域峰均比、通信时间范围等，将提取出的特征与关系嵌入向量相乘，拼接为一个高维向量作为全连接层的输入；

4) 输出的预测向量与实体的嵌入向量相乘，经过 Softmax 或 Sigmod 层输出实体标签，即通信行为类型。

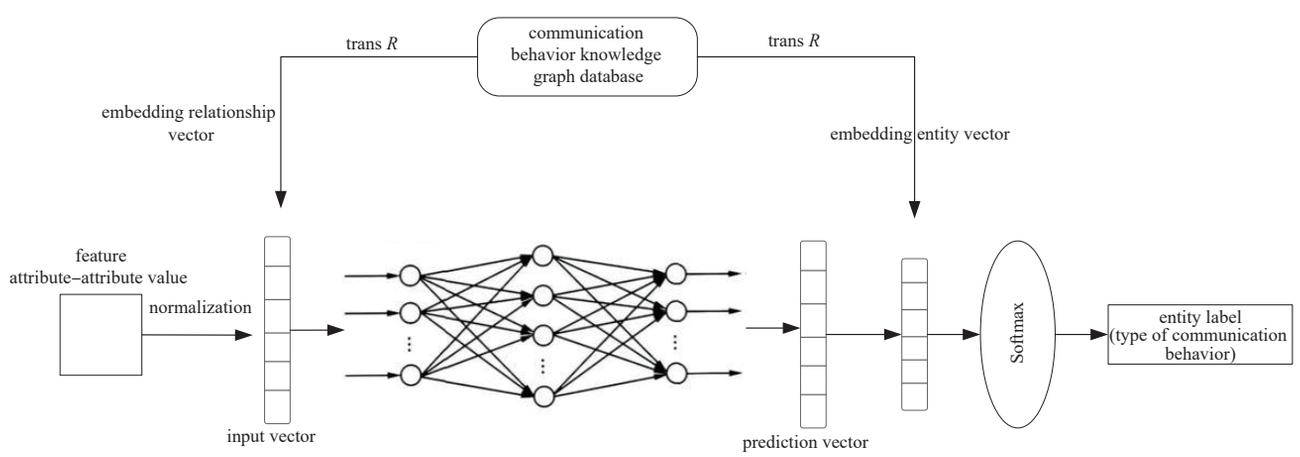

Fig.12 Communication behavior recognition based on knowledge graph

图 12　基于知识图谱的通信行为识别

4　结论

本文面向非合作无线网络对通信行为识别进行了研究综述，梳理了通信行为相关的定义和分类，分析了机器学习、深度学习等方法进行通信行为识别的流程。当然，通信行为识别仍面临不少挑战，如高质量数据获取困难和模型泛化能力差等问题。此外，部分通信行为难以识别或无法检测，如何结合环境和通信行为去深入识

别通信意图，也需进一步探讨。本文尝试提出了基于强化学习以及知识图谱的通信行为识别的可能方案，未来，强化学习和知识图谱这两个方向可能会是研究的重点。

参考文献：

[1] 张芸. 对网络通信异常行为识别方法的相异度分析[J]. 微型电脑应用, 2017,33(8):79-80. (ZHANG Yun. Analysis of the abnormal degree of network communication distinguishing behavior[J]. Microcomputer Applications, 2017,33(8):79-80.)

[2] 罗友强. 基于通信行为分析的DNS隧道木马检测技术研究[D]. 郑州:网络空间部队信息工程大学, 2017. (LUO Youqiang. Research on Trojan detection technology in DNS tunnel based on communication behavior analysis[D]. Zhengzhou, China: Information Engineering University, 2017.)

[3] 荆涛,李俊. 基于相异度分析的网络通信异常行为识别方法[J]. 微电子学与计算机, 2014(6):12-15. (JING Tao,LI Jun. An identification method based on analysis of dissimilarity degree for network communication behavior[J]. Microelectronics & Computer, 2014(6):12-15.) DOI:10.19304/j.cnki.ISSN.

[4] 彭伟军,宋文涛,罗汉文. 一种用于移动通信系统的防非法入侵检测方案[J]. 移动通信, 1999,23(4):41-43. (PENG Weijun, SONG Wentao,LUO Hanwen. An intrusion-detection method for mobile communication[J]. Mobile Communications, 1999,23(4): 41-43.) DOI:10.3969/j.issn.1006-1010.1999.04.007.

[5] 路林. 即时通信协议的特征与通联关系分析[D]. 郑州:网络空间部队信息工程大学, 2012. (LU Lin. Analysis of the characteristics and communication relationship of instant messaging protocol[D]. Zhengzhou, China: Information Engineering University, 2012.)

[6] LIU Changkun, WU Xinrong, YAO Changhua, et al. Discovery and research of communication relation based on communication rules of ultrashort wave radio station[C]// 2019 IEEE the 4th International Conference on Big Data Analytics(ICBDA). Suzhou, China:IEEE, 2019:112-117. DOI:10.1109/ICBDA.2019.8713220.

[7] HU Xianlin, LU Aidong, WU Xintao. Spectrum-based network visualization for topology analysis[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2013,33(1):58-68. DOI:10.1109/MCG.2012.89.

[8] BANDI A. A review towards AI empowered 6G communication requirements, applications, and technologies in mobile edge computing[C]// 2022 the 6th International Conference on Computing Methodologies and Communication. Erode, India: IEEE, 2022:12-17. DOI:10.1109/ICCMC53470.2022.9754049.

[9] AL-KHAFAJI M, ELWIYA L. ML/AI empowered 5G and beyond networks[C]// 2022 International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications(HORA). Ankara, Turkey: IEEE, 2022: 1-6. DOI: 10.1109/HORA 55278.2022.9799813.

[10] JIN Depeng, TAO Xiaoming, WANG Jintao, et al. Guest editorial: AI-empowered future communication networks[J]. China Communications, 2022,19(3):129-131. DOI:10.23919/JCC.2022.9745422.

[11] 张振,李一兵,查浩然. 基于深度学习的大规模电磁信号识别[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022,20(1):29-33,39. (ZHANG Zhen, LI Yibing, ZHA Haoran. Large-scale electromagnetic signal recognition based on deep learning[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2022,20(1):29-33,39.) DOI:10.11805/TKYDA2021217.

[12] 程凯欣,朱磊,杨炜伟,等. 电磁对抗环境下通信频谱行为分析[J]. 数据采集与处理, 2022,37(3):680-694. (CHENG Kaixin, ZHU Lei, YANG Weiwei, et al. Analysis on communication spectral behaviors in electromagnetic countermeasure environments[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2022,37(3):680-694.) DOI:10.16337/j.1004-9037.2022.03.017.

[13] 姚昌华. 基于频谱数据分析的电磁行为识别和网络结构挖掘[M]. 北京:清华大学出版社, 2022. (YAO Changhua. Electromagnetic behavior recognition and network structure mining based on spectrum data analysis[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2022.)

[14] WU Zilong, CHEN Hong, LEI Yingke. Recognizing non-collaborative radio station communication behaviors using an ameliorated LeNet[J]. Sensors, 2020,20(15):4320. DOI:10.3390/s20154320.

[15] 程凯欣,姚昌华,丁国如,等. 融合多维注意力的非合作通信行为识别方法[J]. 陆军工程大学学报, 2022,1(6):40-47. (CHENG Kaixin, YAO Changhua, DING Guoru, et al. A non-cooperative communication behavior recognition method fused with multi-dimensional attention[J]. Journal of Army Engineering University of PLA, 2022,1(6):40-47.) DOI:10.12018/j.issn.2097-0730. 20211224001.

[16] MENG Hao, LEI Yingke, TENG Fei, et al. Communication behavior recognition using CNN-based signal analysis[J]. PeerJ Computer Science, 2024(10):e2036. DOI:10.7717/peerj-cs.2036.

[17] 何云,李辉,姚能坚,等. 改进K-means算法实现移动通信行为特征分析[J]. 计算机技术与发展, 2011,21(6):63-65,69. (HE Yun,LI Hui,YAO Nengjian,et al. Application of improved K-means algorithm in mobile communication behavioral characteristic

analysis[J]. Computer Technology and Development, 2011,21(6):63-65,69.) DOI:10.3969/j.issn.1673-629X.2011.06.017.

[18] LIU Xin. An abnormal network traffic detection method on MAWILab dataset based on convolutional neural network[C]// 2022 IEEE the 2nd International Conference on Electronic Technology,Communication and Information(ICETCI). Changchun,China: IEEE, 2022:1233-1235. DOI:10.1109/ICETCI55101.2022.9832256.

[19] WU Zilong,CHEN Hong,LEI Yingke,et al. Recognizing automatic link establishment behaviors of a short-wave radio station by an improved unidimensional DenseNet[J]. IEEE Access, 2020(8):96055-96064. DOI:10.1109/ACCESS.2020.2997380.

[20] ZHOU Huaji, YANG Lifeng, WU Zilong. Feasibility analysis of tactical radio station communication behaviors cognition[C]// 2021 Asia-Pacific Conference on Communications Technology and Computer Science(ACCTCS). Shenyang,China:IEEE, 2021: 160-166. DOI:10.1109/ACCTCS52002.2021.00040.

[21] 李红映,张天荣. 移动无线传感网络通信异常行为识别方法研究[J]. 传感技术学报, 2022,35(2):240-245. (LI Hongying, ZHANG Tianrong. Research on recognition method of abnormal communication behavior in mobile wireless sensor network[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2022,35(2):240-245.) DOI:10.3969/j.issn.1004-1699.2022.02.015.

[22] 陈俊豪,石荣,邓科. 基于寻呼与接入信号的移动通信行为模式分析[J]. 电子信息对抗技术, 2023,38(5):36-44. (CHEN Junhao, SHI Rong, DENG Ke. Analysis of mobile communication behavior pattern based on paging and access signal[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2023,38(5):36-44.) DOI:10.3969/j.issn.1674-2230.2023.05.006.

[23] LIU Changkun, WU Xinrong, YAO Changhua, et al. Research on discovery of radio communication relationship based on correlation analysis[C]// IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. [S.l]:IOP, 2020:042006. DOI:10.1088/1755-1315/440/4/042006.

[24] 孙玉佳. 基于用户通信行为数据的诈骗电话识别研究[D]. 北京:首都经济贸易大学, 2021. (SUN Yujia. Research on fraudulent phone identification based on user communication behavior data[D]. Beijing: Capital University of Economics and Business, 2021.)

[25] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation:a gradient boosting machine[J]. Annals of Statistics, 2001:1189-1232. DOI: 10.1214/AOS/1013203451.

[26] CHEN T Q,GUESTRIN C. XGBoost:a scalable tree boosting system[C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, California, USA: Association for Computing Machinery, 2016:785-794. DOI:10.1145/2939672.2939785.

[27] 徐婷,郭春,申国伟,等. 基于网络通信行为特征的间谍软件检测方法[J]. 计算机与数字工程, 2022,50(10):2246-2251,2296. (XU Ting,GUO Chun,SHEN Guowei,et al. Spyware detection method based on network communication behavior characteristics[J]. Computer and Digital Engineering, 2022,50(10):2246-2251,2296.) DOI:10.3969/j.issn.1672-9722.2022.10.023.

[28] CORTES C,VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995,20(3):273-297. DOI:10.1007/BF00994018.

[29] COVER T,HART P. Nearest neighbor pattern classification[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967,13(1):21-27. DOI:10.1109/TIT.1967.1053964.

[30] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001,45(1):5-32. DOI:10.1023/A:1010933404324.

[31] 杨雨田,杨杰,李建国. 基于EMEBN的空中目标战术意图识别方法[J]. 火力与指挥控制, 2022,47(5):163-170. (YANG Yutian, YANG Jie, LI Jianguo. Research on air target tactical intention recognition based on EMEBN[J]. Fire Control & Command Control, 2022,47(5):163-170.) DOI:10.3969/j.issn.1002-0640.2022.05.026.

[32] MURPHY K P. Dynamic Bayesian networks: representation, inference and learning[M]. Berkeley:University of California, 2002.

[33] GE S,XIA X Z. Dynamic series BN used for recognition of tactical intention[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014,36 (1):76-83. DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2014.01.12.

[34] QIN Zhijin, ZHOU Xiangwei, ZHANG Lin, et al. 20 years of evolution from cognitive to intelligent communications[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2020,6(1):6-20. DOI:10.1109/TCCN.2019.2949279.

[35] CHENG Kaixin, ZHU Lei, YAO Changhua, et al. Squeeze-excitation based communication behavior recognition approach for spectrum sensing data[C]// 2021 7th International Conference on Computer and Communications(ICCC). Chengdu,China:IEEE, 2021:682-686. DOI:10.1109/ICCC54389.2021.9674717.

[36] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City,UT,USA:IEEE, 2018:7132-7141. DOI:10.1109/CVPR.2018.00745.

[37] BAHDANAU D,CHO K,BENGIO Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[EB/OL]. [2024-10-02]. file:///C:/Users/admin/Desktop/hrincar_uvod.pdf?type=pdf2word&aiPositionSrc=se_xiazai.

[38] 袁中群,陈卫,梁栋,等. 基于多尺度循环卷积神经网络的卫星通信信号识别[J]. 中国电子科学研究院学报, 2024,19(3): 219-227. (YUAN Zhongqun, CHEN Wei, LIANG Dong, et al. Satellite communication signal recognition based on multi-scale

recurrent convolutional neural network[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2024, 19(3): 219-227.) DOI:10.3969/j.issn.1673-5692.2024.03.004.

[39] ZHAO Yulin, LI Zan, WANG Danyang, et al. Communication interference recognition based on multiscale convolutional feature extraction[C]// 2023 International Conference on Ubiquitous Communication(Ucom). Xi'an, China: IEEE, 2023: 281-286. DOI: 10.1109/Ucom59132.2023.10257597.

[40] 王鹏宇. 基于深度学习的无线通信干扰识别技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2023. (WANG Pengyu. Research on deep learning-based wireless communication interference recognition technology[D]. Chengdu, China: University of Electronic Science and Technology of China, 2023.) DOI:10.27005/d.cnki.gdzku.2023.000139.1.

[41] BESNACI S, HAFIDI M, LAMIA M. Dealing with extremely unbalanced data and detecting insider threats with deep neural networks[C]// 2023 International Conference on Advances in Electronics, Control and Communication Systems(ICAECCS). BLIDA, Algeria: IEEE, 2023: 1-6. DOI:10.1109/ICAECCS56710.2023.10105103.

[42] JIANG Rui, LIU Jin, WAN Kai, et al. Research on interference identification technology based on frequency hopping communication[C]// 2023 IEEE the 23rd International Conference on Communication Technology(ICCT). Wuxi, China: IEEE, 2023: 166-170. DOI:10.1109/ICCT59356.2023.10419636.

[43] SHEBERT S R, AMIN M G, KIRK B H, et al. Multi-signal classification using deep learning and sparse arrays[C]// MILCOM 2022-2022 IEEE Military Communications Conference(MILCOM). Rockville, MD, USA: IEEE, 2022: 1-6. DOI:10.1109/MILCOM 55135.2022.10017861.

[44] HUYNH-THE T, PHAM Q V, VU T H, et al. Intelligent spectrum sensing with ConvNet for 5G and LTE signals identification[C]// 2023 IEEE Statistical Signal Processing Workshop(SSP). Hanoi, Vietnam: IEEE, 2023: 140-144. DOI:10.1109/SSP53291.2023. 10208054.

[45] CHENG Kaixin, ZHU Lei, WANG Wenyu, et al. CCSAE-based un-cooperative communication behavior recognition scheme[C]// 2022 the 7th International Conference on Computer and Communication Systems(ICCCS). Wuhan, China: IEEE, 2022: 741-745. DOI:10.1109/ICCCS55155.2022.9846728.

[46] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]// Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems-Volume 2. Montreal, Canada: MIT Press, 2014: 2672-2680. DOI:10.5555/ 2969033.2969125.

[47] GKELIAS A, LEUNG K K. GAN-based detection of adversarial EM signal waveforms[C]// MILCOM 2022-2022 IEEE Military Communications Conference(MILCOM). Rockville, MD, USA: IEEE, 2022: 356-361. DOI:10.1109/MILCOM55135.2022.10017943.

[48] WU Zilong, CHEN Hong, LEI Yingke. Unidimensional ACGAN applied to link establishment behaviors recognition of a short-wave radio station[J]. Sensors, 2020, 20(15): 4270. DOI:10.3390/s20154270.

[49] CHENG Kaixin, ZHU Lei, YAO Changhua, et al. DCGAN based spectrum sensing data enhancement for behavior recognition in self-organized communication network[J]. China Communications, 2021, 18(11): 182-196. DOI:10.23919/JCC.2021.11.013.

[50] 李程, 陈明虎, 施育鑫, 等. 基于DCGAN-CNN的小样本通信干扰信号识别[J]. 无线电通信技术, 2025, 51(1): 70-79. (LI Cheng, CHEN Minghu, SHI Yuxin, et al. Small sample communication jamming signal recognition based on DCGAN-CNN[J]. Radio Communications Technology, 2025, 51(1): 70-79.) DOI:10.3969/j.issn.1003-3114.2025.01.009.

[51] 苏畅. 基于强化学习的雷达辐射源识别技术研究与应用[D]. 北京:北京邮电大学, 2021. (SU Chang. Research and application of radar emitter identification technology based on reinforcement learning[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021.)

[52] MNIH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2015, 518 (7540): 529-533. DOI:10.1038/nature14236.

[53] HASSELT H V, GUEZ A, SILVER D. Deep reinforcement learning with double Q-learning[C]// Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Phoenix, Arizona: AAAI Press, 2016: 2094-2100. DOI:10.5555/3016100.3016191.

[54] WANG Z Y, SCHAUL T, HESSEL M, et al. Dueling network architectures for deep reinforcement learning[C]// Proceedings of the 33rd International Conference on International Conference on Machine Learning-Volume 48. New York, NY, USA: JMLR, 2016: 1995-2003. DOI:10.5555/3045390.3045601.

[55] 章宇辉. 基于深度强化学习的目标识别研究[D]. 兰州:兰州理工大学, 2019. (ZHANG Yuhui. Research on target recognition based on deep reinforcement learning[D]. Lanzhou, China: Lanzhou University of Technology, 2019.)

[56] HAUSKNECHT M, STONE P. Deep recurrent q-learning for partially observable mdps[J/OL]. arXiv: 1507.06527, 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1507.06527.

[57] GUO Zhenhua, ZHANG Lei, ZHANG Dapeng. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification[J].

IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2010, 19(6): 1657–1663. DOI: 10.1109/TIP.2010.2044957.

[58] JI S X, PAN S R, CAMBRIA E, et al. A survey on knowledge graphs: representation, acquisition, and applications[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022,33(2):494–514. DOI:10.1109/TNNLS.2021.3070843.

[59] 陈宣,李怡昊,陈金立. 基于知识图谱和Softmax回归的干扰信号识别方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2021,16(9):856–861. (CHEN Xuan, LI Yihao, CHEN Jinli. Recognition method of interference signal based on knowledge graph and Softmax regression[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2021,16(9):856–861.) DOI:10.3969/j.issn.1673–5692.2021.09.002.

[60] 刘亚冲,唐智灵. 基于Softmax回归的通信辐射源特征分类识别方法[J]. 计算机工程, 2018,44(2):98–102. (LIU Yachong, TANG Zhiling. Classification and identification method of communication radiation source feature based on Softmax regression[J]. Computer Engineering, 2018,44(2):98–102.) DOI:10.3969/j.issn.1000–3428.2018.02.017.

[61] LIN Yankai, LIU Zhiyuan, SUN Maosong, et al. Learning entity and relation embeddings for knowledge graph completion[C]// Proceedings of the Twenty–Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Austin,Texas:AAAI Press, 2015:2181–2187. DOI: 10.5555/2886521.2886624.

[62] 华敏妤,张逸彬,孙金龙,等. 基于信号特征知识图谱与宽度学习架构的特定辐射源识别[J]. 移动通信, 2023,47(2):21–27. (HUA Minyu, ZHANG Yibin, SUN Jinlong, et al. Specific emitter identification based on signal feature knowledge graph and broad learning architecture[J]. Mobile Communications, 2023,47(2):21–27.) DOI:10.3969/j.issn.1006–1010.20230108–0001.

[63] CHEN C L P,LIU Zhulin. Broad learning system:an effective and efficient incremental learning system without the need for deep architecture[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(1): 10–24. DOI: 10.1109/TNNLS. 2017. 2716952.

[64] CHEN C L P, LIU Z L, FENG S. Universal approximation capability of broad learning system and its structural variations[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019,30(4):1191–1204. DOI:10.1109/TNNLS.2018.2866622.

[65] FENG S, CHEN C L P. Fuzzy broad learning system: a novel neuro–fuzzy model for regression and classification[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020,50(2):414–424. DOI:10.1109/TCYB.2018.2857815.

作者简介：

刘燕澳(1999–)，男，在读硕士研究生，主要研究方向为通信行为识别.email:liuyanao1226@foxmail.com.

孙佳琛(1994–)，女，博士，讲师，主要研究方向为知识图谱、智能频谱管控.

丁国如(1986–)，男，博士，教授，主要研究方向为无线通信.

徐以涛(1971–)，男，博士，教授，主要研究方向为无线通信.

宋叶辉(1995–)，男，在读博士研究生，主要研究方向为拓扑识别、无线网络.