

基于 LSTM 的北斗卫星信号识别方法研究

邓哲源

(北京中电飞华通信有限公司 上海分公司, 上海 200001)

摘要: 为有效降低和抵御干扰对信号接收与定位的影响, 提高导航系统的稳定性和可靠性, 设计基于 LSTM 的北斗卫星信号识别方法, 以无失真地利用 BDS 信号; 对北斗卫星真实信源实施信号调制, 获取卫星信号调制样式识别算法的输入信号; 设计基于 LSTM 的卫星信号调制样式识别算法, 模型为一个传统 LSTM 网络与 CNN 网络级联的新型 LSTM 网络, 通过 CNN 网络能够实施 I、Q 数据间特征的提取, 利用 LSTM 网络提取数据中时序特征, 并对其特征进行融合, 实现北斗卫星信号的识别; 并设计结合空域抗干扰技术与时域抗干扰技术的空时自适应滤波约束算法, 实现北斗卫星信号窄带与宽带干扰的共同抑制, 以有效提高识别的效果; 实验测试结果表明, 设计方法的识别准确率整体较高, 最高达到接近 90%, 抗干扰后输出信干比最高达到 78.52 dB。

关键词: LSTM; 北斗卫星信号; 信号识别; 空时自适应滤波; 信号抗干扰

Research on Beidou Satellite Signal Recognition Method Based on LSTM

DENG Zheyuan

(Shanghai Branch, Beijing Fiblink Communications Co., Ltd., Shanghai 200001, China)

Abstract: In order to effectively reduce and resist the influence of interference on signal reception and positioning, and improve the stability and reliability of navigation system, a signal recognition method of the Beidou satellite based on long short-term memory (LSTM) is designed to utilize the Beidou navigation satellite system (BDS) signals without distortion. The real information source of the Beidou satellite is modulated to obtain the input signal for the satellite signal modulation pattern recognition algorithm. The satellite signal modulation pattern recognition algorithm based on the LSTM is designed, and the model is a new LSTM network cascaded by the traditional LSTM network and convolutional neural networks (CNN). The features between I and Q data can be extracted through the CNN network, and the sequential features in the data can be extracted and fused through the traditional LSTM network, which achieves the recognition of the Beidou satellite signals. The spatial-time adaptive filter constraint algorithm combining the spatial-time anti-jamming technology and time-domain anti-jamming technology is designed to realize the joint suppression of narrowband and wideband interference of the Beidou satellite signals, so as to effectively improve the recognition effect. The experimental results show that the recognition accuracy of the design method is high, with a maximum of close to 90%, and the highest output signal-to-system ratio is 78.52 dB after anti-interference.

Keywords: LSTM; Beidou satellite signal; signal recognition; space time adaptive filtering; signal anti-interference

0 引言

中国北斗导航卫星系统被简称为北斗系统, 是中国自主研发、独立运行的全球卫星导航系统, 旨在提供高精度、高可用性的定位、导航和时间服务。该系统由一组卫星、地面监测站和用户终端设备组成, 可实现全球范围的覆盖。且北斗系统支持多种导航模式, 包括单点定位、差分定位、动态导航等, 满足不同应用场景的需求。具有高精度的定位能力, 满足精细测绘、精准农业等领域的需求。并可通过增强型服务、时钟校正等技术手段, 提供高可用性的导航服务, 确保用户在复杂环境下仍能获取良好的导航效果。北斗导航卫星系统在交通运输、资源勘探、灾害管理、航空航天等领域具有广泛的应用。它支持车辆导航、智能交通、船舶安全、精准农业、地下矿产勘探等多个应用场景,

为经济社会的发展做出了重要贡献。虽然该系统早已投入使用, 但其发展仍在继续, 在未来, 还会不断有卫星被送入宇宙, 逐渐实现北斗系统的完善, 使其能够更好地服务于人类生活与生产的各个方面。在北斗系统的应用中, 为了实现精确的定位, 接收的信号必须是准确的^[1]。然而由于其电平功率较低, 因此在传输信号时很容易被各种因素干扰, 影响最严重的是非人为干扰与人为干扰。其中, 人为干扰更为显著, 这种干扰极其复杂, 由于可由人类专门设计, 但具有一定的规律性, 可以精准针对各个薄弱环节进行干扰, 为信号识别与抗干扰增加了很大难度^[2]。而通过对北斗卫星信号进行识别和抗干扰研究, 可以准确识别不同信号类型, 并为后续信号处理提供正确的基础, 以有效降低和抵御干扰对信号接收与定位的影响, 提高导航系统的稳定性和可靠性。因此, 基于该背景对北斗卫星信号

收稿日期: 2023-08-15; 修回日期: 2023-09-29。

作者简介: 邓哲源(1994-), 男, 硕士, 助理工程师。

引用格式: 邓哲源. 基于 LSTM 的北斗卫星信号识别方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(4): 226-231, 240.

识别与抗干扰问题进行研究。

对于卫星信号识别与抗干扰问题的研究，目前研究已经经过不断发展，逐渐趋近于完善，学者们提出了不同的识别方法，从深度学习、特征提取、决策理论等方面着手实现了卫星信号的多分类模式识别。文献 [3] 中提出利用联合特征参数的卫星单混信号调制识别方法，充分利用累积量和谱线特征并构造合理的特征参数，并构建决策树分类器，实现信号的调制识别。但该方法受干扰影响较大，导致识别效果不佳。文献 [4] 中提出基于高阶累积量与小波变换熵值的卫星信号调制识别算法，通过计算调制信号小波系数及熵值，划分调制信号类别，使用高阶累积量实现信号识别。该方法识别率较高，但其识别耗时较长，导致其识别效率较差。文献 [5] 中提出基于深度学习的信号调制识别方法。结合传统的信号处理方法，利用各种信道估计器和均衡器对信道进行补偿。然后设计了一个鲁棒深度学习网络 RSN-MI 作为分类器，实现信号识别。该方法具有较强的抗干扰性，但其识别效率较差。至于其抗干扰问题，目前的研究成果概括来说可以分为变换域法与时域法等，文献 [6] 中提出一种有色噪声下的改进 GNSS 空时抗干扰算法，消除了空时抗干扰中有色噪声的影响。文献 [7] 中提出一种引入天线增益计算模型的抗干扰计算分析方法，能够系统提升抗干扰能力。以上方法存在识别准确率较低以及抗干扰后输出信干比较低的问题，因此设计一种基于 LSTM 的北斗卫星信号识别方法，在利用传统 LSTM 网络与 CNN 网络级联的新型 LSTM 网络实现北斗卫星信号的识别后，又通过空时自适应滤波约束算法，实现了北斗卫星信号窄带与宽带干扰的共同抑制，提高了信号识别的抗干扰性能，以及识别的效果。

1 北斗卫星信号识别与抗干扰方法设计

1.1 北斗卫星信号调制

实施北斗卫星真实信源信号调制，对监测北斗卫星系统的运行状态、确保其正常工作以及防止非法干扰具有重要意义，可有效获取卫星信号调制样式识别算法的输入信号。

真实信源的信号调制流程如下：

1) 北斗卫星真实信源由两种分量构成，通过下式表示其数据分量：

$$Z_{DATA}(d) = \frac{1}{2} p_{bic_DATA}(d) \cdot q_{bic_DATA}(d) \cdot \text{sign}(\sin(2\pi r_f d)) \quad (1)$$

式中， $p_{bic_DATA}(d)$ 为导航电文数据比特； r_f 为方波频率，具体取值为 1.023 MHz； $q_{bic_DATA}(d)$ 为测距码序列； d 为信号发射时间； $\text{sign}(\cdot)$ 为方波副载波^[8]。

2) 通过下式表示导频分量时域：

$$Z_{PILOT}(d) = \sqrt{\frac{1}{11}} q_{bic_PILOT}(d) \cdot \text{sign}(\sin(2\pi r_k d)) + \sqrt{\frac{29}{44}} q_{bic_PILOT}(d) \cdot \text{sign}(\sin(2\pi r_f d)) \quad (2)$$

式中， $q_{bic_PILOT}(d)$ 为导频的伪码序列； r_k 为时域方波频率，具体取值为 6.138 MHz。

3) 通过以上两个公式表达北斗卫星信号复包络形式，完成北斗卫星真实信源的信号调制^[9]。

$$Z_{BIC}(d) = Z_{DATA}(d) + Z_{PILOT}(d) \quad (3)$$

以 I/Q 信号形式实施信号存储，数据格式为 [2, 128]。

1.2 基于 LSTM 的北斗卫星信号识别

CNN 网络的卷积层在处理输入时具有参数共享的特点，这样可大大减少模型的数量和计算复杂度，并且还有一定的正则化效果，有助于减小过拟合问题。且 CNN 网络通过多个卷积层和池化层的堆叠，可以从输入数据中逐渐提取出更加高级和抽象的特征表示，这有助于更好地捕捉数据间的非线性关系和复杂模式。而传统 LSTM 网络的记忆单元具有长短期记忆能力，能够有效处理时间序列中的长期依赖关系。这使得 LSTM 网络对于信号中长期演变、复杂时序模式具有较强的建模能力。且其可以处理不同长度的输入序列，适应信号调制中时序长度不一致的情况。因此，基于两者所具有的优势，将两者进行结合，设计一种基于传统 LSTM 网络与 CNN 网络级联的新型 LSTM 网络的卫星信号调制样式识别算法，实现北斗卫星信号的识别。相比其他基于深度学习的识别算法，该算法可以有效提取表征信号调制样式的对应特征，复杂度较低，对于嵌入式应用更有利。

设计的基于 LSTM 的卫星信号调制样式识别算法的网络结构如图 1 所示^[10]。

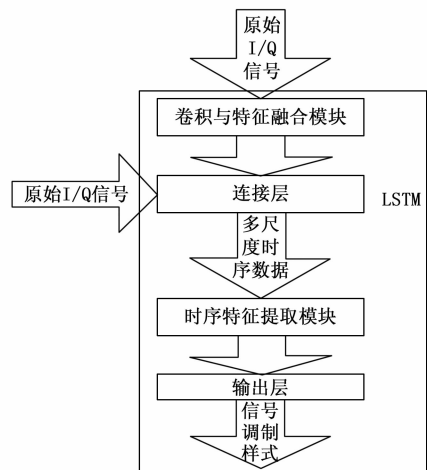


图 1 识别算法的网络结构

新型 LSTM 网络主要利用了传统 LSTM 网络与 CNN 网络在建模能力方面的互补性^[11]。其主要体现在 CNN 网络通过卷积操作可以有效提取输入数据的局部和全局特征，对于卫星信号这样的序列数据，CNN 可以捕捉到不同时间段和频域上的特征，能够较好地处理多维度数据间的相关性。因此，通过 CNN 网络能够实施 I、Q 数据间特征的提取。而传统 LSTM 网络能够建模和利用序列之间的依赖关

系，通过隐藏状态记忆信息，有效处理长期依赖关系。这种时序特征提取机制使得 LSTM 网络能够较好地捕捉信号中的时序变化和动态特征。因此，通过传统 LSTM 网络实现数据中时序特征的提取。由此将两者进行结合，利用其各自的优势对获取的卫星信号进行处理，以有效提高卫星信号调制样式识别的准确性。

其中，CNN 网络主要有卷积与特征融合模块两部分，而这两部分均由降维卷积单元与卷积单元构成，二者有着一致的结构，但内卷积层中设置了不同的卷积核尺寸，使二者在训练后能够实现不同的功能。

两种单元均由卷积层、BN 层（批量归一化层）与 ReLU 层（ReLU 激活函数）构成。其中卷积层是 CNN 网络的核心组件，它通过在输入数据上使用滑动窗口运算的方式，有效地捕捉输入数据中的特征。其可将输入数据与一组可学习的卷积核进行逐元素相乘并求和，从而生成特征图（Feature Map）。且卷积层的参数共享机制可使相同卷积核共享权重，以有效达到减少参数数量的目的。这种共享能力有效地减小了计算量，并且具有一定的正则化效果，有助于减小模型的过拟合。BN 层用于对输入数据进行归一化操作，通过使数据的分布更加稳定，可以有效提升模型的训练速度和抗干扰能力。通过归一化处理每个输入通道的数据，使其均值为 0，方差为 1，以避免数据分布的偏移和梯度的消失或爆炸问题。且通过将数据归一化，BN 层能够加速网络的收敛速度，提高训练效率，并减小模型对输入数据分布的敏感性，提升模型的鲁棒性和泛化能力。ReLU 是一种常用的激活函数，被广泛用于 CNN 网络的非线性映射。ReLU 函数的非线性特性有助于 CNN 网络学习和表示具有复杂结构的数据。相比于传统的 Sigmoid 或 Tanh 函数，ReLU 函数在计算上更加简单且减少了梯度消失问题。且 ReLU 函数将负数输入映射为 0，保留正数输入，使网络更加关注正向有意义的特征，增强了模型对数据中重要信息的提取能力。

其中，BN 层训练数据方差的计算公式如下：

$$\epsilon^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \varphi)^2 \quad (4)$$

式中， n 为 batch size， φ 为训练数据的均值， y_i 为输入数据。

训练数据均值 φ 的计算公式如下：

$$\varphi = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (5)$$

数据变换公式具体如下：

$$\hat{y}_i = \frac{y_i - \varphi}{\sqrt{\epsilon^2 + \varphi}} \quad (6)$$

式中， φ 为一个常数，取值为 1×10^{-3} ，能够防止分母值变成 0。

在获取 \hat{y}_i 后，BN 层还会利用可学习的仿射变换参数 η 与 t 实施数据的尺度缩放操作与偏移操作，从而获取输出 Y_i 。

$$Y_i = \text{ReLU}(\eta \hat{y}_i + t) \quad (7)$$

通过 ReLU 激活函数可有效避免梯度消失问题，且 ReLU 函数可以增强模型对数据中重要信息的提取能力。ReLU 函数的公式如下：

$$f(x) = \max(0, x) \quad (8)$$

式中， x 为输入值， $f(x)$ 为输出值。当输入 x 大于等于 0 时，输出为输入 x 本身。当输入 x 小于 0 时，输出为 0。由此可保留正数输入可以使网络更加关注正向有意义的特征，去除负数输入则会过滤掉一些无关紧要的信息，从而提升模型的表达能力和提取关键特征的能力。

而 CNN 网络与传统 LSTM 网络通过连接层连接，且在连接层中，存在时序特征提取模块，在该模块中包含双层 LSTM 网络，来进行数据中时序特征的提取和压缩。最终将 CNN 网络与 LSTM 网络提取的特征输出至连接层，进行融合，以为识别提供支撑^[12]。

时序特征提取模块采用的结构为双层 LSTM 网络，以尽可能挖掘隐含时序特征。在双层 LSTM 网络的参数设置中，以减少网络宽度、增加网络层数为基本思想，将隐藏单元数分别设置为 32 和 11。

各层 LSTM 网络的结构如图 2 所示。

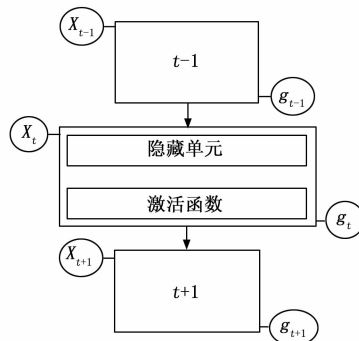


图 2 各层 LSTM 网络的结构

最终采用 Softmax 函数作为激活函数，完成特征提取，其计算表示如下：

$$\hat{\beta}_i = \frac{e^{\beta_i}}{\sum_{k=1}^K e^{\beta_k}} \quad (9)$$

式中， β_i 为第 i 个输出节点对应输出值； k 为类别数； $\hat{\beta}_i$ 为时序特征提取的隐含量^[13]。

由此经过两层 LSTM 网络后，实现对数据中时序特征的提取，并将提取得到的时序特征，即多尺度时序数据压缩为“浓缩”的数据输出，以有效减少输出层的计算量与参数数量。通过输出层能够实现特征空间至输出空间的映射。将输出层设置为全连接层，将其隐藏单元数量设置为 11。在该层中，将 CNN 网络与 LSTM 网络提取的特征通过加权求和的方式进行融合，以得到所获取卫星信号的整体特征，其具体表示如下：

$$Q_o = \sum_{i=1}^n \tau Y_i + \gamma \hat{\beta}_i \quad (10)$$

式中， τ, γ 分别为 CNN 网络和 LSTM 网络输出特征权重系

数, o 为所获取的卫星信号数量, Q_o 为融合后的特征。

为提高输出融合特征的有效性, 需对其进行有监督微调训练。采用 $\log(\cosh)$ 作 LSTM 网络的损失函数, 可表示为:

$$S_{\log(\cosh)} = \sum_{i=1}^L \lg[\cosh(Y_i - \hat{\beta}_i)] \quad (11)$$

$$S(\tau, \gamma) = S_{\log(\cosh)} + l \cdot Q(\tau, \gamma) \quad (12)$$

式中, L 为特征总数; $S(\tau, \gamma)$ 为均方误差损失; $Q(\tau, \gamma)$ 为惩罚项; l 为稀疏惩罚系数。该网络训练根据反向传播算法微调异步多传感器, 优化 τ, γ 权重系数即:

$$\begin{cases} \gamma_{ij}^1 = \gamma_{ij}^0 - \theta \frac{\partial S(\tau, \gamma)}{\partial \gamma_{ij}^0} \\ \gamma_{ij}^2 = \gamma_{ij}^1 - \theta \frac{\partial S(\tau, \gamma)}{\partial \gamma_{ij}^1} \\ \vdots \\ \gamma_{ij}^n = \gamma_{ij}^{n-1} - \theta \frac{\partial S(\tau, \gamma)}{\partial \gamma_{ij}^{n-1}} \end{cases} \quad (13)$$

式中, $\theta[\partial S(\tau, \gamma) / \partial \gamma_{ij}^n]$ 为更新 LSTM 网络权重时的梯度; γ_{ij}^0 为初始 LSTM 网络权重。

$$\begin{cases} \tau_j^1 = \tau_j^0 - \theta \frac{\partial S(\tau, \gamma)}{\partial \tau_j^0} \\ \tau_j^2 = \tau_j^1 - \theta \frac{\partial S(\tau, \gamma)}{\partial \tau_j^1} \\ \vdots \\ \tau_j^n = \tau_j^{n-1} - \theta \frac{\partial S(\tau, \gamma)}{\partial \tau_j^{n-1}} \end{cases} \quad (14)$$

式中, $\theta[\partial S(\tau, \gamma) / \partial \tau_j^n]$ 为更新 CNN 网络权重时的梯度; τ_j^0 为初始 CNN 网络权重。当更新后的 CNN 网络和 LSTM 网络输出特征权重系数, 可使损失函数的均方误差损失达到最小时, 结束训练。代入公式 (10) 中求得融合后的整体特征。

接下来, 基于融合后的特征, 在全连接神经网络中, 对于每个层, 可以使用以下公式计算该层的输出:

$$Z = \mathbf{W} \times Q_o + \mathbf{b} \quad (15)$$

$$A = \text{Tanh}(Z) \quad (16)$$

式中, Z 为加权输入, A 为输出, \mathbf{W} 为权重, \mathbf{b} 为偏置项, Tanh 为激活函数。接着使用 softmax 函数, 根据特征融合后全连接层的输出, 获得各卫星信号类别的概率分布, 表示如下所示:

$$P_i = \frac{\exp(A_i)}{\text{sum}(\exp(A))} \quad (17)$$

式中, A_i 表示输出结果属于第 i 个类别的得分, P_i 表示为输出结果属于第 i 个类别的概率, sum 表示求和函数。由此通过上式 (17), 实现卫星信号样本分为不同的调制样式类别, 完成卫星信号调制样式识别。由于在信号识别过程中存在一定的干扰, 因此, 为提高最终的识别效果, 对北斗卫星信号窄带与宽带干扰进行共同抑制, 以降低信号识别过程中的干扰影响, 以精准有效地实现对卫星信号的识别。

1.3 北斗卫星信号抗干扰

为提高识别效果, 设计一种结合空域抗干扰技术与时

域抗干扰技术的空时自适应滤波约束算法, 实现北斗卫星信号窄带与宽带干扰的共同抑制。其中, 空域抗干扰技术主要通过空间波束形成和自适应干扰抑制算法来抑制干扰, 而时域抗干扰技术主要通过时域滤波器、自适应滤波器等来进行干扰抑制。将两者结合起来, 可以综合利用空间和时间上的信息, 提高抗干扰能力。空域技术可以抑制来自不同角度的干扰源, 减小干扰强度; 时域技术可以对干扰信号进行时域处理, 提高对时变干扰的抑制效果。而空时自适应滤波约束算法可以根据实际干扰环境的复杂程度和干扰信号的特点, 动态调整抗干扰算法的参数和权重, 以适应不同的干扰情况。由此, 通过空域抗干扰技术与时域抗干扰技术的空时自适应滤波约束算法, 实现北斗卫星信号窄带与宽带干扰的共同抑制, 以提高北斗卫星信号的接收质量, 减少干扰对数据传输和定位服务的影响。并提高北斗系统的鲁棒性和可靠性, 在各种干扰环境下保持正常的通信和导航功能, 以提高无线电频谱的利用率, 为其他通信系统提供更多的可用频谱资源。因此, 接下来对空域抗干扰技术与时域抗干扰技术的空时自适应滤波约束算法抑制北斗卫星信号窄带与宽带干扰进行研究。

将空时自适应滤波中时间快拍的数量设置为 M 个, 当使用其中一个时间快拍时, 其权矢量与导向矢量的数量积为 1, 其他快拍的数量积则为 0。在以上约束条件下, 该时间快拍的输出功率最小。

将某一颗北斗卫星的序号用 l 来表示, 用下式表示使用的时间快拍:

$$S_h^{(D)} = [S_1^{(D)}(s), S_2^{(D)}(s), \dots, S_G^{(D)}(s)]^T \quad (18)$$

式中, $S_G^{(D)}(h)$ 指的是第 G 个子时间快拍; t 是指内积约束阈值; s 是信号识别结果^[14]。

$S_h^{(D)}$ 的维数为 $G \times 1$, 其约束条件有 M 个, 具体如下式所示:

$$\begin{cases} \text{minimize} = [S_h^{(D)}]^F \mathbf{E}_x S_h^{(D)} \\ \text{s. t.} \quad [S_h^{(D)}]^F \mathbf{q}_h b(k_l) = 1 \\ h = 1, \dots, M \end{cases} \quad (19)$$

式中, minimize 为 $S_h^{(D)}$ 的最小值; F 为选择阈值; \mathbf{E}_x 为 $S_h^{(D)}$ 的导向矢量; \mathbf{q}_h 为选择矩阵, 其维数为 $c = GM \times G$; $b(k_l)$ 代表 $S_h^{(D)}$ 的权矢量^[15]。

在上式的约束下, 依据不同的天线阵列方式, 计算各北斗卫星所对应的阵列响应矢量, 计算公式最小如下:

$$\begin{cases} Pp(\alpha) = \left[1, \exp\left(\frac{-h\pi c \sin\alpha}{\chi}\right), \dots, \exp\left(\frac{-h\pi(G-1)\sin\alpha}{\chi}\right) \right]^T \\ Pp(\delta, \alpha) = \left[1, \exp\left(\frac{h2\pi M \sin\alpha \cos\delta}{\chi}\right), \dots, \exp\left\{\frac{h2\pi D \sin\alpha \left(\delta - 2\pi \frac{G-2}{G-1}\right)}{\chi}\right\} \right]^T \end{cases} \quad (20)$$

式中, $Pp(\alpha), Pp(\delta, \alpha)$ 为 $\alpha, (\delta, \alpha)$ 天线阵列方式下的响应矢量; χ 为第 h 个北斗卫星对应阵元的延时数。

则依据下式可以计算时域导向矢量:

$$Pp(t_0) = [1, \exp(Pp(\alpha)), \exp(Pp(\delta, \alpha))]^T \quad (21)$$

其约束矩阵可以用下式来表示:

$$\mathbf{A} = Pp(\delta, \alpha) \otimes Pp(t_0) \times N_K \quad (22)$$

式中, N_K 为基带信号的观察频点^[16]。

依据时域导向矢量的约束矩阵求取其最优的权矢量, 具体如下:

$$\mathbf{O} = \nu_x^{-1} \mathbf{A} \chi \quad (23)$$

式中, ν_x 为代价函数^[17]。

此时已经通过权值的自适应更新获取最佳权值, 利用 \mathbf{O} 在干扰方向产生零陷, 并将干扰设置为零, 实现干扰的消除。

2 实验测试

2.1 实验数据集

对于设计的基于 LSTM 的北斗卫星信号识别与抗干扰方法, 对其实施性能测试。首先对某北斗三代卫星真实信源实施信号调制, 获取卫星信号调制样式识别算法的输入信号作为实验数据集。

实验数据集的技术信息如表 1 所示。

表 1 实验数据集的技术信息

序号	项目	数据
1	信号调制样式	数字调制
2	样本数量	310 000
3	SNR 范围/dB	-20 ~ 18
4	数据格式	[2, 128]
5	训练集	210 000
6	验证集	50 000
7	测试集	50 000

利用实验数据集开展实验测试。

2.2 实验过程

利用基于 LSTM 的卫星信号调制样式识别算法实施北斗三代卫星信号的识别。

实验中卷积单元和降维卷积单元的参数设置情况如表 2 所示。

表 2 两种单元的参数设置情况

卷积单元 卷积	卷积核 数量/个	卷积核 尺寸	降维卷积 单元卷积	卷积核 数量/个	卷积核 尺寸
卷积单元 1	14	1	降维卷积单元 1	1	1
卷积单元 2	14	2	降维卷积单元 2	1	1
卷积单元 3	14	4	降维卷积单元 3	4	1
卷积单元 4	14	6	—	—	—

在基于 LSTM 的卫星信号调制样式识别算法的训练中, 超参数的设置情况具体如下:

- 1) 优化器: Adam;
- 2) epochs: 500;
- 3) 损失函数: 交叉熵损失函数;
- 4) batch size: 100;

- 5) 学习率: 0.000 1。

在其训练中, 首先正向计算网络的损失函数, 接着以链式法则为依据对梯度下降进行反向求导, 并更新权重参数, 最终降低网络损失函数的值。损失稳定后即表明算法达到局部最优或最优。

选用多分类交叉熵损失函数, 深度学习框架为 TensorFlow 2.1。

最后利用空时自适应滤波约束算法, 实现实验北斗三代卫星窄带与宽带干扰的共同抑制。

在该步骤中, 将快拍个数设置为 6 000 个, 将抽头延时的个数设置为 8。将 (20°, 250°) 方向的干扰作为实验中的窄带干扰信号, 将 (30°, 90°)、(50°, 10°)、(25°, 90°) 方向的干扰作为实验中的宽带干扰信号。

2.3 指标设置

在对北斗卫星信号识别与抗干扰方法进行实验测试时, 可以考虑以下指标来评估方法的性能和效果。

1) 识别准确率: 该指标用于评估北斗卫星信号识别的准确性, 即判断接收到的信号是否为北斗卫星信号。它可以通过计算在不同干扰下, 正确判断的样本数与总样本数之比来表示。

2) 误判率: 该指标用于评估北斗卫星信号识别的误判率, 即将非北斗卫星信号错误地识别为北斗卫星信号的概率。该指标可以通过计算误判样本数与非北斗卫星信号样本总数之比来得出。其结果越小, 说明识别性能越好, 识别结果可靠性强。

3) 识别速度: 该指标用于评估北斗卫星信号识别的速度, 即从接收到信号到进行判断的时间间隔。较低的识别速度有助于实时应用场景中的传输和处理。因此, 其结果越小, 说明识别速度越快, 其工作效率就越高, 应用性越强。

4) 抗干扰性能: 该指标是用来评估北斗卫星信号在各种干扰环境下维持准确识别和稳定性的抗干扰能力。可以通过计算在不同干扰环境下的抗干扰后输出信干比来评估。

因此, 通过上述指标, 以验证所提出的北斗卫星信号识别与抗干扰方法的优势和效果。

2.4 测试项目与结果分析

2.4.1 识别准确率结果分析

在实验中, 首先测试各信噪比下设计方法的北斗卫星信号识别精度, 也就是样本总数中正确样本数的占比。在此次测试中, 将文献 [3] 中联合特征参数 (方法 1)、文献 [4] 中基于高阶累积量与小波变换熵值的卫星信号调制识别算法 (方法 2) 作为对比方法, 其与设计方法的所得结果如图 3 所示。

根据图 3 所示, 随着信噪比增大, 3 种测试方法的识别准确率均直线上升, 从趋势上来看, 设计方法的上升趋势要高于另两种方法。其中, 当信噪比达到 10 dB 时, 设计方法的识别准确率整体高于另外两种对比方法, 最高达到接近 90%, 而方法 1、方法 2 的识别准确率分别为 69% 和

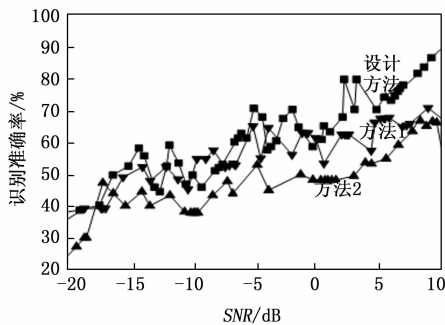


图 3 北斗卫星信号识别精度

67%。由此说明，设计方法可有效完成对北斗卫星信号的识别，且所得识别结果更具有可靠性。这是因为设计方法在进行识别之前，采用传统 LSTM 网络与 CNN 网络进行了所获取卫星信号的特征提取，为其识别提供了详细且关键的信息，且采用结合空域抗干扰技术与时域抗干扰技术的空时自适应滤波约束算法，实现北斗卫星信号窄带与宽带干扰的共同抑制，从而提高了信号识别的精度。

2.4.2 识别误判率结果分析

接下来，测试各信噪比下设计方法的北斗卫星信号识别误判率，也就是误判样本数与非北斗卫星信号样本总数之比。测试结果如表 3 所示。在该项测试中，同理将利用联合特征参数、基于高阶累积量与小波变换熵值的卫星信号调制识别算法作为对比方法，并分别用方法 1、方法 2 来表示。

表 3 北斗卫星信号识别误判率

SNR/dB	误判率/%		
	设计及方法	方法 1	方法 2
-20	3.14	5.45	6.46
-15	3.14	5.42	6.44
-10	3.13	5.39	6.43
-5	3.13	5.37	6.41
0	3.12	5.36	6.38
5	3.11	5.34	6.36
10	3.09	5.31	6.33

根据表 3 可知，随着信噪比增大，3 种测试方法的识别误判率均呈现出下降的趋势，其中，从整齐上看，设计方法的误判率要低于另两种方法。3 种方法可达到的最低识别误判率结果，分别为 3.09、5.31、6.33，相比可得出，采用设计方法进行北斗卫星信号识别时，其误判率较低，具有较好的识别性能，识别结果可靠性强。这是因为设计方法采用结合空域抗干扰技术与时域抗干扰技术的空时自适应滤波约束算法，对北斗卫星信号窄带与宽带干扰进行了共同的抑制，提高了北斗卫星信号的接收质量，减少干扰对数据传输和定位服务的影响，从而降低了信号识别的误判率，提高了识别的效果。

2.4.3 识别速度结果分析

在上述测试的基础上，采用设计方法、方法 1、方法 2

对 50 000 个北斗卫星信号进行识别时，从接收到信号到进行判断的时间间隔进行统计，其所得结果如表 4 所示。

表 4 识别时间间隔

信号数量	时间间隔/s		
	设计方法	方法 1	方法 2
10 000	4.14	6.45	6.46
20 000	5.03	7.34	7.49
30 000	5.98	8.27	8.53
40 000	6.13	9.15	9.61
50 000	6.95	10.02	10.38

根据上述表 4 所得结果可知，随着待识别信号数量的增加，在采用设计方法、方法 1、方法 2 进行识别时，其识别的时间间隔均逐渐增加。当信号数量增加至 50 000 时，设计方法、方法 1、方法 2 的识别时间间隔分别为 6.95、10.02、10.38 s。通过对比 3 种方法所得结果可知，在采用设计方法进行北斗卫星信号识别时，识别的时间间隔较短，由此说明设计方法的识别速度较快，具有较高的工作效率，可在精准识别北斗卫星信号的同时，快速地完成识别工作，具有较强的应用性。这是因为设计的基于传统 LSTM 网络与 CNN 网络级联的新型 LSTM 网络的卫星信号调制样式识别算法，可以有效提取表征信号调制样式的对应特征，降低了计算的复杂度，从而缩短了识别的时间间隔。

2.4.4 抗干扰性能结果分析

接着测试不同干扰环境下设计方法的抗干扰后输出信干比。在该项测试中，将文献 [6] 中有色噪声下的改进 GNSS 空时抗干扰算法与文献 [7] 中引入天线增益计算模型的抗干扰计算分析方法作为对比方法，并分别用方法 3、方法 4 来表示。测试结果具体如表 5 所示。

表 5 抗干扰后输出信干比测试结果

干扰环境	抗干扰后输出信干比/dB		
	设计方法	方法 3	方法 4
个窄带干扰信号(20°,250°)	78.52	62.01	65.20
(20°,250°)+(30°,90°)	72.50	51.30	50.85
(20°,250°)+(30°,90°)+(50°,10°)	69.20	42.63	38.20
(20°,250°)+(30°,90°)+(50°,10°)+(25°,90°)	65.96	31.87	22.85

测试结果表明，随着干扰信号逐渐增多，3 种测试方法的抗干扰后输出信干比均不断降低，其中设计方法的降幅整体较低，而方法 3、方法 4 的抗干扰后输出信干比降幅则较大，几乎是断崖式下跌。同时整体来说，设计方法的抗干扰后输出信干比也是最高的，说明设计方法的抗干扰效果在几种测试方法中是最好的，可有效实现对北斗卫星信号窄带与宽带干扰的共同抑制，以提高信号识别的准确性。这是因为设计方法将空域抗干扰技术和时域抗干扰技术相结合，综合利用了空间和时间上的信息，有效地提高抗干扰能力，达到了较好的抗干扰效果。

(下转第 240 页)