



HAL
open science

Récepteur multiutilisateur basé sur l'apprentissage profond pour améliorer la liaison montante dans les réseaux LoRa

A. A. Tesfay, Mohammed Mallik, Eric Pierre Simon, Laurent Clavier

► To cite this version:

A. A. Tesfay, Mohammed Mallik, Eric Pierre Simon, Laurent Clavier. Récepteur multiutilisateur basé sur l'apprentissage profond pour améliorer la liaison montante dans les réseaux LoRa. 29ème Colloque Franco-phonie du Traitement du Signal et des Images GRETSI, Aug 2023, Grenoble, France. ⟨hal-04553760⟩

HAL Id: hal-04553760

<https://hal.science/hal-04553760v1>

Submitted on 21 Apr 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire HAL, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

Récepteur multiutilisateur basé sur l'apprentissage profond pour améliorer la liaison montante dans les réseaux LoRa

Angesom Ataklity TESFAY² Mohammed MALLIK¹ Eric Pierre SIMON¹ Laurent CLAVIER^{1,2}

¹Univ. Lille, CNRS, UMR 8520 - IEMN, 59000, Lille, France

²IMT Nord Europe, 59650, Villeneuve D'Ascq, France

Résumé – Cet article présente un schéma de réception multiutilisateur basé sur l'apprentissage profond pour améliorer la liaison montante dans le réseau LoRa. Le récepteur proposé peut décoder les transmissions simultanées de plusieurs utilisateurs sur le même canal radio avec le même facteur d'étalement. L'objectif de l'approche proposée est de réduire la complexité de calcul élevée et les problèmes de propagation d'erreur de la méthode SIC classique. Chaque étape utilise un modèle de réseau neuronal convolutionnel spécifique pour décoder directement le signal de chaque utilisateur. Les résultats de la simulation montrent que le récepteur proposé réduit considérablement la propagation des erreurs et augmente le nombre de dispositifs connectés dans le réseau par rapport aux schémas SIC classique.

Abstract – This paper presents a deep learning-based multiuser receiver to improve the uplink in LoRa Network. The proposed receiver can decode simultaneous transmissions from multiple users on the same frequency channel with the same spreading factor. The objective of the proposed approach is to reduce the high computational complexity and error propagation issues of the classical SIC method. Each step employs a specific convolutional neural network model to directly decode each user's signal. Simulation results show that the proposed receiver significantly reduces the error propagation and increases the number of connected devices in the network compared to the classical SIC scheme.

1 Introduction

Le nombre d'appareils connectés à l'internet des objets (IoT) devrait croître de manière significative au cours des prochaines années, ce qui nécessite le développement de technologies capables de gérer la connectivité massive. Des solutions de réseaux longue portée et faible puissance (LPWAN) ont été introduites pour résoudre ce problème, en particulier LoRa dans la gamme de fréquences sans licence. LoRa est basé sur la technique de modulation *Chirp-Spread Spectrum* (CSS) et réalise des transmissions quasi-orthogonales en utilisant plusieurs facteurs d'étalement (SF) et configurations de bande passante. Toutefois, des collisions se produisent au niveau du récepteur lorsque deux appareils ou plus émettent simultanément en utilisant le même facteur d'étalement sur la même plage de fréquences, ce qui entraîne généralement la perte des paquets. Malgré la collision, un paquet peut parfois être décodé grâce à l'effet de capture. Cela est possible lorsque le signal utile est nettement plus fort que le signal interférant.

Dans [1], l'effet de capture est utilisé pour décoder deux signaux superposés à l'aide d'informations temporelles, lorsque les signaux sont synchronisés ou légèrement désynchronisés. Cependant, assurer la synchronisation n'est pas réaliste dans la liaison montante. Pour traiter l'interférence co-SF dans LoRa, [2] met en œuvre une méthode de modulation ICS (*interleaved chirp spreading*). Cependant, le schéma de modulation n'est pas directement rétrocompatible avec la norme LoRaWAN. Les auteurs de [3] proposent une annulation successive des interférences (SIC) pour décoder les symboles de tous les utilisateurs. Une réception synchronisée est envisagée, ce qui n'est pas le cas dans la liaison montante. Dans [4], une technique SIC permettant à un récepteur de décoder simultanément plusieurs signaux est proposée. Un cas plus général est envisagé,

dans lequel les émetteurs sont asynchrones. Dans ce travail, le canal de tous les utilisateurs est estimé pour décoder l'utilisateur le plus fort, puis le supprimer ; le deuxième utilisateur le plus fort peut alors, à son tour, être décodé. Toutefois, les performances sont limitées par la propagation d'erreurs.

Pour atténuer l'impact de la propagation des erreurs, il faut une estimation parfaite du canal et une suppression parfaite du signal décodé à partir du signal composite reçu, ce qui n'est pas le cas dans la réalité. Dans cet article, nous proposons un récepteur multiutilisateur basé sur l'apprentissage profond pour la liaison montante dans les réseaux LoRa. Cette solution améliore considérablement la capacité du récepteur à décoder simultanément plusieurs signaux et à traiter le problème de la propagation des erreurs. Dans la littérature, certains travaux utilisent l'approche de l'apprentissage profond pour la détection des signaux dans les réseaux LoRa [5, 6, 7, 8]. À notre connaissance, il n'y a pas encore de travaux qui étudient des récepteurs multiutilisateurs basés sur l'apprentissage profond pour ce type de réseaux.

Les principales contributions de cet article sont de concevoir des récepteurs multiutilisateurs basés sur l'apprentissage profond pour les communications LoRa en liaison montante, ce qui permet de limiter le problème de propagation d'erreurs classiquement rencontré dans les SIC tout en maintenant une complexité de calcul raisonnable, même si cela est moins critique dans le sens montant. Les simulations montrent une amélioration significative des performances par rapport à un SIC classique.

L'article est organisé comme suit. Le système étudié est décrit dans la section 2. La section 3 présente le SIC proposé, basé sur l'apprentissage profond. Les résultats de la simulation et les discussions sont présentés dans la section 4 avant les conclusions du travail.

2 Système étudié

Dans le système LoRa, un symbole représente SF bits et peuvent donc prendre $M = 2^{\text{SF}}$ valeurs. La durée du symbole est de $T_s = MT$, où $T = 1/B$ et B sont respectivement la période d'échantillonnage et la largeur de bande du signal. Le SF varie entre 7 et 12. Chaque symbole LoRa, appelé chirp, présente une variation de fréquence linéaire sur le temps symbole T_s . Il est généré à partir d'un chirp brut $s(t)$ dont la fréquence instantanée est $\frac{B}{T_s}t$, ce qui donne la représentation en bande de base [9] :

$$s(t) = \exp\left(2i\pi \frac{B}{2T_s} t^2\right) \quad t \in \left[-\frac{T_s}{2}, \frac{T_s}{2}\right]. \quad (1)$$

Le nombre de symboles LoRa transmis dans un paquet est Q . Le symbole transmis par l'utilisateur j au moment qT_s ($q = 0, \dots, Q-1$) est $m_j^{(q)} \in \{0, \dots, M-1\}$. Ce symbole est transmis en décalant cycliquement le chirp brut de $\delta_j^{(q)} = m_j^{(q)}T$, comme le montre la figure 1. Par conséquent, le chirp codé est :

$$s_j^{(q)}(t) = \begin{cases} \exp\left(2i\pi \left[\frac{B}{2T_s} t^2 + \frac{m_j^{(q)}}{T_s} t\right]\right), & t \in \left[-\frac{T_s}{2}, \frac{T_s}{2} - \delta_j^{(q)}\right), \\ \exp\left(2i\pi \left[\frac{B}{2T_s} t^2 + \left(\frac{m_j^{(q)}}{T_s} - B\right)t\right]\right), & t \in \left[\frac{T_s}{2} - \delta_j^{(q)}, \frac{T_s}{2}\right]. \end{cases} \quad (2)$$

Le signal transmis par l'utilisateur j , $s_j(t)$, est alors $s_j(t) = \sum_{q=0}^{Q-1} s_j^{(q)}(t - qT_s)$. Le paquet LoRa transmis est obtenu en ajoutant un préambule composé de chirps sans décalage.

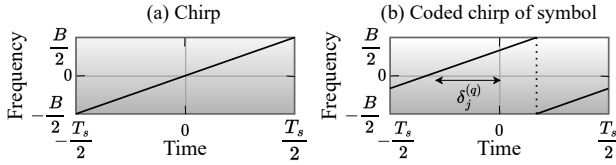


FIGURE 1 : (a) Chirp brut (b) Chirp codé (symbole $m_j^{(q)}$).

Nous considérons un cercle d'un rayon de R avec un point d'accès situé en son centre. Nous supposons que N utilisateurs ont la même SF et sont uniformément répartis à l'intérieur du cercle considéré. La transmission asynchrone entre les nœuds est prise en compte et les différents dispositifs fonctionnent de manière autonome. La distance entre l'utilisateur i et la passerelle est désignée par d_i . On considère qu'un ensemble d'utilisateurs transmettent leurs données par des canaux à évanouissements lents, constants sur l'intervalle de temps considéré. L'atténuation (fonction de la distance) et le *fading* de Rayleigh χ_i sont pris en compte. L'amplitude du signal diminue avec la distance selon $d_i^{-\eta/2}$, où η est le coefficient d'atténuation du canal. L'atténuation globale considérée (en amplitude) est alors $h_i = d_i^{-\eta/2} \chi_i$.

Pour la détection des utilisateurs et la synchronisation, une corrélation entre le signal reçu et le préambule est effectuée. Le pic de corrélation le plus élevé est alors choisi et sert à synchroniser le signal reçu. Ce pic correspond à l'utilisateur désiré, indexé par j . Le signal reçu associé au symbole q de l'utilisateur j échantillonné à $t = nT$, $n = -\frac{M}{2}, \dots, \frac{M}{2} - 1$

est :

$$r^{(q)}[n] = h_j s_j^{(q)}[n] + \sum_{i \in \mathcal{I}} h_i s_{j,i}^{\text{int},(q)}[n] + w^{(q)}[n], \quad (3)$$

Où $s_j^{(q)}[n] = s_j^{(q)}(nT)$, \mathcal{I} est l'ensemble des utilisateurs interférant et $w_q[n] \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ est une gaussienne complexe à symétrie circulaire ; h_i est le coefficient de canal pour l'utilisateur i .

La figure 2 illustre la collision entre le symbole q de l'utilisateur désiré j et deux symboles consécutifs d'un utilisateur interférant i . La partie interférente de l'utilisateur i est représentée par $s_{j,i}^{\text{int},(q)}$ et $\delta_{j,i}$ est le retard entre l'utilisateur j et l'utilisateur i (compte tenu des transmissions asynchrones entre les nœuds). Le récepteur LoRa classique multiplie d'abord

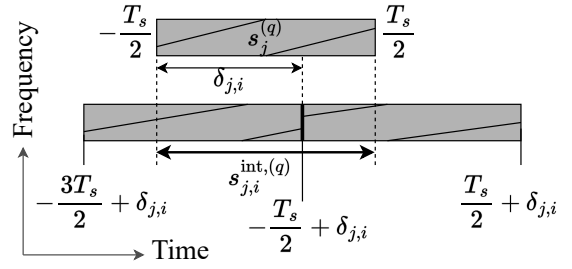


FIGURE 2 : Collision entre un symbole de l'utilisateur désiré et deux symboles consécutifs de l'utilisateur interférant.

les échantillons du signal reçu par le conjugué du chirp brut pour le démoduler, ce qui donne $y^{(q)}[n] = r^{(q)}[n]s^*[n]$, où $s^*[n] = s^*(nT)$. Une transformée de Fourier rapide (FFT) est ensuite appliquée :

$$Y^{(q)}[k] = \sum_{n=-M/2}^{M/2} y^{(q)}[n] e^{-2i\pi \frac{nk}{M}}, \quad k = 0, \dots, M-1. \quad (4)$$

Le symbole $m_j^{(q)}$ est estimé en recherchant l'indice de fréquence où le module de (4) est maximal dans LoRa. Toutefois, des collisions se produisent lorsque plusieurs utilisateurs émettent simultanément en utilisant la même SF, ce qui peut entraîner des erreurs de détection. Dans le SIC classique, le signal le plus fort est d'abord décodé. Sa contribution peut ensuite être reconstruite à l'aide d'une estimation du canal et soustraite du signal reçu. Le deuxième signal le plus fort peut alors être extrait du résidu obtenu. Il en résulte un problème de propagation d'erreur dû à l'erreur d'estimation du canal et aux étapes de soustraction.

3 Schéma séquentiel proposé

Le décodeur séquentiel proposé est basé sur un réseau neuronal convolutif (CNN), pour décoder directement les signaux d'utilisateurs multiples. Le schéma fonctionnel du décodeur proposé est illustré sur la figure 3. Le problème est traité comme un problème de classification, les CNNs étant utilisés pour mettre en correspondance les signaux reçus et les symboles transmis. Le processus de décodage est effectué de manière séquentielle, le signal d'un seul utilisateur étant décodé à l'aide d'un CNN distinct à chaque étape. Initialement, l'utilisateur

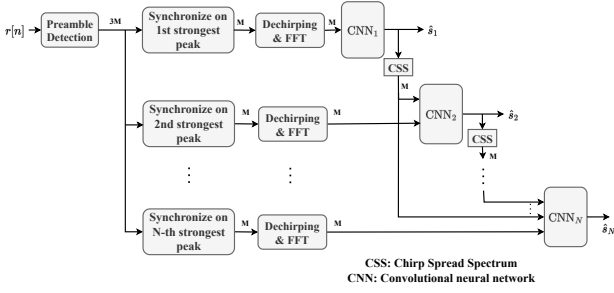


FIGURE 3 : Schéma du décodeur proposé, basé sur des CNNs.

dont le signal est le plus fort est décodé. Comme l'illustre la figure 4, la structure du modèle CNN proposé contient un certain nombre de couches convolutives avec une couche de mise en commun et une série de couches entièrement connectées. Les paramètres du modèle CNN, tels que le nombre de couches convolutives (nCL) et de couches entièrement connectées (nFC), le nombre de noyaux (nk), la taille des noyaux (sk) et la taille de chaque couche entièrement connectée (sFC) sont déterminés par optimisation bayésienne. Les échantillons reçus et transformés par la FFT constituent l'entrée du premier CNN (associé à l'utilisateur le plus fort). Les autres CNN comprennent des entrées supplémentaires telles que les niveaux de puissance reçu et les signaux reconstruits correspondant aux utilisateurs précédemment décodés. Ainsi, des réglages distincts des hyperparamètres sont effectués. Le tableau 1 énumère la structure optimisée du premier et des autres CNN, les indices indiquant le numéro de la couche correspondante. La sortie de chaque utilisateur est l'indice des symboles transmis.

TABLE 1 : Hyperparamètres CNN ajustés du premier utilisateur et pour tous les autres utilisateurs i , où $i = 2, 3, \dots, N$.

CNN	nCL	nk ₁	nk ₂	sk ₁	sk ₂	nFC	sFC ₁	sFC ₂
1	2	52	162	2	4	2	695	256
i	2	88	196	4	6	2	763	256

La fonction ReLU est utilisée comme fonction d'activation et une normalisation par lots est appliquée. La fonction softmax est employée pour la couche de classification de sortie. Le modèle CNN est formé pour minimiser la perte d'entropie croisée entre la sortie et les symboles transmis pendant 50 époques avec une taille de mini-lots de 300 échantillons. L'algorithme ADAM (*adaptive moment estimation*) avec un taux d'apprentissage initial de 0,001 est utilisé pour optimiser les paramètres d'apprentissage des architectures CNN, tels que les poids et les biais.

4 Résultats

Dans cette section, nous présentons des résultats de simulation afin d'évaluer les performances du SIC basé sur le CNN proposé. L'apprentissage est effectuée hors ligne, à partir de données générées par des simulations pour chaque valeur de SNR.

Pour la transmission LoRa considérée, la largeur de bande est $B = 250$ kHz et le facteur d'étalement SF = 8, ce qui

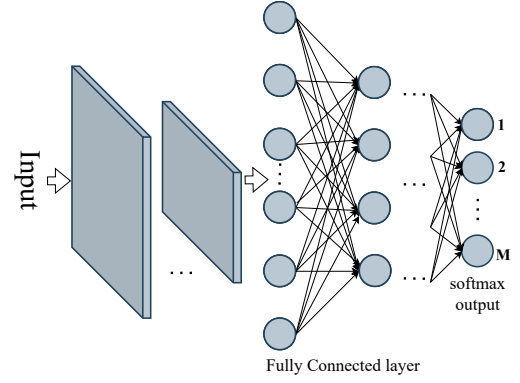


FIGURE 4 : L'architecture du CNN proposé.

donne $M = 256$ symboles différents. Le niveau de bruit d'un récepteur à température ambiante est de $-174 + 10 \log_{10}(B) + NF = -114$ dBm, où NF est le facteur de bruit du récepteur. Une valeur standard de 6 dB est considérée [10]. L'amplitude du signal décroît avec la distance selon $d_i^{-\eta/2}$, où η est le coefficient d'atténuation. Nous considérons $\eta = 3, 5$. Les N utilisateurs actifs dans un intervalle de temps donné sont uniformément réparti dans un cercle de rayon $R = 5$ km. La modulation CSS avec le même SF est utilisée par tous les utilisateurs et la même puissance est utilisée pour la transmission. La transmission est asynchrone et les différents dispositifs fonctionnent de manière autonome.

Le taux d'erreur symboles (SER) en fonction du SNR est utilisé pour comparer la performance du récepteur proposé basé sur le CNN avec le SIC classique dans [4]. Une fenêtre de taille $3T_l$ est considérée, où T_l est la longueur de la trame. N dispositifs transmettent dans cette fenêtre, et l'asynchronisme est assuré par une variable aléatoire δ_j , qui est uniformément distribuée sur $[0, 2T_l]$, ce qui correspond à la période de vulnérabilité d'un protocole ALOHA. Pour s'assurer que tous les paquets sont reçus complets, la fenêtre d'étude est étendue jusque $3T_l$. Pour une comparaison équitable, toutes les conditions de simulation de ce travail sont identiques à [4].

4.1 Performance d'un lien spécifique

La figure 5 montre la performance d'un lien spécifique en fonction de son SNR lorsque $N = 7$ et que 10 utilisateurs interfèrent. La courbe montre que le récepteur proposé a de meilleures performances que le SIC classique [4]. En présence de 7 et de 10 utilisateurs interférant, le schéma proposé présente un gain d'au moins 2 dB pour un SER cible de 10^{-4} .

4.2 Propagation d'erreurs

En raison du processus itératif du décodage, de la reconstruction et de la suppression, un récepteur SIC peut être affecté par la propagation des erreurs. Cela affecte la performance du décodage des utilisateurs ayant une puissance reçue plus faible. Le SER de chaque utilisateur lorsque 10 sont présents est représentée sur la figure 6. Les utilisateurs sont classés en fonction de leur puissance reçue, de la plus élevée (1) à la plus faible (10). L'utilisateur 1, par exemple, est celui qui dispose du meilleur canal, et donc celui dont la puissance reçue est la plus élevée. La méthode SIC proposée, basée sur les CNNs,

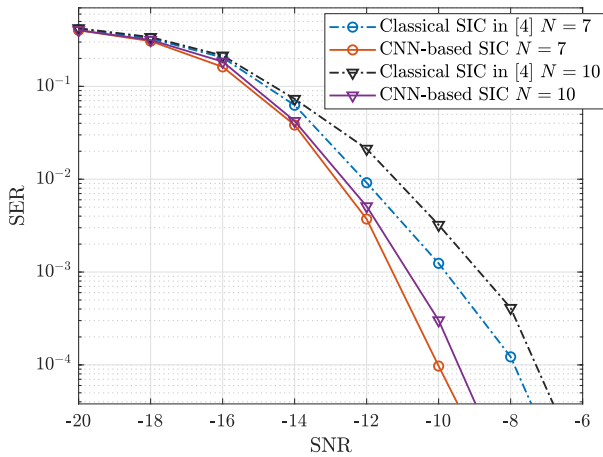


FIGURE 5 : SER vs SNR pour $N = 7$ et $N = 10$.

est comparée à la méthode SIC classique dans [4]. Comme le montrent la figure 6, le récepteur SIC classique présente un écart de performance important entre le premier (avec la puissance reçue la plus élevée) et le dernier utilisateur décodé. L'erreur se propage du premier au dernier utilisateur décodé. Au contraire, le récepteur séquentiel proposé, basé sur le CNN, offre une performance nettement plus équitable entre les utilisateurs. Le SER augmente légèrement quand les puissances reçues diminuent ce qui s'explique par une dégradation du rapport signal à bruit. Nous notons cependant une amélioration significative par rapport au SIC classique, surtout pour les derniers utilisateurs. En effet, nous n'avons pas dans notre schéma d'étape explicite de suppression de l'interférence ce qui limite considérablement la propagation des erreurs.

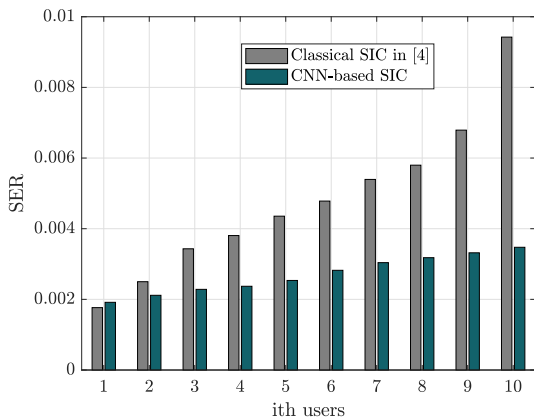


FIGURE 6 : SER pour chacun des 10 utilisateurs. La puissance moyenne du bruit blanc gaussien additif est de -114 dBm.

5 Conclusion

Cet article propose une transmission LoRa en liaison montante avec un récepteur séquentiel basé sur des CNNs. Le point d'accès décode les signaux de plusieurs utilisateurs successivement, du signal le plus fort au plus faible. Un seul CNN avec une couche convolutive et des couches entièrement connectées est utilisé à chaque étape pour décoder le signal de l'utilisateur correspondant. Le décodage est considéré comme un

problème de classification dans lequel le CNN prend une entrée composée du signal combiné reçu et du signal reconstruit des utilisateurs précédemment décodés. Le système proposé décode le signal de l'utilisateur en une seule fois sans qu'il soit nécessaire d'estimer les coefficients du canal ou d'annuler explicitement les signaux précédemment décodés. Ainsi la propagation d'erreurs est réduite. Les résultats de la simulation révèlent que les performances du schéma proposé sont supérieures à celles des schémas SIC existants pour différents nombres d'utilisateurs. En présence de 7 et 10 utilisateurs interférant, le système proposé permet un gain d'au moins 2 dB pour une SER cible de 10^{-4} .

Références

- [1] N. E. Rachkidy, A. Guitton, and M. Kaneko, "Decoding superposed LoRa signals," in *2018 IEEE 43rd Conf. on Local Computer Networks (LCN)*, pp. 184–190, 2018.
- [2] P. Edward, S. Elzeiny, M. Ashour, and T. Elshabrawy, "On the coexistence of LoRa- and Interleaved Chirp Spreading LoRa-Based modulations," in *2019 International Conference on WiMob*, 2019.
- [3] U. Noreen, L. Clavier, and A. Bounceur, "Lora-like css-based phy layer, capture effect and serial interference cancellation," in *European Wireless 2018; 24th European Wireless Conference*, pp. 1–6, 2018.
- [4] A. A. Tesfay, E. P. Simon, G. Ferré, and L. Clavier, "Serial interference cancellation for improving uplink in LoRa-like networks," in *2020 IEEE 31st Annual International Symposium on PIMRC*, (London, UK), 2020.
- [5] A. A. Tesfay, E. P. Simon, S. Kharbech, and L. Clavier, "Deep learning-based signal detection for uplink in lora-like networks," in *2021 IEEE 32nd Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, pp. 617–621, 2021.
- [6] K. Dakic, B. Al Homssi, A. Al-Hourani, and M. Lech, "LoRa Signal Demodulation Using Deep Learning, a Time-Domain Approach," in *2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference*, pp. 1–6, 2021.
- [7] A. A. Tesfay, E. P. Simon, S. Kharbech, and L. Clavier, "Deep learning-based receiver for uplink in lora networks with sigfox interference," in *18th Int. Conf. on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, pp. 25–29, 2022.
- [8] A. A. Tesfay, S. Kharbech, E. P. Simon, and L. Clavier, "Signal denoising and detection for uplink in lora networks based on bayesian-optimized deep neural networks," *IEEE Communications Letters*, vol. 27, no. 1, pp. 214–218, 2023.
- [9] B. Reynders and S. Pollin, "Chirp spread spectrum as a modulation technique for long range communication," in *2016 Symposium on Communications and Vehicular Technologies (SCVT)*, pp. 1–5, 2016.
- [10] Semtech, "AN1200.22 : LoRa Modulation Basics," tech. rep., Semtech Corporation, 2015.