

# LoRaWAN における外部干渉検知システムにおける 学習パラメータ再初期化

Learning Parameter Reinitialization on Inter-system Interference Detection System in LoRaWAN

相原 直紀<sup>1</sup> 安達 宏一<sup>1</sup> 田久 修<sup>2</sup> 太田 真衣<sup>3</sup> 藤井 威生<sup>1</sup>  
Naoki Aihara Koichi Adachi Osamu Takyu Mai Ohta Takeo Fujii

電気通信大学<sup>1</sup> The University of Electro-Communications  
信州大学<sup>2</sup> Shinshu University  
福岡大学<sup>3</sup> Fukuoka University

## 1 まえがき

多数の無線端末が自律分散的に周波数資源を共用する環境において、複数のシステムが一つの周波数帯域を共用するための技術は重要である。本稿では筆者らが提案した、LoRaWAN システムにおける外部干渉の検知及び無線リソース再割当て手法 [1] において、より優れた特性を得るための学習パラメータ初期化を検討し、その特性を計算機シミュレーションにより評価する。

## 2 システムモデル

本稿では、固定配置された 1 個の情報集約局 (FC) へ、 $N$  台の端末 (集合  $\mathcal{N}$ ) がパケットを送信する上りリンクを想定する。LoRaWAN システム全体で  $K$  個の直交周波数チャンネル (集合  $\mathcal{K}$ ) を利用できるものとする。各端末は文献 [2] に従いセンシングによる定期パケットとイベント観測によるランダムパケットの 2 種類を生起し、FC へと送信する。パケット衝突が発生した場合は、受信信号対雑音電力比 (SNR) と受信信号対干渉電力比 (SIR) がともに、各端末に割り当てられた拡散係数 (SF) に対応する閾値を超えていれば受信成功とする。本稿では、外部干渉として Wi-SUN システムを想定する。Wi-SUN システムはシステム状態変化時刻  $T_{\text{int}}$  毎に発生と消滅の状態を遷移し、発生状態となっている場合は周波数リソース  $k \in \mathcal{K}$  に対して  $P_{\text{int},k}$  の干渉電力が LoRaWAN システムに与えられるものと仮定する。

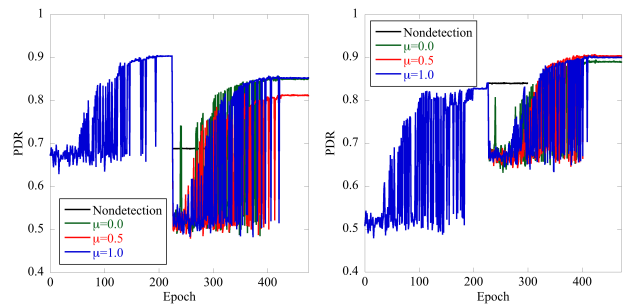
本稿では文献 [1] の通り、密度比推定に基づく干渉状態変化検知を行う。干渉状態の変化を検知した際に、筆者らの提案した Q 学習を用いたリソース割当て方式 [3] を用いてリソース割当てを再探索する。その際に、初期化率  $\mu$  で Q 学習に用いる NN の重みを初期化する。つまり、LoRaWAN ノード  $n$  に対する NN の第  $l$  層におけるニューロン  $i$  と第  $l+1$  層におけるニューロン  $j$  間の重み  $w_{n,i,j}^{(l)}$  は次式で初期化される。

$$w_{n,i,j}^{(l)} = \begin{cases} \text{rand}_{\text{Xavier}}() & \text{if } \text{rand}() < \mu \\ w_{n,i,j}^{(l)} & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 $\text{rand}()$  は  $[0,1]$  間の一様分布に従う乱数、 $\text{rand}_{\text{Xavier}}()$  は Xavier の初期化 [4] である。

## 3 計算機シミュレーション

計算機シミュレーションでは、 $2 \times 2 \text{ km}^2$  の領域内に  $N = 5000$  個の端末をランダムに配置し、 $K = 4$  個の



(a) 干渉の発生時 (b) 干渉の消滅時  
図 1: あるチャネル実現における PDR 遷移

周波数リソースを用いて通信するものとする。各端末に割り当てられる SF は、受信可能な SF の中で最も高いビットレートとなるものを選択する。通信路はパスロスと空間相関を有するシャドウイングに従うものとする。比較のために、リソースの再割当てを行わない場合の特性も示す。図からわかるように、提案法を用いることで、平均 PDR を最大 14% 程度向上できることがわかる。これは、外部の干渉を検知することでその状況に適したリソース割当てを再探索することができたためである。また、再学習時に初期化する ( $\mu = 1$ ) ことにより、 $\mu = 0$  の場合よりも、干渉の消滅時の特性が 1.5% 程度向上することが確認された。しかしながら、干渉の発生時において、初期化率  $\mu = 0$  の場合において PDR が早い段階から向上することが分かる。このことから、再初期化による偏った初期値の回避と、初期の学習で獲得した干渉関係の有効利用のトレードオフが存在することが分かる。

## 4 まとめ

本稿では、密度比推定に基づく外部干渉検知及び無線リソース再割当てシステムにおける特徴量についての検討を行った。シミュレーション結果から、提案手法は干渉検知を行わない場合と比較して最大 14% 程度平均 PDR を向上できること、更に再学習時の初期化による特性向上と学習速度のトレードオフを確認した。

謝辞本研究開発は総務省 SCOPE(受付番号 175104004) の委託による。

参考文献

- [1] 相原直紀, 他, 信学技報, 2020 年 1 月.
- [2] V. Gupta, et. al., in *Proc. IEEE Globecom*, 2017, pp. 1-6
- [3] N. Aihara, et. al., *IEEE Access*, vol. 7, no.1, pp. 152126-152137, 2019
- [4] N. Buduma, *Fundamentals of Deep Learning: Designing Next-Generation Machine Intelligence Algorithms*, O'Reilly Media