

## LoRaWANにおける教師なし外部干渉検出及び 無線リソース再割当て手法

相原 直紀<sup>†</sup> 安達 宏一<sup>†</sup> 田久 修<sup>††</sup> 太田 真衣<sup>†††</sup> 藤井 威生<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 電気通信大学 先端ワイヤレス・コミュニケーション研究センター

〒 182-8585 東京都 調布市 調布ヶ丘 1-5-1

<sup>††</sup> 信州大学 電子情報システム工学科

〒 380-8553 長野県長野市若里 4-17-1

<sup>†††</sup> 福岡大学 電子情報工学科

〒 814-0180 福岡県福岡市城南区七隈 8-19-1

E-mail: †{aihara,adachi,fujii}@awcc.uec.ac.jp, ††takyu@shinshu-u.ac.jp, †††maiohta@fukuoka-u.ac.jp

あらまし 近年, IoT や M2M の発展により超多数の無線ノードが配置される環境が想定されている. このような超多接続環境においては, 同じ周波数帯域を複数のシステムが同時に利用する場合が考えられる. このような環境においては, 自システムのみではなく, 他システムの影響を考慮したリソース割り当てを行うことが望ましい. 本研究では, 制御局で観測可能な受信成功パケット数のみを用い, 密度比推定に基づく分布変化検知からシステム間干渉を前提知識なしに検知するシステムを提案する. 提案手法では, 観測データをスライディングウィンドウ式にずらすことで教師信号なしに学習サンプルとテストサンプルを生成する. 生成されたデータを用いて密度比推定を行うことで, 他システムからの干渉を検知することができる. また, 計算機シミュレーションにより提案手法を用いた再割当てを行うことで, 平均 PDR を 8% 程度改善できることを示す.

キーワード 周波数共用, 機械学習, 密度比推定, LoRaWAN, 無線リソース割り当て, 干渉検知

## Non-Supervised Outside Interference Detection and Wireless Resource Reallocation in LoRaWAN

Naoki AIHARA<sup>†</sup>, Koichi ADACHI<sup>†</sup>, Osamu TAKYU<sup>††</sup>, Mai OHTA<sup>†††</sup>, and Takeo FUJII<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Advanced Wireless and Communication Research Center, The University of Electro-Communications  
1-5-1 Chofugaoka, Chofu-shi, Tokyo 182-8585

<sup>††</sup> Department of Electrical and Computer Engineering, Shinshu University  
4-17-1, Wakasato, Nagano, 380-8553

<sup>†††</sup> Department of Electronics and Computer Science, Fukuoka University  
8-19-1, Nanakuma, Jonan, Fukuoka 814-0180

E-mail: †{aihara,adachi,fujii}@awcc.uec.ac.jp, ††takyu@shinshu-u.ac.jp, †††maiohta@fukuoka-u.ac.jp

**Abstract** Recently, massively connected environment that terminals are densely deployed is considered due to the widespread of IoT and M2M. In these environments, multiple systems may share the same frequency band. Therefore, resource allocation considering inter-system interference is necessary. In this research, an interference detection method that detects the change of distribution is proposed. This method is based on density ratio estimation using the number of successfully received packets that is observable from the controller is proposed. For change detection, the controller generates learning samples and test samples using a sliding window. By estimating the density ratio, the controller can detect inter-system interference without any prior knowledge. Under LoRaWAN and IEEE 802.15.4g mixed environment, the numerical results elucidate that the proposed method can improve 8% average PDR compared to the case of non-interference detection.

**Key words** Frequency Sharing, Machine Learning, Density Ratio Estimation, LoRaWAN, Wireless Resource Allocation, Interference Detection

## 1. はじめに

近年, IoT の発展に伴い, 長距離通信, 超低消費電力, 同時多接続などの要件を持つネットワーク環境が重要視されている。これらの要求に対応するため, LoRaWAN(Long Range Wide Area Network) に代表される LPWAN(Low Power Wide Area Network) 通信規格が注目されている [1]。これらの規格では, 無線ノードの低消費電力化のために各レイヤにおいて単純な機能が用いられている。例えば, MAC 層における多元接続方式に関しては, 集中制御ではなく各無線ノードが自律分散的にランダムアクセスを行うことで周波数リソースの共用を行っている。このような単純な通信制御では, 無線ノード数の増加に伴いパケット衝突が頻発することが大きな問題である。この問題に対しての解決法として, デューティサイクル (DC: Duty Cycle) による通信頻度の制限 [2] や拡散係数 (SF: Spreading Factor) と呼ばれる物理層変調パラメータの効率的な割り当て [3,4] による衝突の回避などが提案されている。また, 多元接続方式として, LoRaWAN の標準で用いられている純 ALOHA に変わって, 衝突回避機能付きキャリアセンス多元接続 (CSMA/CA: Carrier Sense Multiple Access/ Collision Avoidance) を適用することで伝送特性を向上させることができることが文献 [5,6] で示されている。例えば, 日本における LoRaWAN 規定 AS923 [7] 及び電波規定 [8] において, DC を 1% とすること及びキャリアセンス (CS: Carrier Sense) による衝突回避が規定されている。また, 筆者らは以前, CSMA/CA を適用した LoRaWAN 環境において, 情報集約局 (FC: Fusion Center) から観測できる情報のみを用いて強化学習を行うことで, 各 LoRaWAN ノードのパケット衝突を回避できるような周波数チャネルの割り当てを行う方法を提案した [9]。

しかしながら, 実際の無線ネットワーク環境においては, 一つの帯域をあるシステムが専有することは現実的ではなく, 複数のシステムが周波数を共用することになる。例えば, 文献 [10] においては, 動作帯域が重なる LoRaWAN システムと Wi-SUN システムの間での相互干渉の影響が調査されている。このように, 実際には他システムの影響を考慮したりソース割り当てや通信制御が実際には重要である。既存研究においては, 文献 [11] などのコグニティブ無線をベースにした干渉検知システムが提案されているが, これらはノード自体に高度なスペクトルセンシング機能が必要であり, LoRaWAN のような簡易なノードや制御局で構成されるネットワークには不適切である。また, 文献 [12–14] においては, IEEE802.15.4g ベースの干渉検知システムや, チップエラーパターンによる干渉情報の解析などが提案されているが, これらは同一システムや無線 LAN 環境など, 与干渉システムや被干渉システムなどの環境を事前に仮定しており, どのようなシステムにも適した方式ではない。加えて, 既存研究では干渉の発生を検知し, その影響を回避することが目的となっているが, 実際には干渉の消滅も検知できることで, 空きリソースのさらなる有効活用が可能となる。

そこで本稿では, 筆者らが提案したシステム内干渉の回避方

法を更に拡張し, 外部からのシステム間干渉の変動に追従できるようなリソース割当を行う干渉検知方式及び無線リソース再割り当て法を提案する。干渉検知の方法としては, 密度比推定に基づく分布変化検知 [15] を用いる。各 LoRaWAN ノードから正しく受信できたパケット数を観測データとし, 観測データをスライディングウィンドウ式に移動させることで, 変化検知に用いる学習サンプルとテストサンプルを擬似的に生成する。これにより, 観測データの教師信号や干渉を与えるシステムについての仮定を必要とせず他システムからの干渉を検知することが可能となる。また, 干渉状態の変化をトリガーとし無線リソースの再割り当てを行うことで, 干渉の発生だけでなく, 消滅などのシステム間干渉の状態に追従できるようなリソース割り当てを行うことが可能である。

LoRaWAN と Wi-SUN が混在する環境を想定した計算機シミュレーションにより, 提案法を用いることで, 他システムからの干渉の発生及び消滅に対応して環境の変化を最大で 3 回程度の分布計算で検知することができ, 従来システムである無線リソースの再割り当てを行わない場合と比較してパケット配信率 (PDR: Packet Delivery Rate) をおよそ 8% 程度向上できることを示す。

本論文は以下の構成になっている。第 2 節で本稿で想定したシミュレーションのモデルについて説明し, 第 3 節で提案方式である密度比推定による干渉検知及び無線リソース再割り当てについて説明する。第 4 節で計算機シミュレーションの結果について説明し, 第 5 節で本論文のまとめを行う。

## 2. システムモデル

### 2.1 シミュレーションモデル

本稿では, 広さ  $D \times D$  [km<sup>2</sup>] のネットワークエリア内に  $N$  個の LoRaWAN ノードが一様かつランダムに分布している環境を想定する。中央に配置された FC が  $K$  個の直交周波数リソース上でパケットを並列受信できるものとする。本稿では, LoRaWAN ノードの集合を  $\mathcal{N} = \{0, 1, \dots, N-1\}$ , 利用可能な周波数リソースの集合を  $\mathcal{K} = \{0, 1, \dots, K-1\}$  とする。FC は各 LoRaWAN ノードに対して利用を許可する周波数リソースインデックスのベクトルを制御情報として通知することが可能である [16]。ここで, リソース割り当ての単位であるエポック  $t$  において LoRaWAN ノード  $n$  へ割り当てられているリソースインデックスを  $k_{t,n}$  とする。本稿で仮定したリソース割り当てモデルを図 1 に示す。

本稿において, LoRaWAN ノード  $n$  は送信に用いる拡散係数  $S_n$  を  $SF \in \{7, 8, 9, 10, 11, 12\}$  から選択する。表 1 と表 2 に示すように, 各 SF はデータレート, 受信信号対雑音電力比 (SNR: Signal-to-Noise power Ratio) 閾値及び受信信号電力対干渉電力比 (SIR: Signal-to-Interference power Ratio) 閾値を持つ。本稿では SF の割り当て方式として最小 SNR 基準を用いた。これは各 LoRaWAN ノードが SNR 要件を満たす中で最も高いデータレートを持つ SF を選択するものである。本稿では,  $\text{SNR}_{\gamma_{\text{SNR}},n}$  と  $\text{SIR}_{\gamma_{\text{SIR}},n}$  がともに SNR 閾値  $\Gamma_{\text{SNR},S_n}$  及び SIR 閾値  $\Gamma_{\text{SIR},S_n}$  を上回っていれば, 正しくパケットを

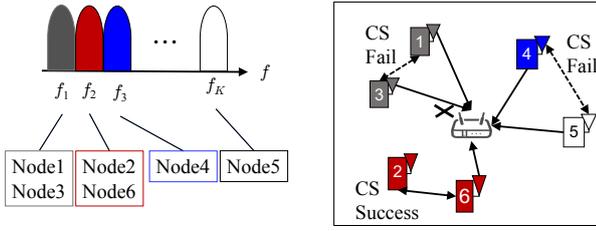


図 1: リソース割り当てモデル

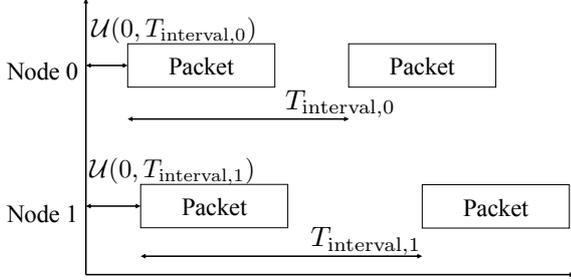


図 2: パケットの生成

受信できるものとする。パケットを誤りなく受信するためには、以下に示す3つの閾値を考慮する必要がある。本稿では、以下に示す3つの閾値のうち、該当するものの中で最も高いものをパケット受信成否を決定する SIR 閾値として用いることとする。

**同 SF 干渉** 希望 LoRaWAN ノード  $n$  と同じ SF を使用してパケットを送信している干渉ノードが一つでも存在する場合、キャプチャ効果が働くための SIR 閾値は 6[dB] [17] となる。

**Wi-SUN 干渉** Wi-SUN からの干渉が発生している場合、キャプチャ効果が働くための SIR 閾値は表 2 中列の w/ Wi-SUN Interference の列から参照される。

**異 SF 干渉** 同 SF 干渉及び Wi-SUN 干渉が存在しない場合、表 2 右列の w/o Wi-SUN Interference の列から SIR 閾値が決定される。

各 LoRaWAN ノードは2つの異なるトラフィックモデルに基づきパケットを生成する [18]。1つ目のトラフィックは予め規定された間隔  $T_{\text{interval},n} \in T_{\text{interval}}$  に従って定期的発生するパケットである。パケット生成間隔  $T_{\text{interval},n}$  を割り当てられた LoRaWAN ノード  $n$  は最初のパケット生成時刻  $T_{\text{offset},n} \sim \mathcal{U}(0, T_{\text{interval},n})$  を持つものとする。本稿では、一つの LoRaWAN システムの中に  $U$  個のアプリケーションが存在するものとする。2つ目のトラフィックは火災や電気事故などのイベント検知に基づくものである。イベントが各エポックの  $\frac{T_{\text{epoch}}}{2}$  [sec] 時点でランダムな箇所が発生し、予め規定された伝搬速度でエリア内を伝搬する [18]。ここで  $T_{\text{epoch}}$  は1エポックの時間長である。本稿では、イベント検知確率のモデルとして指数減衰モデルを仮定した。各ノードのパケット生成の一例を図 2 に示す。その他の詳細な物理層及び MAC 層の規定は文献 [9] のモデルに従うものとする。

表 1: 125[kHz] 帯域幅を用いた際のデータレートと SNR 閾値

SF	Data rate [bps]	Receiver Sensitivity [17]	SNR limit $\Gamma_{\text{SNR}}$
7	5469	-123	-6
8	3125	-126	-9
9	1758	-129	-12
10	977	-132	-15
11	537	-134.5	-17.5
12	293	-137	-20

表 2: SIR 閾値

SF	w/ Wi-SUN Interference [19]	w/o Wi-SUN Interference [10]
7	-6	-11
8	-9	-13
9	-12.5	-16
10	-16	-19
11	-16	-22
12	-16	-24

### 2.1.1 チャネルモデル

FC における LoRaWAN ノード  $n$  からの受信電力は以下の式で与えられる。

$$P_{r,n}[\text{dBm}] = P_{t,n}[\text{dBm}] - P_{\text{pathloss}}(d_n)[\text{dB}] - \psi[\text{dB}] \quad (1)$$

ここで、 $P_{t,n}$  は LoRaWAN ノード  $n$  の送信電力であり、 $P_{\text{pathloss}}(d_n)$  はパスロス成分、 $\psi$  はシャドウイング成分であり、LoRaWAN ノードの位置  $(x_n, y_n)$  の関数として与えられる。パスロス成分は以下の式で与えられる。

$$P_{\text{pathloss}}(d_n) = 10a \log_{10} d_n + b + 10c \log_{10} f_c \quad (2)$$

ここで  $d_n$  は LoRaWAN ノード  $n$  と FC 間の距離 [km] であり、 $f_c$  は搬送波周波数 [MHz] である。また、 $a, b, c$  は伝搬の距離係数、オフセット、周波数係数をそれぞれ示している。ここで、シャドウイングは標準偏差  $\sigma$  をもつ対数正規分布で与えられるものとし、LoRaWAN ノードから FC 間のシャドウイングは文献 [20] に従う空間相関を持つシャドウイングを、LoRaWAN ノード間のシャドウイングは無相関シャドウイングに従うものと仮定する。

### 2.2 干渉モデル

LoRaWAN ノード  $n$  が送信したパケットの FC における受信 SNR  $\gamma_{\text{SNR},n}$  及び SIR  $\gamma_{\text{SIR},n}$  は以下の式で与えられるものとする。

$$\gamma_{\text{SNR},n} = \frac{P_{r,n}}{A_{\text{noise}} P_{\text{noise}}}$$

$$\gamma_{\text{SIR},n} = \frac{P_{r,n}}{\sum_{n' \in \bar{\mathcal{N}}(n)} I(k_{t,n}, k_{t,n'}) P_{r,n'} + P_{\text{int},k_{t,n}}} \quad (3)$$

ここで、 $A_{\text{noise}}$  は雑音指数、 $P_{\text{noise}}$  は帯域幅全体での雑音電力を示している。干渉電力項の第1項はシステム内干渉であり、LoRaWAN ノードと同時にパケットを送信している干渉 LoRaWAN ノード集合  $\bar{\mathcal{N}}(n)$  に所属する LoRaWAN ノードか

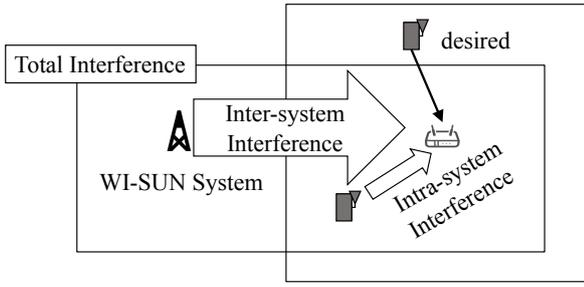


図 3: 干渉の発生

らのパケットの、FCにおける受信電力の和として与えられる。 $I(k_{t,n}, k_{t,n'})$  は指示関数であり以下の式で与えられる。

$$I(k_{t,n}, k_{t,n'}) = \begin{cases} 1 & \text{if } k_{t,n} = k_{t,n'} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

第2項はシステム間干渉である。Wi-SUNからの信号は状態変化時刻  $T_{\text{int}}$  を過ぎるごとに発生/消滅を繰り返し、発生の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。本稿で仮定した干渉モデルを図3に示す。

### 3. 提案方式

本節では、最小自乗推定に基づく密度比推定について説明した後に、本稿の提案方式である密度比推定を用いた干渉変化検知及びリソース再割当て方式について説明する。

#### 3.1 既存技術-最小自乗推定に基づく密度比推定

ある観測データ  $\mathbf{x}$  に対し、正常な分布  $p(\mathbf{x})$  と異常な分布  $p'(\mathbf{x})$  が与えられた際の密度比  $r(\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x})}{p'(\mathbf{x})}$  から異常度  $a(\mathbf{x}) = -\ln r(\mathbf{x})$  を計算する。密度比推定では、この値が閾値  $a_{\text{th}}$  を超えているかどうかに基づき分布の異常を検出する。それぞれの確率分布をそれぞれ推定した後に密度比を計算する手法では、分布の推定誤差が計算結果に大きな影響を与えることになる。これを防ぐため、正常な分布から得られた、次元が  $H \times 1$  の学習サンプル  $\mathbf{x}_1 \dots \mathbf{x}_M$  及び異常な分布から得られた、同じく次元が  $H \times 1$  のテストサンプル  $\mathbf{x}'_1 \dots \mathbf{x}'_{M'}$  の二つのデータセットから、学習モデル  $r_{\theta}(\mathbf{x})$  を用いて実際の密度比  $r(\mathbf{x})$  を近似するのが一般的である。ここで、 $r_{\theta}(\mathbf{x})$  は以下の通り与えられる。

$$r_{\theta}(\mathbf{x}) = \theta^T \phi(\mathbf{x}) \quad (5)$$

ここで  $\theta$  は線形結合を表す  $M \times 1$  の重みベクトル、 $\phi(\mathbf{x})$  は観測データのカーネル変換関数を表す  $M \times 1$  のベクトルであり、本稿ではRBFカーネル  $\phi_m(\mathbf{x}) = \exp(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_m\|_2^2}{2h^2})$  を用いた。ここで  $\|\mathbf{x}\|_2$  はベクトルのL2ノルムである。この学習モデルにおいて、学習パラメータ  $\theta$  を最適化する必要があるが、今回は最小自乗法を用いた最適化を行った。この手法では、平均自乗誤差  $\mathbf{E}((r_{\theta}(\mathbf{x}) - r(\mathbf{x}))^2)$  の最小化に基づき、学習パラメータ  $\theta_{\text{MMSE}}$  を解析的に導出することが可能である。ここで  $\mathbf{E}$  は期待値操作を表す。また、これに過学習を回避するためのL2正則化項を追加した際の最適解は以下の通り与えられる [15]。

$$\theta_{\text{MMSE}} = (\hat{\mathbf{G}} + \lambda \mathbf{I}_M)^{-1} \hat{\mathbf{h}} \quad (6)$$

ここで  $\lambda$  は正則化パラメータ、 $\mathbf{I}_M$  は  $M$  次の単位行列である。 $\hat{\mathbf{G}}$  と  $\hat{\mathbf{h}}$  はそれぞれ以下で表される。

$$\hat{\mathbf{G}} = \frac{1}{M'} \sum_{m'=1}^{M'} \phi(\mathbf{x}'_{m'}) \phi(\mathbf{x}'_{m'})^T \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{h}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \phi(\mathbf{x}_m) \quad (8)$$

また、最適化した学習モデル  $r_{\theta_{\text{opt}}(\mathbf{x})}$  を用いて各テストデータの異常度を計算し、その総和を分布間異常度の閾値  $a_{\text{th,dist}}$  と比較することで分布全体における異常検知、すなわち分布変化検知が可能である。この場合、以下の式を用いて分布間の異常度  $a_{\text{dist}}(\mathbf{x}'_1 \dots \mathbf{x}'_{M'})$  を計算する。

$$a_{\text{dist}}(\mathbf{x}'_1 \dots \mathbf{x}'_{M'}) = \sum_{m'=1}^{M'} a(\mathbf{x}'_{m'}) \quad (9)$$

#### 3.2 提案方式-密度比推定による干渉検知

##### 3.2.1 スライディングウィンドウに基づく分布変化検知

本研究では、分布の変化検知に用いる学習データ及びテストデータを以下の手順で生成する。

- (1) エポック内での受信パケット数から観測データを生成。
- (2) テストデータ配列の最後に観測データを追加。
- (3) テストデータ配列の後方から前方へ向けてデータを一つずつスライド。
- (4) テストデータ配列から溢れた最前のデータを学習データ配列の最後に追加。
- (5) テストデータ配列と同様に学習データをスライド。
- (6) 学習データ配列から溢れた最前のデータを廃棄。

このような処理を行うことで、直近の観測データ分布がそれ以前の観測データ分布から変化しているかを検知することができる。この処理の利点としては、まず1つ目として、学習データとして干渉が入っていないデータを用意する必要がないことが挙げられる。また、変化検知に干渉の有無を仮定しないことで、干渉の発生による分布変化と干渉の消滅による分布変化の双方を一つの手法で検知できることが2つ目の利点として挙げられる。リソースの有効利用という観点から考えると、外部干渉が発生した際にこれを回避できるようリソース割り当てを行う一方で、干渉が消滅した際にもこれを検知し、利用可能となったリソースを再び利用するという2つの処理を同時に行える必要がある。提案手法はこの2つを同時に検知することが可能である。

##### 3.2.2 観測データの設計

第3.2.1節で説明した干渉検知を行う際の観測データには、次式で与えられる各リソースで観測した正規化受信パケット数  $x_{\text{sample},k,t}$  を用いる。

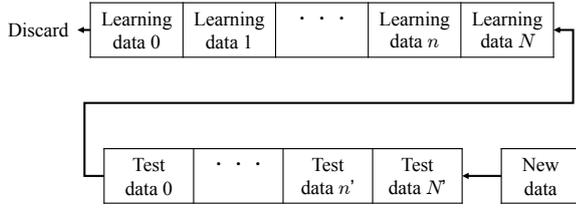


図 4: 学習データおよびテストデータの擬似的生成

$$x_{\text{sample},k,t} = \frac{\sum_{n \in \mathcal{N}, k_{t,n}=k} D_{n,t+1}}{N_{t,k} \times T_{\text{epoch}}} \quad (10)$$

ここで、 $N_{t,k}$  はエポック  $t$  においてリソース  $k$  に割り当てられた LoRaWAN ノード数である。また、各リソースのうち 1 つでも干渉状態の変化が検知された場合、外部干渉の状態が変化すると判断するものとする。

### 3.2.3 再学習

前述の干渉検知を用いて外部干渉を検知した後に、筆者らの提案した Q 学習に基づくリソース割り当て [9] によりその干渉状態に適したリソースの割り当てを再探索する。

## 4. 数値結果

ITU-R で想定されている伝搬モデル [21] を想定する。本稿では想定するモデルとして、広域に動作する LoRaWAN システム内に複数の別オペレータによって動作する Wi-SUN システムが存在することを仮定している。伝搬パラメータおよび学習パラメータを表 3 及び表 4 に示す。

また、本稿では比較手法として、文献 [9] のシステム内干渉のみを考慮したリソース割り当て方式のみを行い、干渉状態変化前の環境に最適化した割り当てリソースをそのまま利用し続ける方式を仮定する。

### 4.1 干渉の発生環境

本稿では、提案手法の利点である干渉消滅時の評価を行うため、2 種類のケースを考える。

**干渉の発生** シミュレーションの開始時は外部干渉が存在せず、リソース割り当てが終了した後の  $T_{\text{int}}$  時点から干渉が発生する。

**干渉の消滅** シミュレーションの開始時に既に外部干渉が発生しており、リソース割り当てが終了した後の  $T_{\text{int}}$  時点から干渉が消滅する。

### 4.2 シミュレーション結果

#### 4.2.1 ケース 1: 干渉の発生

図 5 に干渉が発生した場合の学習過程及び PDR の CDF 特性を示す。図 5a は提案手法と既存手法の二つを使用した場合の学習に対する PDR 特性を示している。図 5a からわかる通り、既存手法では干渉の状態が変化していない環境に対しての最適化を行っており、干渉の発生に対応することが出来ずに PDR が大きく劣化していることがわかる。提案手法においては発生した干渉を回避するために再度の学習オーバーヘッドを必要とするものの、最終的にはこの PDR 劣化を低減することができていることがわかる。図 5b より、提案手法は既存

表 3: 無線パラメータ

シミュレーションエリア $D \times D$	$2 \times 2$ [km <sup>2</sup> ]
拡散係数 $SF$	{7,8,9,10,11,12}
帯域幅 $W$	125 [kHz]
チップ長 $T_s$	1.024 [ms]
デューティサイクル $G$	0.01
送信電力 $P_t$	13 [dBm]
搬送波周波数 $f_c$	923 [MHz]
LoRaWAN ノード数 $N$	3000
伝搬係数 $a$	4.0
伝搬オフセット $b$	9.5
伝搬周波数係数 $c$	4.5
シャドウイング標準偏差 $\sigma$	3.48 [dB]
シャドウイング相関係数	0.05
雑音電力密度	-174 [dBm/Hz]
雑音指数	9 [dB]
パケットサイズ $N_t$	240 [bits]
パケット生成間隔 $T_{\text{interval}}$	{60, 300} [sec]
パケット生成クラスタ割り当て確率	{0.5, 0.5}
イベント発生間隔	300 [sec]
イベント伝搬速度	700 [m/sec]
イベント伝搬係数	0.005
CS 閾値 $\Gamma_{\text{CS}}$	-80 [dBm]
リソース数 $K$	4
干渉状態変化時間 $T_{\text{int}}$	225 [Epoch]
外部干渉電力 $P_{\text{int}}$	$(-\infty, -\infty, -\infty, -80)$ [dBm]

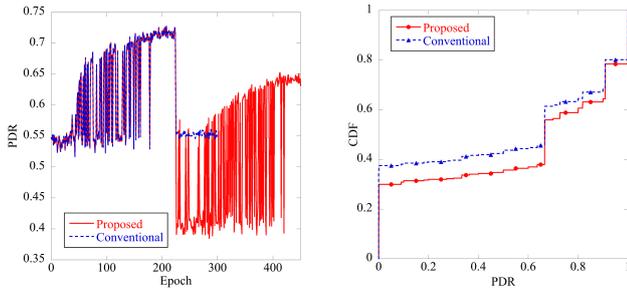
表 4: 学習パラメータ

最適化方式	SGD [22]
活性化関数	ReLU
エポック長 $T_{\text{epoch}}$	600 [s]
エポック数 (初期, 再学習) $T$	(200, 200)
Q 学習率 $\alpha$	0.4
NN レイヤ数 $L$	4
隠れ層ニューロン数	(10, 5)
RBF 正規化パラメータ $\lambda$	0.001
RBF バンド幅 $h$	0.001
変化検知閾値 $a_{\text{th,dist}}$	10
学習データ数 $M$	5
テストデータ数 $M'$	5

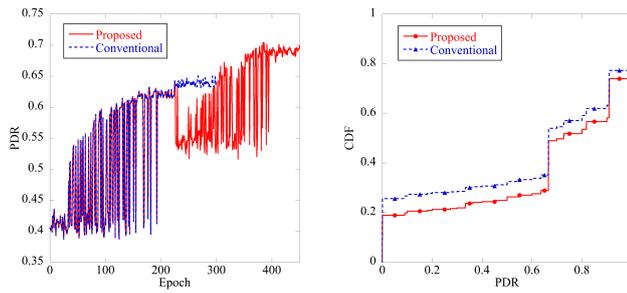
手法に対して PDR 特性を改善できていることが分かる。このとき、8%程度平均 PDR を向上できている。

#### 4.2.2 ケース 2: 干渉の消滅

図 6 に干渉が発生した場合の学習過程及び PDR の CDF 特性を示す。図 6a より、既存手法は干渉の消滅を検知することができず、システム内の空き周波数リソースが増加したにもかかわらず PDR 特性を向上させることができていない。これに対して、提案手法は干渉を検知することができ、再学習の結果状態変化前よりも高い PDR を確保できていることがわかる。図 6b より、提案手法は既存手法に対して PDR 特性を改善できていることが分かる。具体的には、6%程度平均 PDR を向上できている。



(a) あるチャンネルにおける学習過程 (b) PDR の CDF 特性  
図 5: 干渉発生時の特性



(a) あるチャンネルにおける学習過程 (b) PDR の CDF 特性  
図 6: 干渉消滅時の特性

## 5. 終わりに

本稿では、LoRaWAN と IEEE802.15.4g が同一周波数を供用する環境において、さらなる周波数利用効率向上のための干渉変化検知手法及びリソースの再割当手法を提案した。本手法は、密度比推定に基づく分布変化検知を利用しており、またスライディングウィンドウ式に学習データを擬似的に生成することで、干渉原である他システムについて事前の仮定や教師信号を必要とせず、干渉の発生に加えて消滅を検知することが可能である。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平均 PDR を最大で 8% 程度向上できることを示した。

謝辞 本研究開発は総務省 SCOPE(受付番号 175104004) の委託を受けて行われたものである。

## 文 献

- [1] U. Raza, P. Kulkarni, and M. Sooriyabandara, "Low Power Wide Area Networks: An Overview," *IEEE Commun. Surveys & Tut.*, vol. 19, no. 2, pp. 855–873, 2017.
- [2] T. Deng, J. Zhu, and Z. Nie, "An Improved LoRaWAN Protocol Based on Adaptive Duty Cycle," in *Proc. IEEE Inform. Technol. and Mechatronics Eng. Conf.*, 2017, pp. 1122–1125.
- [3] J. T. Lim and Y. Han, "Spreading Factor Allocation for Massive Connectivity in LoRa Systems," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 22, no. 4, pp. 800–803, 2018.
- [4] L. Amichi, M. Kaneko, N. E. Rachkidy, and A. Guitton, "Spreading Factor Allocation Strategy for LoRa Networks under Imperfect Orthogonality," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Commun.*, 2019, pp. 1–7.
- [5] J. Ortin, M. Cesana, and A. Redondi, "How do ALOHA and Listen Before Talk Coexist in LoRaWAN?" in *Proc. IEEE*

- Int. Symp. on Personal, Indoor and Mobile Radio Commun.*, 2018, pp. 1–7.
- [6] —, "Augmenting Lorawan Performance with Listen Before Talk," *IEEE Trans. on Wireless Commun.*, vol. 18, no. 6, pp. 3113–3128, 2019.
- [7] LoRa Alliance Technical Committee, "LoRaWAN Regional Parameters v1.1 REV B," 2018. [Online]. Available: <https://loro-alliance.org/resource-hub/lorawanr-regional-parameters-v11rb>
- [8] ARIB, "920MHz-BAND TELEMETER, TELECONTROL AND DATA TRANSMISSION RADIO EQUIPMENT," 2012.
- [9] N. Aihara, K. Adachi, O. Takyu, M. Ohta, and T. Fujii, "Q-Learning Aided Resource Allocation and Environment Recognition in LoRaWAN With CSMA / CA," *IEEE Access*, vol. 7, no. 1, pp. 152 126–152 137, 2019.
- [10] C. Orfanidis, L. M. Feeney, M. Jacobsson, and P. Gunningberg, "Investigating Interference Between LoRa and IEEE 802.15.4g Networks," in *Proc. Int. Conf. on Wireless and Mobile Comput., Networking and Commun.*, 2017, pp. 1–8.
- [11] A. J. Coulson, "Spectrum Sensing Using Hidden Markov Modeling," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Commun.*, 2009, pp. 1–6.
- [12] C. H. Uy, C. Bernier, and S. Charbonnier, "Design of a Low Complexity Interference Detector for LPWA Networks," in *Proc IEEE Int. Instrumentation and Measurement Technol. Conf.*, 2019, pp. 1–6.
- [13] F. Barac, S. Caiola, M. Gidlund, E. Sisinni, and T. Zhang, "Channel Diagnostics for Wireless Sensor Networks in Harsh Industrial Environments," *IEEE Sensors J.*, vol. 14, no. 11, pp. 3983–3995, 2014.
- [14] K. Wu, H. Tan, H. L. Ngan, Y. Liu, and L. M. Ni, "Chip Error Pattern Analysis in IEEE 802.15.4," *IEEE Trans. on Mobile Comput.*, vol. 11, no. 4, pp. 543–552, 2012.
- [15] T. Kanamori, S. Hido, and M. Sugiyama, "A Least-Squares Approach to Direct Importance Estimation," *J. of Machine Learning Research*, vol. 10, pp. 1391–1445, 2009.
- [16] LoRa Alliance Technical Committee, "LoRaWAN 1.1 Specification," p. 101, 2017. [Online]. Available: <https://loro-alliance.org/resource-hub/lorawantm-specification-v11>
- [17] Semtech Corporation, "LoRa Modem Design Guide SX1272/3/6/7/8." p. 9, 2013. [Online]. Available: [https://www.semtech.com/uploads/documents/LoraDesignGuide\\_STD.pdf](https://www.semtech.com/uploads/documents/LoraDesignGuide_STD.pdf)
- [18] V. Gupta, S. K. Devar, N. H. Kumar, and K. P. Bagadi, "Modelling of IoT Traffic and Its Impact on LoRaWAN," in *Proc. IEEE Global Commun. Conf.*, 2017, pp. 1–6.
- [19] D. Croce, M. Gucciardo, S. Mangione, G. Santaromita, and I. Tinnirello, "Impact of LoRa Imperfect Orthogonality : Analysis of Link-Level Performance," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 22, no. 4, pp. 796–799, 2018.
- [20] H. Claussen, "Efficient Modelling of Channel Maps with Correlated Shadow Fading in Mobile Radio Systems," in *Proc. IEEE Int. Symp. on Personal, Indoor and Mobile Radio Commun.*, 2005, pp. 512–516.
- [21] ITU-R, "Propagation Data and Prediction Methods for the Planning of Short-Range Outdoor Radiocommunication Systems and Radio Local Area Networks in the Frequency Range 300 MHz to 100 GHz." [Online]. Available: <https://www.itu.int/rec/R-REC-P.1411/en>
- [22] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, 2010.