

LoRaWANにおける機械学習を用いた自律分散型パケット送信制御法

蕪木 碧仁[†] 安達 宏一[†] 田久 修^{††} 太田 真衣^{†††} 藤井 威生[†]

[†] 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

^{††} 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

^{†††} 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: †{kaburaki, 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 通信の需要増加に伴い, 省電力広域ネットワーク (LPWAN) が注目を集めている. LPWAN では MAC 層に ALOHA などの簡易な非同期型ランダムアクセス方式を採用しているため, 複数の端末が同時に同じ周波数チャンネルでパケットを送信する可能性が高く, パケット衝突が発生する. 特に, センシング環境において異常などのイベントが発生した場合, 多数の端末が同時にパケットを送信するため, 激しいパケット衝突が発生する. そこで, 本稿ではイベント発生時におけるパケット衝突を回避するため, 確率的イベントパケット送信制御と強化学習を用いたパケット送信オフセット時間の割り当てによる自律分散型のパケット送信制御法を提案する. 提案手法ではイベントパケットを送信する端末数の削減及びイベントパケットを送信するタイミングを各端末で変化させることで, パケット衝突確率を低減させる. 計算機シミュレーションにより, 提案手法を用いることでイベントパケットのパケット配信率 (PDR) を ALOHA と比較して, 最大で約 60% 向上可能であることを示す.

キーワード LPWA, LoRaWAN, リソース制御, パケット配信率, 機械学習, 強化学習

Reinforcement Learning-aided Autonomous Decentralized Packet Transmission Control in LoRaWAN

Aoto KABURAKI[†], Koichi ADACHI[†], Osamu TAKYU^{††}, Mai OHTA^{†††}, and Takeo FUJII[†]

[†] The University of Electro-Communications, Advanced Wireless & Communication Research Center
1-5-1 Chofugaoka, Chofu, Tokyo, 182-8585 Japan

^{††} Department of Electrical and Computer Engineering, Shinshu University
4-17-1, Wakasato, Nagano, 380-8553

^{†††} Department of Electronics and Computer Science, Fukuoka University
8-19-1, Nanakuma, Jonan, Fukuoka 814-0180

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

Abstract In recent years, low power wide area networks (LPWANs) have attracted considerable attention. These networks adopt asynchronous random access protocols, such as the pure ALOHA protocol in the medium access control (MAC) layer. Thus, there is a high possibility that multiple nodes transmit packets simultaneously on the same frequency channel, resulting in packet collisions. Carrier-sense multiple access/collision avoidance (CSMA/CA) and centralized resource allocation are effective for avoiding such packet collisions. However, these schemes increase the energy consumption of battery-powered LPWAN nodes. Thus, this paper proposes a simple but effective machine-learning-based scheme that tackles the packet collision problem by offsetting the transmission timings and avoiding unnecessary packet transmission in an autonomous decentralized manner. The computer simulation results show that the proposed scheme can improve the average packet delivery ratio (PDR) by 60% compared to the pure ALOHA protocol.

Key words LPWA, LoRaWAN, Resource control, PDR, Machine Learning, Reinforcement Learning

1. はじめに

近年、モノのインターネット (IoT: Internet of Things) や機械間 (M2M: Machine-to-Machine) 通信の需要増加に伴い、LoRaWAN (Long Range Wide Area Network) や SigFox などの省電力広域ネットワーク (LPWAN: Low Power Wide Area Network) が注目を集めている [1]. LPWAN は通信速度が低いものの、低消費電力で数 km 規模の通信エリアを実現できることから、スマートシティやスマート農業などへの応用が期待されている [2]. LPWAN では端末の低廉化のため、MAC 層に ALOHA などの簡易な非同期型ランダムアクセス方式が採用されている. そのため LPWAN では、端末数が増加すると、複数の端末が同時に同じ周波数チャネルでパケットを送信する可能性が高くなるため、パケット衝突が発生する. 特に、LPWAN システム内において異常などのイベントが検知された場合、多数の端末が同時にパケットを送信するイベントトリガートラフィックが発生するため、パケット衝突は深刻な問題となる [3].

これらのパケット衝突を回避するため、LPWAN への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) の適用が提案されている [4]. しかし、LPWAN は広い通信エリアのため、CS (CS: Carrier Sense) 失敗による隠れ端末問題が発生する可能性が高く、さらに CS によって消費電力が増大する問題がある. リソース割り当てによるパケット衝突回避法としてマッチング理論に基づいた集中制御型のチャネル割り当てアルゴリズムが提案されている [5]. しかし、この手法ではイベントトリガートラフィックなどのデータ駆動型トラフィックの発生が考慮されていない.

そこで、本稿では LPWAN におけるイベントトリガートラフィック発生時の深刻なパケット衝突を回避するため、自律分散型のパケット送信制御法を提案する. 同じイベントを複数端末が検知した場合、その端末間の送信データは高い相関を持つため、全ての端末がイベントにより生じたイベントパケットを送信する必要性は低い. このため、各端末にパケット送信確率を導入し、イベントパケットを送信する端末数を減らすことでパケット衝突確率を低減することが可能である. また、強化学習の枠組みの一つである Q-learning を用いた適応的パケット送信オフセット割り当てを行う. Q-learning は学習器がシステム環境から学習するため、その環境に適応した解を得ることが可能である. そこで、各端末ごとに Q-learning 学習器を導入し、自律分散的にイベントパケットの送信タイミングを意図的に変化させることにより、パケット衝突確率を低減させることが可能である.

イベントトリガートラフィックが発生する LoRaWAN システムで提案手法の有効性を評価する. 計算機シミュレーションにより、本提案手法が ALOHA 手法と比較して、イベントパケットの平均パケット配信率 (PDR: Packet Delivery Rate) を最大で約 60% 向上可能であることを示す. また、本提案手法が ALOHA 手法と比較して、ゲートウェイ (GW: Gateway) でのイベントデータ推定値の平均二乗誤差 (MSE: Mean Squared

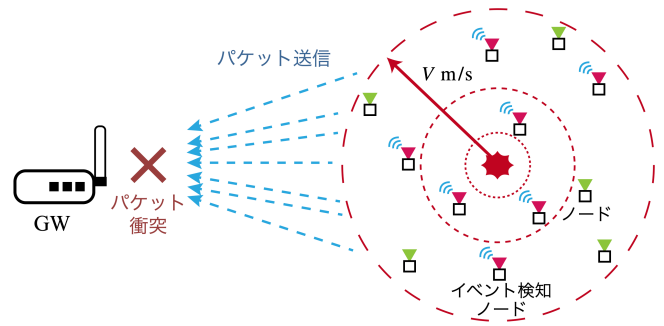


図1 イベントモデル

Error) を最大で約 81% 低減可能であることを示す.

本稿は以下の構成になっている. 第 2 節で本稿で想定した LoRaWAN のシステムモデルについて説明し、第 3 節で提案手法である自律分散型のパケット送信制御法について説明する. 第 4 節で計算機シミュレーション結果に基づいた評価を行う. 第 5 節はまとめである.

2. システムモデル

本稿では、 $L \times L$ [km²] の通信エリアの中心に 1 台の GW が固定配置され、 I 台 ($I = \{1, \dots, i, \dots, I\}$) の LoRaWAN 端末が一様ランダムに固定配置される LoRaWAN システムを想定する. 端末間は非同期であるものとする.

2.1 イベントモデル

通信エリア内でランダムな時刻にイベントが発生すると仮定する. イベントの発生地点は最初にランダムに決定され、以降その地点で発生するものとする. 図 1 に示すようにイベント発生後、イベント情報は発生地点を中心とする円状に一定の速度 V [m/s] で伝搬すると仮定し、端末 i はイベント発生地点との距離から決定されるイベント検知確率 δ_i に基づきイベントを検知する. イベント検知確率 δ_i は次式で与えられる [3].

$$\delta_i = e^{-\alpha d_{e,i}} \quad (1)$$

ここで α はイベント伝搬係数、 $d_{e,i}$ [m] はイベント発生地点と端末 i の距離である. イベント情報は端末が観測可能な数値データであるイベント真値データ $x \in [x_{\min}, x_{\max}]$ を伴うものとする. ここで x_{\min} , x_{\max} はそれぞれイベント真値データの最小値と最大値を表す. イベントを検知した端末 i は、イベント真値データ x にセンサーの精度などに起因する観測誤差を伴ったセンシングデータ x_i^{sens} を取得する. センシングデータ x_i^{sens} は次式で与えられる.

$$x_i^{\text{sens}} = x + e_i \quad (2)$$

ここで e_i は平均 0, 分散 1 の標準正規分布 $\mathcal{N}(0, 1)$ に従う観測誤差を表す.

2.2 パケット生起と送信

2.2.1 パケット生起

本稿では、各端末は周期パケットとイベントパケットの 2 種類のパケットを生起する. 一般性を失うことなく、全てのパケットはパケットサイズが等しいと仮定する. 周期パケットは予め決定された生成周期 G_p [sec] に従い生起した後に、すぐ送信さ

れる。端末 i の最初の周期パケットの生成時刻 $T_{\text{offset},i}$ [sec] は $\mathcal{U}(0, G_p)$ から決定される。ここで、 $\mathcal{U}(0, G_p)$ は $[a, b]$ の範囲で生成する一様乱数を表す。イベントパケットはイベントを検知した場合に生起する。

2.2.2 パケット送信

各端末は K 個 ($K = \{1, \dots, k, \dots, K\}$) の周波数チャネルから一つ選択し、その周波数チャネルを用いて GW へパケットを送信する。GW へのイベント情報送信の信頼性を高めるため、端末はイベントパケットを GW からの受信確認応答 (ACK: Acknowledgment) を要求する Confirmed メッセージとして送信を行う。ここで、端末は GW からの ACK 信号を理想的に受信可能と仮定する。一方、周期パケットは ACK を要求しない Unconfirmed メッセージとして送信を行う。

各端末は LoRa 変調を用いて GW へパケットを送信する。LoRa 変調には 1 シンボルあたりの送信ビット数を決定する拡散率 (SF: Spreading Factor) と呼ばれるパラメータがあり、各端末は使用する SF を SF 集合 \mathcal{S} から一つ選択する。SF S_i を使用する端末 i における 1 シンボルの時間長 $T_{s,i}(S_i)$ は次式で与えられる。

$$T_{s,i}(S_i) = \frac{2^{S_i}}{W} \quad (3)$$

ここで、 W [Hz] は帯域幅を表す。そして、端末 i において 1 つのパケット送信に必要なシンボル数 $N_{s,i}(S_i)$ は次式で与えられる。

$$N_{s,i}(S_i) = O_{\text{sym}} + \left\lceil \frac{B_{\text{data},i}/R}{S_i} \right\rceil \quad (4)$$

ここで、 O_{sym} はオーバーヘッドシンボル数、 $B_{\text{data},i}$ [bit] はパケットデータサイズ、 R は符号化率を表す。また $\lceil x \rceil$ は天井関数を表す。これらより、端末 i のパケット送信時間長 $T_{L,i}$ は次式で表される。

$$T_{L,i} = T_{s,i}(S_i) \times N_{s,i}(S_i) \quad (5)$$

本稿では、パケットの送信開始から送信終了までを送信フェーズと定義する。各端末のパケット送信はデューティサイクル (DC: Duty Cycle) による制約を受けるものとし、送信フェーズ終了後、 T_i^{DC} [sec] の期間、新たなパケットの送信を行うことはできない。 T_i^{DC} は次式で与えられる。

$$T_i^{\text{DC}} = \left(\frac{1 - D_c}{D_c} \right) T_{L,i} \quad (6)$$

ここで、 $D_c \in (0, 1]$ は Duty 比を表す。送信フェーズ中、または DC による制限期間 T_i^{DC} 中に新たに生起したパケットは、バッファに保持し、DC による制限期間 T_i^{DC} 終了後に送信するものとする。

2.2.3 伝搬路モデル

本稿では、パスロスとシャドウイングを考慮した伝搬路モデルを使用する。端末 i から送信された信号の GW における受信電力 $P_{r,i}$ は次式で与えられる。

$$P_{r,i} = P_t - P_{\text{Loss}}(d_i) - \psi \quad (7)$$

ここで、 P_t [dBm] は全端末で共通の送信電力、 $P_{\text{Loss}}(d_i)$ [dB]

表 1 SNR 閾値及び SIR 閾値 [8], [9].

SF	SNR 閾値	SIR 閾値
	Γ_{SNR,S_i} dB	Γ_{SIR,S_i} dB
7	-7.5	-11
8	-10	-13
9	-12.5	-16
10	-15	-19

はパスロス、 ψ [dB] は対数正規分布に従うシャドウイングを表す。文献 [6] より、パスロス $P_{\text{Loss}}(d_i)$ [dB] は次式で計算される。

$$P_{\text{Loss}}(d_i) = 10\mu \log_{10} d_i + \nu + 10\xi \log_{10} f_c + \zeta \quad (8)$$

ここで、 d_i [m] は端末 i と GW の距離、 f_c [GHz] は搬送波周波数、 ζ は $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ のガウス分布に従うランダム変数、 μ, ν, ξ はそれぞれ伝搬係数、伝搬損失オフセット、周波数係数を表す。

2.2.4 GW でのパケット受信成功判定

本稿では、キャプチャ効果を考慮するため、各端末からの送信信号の信号電力対雑音比 (SNR: Signal-to-Noise Ratio) および信号電力対干渉比 (SIR: Signal-to-Interference Ratio) を用いて GW でのパケット受信成功判定を行う。SNR 及び SIR が、表 1 に示すそれぞれの閾値 Γ_{SNR,S_i} 、 Γ_{SIR,S_i} を上回った場合、GW での受信に成功するものとする [7].

3. 提案手法

本節では、確率を用いたイベントパケットの送信制御及び、Q-learning を用いた適応的パケット送信オフセット割り当てによる自律分散型パケット送信制御アルゴリズムについて説明する。

3.1 イベントパケット送信確率

イベントが発生した場合、複数の端末がそのイベントをほぼ同時に検知しパケットを送信するため、パケット衝突の発生確率が高くなる。また、同じイベントを検知した端末間のセンシングデータは高い相関を持つと考えられる。そのため、GW では少数のイベントパケットでイベント真値データ x の推定が可能であり、多数の端末が同じイベントから生起したイベントパケットを GW に送信する必要性は低い。そこで、各端末にイベントパケット送信確率 $p_{s,i} \in (0, 1]$ を導入することで、イベントパケットを送信する端末数を削減する。図 2 に示すように、確率的パケット送信制御を行うことで、事前にどの端末がイベントを検知するかを GW が把握していなくても、一部の端末のイベントパケットの送信を中止させることができる。そして、同時にパケットを送信する端末数が減少するため、パケット衝突確率を低下させることが可能である。端末 i のイベントパケット送信確率 $p_{s,i} \in (0, 1]$ は次式で与えられる。

$$p_{s,i} = \frac{1 + M_i^{\text{ack}}}{1 + M_i^{\text{tran}}} \quad (9)$$

ここで、 M_i^{ack} は端末 i が受信した ACK 信号数、 M_i^{tran} は端末 i のイベントパケットの総送信回数を表す。式 (9) では、ACK を元に各端末でのイベントパケット送信成功率を計算する。こ

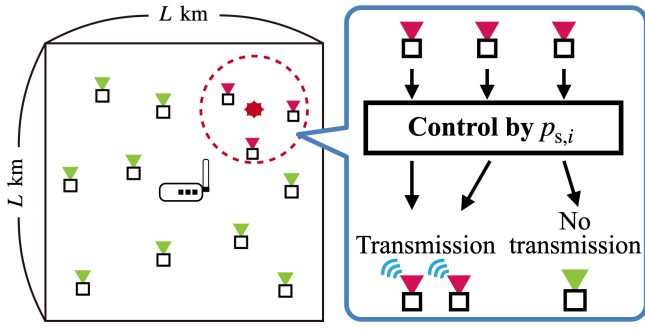


図2 $p_{s,i}$ によるイベントパケットの送信制御

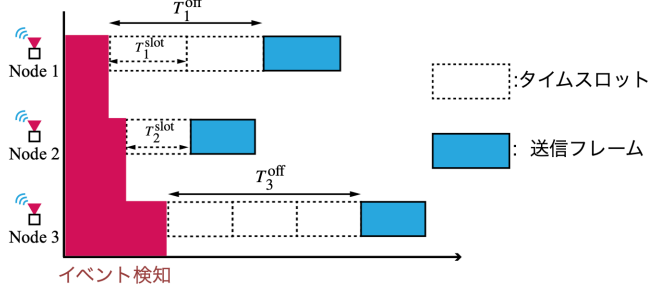


図3 タイムスロットを用いたイベントパケットの送信。

れにより、イベントパケット送信成功率の低い端末には低い送信確率が割り当てられるため、パケット衝突確率を低下させることができる。

3.2 Q-learning による適応的リソース制御

複数の端末がイベントを検知した場合、時間的にパケットが密に送信されるためパケット衝突確率が高くなる。そこで、端末ごとにイベントパケットの送信タイミングを意図的に変化させることで、パケット衝突確率を低下させることが可能である。本項では、Q-learning を用いて、適応的にイベントパケットの送信オフセット時間の割り当てを行う。

3.2.1 送信オフセット時間

各端末にランダムな固定の送信オフセット候補集合 \mathcal{D}_i を割り当てる。送信オフセット候補集合 \mathcal{D}_i は次式で与えられる。

$$\mathcal{D}_i = \{0, D_{i,1}, D_{i,2}, \dots, D_{i,J} | D_{i,j} \sim U'(1, D_{\max})\} \quad (10)$$

ここで、 J は送信オフセット候補数、 D_{\max} は最大オフセットスロット数、 $U'(a, b)$ は $[a, b]$ の範囲で生成する整数乱数を表す。各端末は Q-learning を用いて、送信オフセット候補集合から送信オフセットスロット数 D_{i,j^*} を決定する。図3に示すようにイベントパケット送信前に、次式で与えられる送信オフセット時間 T_i^{off} [sec] 待機する。

$$T_i^{\text{off}} = T_i^{\text{slot}} \times D_{i,j^*} \quad (11)$$

ここで、 T_i^{slot} はパケット送信時間長の長さを持つタイムスロット、 j^* は Q-learning によって選択された送信オフセット候補のインデックスを表す。

3.2.2 学習モデル

全端末に Q-learning エージェントを導入し、各端末は独立に送信オフセット時間の学習を行う。本稿では、以下に示す学習サイクルを1エポックと定義する。

- (1) イベントの発生及び検知。

- (2) 送信オフセットスロット数 D_{i,j^*} の決定。
- (3) イベント検知後 T_i^{off} 待機後、イベントパケットを送信。
- (4) 報酬値の計算及び Q 値の更新。

また、端末 i における Q-learning エージェントの状態集合 \mathcal{D}_i 及び行動集合を以下のように定義する。

- 状態集合 \mathcal{D}_i : 端末 i が選択可能な送信オフセット候補の集合。
- 行動集合 \mathcal{A} : 送信オフセットスロット数変更方法の集合。ここで $\mathcal{A} = \{1, 0, -1\}$ であり、1 はスロット数が大きい候補への遷移、0 はスロット数の維持、-1 はスロット数が小さい候補への遷移を表す。

次に、端末 i の Q-learning エージェントのエポック z における状態 $s_{i,z}$ 、行動 $a_{i,z}$ 、報酬値 $r_{i,z}$ 、Q 値 $Q(s_{i,z}, a_{i,z})$ を以下のように定義する。

- $s_{i,z} \in \mathcal{D}_i$: 選択していた送信オフセットスロット数
- $a_{i,z} \in \mathcal{A}$: 行った送信オフセットスロット数の変更動作
- $r_{i,z}$: 行動 $a_{i,z}$ によって得られた報酬値
- $Q(s_{i,z}, a_{i,z})$: 状態 $s_{i,z}$ における行動 $a_{i,z}$ の価値

Q-learning では報酬の累積和が最大となる行動を学習するため、パケット衝突が発生しなかった場合、累積報酬値が増加する報酬関数を用いることで、パケット衝突を回避する送信オフセットスロット数の学習が可能となる。GW からの ACK 信号はイベントパケットの受信が成功した場合のみ送信されるため、ACK 信号をパケット衝突の発生判定の指標として用いることが可能である。そこで、本提案で使用する報酬関数は次式で与えられる。

$$r_{i,z} = \begin{cases} 1 & \text{if ACK is received} \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

本稿では、Q-learning における探索アルゴリズムとして ϵ -greedy アルゴリズムを使用する。エポック z における端末 i の $\epsilon_{i,z} \in [0, 1]$ はイベントパケットの送信を行なった時のみ更新するものとし、次式で表される。

$$\epsilon_{i,z} = 1 - \frac{M_i^{\text{tran}}}{Z} \quad (13)$$

ここで Z は最大エポック数を表す。また各端末の Q 値 $Q(s_{i,z}, a_{i,z})$ の更新は次式で行われる [10]。

$$Q(s_{i,z}, a_{i,z}) = Q(s_{i,z}, a_{i,z}) + \eta E_{i,z}^{\text{TD}} \quad (14)$$

ここで η は学習率を表す。また $E_{i,z}^{\text{TD}}$ は TD (Temporal Difference) 誤差を表し、次式で与えられる。

$$E_{i,z}^{\text{TD}} = r_{i,z+1} + \beta \left(\max_{a^* \in \mathcal{A}(s_{i,z+1})} Q(s_{i,z+1}, a^*) - Q(s_{i,z}, a_{i,z}) \right) \quad (15)$$

ここで、 β は割引率を表す。

3.3 自律分散型パケット送信制御アルゴリズム

本稿の提案アルゴリズムの疑似コードを Algorithm 1 に示す。まず端末 i にランダムな周波数チャネル k_i を割り当て、以後周波数チャネル k_i のみを用いてパケットの送信を行うもの

表 2 Simulation parameters.

シミュレーションエリア, $L \times L$	2×2 [km ²]
シミュレーション時間	10 [min]
端末数, I	500
送信電力, P_t	13 [dBm]
搬送波周波数, f_c	0.923 [GHz]
帯域幅, W	125 [kHz]
周波数チャネル数, K	{1, 2, 4, 8, 16}
SF, \mathcal{S}	{7, 8, 9, 10}
符号化率, R	4/7
Duty 比, D_c	0.01
雑音電力スペクトラム密度, N_0	-174 [dBm/Hz]
ノイズ指数 NF	10 [dB]
パスロス指数, μ	4.0
伝搬損失オフセット, ν	9.5
伝搬周波数係数, ξ	4.5
パスロスランダム変数偏差, σ^2	7.6 [dB]
シャドウイング偏差	3.48 [dB]
オーバーヘッドシンボル数, O_{sym}	20.25
パケットデータサイズ, $B_{\text{data},i}$	160 [bits]
パケット生成周期, G_p	10 [min]
最大オフセットスロット数, D_{max}	64
イベント発生頻度	1 [/epoch]
イベント伝搬係数, α	0.01
イベント伝搬速度, V	1000 [m/s]

表 3 学習パラメータ

エポック 時間長	10 [min]
総エポック数, Z	2000
学習率, η	0.3
割引率, β	0.95
送信オフセット候補数, J	3

データ x の推定値 \hat{x} を次式のように求める。

$$\hat{x} \triangleq \frac{1}{N_{\text{succ}}} \sum_{i \in \mathcal{I}_s} x_i^{\text{sens}} \quad (17)$$

ここで, \mathcal{I}_s は GW でのイベントパケットの受信に成功した端末の集合を表す。イベント真値データ x と推定値 \hat{x} の MSE を次式で定義する。

$$\text{MSE} \triangleq \mathbb{E}[(\hat{x} - x)^2] \quad (18)$$

ここで, $\mathbb{E}[a]$ は a をシミュレーション回数で平均化する操作を表す。また, GW がイベントパケットを一つ以上受信に成功した場合, GW でのイベント検知成功とする。GW でのイベント検知確率は, GW でのイベント検知成功回数をシミュレーション内の総イベント発生回数で割ったものと定義する。

4.2 PDR 性能

図 4 に使用可能な周波数チャネル数 K に対する平均 PDR 特性及び周波数チャネル数 $K = 2$ における PDR の累積分布関数 (CDF: Cumulative Distribution Function) 特性を示す。

Algorithm 1 Autonomous Decentralized Packet Transmission Control Algorithm

```

1: Input:
2:    $\mathcal{K} = \{1, \dots, k, \dots, K\}$ ,  $T > 0$ ,  $J > 0$ ,
    $\mathcal{D}_i = \{0, D_{i,1}, D_{i,2}, \dots, D_{i,J} | D_{i,j} \sim \mathcal{U}(1, D_{\text{max}})\}$ 
3: Initialization:
4:   Epoch counter  $z = 1$ 
   Allocated frequency channel  $k_i \in \mathcal{K}$ 
   Transmission probability  $p_{s,i} = 1$ 
   Set of states  $\mathcal{D}_i$ 
   Set of actions  $\mathcal{A} = \{1, 0, -1\}$ 
   Q-table  $Q(s_{i,z}, a_{i,z}) \sim \mathcal{U}(0, 1)$ 
5: while  $z < Z$  do
6:   Determine  $D_{i,j^*}$  by Q-learning agent
7:   if Generate event packet then
8:     if  $\mathcal{U}(0, 1) > p_{s,i}$  then
9:       Transmit event packet
10:      Update  $M_i^{\text{tran}} \leftarrow M_i^{\text{tran}} + 1$ 
11:      Calculate reward  $r_{i,z}$  by (12)
12:      Update Q-table  $Q(s_{i,z}, a_{i,z})$  by (14)
13:     else
14:       Discard event packet
15:     end if
16:     Update  $p_{s,i}$  by (9)
17:   end if
18:   Update  $z \leftarrow z + 1$ 
19: end while
20: Output:
21:   Fix  $p_{s,i}$  and  $D_{i,j^*}$ 

```

とする。イベントを検知した端末 i は, イベントパケット送信確率 $p_{s,i}$ に基づきイベントパケットの送信制御を行う。イベントパケットを送信する場合, 端末 i は Q-learning エージェントによって決定された送信オフセット時間 T_i^{off} 待機した後, イベントパケットを送信する。その後, GW からの ACK の有無に基づき報酬値を計算し, Q 値の更新を行う。エポック数が $z = Z$ となった場合, イベントパケット送信確率 $p_{s,i}$ の更新及び Q 学習を終了し, イベントパケット送信確率 $p_{s,i}$ 及び送信オフセットスロット数 D_{i,j^*} を固定化し, アルゴリズムを終了する。

4. シミュレーション結果

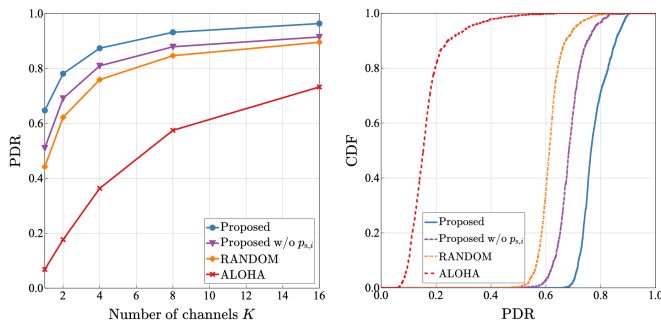
シミュレーション諸元及び学習パラメータをそれぞれ表 2, 3 に示す。各端末の通信パラメータは日本での LoRaWAN の規定 AS923 に準拠した [11]。

4.1 評価指標

本稿では, イベントパケットの PDR を性能評価に用いる。イベントパケットの PDR は次式で定義される。

$$\text{PDR} \triangleq \frac{N_{\text{succ}}}{N_{\text{tran}}} \quad (16)$$

ここで, N_{succ} は GW で受信に成功したイベントパケット数, N_{tran} は全端末が送信したイベントパケット数を表す。また, GW では受信に成功したセンシングデータからイベント真値



(a) 周波数チャンネル数 K に対する平均 PDR 特性 (b) PDR の CDF 特性 ($K = 2$)

図 4 PDR 特性

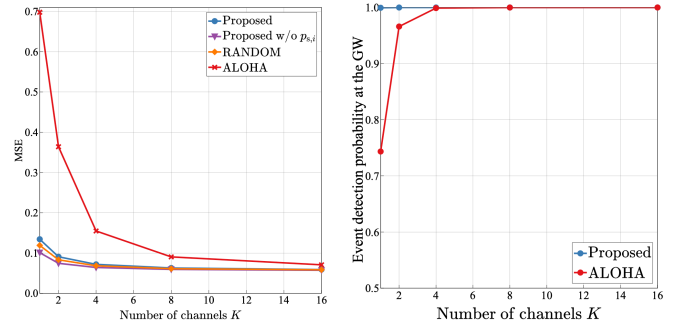
図 4(a) より、提案手法は ALOHA と比較して全ての周波数チャンネル数において平均 PDR 特性が改善していることがわかる。特に、周波数チャンネル数 $K = 2$ の時、提案手法は ALOHA と比較して平均 PDR 特性を約 60% 改善できていることがわかる。さらに、イベント packets 送信確率 $p_{s,i}$ による制御を行わない場合 (Proposed w/o $p_{s,i}$) 及び送信オフセット時間をランダムに決定する場合 (RANDOM) と比較して、提案手法は全ての周波数チャンネル数において平均 PDR 特性を改善できていることがわかる。また、図 4(b) より、他の手法と比較して提案手法は最も良い CDF 特性となっていることがわかる。これより、イベント packets 送信確率 $p_{s,i}$ 及び Q-learning による適応的な送信オフセットスロット数の割り当てを行うことで、パケット衝突確率が減少し、PDR を大幅に改善可能であることがわかる。

4.3 GW でのイベント検知

図 5 に使用可能な周波数チャンネル数 K に対する MSE 特性及び GW でのイベント検知確率を示す。図 5(a) より、提案手法は ALOHA と比較して全ての周波数チャンネル数において MSE が減少していることが確認できる。特に、周波数チャンネル数 $K = 1$ の時、提案手法は ALOHA と比較して MSE を約 81% 低減できていることがわかる。これは、提案手法によりパケット衝突確率が低下し、GW で受信に成功するイベント packets 数が増えたためだと考えられる。また図 5(a) より、Proposed w/o $p_{s,i}$ が提案手法よりも最も優れた MSE 特性となっていることがわかる。これは、Proposed w/o $p_{s,i}$ がイベント packets 送信確率によるイベント packets 送信端末数の削減を行っていないことにより、GW で受信に成功するイベント packets 数が増えたためだと考えられる。また図 5(b) より、提案手法は全ての周波数チャンネル数においても GW でのイベント検知確率 99% 以上達成できていることがわかる。

5. 終わりに

本稿では、LoRaWAN でのイベントトリガートラフィック発生時における、自律分散型のパケット衝突回避法を提案した。本提案法では、イベント packets 送信成功率に基づき決定される送信確率を用いてイベント packets を送信する端末数を削減することで、パケット衝突確率を低下させることが可能である。さらに、Q-learning による送信オフセットスロット数の適



(a) MSE (b) GW でのイベント検知確率

図 5 MSE および GW でのイベント検知確率の特性

応的な割り当てを行うことで、パケット衝突確率を低下させることが可能である。計算機シミュレーションより、提案手法は ALOHA と比較してイベントトリガートラフィック発生時における平均 PDR を最大で約 60% 改善可能であることを示した。また、提案手法は ALOHA と比較してイベントデータの真値と GW でのイベントデータ推定値の MSE を最大で約 81% 低減可能であることを示した。

謝辞 本研究開発は総務省 SCOPE(受付番号 JP205004001) の委託によるものである。

文 献

- [1] O. Georgiou and U. Raza, "Low Power Wide Area Network Analysis: Can LoRa Scale?" *IEEE Commun. Lett.*, vol. 6, no. 2, pp. 162–165, 2017.
- [2] 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.
- [3] V. Gupta, S. K. Devar, N. H. Kumar, and K. P. Bagadi, "Modelling of IoT Traffic and Its Impact on LoRaWAN," in *Proc. IEEE GLOBECOM*, pp. 1–6, Dec. 2017.
- [4] J. Ortín, M. Cesana, and A. Redondi, "Augmenting LoRaWAN Performance With Listen Before Talk," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 18, no. 6, pp. 3113–3128, Jun. 2019.
- [5] Z. Qin and J. A. McCann, "Resource Efficiency in Low-Power Wide-Area Networks for IoT Applications," in *Proc. IEEE GLOBECOM*, pp. 1–7, Dec. 2017.
- [6] P. Series, "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.1411-9-201706-S/en>, 2017.
- [7] 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, pp. 152 126–152 137, 2019.
- [8] Semtech, "Semtech SX1272 Datasheets," [online]. Available: <https://www.semtech.com/products/wireless-rf/lora-core/sx1272>.
- [9] 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, Apr. 2018.
- [10] C. J. Watkins and P. Dayan, "Q-learning," *Machine Learning*, vol. 8, no. 3-4, pp. 279–292, 1992.
- [11] LoRa Alliance, "LoRaWAN Regional Parameters v1.1rB," [online]. Available: https://lora-alliance.org/sites/default/files/2018-04/lorawantm_regional_parameters_v1.1rb_-_final.pdf, Dec. 2018.