

## センサネットワークにおける自律分散的送信タイミング制御法

蕪木 碧仁<sup>†</sup> 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: <sup>†</sup>{kaburaki,aiharai,adachi,fujii}@awcc.uec.ac.jp, <sup>††</sup>takyu@shinshu-u.ac.jp,  
<sup>†††</sup>maiohta@fukuoka-u.ac.jp

**あらまし** 近年, IoT や M2M 通信の発展に伴い, LoRaWAN を代表とする省電力広域ネットワークが注目を集めている. 省電力広域ネットワークでは, 端末の低コスト化のため簡易な ALOHA プロトコルが MAC 層アクセス方式として一般的に採用されている. そのため, 無線端末が環境の異常検知などを行い, その検知結果を情報収集局 (FC: Fusion Center) に送信する場合, 複数端末の同時通信に起因する干渉により, 通信品質が低下すると考えられる. そこで, 本稿では, 強化学習により各無線端末が送信開始遅延時間を自律分散的に設定し, 更にその送信開始遅延時間に基づき送信確率を制御することで, パケット衝突を回避する方法を提案する. 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従来 ALOHA プロトコル, さらに各端末がランダムに送信遅延を決定する方法と比較して, イベントパケットの平均パケット配信率 (Packet Delivery Rate) をそれぞれ 32%, 8% 程度改善できることを示す.

**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

## Autonomous Decentralized Transmission Timing Control in Sensor Network

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

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

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

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

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

**Abstract** In recent years, long-range wide area network (LoRaWAN) have been attracting attention. LPWA generally adopts the pure ALOHA protocol as the MAC layer access method. Therefore, when a wireless device detects anomalies in the environment data and sends the data to the fusion center (FC), the communication quality will be degraded due to the interference caused by the simultaneous communication of multiple devices. Therefore, in this paper, we propose a method to avoid packet collisions by autonomous distributed transmit start delay time setting by reinforcement learning and controlling the transmission probability based on the transmission start delay time. We show that the proposed scheme can improve the average packet delivery rate of event packets by 32% compared to the conventional 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 (M2M: Machine to Machine) 通信などの普及が進んでいる [1]. IoT の代表的な適用先であるセンサネットワークは、通常のセルラーネットワークとは異なる特徴を持つ [2]. センサネットワークの特徴として、無線端末の配置が高密度・広範囲かつ半定常的になることや、各無線端末がセンシングしたデータを情報集約局 (FC: Fusion Center) に送信するため上りリンクトラフィック (UL: Uplink) が支配的になることなどが挙げられる。さらに無線端末は一般的にバッテリー駆動であるため、電力面での制約が存在する。これに伴い、低消費電力、長距離通信、多接続の要件を満たす無線規格として、LoRaWAN (Long Range Wide Area Network) に代表される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 [3]. その中でも LoRaWAN は無認可帯域を使用するため導入コストが低く近年注目を集めている。LoRaWAN は変調方式にチャープスペクトラム拡散 (CSS: Chirp Spread Spectrum) を用いている [4]. CSS により生成される信号は拡散率が異なる場合、擬似的な直交性を持つため [5], 単一のチャンネルで複数の無線端末の接続が可能である。LoRaWAN においては、無線端末の低消費電力化のために、純 ALOHA プロトコルなどの非同期型ランダムアクセスプロトコルが MAC (Medium Access Control) 層に採用されている。

しかし、このような単純なアクセス方式を使用しているため、多数の無線端末が無線リソースを使用した場合、パケット衝突などにより通信品質が低下する可能性がある。このパケット衝突の原因の一つとして、イベント観測により、多数の無線端末が同時にパケットの送信を行うバーストトラフィックが指摘されている [2]. この問題を回避するために、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) の適用や適切な拡散率 (SF: Spreading Factor) の割当てが提案されている [6] [7]. しかし、これらの手法は、CS (CS: Carrier Sense) によるバッテリー消費、隠れ端末問題の発生、制御信号によるオーバーヘッドの発生などの問題が存在する。また、無線リソースの割り当てに関する研究の多くが静的な環境を仮定しており、また定式化された数学モデルに依存している [8]. そのため、システム環境のモデルに依存しない強化学習を用いる手法などが提案されている [9]. Q-learning を代表とする強化学習は、学習主体が経験を積む事により学習する手法であるため、動的な環境への適応が容易である。

そこで、本稿ではイベント発生時における通信品質低下を抑制するために、バーストトラフィック時のパケット衝突を回避する無線端末側における送信制御を提案する。複数端末が同時にパケットを生じた場合、パケットを送信するタイミングを無線端末毎に変化させる事により、パケットの衝突確率を軽減する事が可能である。また、同じイベントを検知した場合、各無線端末は相関の高いデータを送信するので、全ての無線端末が通信を行う必要性は低い。そのため重複するデータの送信を無線端末側で中止することができれば、バーストトラフィック時に同時通信を行う端末数が減少し、パケット衝突確率を減少させる事ができる。本稿では、各無線端末において、機械学習を用

いて送信遅延時間を適応的に選択し、更にその選択された送信遅延時間に基づいてイベントパケットの送信確率を制御する方法を提案する。まず、機械学習のひとつである Q-learning を用いて、各無線端末の最大送信遅延時間幅 (DW: Delay window) を適応的に選択する。各無線端末はイベントの発生を検知した場合、選択された DW 内でランダムに送信を待機する。また、送信遅延時間に基づいてイベントパケットの送信確率を決定することにより、不要なイベントパケット送信を回避し、パケット衝突率の低減を可能とする。

LoRaWAN システム内でイベントが発生する環境を想定した計算機シミュレーションにより、提案手法を用いることで、純 ALOHA プロトコルと比較してイベントパケットの配信率 (PDR: Packet Delivery Rate) をおよそ 32% 向上、FC でのイベント検知時間を 22% 減少、FC でのイベント検知確率を 6%、改善できることを示す。

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シミュレーションのシステムモデルについて説明し、第 3 節で提案方式である Q-learning を用いた DW の適応的な割り当ておよび、イベントパケット送信確率による制御について説明する。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

本稿では、 $D \times D$  [km<sup>2</sup>] の通信エリア内に  $N$  台の LoRaWAN 端末が一様ランダムに配置されている環境を想定する。また、通信エリアの中心に 1 台の FC が固定配置されているものとする。ここで LoRaWAN 端末の集合を、 $\mathcal{N} = \{n_0, n_1, \dots, n_{N-1}\}$  とし、共通の SF を用いて通信を行うものとする。

### 2.1 伝搬路モデル

本稿では、伝搬路モデルとして伝搬距離に依存するパスロスとシャドウイングを考慮する。FC における LoRaWAN 端末  $n \in \mathcal{N}$  の受信信号電力  $P_{r,n}$  [dBm] は次式で与えられる。

$$P_{r,n} = P_t - P_{pl}(d_n) - \psi \quad (1)$$

ここで、 $P_t$  は全端末で共通の送信電力 [dBm],  $\psi$  は対数正規分布に従うシャドウイング損失 [dB] である。 $P_{pl}(d_n)$  はパスロス [dB] を表し、以下で与えられる [10].

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

ここで、 $d_n$  は FC と LoRaWAN 端末の距離 [km],  $f_c$  は搬送波周波数 [MHz] である。また  $a, b, c$  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。

受信信号は、FC における信号電力対雑音電力比 (SNR: Signal-to-Noise power Ratio) および信号電力対干渉電力比 (SIR: Signal-to-Interference power Ratio) がそれぞれ閾値  $\Gamma_{SNR}$ ,  $\Gamma_{SIR}$  を上回った場合、正しく受信されるものとする [9].

### 2.2 イベントの発生および検知

イベントはランダムな時刻で 1 回発生するものとする。また発生位置は最初にイベントが発生する際にランダムに決定され、以降その位置で発生するものとする。イベントは発生位置から円状に一定の速度  $V$  [m/s] で伝搬するものとし、LoRaWAN 端末は確率的にイベントを検知する。LoRaWAN 端末  $n$  でのイ

イベント検知確率  $\delta_n$  は発生位置からの距離に依存する次式で与えられる [2].

$$\delta_n = e^{-\alpha d_{e,n}} \quad (3)$$

ここで  $\alpha$  はイベント伝搬係数,  $d_{e,n}$  はイベント発生地点と端末の距離 [m] である. LoRaWAN 端末でのイベント検知はイベント検知確率  $\delta_n$  のみに依存するものとする.

イベントは LoRaWAN 端末が検知可能な一定の範囲内の数値データを伴うものと仮定し, この数値データをイベント真値データ  $x \in [x_{\min}, x_{\max}]$  とする. ここで  $x_{\min}$  はイベント真値データの最小値,  $x_{\max}$  はイベント真値データの最大値を表す. イベントを検知した LoRaWAN 端末はイベントの数値データを取得する. その際, センシングデータには標準正規分布に従う誤差が付加されるものとする. LoRaWAN 端末  $n$  でセンシングされる観測データ  $x_n^{\text{sens}}$  は次式で与えられるものとする.

$$x_n^{\text{sens}} = x + e_n \quad (4)$$

ここで,  $e_n \sim \mathcal{N}(0,1)$  は標準正規分布に従う乱数を表す.

### 2.3 パケット

本稿では, パケットは LoRaWAN 端末の識別情報などの基本データとセンシングにより得られたデータから構成されるものとする. またセンシングにより得られたデータは, 量子化された後に送信される. 各 LoRaWAN 端末はパケット長が等しい 2 種類のパケットを生起するものとする. 一種類目のパケットは, あらかじめ設定された一定周期  $G_p$  [sec] に従い生起する定期パケットである. なお LoRaWAN 端末  $n$  において最初に生起する定期パケットの時刻  $T_{\text{offset},n}$  は,  $\mathcal{U}(0, G_p)$  に従い発生する乱数から決定される. 二種類目のパケットはイベントを検知した際に生起するイベントパケットである. LoRaWAN 端末  $n$  が検知した観測データ  $x_n^{\text{sens}}$  は, あらかじめ定められた量子化 bit 数  $Z$  で線形量子化を行い, イベント送信データ  $\hat{x}_n$  に変換後送信される. 量子化レベル数  $I$  は  $I = 2^Z$  で与えられる. 量子化を行う区間  $[x_{\min}, x_{\max}]$  を  $I$  階調に分割し, 量子化ステップ幅  $\Delta x_Z$  および, 量子化代表値集合  $\mathcal{Z} = \{x_{Z,0}, x_{Z,1}, x_{Z,2}, \dots, x_{Z,I-1}\}$  を得る. なお量子化代表値集合  $\mathcal{Z}$  の要素  $x_{Z,i}$  は, 次式で与えられる.

$$x_{Z,i} = \begin{cases} x_{\min} + \Delta x_Z & (i = 0) \\ x_{Z,i-1} + \Delta x_Z & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (5)$$

LoRaWAN 端末  $n$  のイベント送信データ  $\hat{x}_n$  は次式で与えられる.

$$\hat{x}_n = x_{Z,i^*} \quad (6)$$

ここで

$$i^* = \arg \min_{0 \leq i < I} |x_n^{\text{sens}} - x_{Z,i}| \quad (7)$$

### 2.4 パケット送信

本稿では, 無符号化を仮定した LoRa 変調によるパケット送信を行う. パケットサイズ  $P_L$  [bit] は次式で与えられる.

$$P_L = B_L + Z \quad (8)$$

ここで,  $B_L$  は基本データ長 [bit] を表す. 使用する拡散率を  $S$  とした場合, 1 シンボルあたり  $S$  bit 送信可能である. よって 1

パケットあたりに必要なシンボル数  $N_S$  は以下で与えられる.

$$N_S = \lceil P_L / S \rceil \quad (9)$$

ここで,  $\lceil x \rceil$  は  $x$  以上となる最小の整数値を表す関数である. また, シンボル長  $T_S$  [sec] は次式で与えられる.

$$T_S = \frac{W_b}{2^S} \quad (10)$$

ここで,  $W_b$  は帯域幅 [Hz] を表す.

本稿では, パケットの送信処理開始からパケットの送信完了または破棄までを送信フェーズと定義する. 送信フェーズ中に新たなパケットを生起した場合, LoRaWAN 端末は新たに生起したパケットをバッファに保持し, 送信フェーズ終了後,  $T_{DC}$  秒後に新たに送信フェーズを開始する.  $T_{DC}$  は, 次式で与えられる.

$$T_{DC} = \left( \frac{1 - D_c}{D_c} \right) N_S T_S \quad (11)$$

ここで,  $D_c \in (0, 1]$  は Duty 比を表す. また, 定期パケットは FC からの受信完了通知 (ACK: Acknowledgment) を要求しない Unconfirmed メッセージとして LoRaWAN 端末から送信されるものとする. イベントパケットは FC に ACK を要求する Confirmed メッセージとして LoRaWAN 端末から送信されるものとする. FC がイベントパケットの受信に成功した場合, イベントパケットを送信した LoRaWAN 端末は理想的に ACK を受信可能とする. また, 全てのパケットにおいて再送はしないものとする.

## 3. 提案手法

本節では, 強化学習を用いた送信遅延時間の適応的な割り当て, ならびにイベントパケット送信確率による送信端末数の削減について説明する.

### 3.1 Q-learning による DW の適応的な割り当て

#### 3.1.1 送信遅延時間 $t_{\text{back}}$

本提案では, LoRaWAN 端末  $n \in \mathcal{N}$  に, イベントパケットの送信を待機する送信遅延時間  $t_{\text{back},n} \sim \mathcal{U}(0, W)$  [sec] を導入する. ここで,  $W$  は DW のサイズを表す. イベントを検知した LoRaWAN 端末  $n$  は, DW を元にランダムに送信遅延時間  $t_{\text{back},n}$  を決定し,  $t_{\text{back},n}$  待機したのちにイベントパケットを送信する. 送信開始のタイミングをランダムに遅延させる事によりイベントパケットの衝突確率を減少させる事が可能である.

#### 3.1.2 学習モデル

各端末における DW の選択には, 強化学習の一つである Q-learning を用いる. 全 LoRaWAN 端末に学習機を導入し, 各端末は独立に学習を行うものとする. LoRaWAN 端末の学習機をエージェントとし, エージェントは自身の現在の DW サイズなどを観測し, その観測情報から DW サイズの維持または変更を行動として行う. 以下に示す 1~5 のサイクルを 1 エポックと定義する.

- (1) 全 LoRaWAN 端末において DW サイズを決定.
- (2) イベント発生および検知.
- (3)  $t_{\text{back}}$  待機後, イベントパケット送信.
- (4) FC でのイベントパケットの受信判定.
- (5) イベントパケット送信端末での報酬値計算および

### Q 値の更新.

Q-learning に用いる状態集合  $\mathcal{W}$ , 行動集合  $\mathcal{A}$  を以下のように定義する.

- 状態集合  $\mathcal{W}_n$ : LoRaWAN 端末  $n$  のとりうる DW サイズの集合. また LoRaWAN 端末が選択可能な DW サイズの候補数を  $J$  とした時, 要素を  $\mathcal{W}_n = \{W_{n,0}, W_{n,1}, \dots, W_{n,J-1}\}$  とする.

- 行動集合  $\mathcal{A}$ : DW サイズの遷移の集合. DW サイズを大きくする場合を 1, 維持する場合を 0, 小さくする場合を  $-1$  とし,  $\mathcal{A} = \{1, 0, -1\}$  と定義する.

次に LoRaWAN 端末  $n$  のエージェントに用いる状態, 行動, 報酬, Q 値を以下のように定義する.

- 状態  $s_{n,t} \in \mathcal{W}_n$ : エージェントが観測するエポック  $t$  における LoRaWAN 端末  $n$  の DW サイズ  $W_{n,t} \in \mathcal{W}_n$ .
- 行動  $a_{n,t} \in \mathcal{A}$ : エージェントが行なったエポック  $t$  における DW サイズの遷移.
- 報酬  $r_{n,t}$ : エポック  $t$  におけるイベント ACK の有無.
- Q 値  $Q(s_{n,t}, a_{n,t})$ : エポック  $t$  における状態  $s_{n,t}$  での行動  $a_{n,t}$  の価値.

Q 値の更新式は以下で与えられる.

$$E_{TD,n,t} = r_{n,t+1} + \gamma \max_{a' \in \mathcal{A}(s_{t+1})} Q(s_{n,t+1}, a') - Q(s_{n,t}, a_{n,t}) \quad (12)$$

$$Q(s_{n,t}, a_{n,t}) \leftarrow Q(s_{n,t}, a_{n,t}) + \eta E_{TD,n,t} \quad (13)$$

ここで,  $E_{TD,n,t}$  は TD (TD: Temporal Difference) 誤差,  $\gamma$  は割引率,  $\eta$  は学習率を表す. 探索アルゴリズムとして  $\epsilon$ -greedy アルゴリズムを使用する.  $\epsilon$  はエポック毎に変化し以下の式で与えられる.

$$\epsilon = 1 - \frac{t}{T} \quad (14)$$

ここで  $T$  は最大エポック数を表す.

#### 3.1.3 報酬値の設計

Q-learning では報酬和の最大化を行うため, 報酬の設計により学習の振る舞いに変化する. 本提案ではイベントパケットの送信成功率を改善することが目的である. そこで, パケットの衝突を評価するために, FC からの ACK を使用する. ACK は FC でパケットの受信に成功した時のみ送られるため, 送信したパケットの衝突の有無を判定する事が可能である. これより, イベントパケットの ACK の有無に基づいた報酬  $r_{n,t}^{\text{ack}}$  は次式で計算される.

$$r_{n,t}^{\text{ack}} = \begin{cases} 1 & \text{if ACK is received} \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (15)$$

また, イベント発生から FC でのイベント検知までの遅延は, できる限り短い事が望ましい. しかし, 式 (15) の報酬の設計では, パケットの送信遅延が考慮されていない. そのため, 式 (15) を報酬に用いた場合, パケットの衝突率が下がる最大の DW サイズを各端末が選択する事になり, FC でのイベント検知に大きな遅延が発生する可能性が高くなると考えられる. そこでイベントパケットの送信遅延を考慮した報酬を以下に提案する.

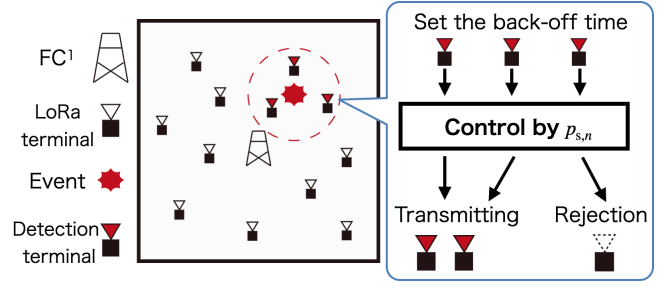


図1 イベントパケット送信確率  $p_{s,n}$  による送信端末の削減

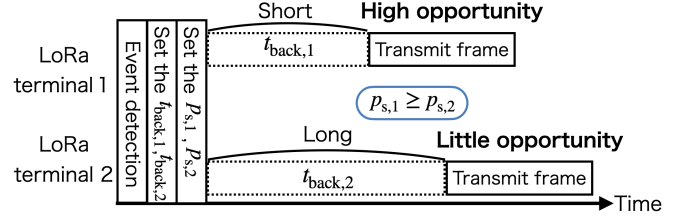


図2 イベントパケット送信確率  $p_{s,n}$  の変化

$$r_{n,t}^{\text{delay}} = \begin{cases} 1 - \frac{t_{\text{back},n}}{\max_{W \in \mathcal{W}} W} & \text{if ACK is received} \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

$$r_{n,t}^{\text{more delay}} = \begin{cases} 1 - \frac{t_{\text{back},n}}{\max_{W \in \mathcal{W}} W} & \text{if ACK is received} \\ -\frac{t_{\text{back},n}}{\max_{W \in \mathcal{W}} W} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

式 (16) および式 (17) により, 送信遅延時間を考慮した DW の割り当てを行うことが可能である. また, LoRaWAN 端末は各 DW サイズにおける送信失敗回数を観測することが可能である. そこで, DW サイズ  $W_{n,j}$  における送信失敗回数  $N_{n,j}^{\text{fail}}$  を考慮した報酬を以下に提案する.

$$r_{n,t}^{\text{fail}} = \begin{cases} 1 & \text{if ACK is received} \\ -\frac{N_{n,j}^{\text{fail}}}{N_{\text{all},n}^{\text{fail}}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

$$r_{n,t}^{\text{fail\&delay}} = \begin{cases} 1 - \frac{t_{\text{back},n}}{\max_{W \in \mathcal{W}} W} & \text{if ACK is received} \\ -\frac{N_{n,j}^{\text{fail}}}{N_{\text{all},n}^{\text{fail}}} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

ここで,  $N_{\text{all},n}^{\text{fail}}$  は LoRaWAN 端末  $n$  のイベントパケットの総送信失敗回数を表す.

#### 3.2 イベント送信確率による送信端末数の削減

複数の端末が同一イベントを観測しパケットを送信した場合, パケット送信のタイミングが近くなることにより, パケット衝突が発生する可能性が高くなる. そこで, LoRaWAN 端末  $n \in \mathcal{N}$  に, イベント送信確率  $p_{s,n} \in (0, 1]$  を導入する. 図1に示すように,  $p_{s,n}$  による制御を行う事で, イベントパケットを送信しない LoRaWAN 端末が発生する. これにより同時にパケットを送信する端末数を減少させることができ, イベントパケットの衝突確率を低下させることが可能となる. DW を元に決定した送信遅延時間  $t_{\text{back},n}$  を使用して, イベントパケット送信確率  $p_{s,n}$  を動的に制御する. 本稿では, 次式で与えられるイベントパケット送信確率  $p_{s,n}$  を用いる.

表 1 シミュレーションパラメータ

シミュレーションエリア	$3 \times 3$ [km <sup>2</sup> ]
シミュレーション時間	30 [min]
無線端末数 $N$	1000
送信電力 $P_t$	13 [dBm]
搬送波周波数 $f_c$	923 [MHz]
帯域幅 $W_b$	125 [kHz]
SF	10
雑音電力スペクトラム密度 $N_0$	-174 [dBm/Hz]
パスロス指数 $a$	4.0
伝搬損失オフセット $b$	9.5
伝搬周波数係数 $c$	4.5
基本データ長 $B_L$	64 [bit]
量子化 bit 数 $Z$	7, 8, 16 [bit]
SNR 閾値 $\Gamma_{\text{SNR}}$	-20.0 [dBm]
SIR 閾値 $\Gamma_{\text{SIR}}$	-6.0 [dBm]
パケット生成間隔 $G_p$	10 [min]
イベント伝搬係数 $\alpha$	0.005
イベント伝搬速度 $V$	1000 [m/s]
$x_{\min}$	-50
$x_{\max}$	50

表 2 学習パラメータ

epoch 数 $T$	1500
学習率 $\eta$	0.3
割引率 $\gamma$	0.95
状態集合 $\mathcal{W}$	{128, 256, 512, 1024, 2048, 4096}

$$p_{s,n} = -\log\left(\frac{t_{\text{back},n}}{W_{n,t}}\right) \quad (20)$$

図 2 に示すようにバックオフ時間が短い場合、イベントパケット送信確率  $p_{s,n}$  が高くなり、バックオフ時間が長い場合は  $p_{s,n}$  が低下する。

## 4. シミュレーション結果

LoRaWAN パラメータは日本におけるパラメータ規程 AS923 を用いた [11]。伝搬パラメータ、イベントパラメータを表 1 に示す。また Q-learning で使用する学習パラメータを表 2 に示す。

### 4.1 評価指標

まず、イベントパケットの PDR は、受信に成功した総イベントパケット数を送信された総イベントパケット数で割ったものと定義する。FC で受信に成功したイベントデータ  $\hat{x}_n$  は、受信データ  $y_R$  としての受信データ集合  $\mathcal{D}(\mathcal{D} = \{\hat{x}_0, \hat{x}_1, \dots, \hat{x}_R\})$  の要素となる。受信データ集合の平均値をイベントデータの推定値とし、イベント真値データ  $x$  と推定値の二乗誤差を評価する。量子化ビット数  $Z$  における二乗誤差  $E_Z$  は、次式で与えられる。

$$E_Z = \left(\frac{1}{R} \sum_{k=0}^{R-1} y_k - x\right)^2 \quad (21)$$

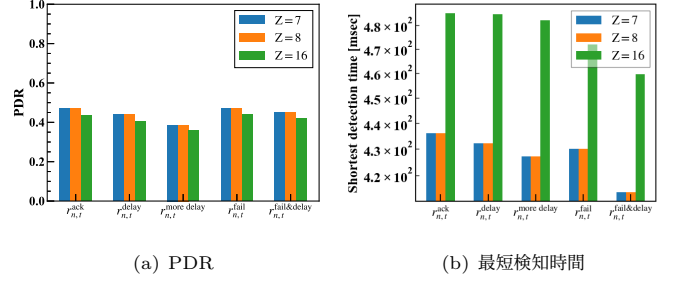


図 3 報酬設計による影響

FC でのイベント検知までの遅延を評価するための最短検知時間  $t_m$  を用いる。LoRaWAN 端末  $n$  の送信したイベントパケットの FC への到着遅延  $t_n^R$  は、次式で与えられる。

$$t_n^R = \frac{d_{e,n}}{V} + T_S N_S \quad (22)$$

本稿では簡単のため、イベントの検知からパケット生成までの時間遅延はないものと仮定するこれより、FC でのイベント最短検知時間  $t_m$  は、次式で与えられる。

$$t_m = \min_{n \in \mathcal{N}} t_n^R - t_o \quad (23)$$

ここで  $t_o$  はイベント発生時刻を表す。また FC でのイベント検知確率は、シミュレーション内で発生した全イベント発生回数で、FC でイベントを検知した回数を割ったものとする。なお、FC でのイベント検知はイベントパケットを 1 つでも復調に成功した場合、検知成功とする。

### 4.2 報酬設計による影響

図 3 に  $Z = 8$  における報酬式 (15) ~ (19) を用いた PDR および最短検知時間を示す。図 3(a) より、PDR は式 (15) が最も高い値となった。また、式 (17) が最も PDR が低い値となった。図 3(b) より、最短検知時間  $t_m$  は、式 (19) が、最も短い値となった。また、式 (15) が、最も長い値となった。以上より、報酬の設計において遅延に対する罰則を付加すると最短検知時間は減少させることが可能であることがわかる。また、最短検知時間と PDR はトレードオフであることがわかる。さらに、DW サイズ  $W_{n,j}$  における送信失敗回数  $N_{n,j}^{\text{fail}}$  を考慮した場合、PDR の低下を抑えつつ、最短検知時間を減少可能であることがわかる。これより本稿では、トレードオフのバランスが良い報酬式 (19) を用いた場合を Proposed とし、特性を評価する。

### 4.3 各手法との比較

本稿では、純 ALOHA プロトコルを使用した ALOHA モデル、イベント送信確率による制御を行うが DW サイズをランダムに割り当てた Random モデル、イベント送信確率による制御を行わないが、報酬式 (19) を用いた Q-learning による DW の適応的な割り当てを行う No Prob モデルと提案手法を比較し、提案手法の有効性を示す。

#### 4.3.1 PDR と MSE

図 4 に、各手法における PDR および平均二乗誤差 (MSE: Mean Squared Error) 特性を示す。図 5 に、 $Z = 8, 16$  における、各手法の PDR の CDF 特性を示す。量子化ビット数  $Z = 7, 8$  は同じシンボル数のため PDR は同様の特性となる。図 4(a)、図 5 より、量子化ビット数によらず提案手法は ALOHA

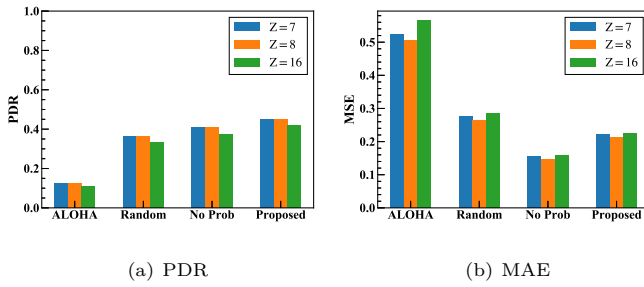


図 4 各手法の特性

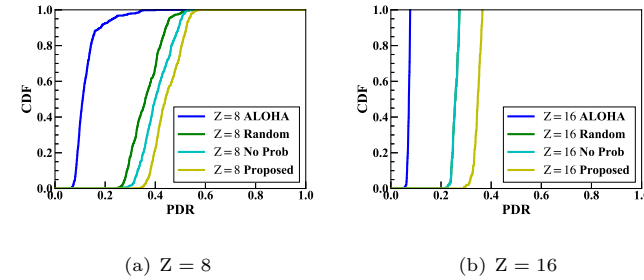


図 5 各手法の PDR

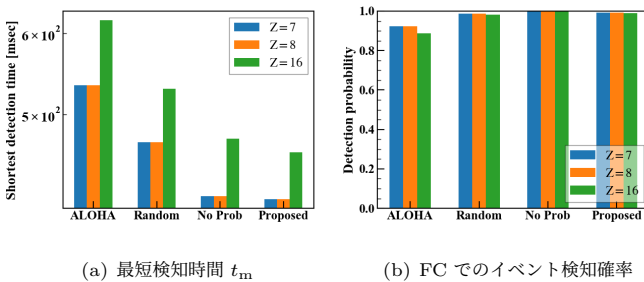


図 6 最短検知時間と FC でのイベント検知確率の特性

手法と比較して、平均 PDR を大幅に改善が可能であることがわかる。また、量子化ビット数  $Z = 8$  の場合提案手法は PDR を、Random 手法と比較して 8%、No Prob 手法と比較して 4% 改善が可能であることがわかる。これより、Q-learning による DW の適応的な割り当てと送信確率による送信端末数の削減を行う事で PDR を改善できる事がわかる。図 4(b) より、どの手法においても量子化ビット数  $Z = 8$  の時、MSE が最も減少することがわかる。これは、量子化ビット数を増やすことによる量子化誤差の減少よりも、PDR の低下による収集データの減少の方が大きく影響しているためだと考えられる。量子化ビット数  $Z = 8$  の時、ALOHA 手法と比較して MSE を、提案手法は 57% 減少、No Prob 手法は 70% 減少可能である事が示された。

#### 4.3.2 最短検知時間と FC でのイベント検知確率

図 6 に各手法における FC での最短検知時間  $t_m$  の特性を示す。図 6(a) より、提案手法は ALOHA 手法と比較して、最短検知時間を 22% 減少可能である事がわかる。提案手法は、遅延を考慮した DW サイズの割り当てを行っているため、Random 手法と比較して最短検知時間を 12% 改善が可能であることがわかる。また、図 6(b) より提案手法は、量子化ビット数  $Z = 8$  の場合、FC でのイベント検知確率が 99% 以上となっている事がわかる。

## 5. 終わりに

本稿では、イベント検知によるバーストトラフィック発生時における通信品質改善のためのパケット送信制御法を提案した。本手法は、Q-learning を用いた適応的な DW サイズの選択、および送信遅延時間に基づいて決定されるイベントパケット送信確率による送信端末数の削減を行った。送信遅延時間による送信タイミングの変動と送信端末数の削減を行うことで、パケットの衝突確率を減少させることが可能である。シミュレーション結果より、提案手法は純 ALOHA 手法と比較して量子化ビット数  $Z = 8$  の場合、平均 PDR を 32% 改善、イベント最短検知時間を 22% 減少、FC でのイベント検知確率を 6% 向上が可能であり、PDR と最短検知時間のトレードオフを考慮した通信品質の改善が可能である事が示された。

謝辞 本研究開発は総務省 SCOPE(受付番号 175104004) 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] 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.*, pp.1–6, Dec. 2017.
- [3] 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.
- [4] A. Lavric and V. Popa, "Internet of things and lora™ low-power wide-area networks: A survey," 2017 International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS), pp.1–5, 2017.
- [5] C. Goursaud and J.M. Gorce, "Dedicated networks for IoT: PHY / MAC state of the art and challenges," *EAI Endorsed Transactions on Internet of Things*, vol.1, no.1, p.150597, 2015.
- [6] J. Ortín, M. Cesana, and A. Redondi, "Augmenting LoRaWAN Performance With Listen Before Talk," *IEEE Trans. on Wireless Commun.*, vol.18, no.6, pp.3113–3128, June 2019.
- [7] J. Lim and Y. Han, "Spreading Factor Allocation for Massive Connectivity in LoRa Systems," *IEEE Commun. Lett.*, vol.22, no.4, pp.800–803, April 2018.
- [8] Y. Sun, M. Peng, Y. Zhou, Y. Huang, and S. Mao, "Application of Machine Learning in Wireless Networks: Key Techniques and Open Issues," *IEEE Communications Surveys Tutorials*, vol.21, no.4, pp.3072–3108, Fourthquarter 2019.
- [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, pp.152126–152137, 2019.
- [10] 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/en>, 2015.
- [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](https://lora-alliance.org/sites/default/files/2018-04/lorawantm_regional_parameters_v1.1rb_-_final.pdf), Dec. 2018.