

# 脳の認知モデルを用いた LPWA ネットワークにおける無線チャネル割当手法

小南 大智<sup>†</sup> 鈴木 一哉<sup>††</sup> 長谷川洋平<sup>††</sup> 下西 英之<sup>††</sup> 村田 正幸<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> 大阪大学 大学院経済学研究科 〒 560-0043 大阪府豊中市待兼山町 1-7

<sup>††</sup> NEC システムプラットフォーム研究所 〒 211-8666 神奈川県川崎市中原区下沼部 1753

<sup>†††</sup> 大阪大学 大学院情報科学研究科 〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 1-5

E-mail: <sup>†</sup>d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp, <sup>††</sup>(kazuya@ax,hasegawa@bk,h-shimonishi@cd).jp.nec.com,  
<sup>†††</sup>murata@ist.osaka-u.ac.jp

あらまし 低消費電力かつ広域通信を実現する Low Power Wide Area (LPWA) 技術が急速に普及している。代表的な規格である LoRa や SIGFOX では、MAC 層プロトコルとして ALOHA を採用しており、将来的に予想される端末数の増加とともに、干渉や衝突の増加による無線チャネルの通信品質の悪化が懸念される。本稿では脳の認知モデルを用いることで、ネットワークが無線チャネルの通信品質を認知し、状況に応じて適切な無線チャネルを端末に割り当てる制御手法を提案する。計算機シミュレーションにより、無線チャネルの通信品質に関する情報が時空間的に制限される状況下に置いても、正確な無線チャネル割当を実現できることが示された。

キーワード ベイジアンアトラクターモデル、low power wide area (LPWA)、ベイズ推定

## Channel assignment for LPWA networks inspired by perceptual decision-making of human brain

Daichi KOMINAMI<sup>†</sup>, Kazuya SUZUKI<sup>††</sup>, Yohei HASEGAWA<sup>††</sup>, Hideyuki SHIMONISHI<sup>††</sup>, and  
Masayuki MURATA<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Economics, Osaka University

<sup>††</sup> System Platform Research Labs, NEC Corporation

<sup>†††</sup> Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

E-mail: <sup>†</sup>d-kominami@econ.osaka-u.ac.jp, <sup>††</sup>(kazuya@ax,hasegawa@bk,h-shimonishi@cd).jp.nec.com,  
<sup>†††</sup>murata@ist.osaka-u.ac.jp

**Abstract** Low power wide area (LPWA) technology that realizes low-power-consumption and wide-area communication is rapidly spreading. LoRa and SIGFOX are patented standards. They use the ALOHA protocol as the MAC layer protocol, and therefore, as the number of nodes increases, more data frames collide with each other. In this paper, we propose a channel assignment method for LPWA nodes where a network server recognizes wireless channel conditions and makes a decision on the channel assignment in accordance with them. Through simulation experiments, we show that our proposal can realize accurate channel assignment under the condition where the network server can utilize spatially and temporally limited control information.

**Key words** Bayesian attractor model, low power wide area (LPWA), Bayesian inference

### 1. はじめに

低消費電力かつ広域通信を実現する LPWA (low power wide area) 技術が急速に普及している。LPWA 普及の背景には、近年の IoT サービスに着目した産業界の存在があり、代表的な規

格の一つである SIGFOX は 2018 年中に 60 カ国へ展開予定、もう一つの代表規格 LoRa (long range) については、2015 年に LoRa アライアンスが立ち上げられ、現在 49 カ国 400 社以上が加盟している [1]。SIGFOX は各国に一社が Sigfox ネットワークオペレータとしてネットワークサービスを展開しており、

ユーザは事業者が運営する公衆網を利用する必要がある。一方 LoRa では、LoRa アライアンスが規格化した製品を利用することで、ユーザは自由に自営網を構築することが可能である。

LPWA 技術を用いることで、無線モジュールのみの消費電力を考慮するのであれば、市販の電池を用いる場合でも数年単位での通信機器の稼働が可能となる。通信距離に関しては、見通しの良い屋外であれば 10 km 程度離れた場所からデータをゲートウェイに届けることができる。LPWA に対応した通信モジュールをさまざまなモノと組み合わせることで、モノから得られる情報を容易に収集すること可能となる。低消費電力かつ広域通信を実現する個々の技術自体は、既存の技術をうまく組み合わせただけのものであるが、その応用性は非常に高く、LPWA は IoT を邁進する技術として期待されている [2]。

現在の LPWA ネットワークでは、ゲートウェイと端末子機からなるスター型ネットワークが構築される。すなわち端末とゲートウェイによる多対一の通信形態をとり、特に、端末からゲートウェイへのアップリンク通信（および付随する ACK 応答）が、トラフィックの大半を占めることとなる。このような通信形態が IoT を想定する上では広く用いられると考えられる。この際、端末はデータの中継を行う必要がないため、自身が通信を行いたいタイミングでのみ無線モジュールを起動すればよく、それ以外の時間は無線モジュールをスリープさせておける。このような間欠型の通信によって、無線モジュールで発生する電力消費を大幅に削減することができる。

LPWA は高いリンクバジェットを持つように設計されており、長距離通信を実現している。要素技術としては、比較的低い周波数帯（日本国内では 920 MHz 帯等）を利用すること、冗長符号や干渉・ノイズに強い変調方式を用いること、受信感度の高いアンテナを利用すること、データレートを比較的低く設計していることが主である。特にデータレートに関して、数 100 bps～数 kbps と従来のモバイルネットワークと比較して低速である。

LPWA による通信ではデータレートが低いため、端末のデータ伝送時間が長くなる。また、LoRa や SIGFOX では、MAC 層に ALOHA プロトコルを採用しており、端末数の増加とともにデータパケットの衝突増加が懸念される。CSMA (Carrier Sense Multiple Access) を採用したとしても、LPWA ではアンテナの受信感度が高いため、CCA (Clear Channel Assessment) しきい値よりも低い信号強度の電波であってもゲートウェイまで信号が到達し得る。そのため、CSMA を利用したとしても、結果的に ALOHA を利用している場合と同様に衝突が生じる状況が想定される。

LoRa による通信を行う機器を用いて構築する LoRaWAN においては、ユーザによる自営ネットワークの構築が可能であり、将来的に多数の自営ネットワークが同一エリアに混在する環境が考えられる。しかしながら、現在の LoRa による通信は、ネットワークの大規模化やネットワークの混在によって生じる干渉の影響が十分には考慮されていない。LoRa では複数の無線チャンネルを任意に利用可能であるものの、それぞれのネットワークの管理者が異なる場合には、混在する全てのネットワー

クを統括しての最適な干渉の回避は困難である。

本稿では、複数のネットワークが混在する状況下のような、無線チャンネルの通信品質が変動する状況を想定し、それぞれのネットワークにおいて無線チャンネルの通信品質の変化を認知しながら、適切な無線チャンネルを選択する制御手法を提案する。この際に問題となるのは、無線チャンネルの通信品質の時空間的な変動に対して、通信品質推定を行うために十分な観測情報を収集することが LPWA では困難な点である。機器が設置される領域が非常に広範囲であること、利用可能な無線資源が限られていること、同時に複数のチャンネルを観測することが困難であることがその理由である。制御のための情報収集が時空間的に制約されるため、全てのデバイスから十分な時間をかけて情報を集め、最適化を解くような方法を利用すると、この間の性能劣化が避けられない。そこで本稿では、ネットワークの状態を確率変数として定義し、ベイズ推定を利用することで、観測した情報に応じてその事後確率を推定する。得られた推定結果に基づき、利用する無線チャンネルを決定する手法を提案する。

提案手法は LoRaWAN を想定し、ネットワークサーバ上で動作することとする。端末から収集した情報を元に無線チャンネルの通信品質推定を行い、推定した結果を元にして端末へ無線チャンネルの割り当てを行う。前述の通り無線チャンネルの通信品質は時間的・空間的に変化するが、各端末は必ずしも GPS を備えているとは限らず、また、常に利用可能な全ての無線チャンネルの通信品質を観測しているとは限らない。すなわちネットワークサーバが収集する情報は、各無線チャンネルの通信品質について時空間的に十分な情報を含まない。そこで我々は、時空間的に不十分な情報しか利用できない際にも適切な推論を実施する人間の脳の情報認知機構に着目した。人間の脳における情報認知が形成される過程においては、様々な感覚器からの入力情報を脳の中にある記憶と比較して意思決定を行い、その結果を新たに記憶する、トップダウン型の情報処理が存在することが知られている。この情報処理がベイズ推論に基づく意思決定モデルにより説明可能であることが近年注目を集めている [3]。そこで提案手法では、無線チャンネルの通信品質の典型的なパターンをいくつかネットワークサーバに記憶させておき、端末から収集した情報が記憶されたどのパターンに近いのかを表す確信度を定義する。観測した情報をもとに随時確信度を更新し、これがしきい値を超えた際に、記憶したパターンに応じた意思決定、すなわち、端末に割り当てる無線チャンネルの決定を行う。

ベイジアンアトラクターモデル (BaM) [4] は、このような脳におけるトップダウン型の情報認知をモデル化したものの一つであり、本稿ではこの BaM を用いた無線チャンネル割り当て手法を提案する。BaM の概要は 2. において説明する。3. において想定する LPWA の通信モデルと、提案手法の詳細を述べる。4. において、提案手法の性能評価の結果を示し、5. にまとめと今後の課題を述べる。

## 2. Bayesian attractor model

Bayesian attractor model (BaM) [4] は脳による情報知覚と弁別を、ベイズ推定の枠組みを用いてモデル化したものである。

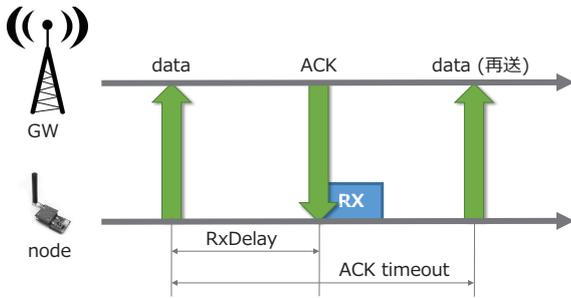


図 1 クラス A の通信シーケンス

BaM は大きく三つの要素から構成される。すなわち、(1) 情報知覚モデル、(2) 情報弁別モデル、(3) 意思決定モデルである。以降でそれぞれのモデルについて説明する。

#### a) 情報知覚モデル

情報知覚モデルにおいて、BaM は観測対象の情報を一つの特徴量としてベクトル形式で記述する。情報の知覚は一定周期で行われ、各時点におけるこのベクトルが意思決定モデルの入力値となる。

#### b) 情報弁別モデル

情報弁別モデルは、知覚した情報を過去の経験や記憶と照らし合わせ弁別を行うものである。過去の経験や記憶は所与であり、入力と同じ次元の特徴量ベクトルの形で記述される。情報弁別モデルには  $K$  個のアトラクターを持つ非線形ダイナミクスを用いており、それぞれのアトラクターに  $K$  個の記憶を対応づけている。弁別の機構を表現するために、現在の入力過去の記憶のいずれに該当するのかを表現する状態変数はこのダイナミクスによって更新される。

#### c) 意思決定モデル

意思決定モデルでは、知覚した情報を用いたベイズ推定により情報弁別モデルにおける状態変数を推定する。情報弁別モデルにおける状態変数の確率密度関数をもとにした確信度と呼ばれる値を定義し、その値がしきい値を超えた場合に、現在の状態変数が知覚した情報にマッチしたものと判断する。情報知覚モデルによる観測値から、現在の意思決定状態を推定するために unscented Kalman filter (UKF) を用いている。

### 3. 提案手法

提案手法では、無線チャネルの通信品質の認知と、認知の結果に応じた無線チャネル割当を行う。本稿では LPWA による通信を対象としており、3.1 においてその通信モデルおよび通信品質の定義を行う。3.2 において、通信品質を認知する手法および無線チャネル割当手法を説明する。

#### 3.1 LPWA 通信モデル

LPWA の通信モデルとして、本稿では LoRaWAN を想定したモデルを用いる。LoRaWAN には三つの通信クラスがあり、現在用いられているユースケースのほとんどはクラス A と呼ばれるアップリンク通信が中心となるクラスである。

クラス A では、それぞれの端末は任意のタイミングでデータをゲートウェイに送信することができる。ALOHA プロトコ

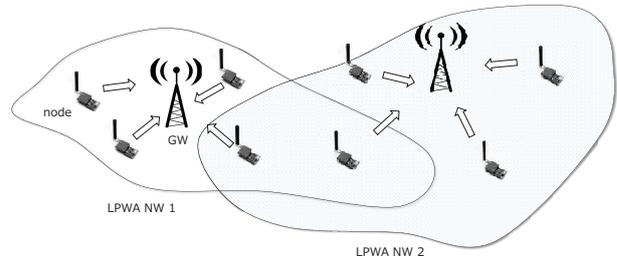


図 2 LPWA ネットワークモデル

ルを用いてデータの送信を行い、送信後には無線インタフェースをスリープさせる。一定時間 ( $RxDelay$ ) スリープしたあとに無線インタフェースを起動し、ゲートウェイからの確認応答 (ACK) を受け取りデータの送信手順を終了する。一定時間 ( $ACK\_TIMEOUT$ ) ACK が届かない場合には再送を試みる。再送の回数は一つのデータあたり  $NbTrans$  回である。 $RxDelay$  および  $NbTrans$  の値は端末がネットワークに参加した際に登録される。また、 $ACK\_TIMEOUT$  は各端末が任意に設定できる。ゲートウェイでは、データの受信終了後に  $RxDelay$  だけ待機してから ACK を送信する。ここで、LoRa 1.1 [5] では  $RxDelay$  の値が二つ用意され、端末側は無線インタフェースを二回起動する必要があるが、本稿では LoRa 1.0 と同様に  $RxDelay$  の値は一つのみと単純化する。以上について、本稿で想定するクラス A の通信シーケンスを図 1 に示す。

LoRa においては、各端末が利用可能な無線チャネルの数は 8 である。LoRa 1.1 ではデータの再送時にチャンネルホッピングを利用可能とされているが、具体的な方法は定められていない。本稿では ACK に使用チャンネル情報をピギーバックすることで、各端末に無線チャネルを割り当てることとする。

LoRaWAN は自営網の構築が可能であるため、図 2 に示すように複数のネットワークが混在することが起こり得る。この際に異なるネットワークが同じ無線チャネルを利用すると、MAC プロトコルとして ALOHA を使うことから、干渉や通信衝突が問題となる。1. で述べたように、CSMA/CA を用いたとしても衝突が回避できない状況が起こり得る。CCA のしきい値を低くすることでゲートウェイでの衝突を回避する可能性は上がるが、一方で無線チャネルをビジー状態と判断する確率が増加し、タイムアウトによってデータを破棄する回数が増加してしまう。

無線チャネルの通信品質を表す指標としてはスループットやビットエラー率などが一般に用いられるが、本稿では、無線チャネルの通信品質としてデータの到達率を用いることとする。これは、LoRaWAN のクラス A では、比較的低頻度で小さなサイズのデータの収集を行うアプリケーションが想定されるため、スループットのような通信容量的な指標よりも、損失無くデータを届けることができるのかを表す指標が重要となるためである。本稿では各端末のデータ送信スケジュールが既知であることを仮定する。このとき、ネットワークサーバは、ネットワークに参加する端末の数、各端末の使用するチャネルの情報を保持しているため、ある期間内にある無線チャネルを利用し

て送信されるデータの数計算可能である。このデータ数に対して、同一期間内にネットワークサーバに実際に届き、正常に復号されたデータ数をデータ到達率とする。

### 3.2 BaM に基づく無線チャネル割当手法

2. で述べた BaM を構成する三つのモデルに基づき、無線チャネルの通信品質を認知し、端末に割り当てる無線チャネルを決定する手法を説明する。

#### a) 情報知覚モデル

情報知覚モデルとして、観測情報の形式を定める必要がある。提案手法では、無線チャネルの通信品質推定のために、各無線チャネルについてデータの到達率  $R(c, t)$  を周期  $\Delta$  ごとに計算する。 $R(c, t)$  は、時刻  $t - \Delta$  から  $t$  の間に、無線チャネル  $c$  を用いて端末が送信するデータ数の推定値  $\hat{N}_{TX}(c, t)$ 、ゲートウェイが受信・復号に成功したデータ数  $N_{RX}(c, t)$  を用いて、 $N_{RX}(c, t)/\hat{N}_{TX}(c, t)$  で表される（再送による同一データは一つと数える）。また、どの端末も利用していない無線チャネルについては、ここでは到達率が 1 であるとみなす。観測情報は  $R(0, t) \cdots R(7, t)$  を降順に並べた縦ベクトルとして、周期  $\Delta$  ごとに意思決定モデルに入力される。この理由は、記憶させる情報と関連が深いため、後述の意思決定モデルと共に説明する。

#### b) 情報弁別モデル

前述したとおり、情報弁別は  $K$  個のアトラクターを持つ非線形ダイナミクスで更新される状態変数により表現される。ダイナミクスにノイズが含まれなければ、ある状態変数は更新を繰り返すことでいずれかのアトラクターに引き込まれる。状態変数  $\mathbf{z}$  の更新則は以下のとおりである。

$$\mathbf{z}_t = \mathbf{z}_{t-\Delta} + \Delta g(\mathbf{z}_{t-\Delta}) + \sqrt{\Delta} \mathbf{w}_t \quad (1)$$

$\mathbf{z}$  は  $K \times 1$  のベクトルである。 $\Delta$  はダイナミクスの更新周期、 $\mathbf{w}_t$  は正規分布  $\mathcal{N}$  に従う乱数である。 $w_t \sim \mathcal{N}(0, q^2/\Delta)$  であり、 $q$  は生成モデルに含まれるプロセス誤差の大きさを表す。この誤差項により、状態変数が極小値に陥ることが避けられる。 $g$  は winner-take-all network ダイナミクスであり、以下のように定義される。

$$g(\mathbf{z}) = k(L\sigma(\mathbf{z}) + b^{lin}(\phi - \mathbf{z})) \quad (2)$$

ここで、 $k$  は更新のスケールを決定する定数である。また、 $\phi$  は  $K \times 1$  の行列であり、すべての要素が同じ値  $\phi_g$  を持つ。 $b^{lin}$  はベクトル  $\mathbf{z}$  における自己要素への作用の大きさを表している。また、 $L = b^{lat}(I - \mathbf{1})$  であり、 $I$  は単位行列を、 $\mathbf{1}$  は全要素が 1 の行列を表しているため（いずれもサイズは  $K \times K$ ）、 $b^{lat}$  は他要素からの作用の大きさとなる。 $\sigma$  はシグモイド関数であり  $\mathbf{z}$  の各要素  $z_i$  を、 $1/(1 + e^{-d(z_i - o)})$  に変換する。 $d$  は減衰特性を、 $o$  は変曲点の位置を決定するパラメータである。ダイナミクス  $g$  を繰り返すことで、 $\mathbf{z}$  の  $K$  個の要素のうち、一つだけが  $\phi_g$  付近に収束する。それ以外の要素が収束する値はシグモイド関数のパラメータに依存し、本研究では、文献 [4] にならい、 $d = 0.7$ 、 $o = \phi_g/2$  に設定しており、 $-\phi_g$  付近に収束する。つまり、 $\mathbf{z}$  のダイナミクスにおける  $K$  個のアトラクターは、 $i$  番目要素のみが  $\phi_g$ 、それ以外の要素は  $-\phi_g$  である

$K \times 1$  の行列に対応する ( $i = 0, \dots, K - 1$ )。

BaM では、観測値は  $\mathbf{z}_t$  のいずれかのアトラクターに対応して生成されていると仮定しており、各状態に対応した特徴量  $\mathbf{x}_t$  は以下で生成される。

$$\mathbf{x}_t = M\sigma(\mathbf{z}_t) + \mathbf{v}_t \quad (3)$$

$M = [F^0 F^1 \cdots F^{K-1}]$  は、アトラクターに埋め込む特徴量ベクトルを列挙した特徴量行列である。 $F$  は観測値ベクトルと同じサイズであるため、 $M$  は  $8 \times K$  の行列となる。また、 $\mathbf{v}_t$  は正規分布  $\mathcal{N}$  に従う乱数である。ここで  $v_t \sim \mathcal{N}(0, r^2)$  であり、 $r$  は計測の不確かさを表す。BaM をチャネル品質の推定に用いるための特徴量行列の設計は以降に述べる。

#### c) 意思決定モデル

式 (3) では、脳内での意思決定状態  $\mathbf{z}$  から  $\mathbf{x}$  が得られる。一方で意思決定モデルとして導出したいのは  $\mathbf{z}$  であり、観測した情報に対して最小分散を与えるような  $\mathbf{z}$  を推定するために、文献 [4] では unscented Kalman filter (UKF) [6] を用いている。時系列データのフィルタリングに広く用いられるカルマンフィルタは、非線形ダイナミクスを扱う際には性能が落ちることが知られている。そのため UKF では一時点前の  $\mathbf{z}$  の事後確率分布からシグマ点と呼ばれる少数個のサンプルを抽出し、システムを表す非線形ダイナミクスでシグマ点を変換し、変換後のシグマ点の平均及び分散をもとに、近似的な事前確率分布を導出する。UKF を用いることで時刻  $t$  における  $\mathbf{z}$  の確率密度関数  $P(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$  が得られ、各アトラクターの確率密度  $P(\mathbf{z}_t = \phi_n | \mathbf{x}_t)$  を確信度 (confidence) と呼ぶ。BaM の意思決定では、周辺尤度ではなく確信度を用いる。確信度がしきい値  $\lambda$  よりも大きいとき、 $M\sigma(\phi_n)$  を無線チャネル品質の推定結果として用いる。ここで、 $\phi_n$  は  $K \times 1$  の行列であり、本研究では、 $n$  番目の要素および、それ以外の要素をそれぞれ  $\phi_g$ 、 $-\phi_g$  としている ( $n = 0, \dots, K - 1$ )。確信度は多変量正規分布の密度関数であるため、 $\mathbf{z}$  のサイズが大きいほど、また分散共分散行列の行列式の絶対値が大きいほど、その値は小さくなる。そのため、適切な  $\lambda$  の値については事前に十分検討しておく必要がある。

特徴量ベクトルとして、本研究では無線チャネルの通信品質の典型的なパターンを記憶させる。情報知覚モデルで説明したように、観測値は 8 次元のベクトルとなる。ここで BaM を、観測値を用いた内部状態の推定問題として見ると、推定を行うためには、式 (3) から乱数項を除いた線形連立方程式が決定系であること、すなわち  $K \leq 8$  が必要条件となる。そこで提案手法では、アトラクターに記憶させる無線チャネルの通信品質パターンは、無線チャネルの順序を区別しないことで、記憶させるパターン数を少なく抑える。すなわち特徴量ベクトルは  $\mathcal{F}(i) = [f_0 f_1 \cdots f_7]^T$  で表され、上から  $i + 1$  個の要素が全て同じ値  $f_H$  であり、残りの要素もそれぞれが同じ値  $f_L$  で  $f_H > f_L$  となるように設計する ( $i = 0, 1, \dots, 7$ )。観測値として各無線チャネルにおけるデータ到達率を降順に並べ替えたものを与えることで、他のチャネルと比較して通信品質が悪化している無線チャネルが存在することを認知することができる。ただしこれは、提案手法の制御周期よりも通信品質が変動する

表 1 シミュレーションにおけるパラメータ

Parameter	Value
RxDelay	1 s
ACK_TIMEOUT	2 s
NbTrans	1
$\Delta$	60 s
$K$	8
$(q, r)$	(0.02, 0.4)
$(f_L, f_H)$	(0.5, 1)

周期が長いことを前提としており、この前提を満たさない場合については本稿では対象にしない。

無線チャンネルの通信品質を認知した後に、端末へのチャンネルの割当を行う。確信度がしきい値を超えた際に、観測値を昇順に並べ替える前の情報をもとにして、 $f_L$  に対応する無線チャンネルを利用している端末からのデータ送信があった際には、 $f_H$  に対応する無線チャンネルからランダムに一つを選択して、そのチャンネル番号を ACK に書き込んで送信する。この ACK を受け取った端末は利用するチャンネルを届いた番号のチャンネルに変更する。

#### 4. 性能評価

本節では計算機シミュレーションによって、提案手法の性能評価を行う。

##### 4.1 無線チャンネル品質の認知

最初にシミュレーションの設定について説明する。3,000 台の LPWA 端末が、単一のゲートウェイに対して通信を行う状況を想定する。各端末は 30 分ごとに一つ、周期的にデータを生成しゲートウェイに送信する。ただし、それぞれの端末がデータを送信するタイミングは非同期であり、また、連続した衝突を防ぐために送信周期には数秒のランダムな時間を加えている。ここではデータフレームサイズを 50 byte、ACK のフレームサイズを 10 byte、通信速度を 1.5 kbps とする。各端末は ALOHA プロトコルを用いてデータを送信する。

全ての端末とゲートウェイは互いに通信可能な範囲に存在する。データフレームあるいは ACK の受信時に同一無線チャンネルでのフレーム衝突が起きると、これらは必ず復号に失敗する。また、それぞれの無線チャンネルでは、衝突の有無に関係なく、一定の確率  $p(c, t)$  でデータフレームあるいは ACK の復号エラーが生じ、受信に失敗する。 $p(c, t)$  は時刻  $t$  において無線チャンネル  $c$  を利用する際の通信エラー率であり、シミュレーション開始前に設定する。その他のパラメータについては表 1 に示す通りである。

ここで、BaM におけるアトラクターの数  $K$  は 8 であり、前節の条件を満たす。 $M = [F^0 F^1 \dots F^7]$  において、 $F^i = F(7-i)$  と設定した ( $i = 0, \dots, 7$ )。認知分類の収束特性を評価するために、 $z$  が 0 番目のアトラクターにある状態から、別のアトラクターに遷移するまでの時間をシミュレーションにより計測する。 $z$  が  $i$  番目のアトラクターに存在するとき、ノイズ項を無視すると  $x$  は  $F^i$  に一致するから、観測値が  $F^i$  となるような

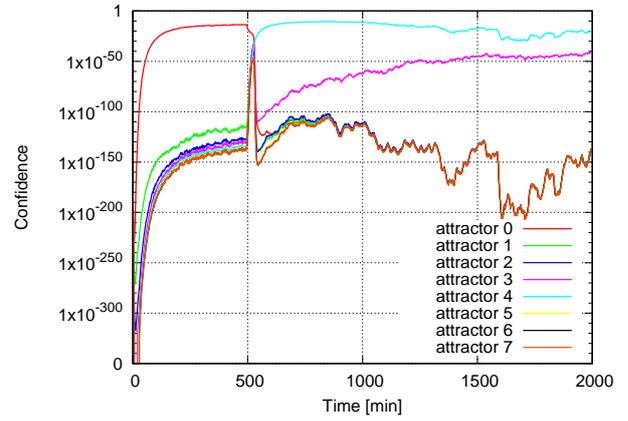


図 3 確信度の過渡特性 ( $i = 4$ )

状況をシミュレーションで設定することで、 $z$  を  $i$  番目のアトラクターに近づけることができる。すなわち、シミュレーション開始以降は全ての無線チャンネルにおいて、 $p(c, t) = 0$  と設定し、状態変数  $z$  が 0 番目のアトラクターで安定してから無線チャンネルの通信品質を変化させる。ここでは、シミュレーション開始から 30,000 s 以降、 $i$  番目のアトラクターに近づけるために、 $i$  個のチャンネルを選んで  $p(c, t) = 0.5$  と設定する。

図 3 に、 $i = 4$  のときの確信度の時間変化を示す。シミュレーション開始から 30,000 s までは、フレーム衝突以外でデータや ACK の受信に失敗することがない。そのため、無線チャンネルの通信品質として観測する値  $[R(0, t) \dots R(7, t)]^T$  は  $[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]^T$  とほとんど等しくなる。これは 0 番目のアトラクターに対応する出力である  $F^0 = [f_H \ f_H \ f_H \ f_H \ f_H \ f_H \ f_H \ f_H]^T$  とほとんど一致するため、この観測値が BaM に入力されることで、 $z$  は 0 番目のアトラクターに近づく。時刻 30,000 s 以降の観測値は  $[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5]^T$  に近い値であり、4 番目のアトラクターに対応する出力  $F^4 = [f_H \ f_H \ f_H \ f_H \ f_L \ f_L \ f_L \ f_L]^T$  にほとんど一致するため、 $z$  は 4 番目のアトラクターに近づく。

以上のことから、提案手法では、時刻 0 s から 30,000 s では全ての無線チャンネルの通信品質が同程度であると認知し、時刻 30,000 s 以降では相対的に通信品質の悪化した無線チャンネルが四つ存在すると認知する。図 3 において、0 番目のアトラクターに対応する確信度と、4 番目のアトラクターに対応する確信度の上昇から、正確に認知が行えていることが確認できる。ここで、時刻 30,000 以降で、3 番目のアトラクターに対応する確信度の上昇も確認できる。これは、BaM における観測値として、各無線チャンネルにおけるデータの到達率を昇順に並べたことが原因である。時刻 30,000 s 以降の観測値における、上から五番目の要素は、二項分布に従って生成した四つの確率変数の最大値と見なすことができ、0.5 よりも大きい値を取る可能性が高い。そのため、BaM では悪化した無線チャンネルは四つよりも少ないと判断し、結果的に 3 番目のアトラクターに対応する確信度が上昇している。

図 4 では、時刻 30,000 以降に  $i$  番目のアトラクターに遷移させるように観測値を与えたときに、 $i$  番目のアトラクターに対応する確信度が、他の全てのアトラクターに対応する確信度

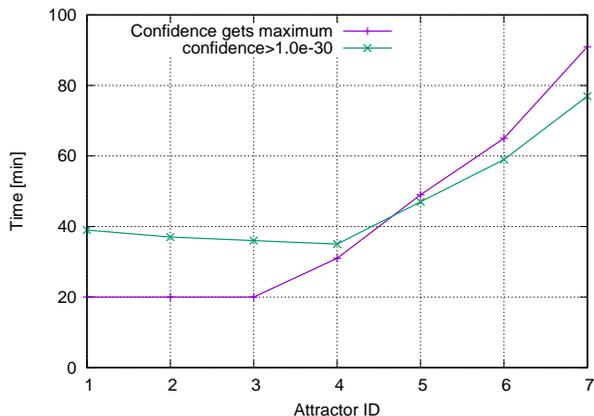


図 4 状態遷移に要する時間

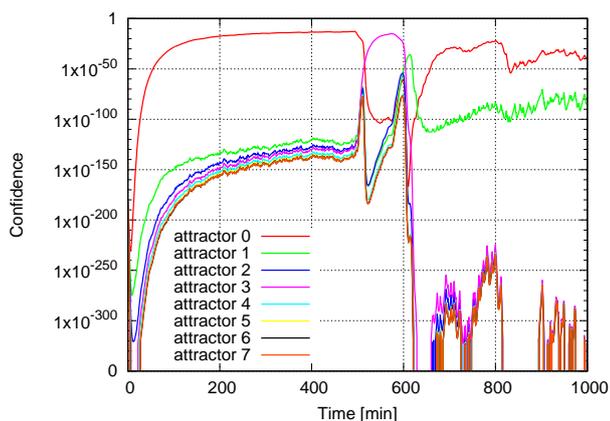


図 5 意思決定による確信度の変化

よりも大きくなるまでの時間を示している。また、確信度の値が  $10^{-30}$  を超えるまでの時間も示している。ほとんどの場合、 $i$  の増加とともにこれらの時間は増加する。これは、アトラクターに記憶したパターンの観点で、互いに似たアトラクターほど遷移に要する時間が短くなるためである。しかしながら記憶したパターンが互いに類似しているほど、互いの区別がつきづらいため、確信度の増加が遅くなる作用もあるため、結果的に図 4 に示すようになっている。

本シミュレーション実験では、BaM において記憶したパターンと非常に近い値が観測値として与えられるため、状態変数の遷移は比較的高速である。すなわち、今回の結果から、BaM を用いた提案手法において環境の変化を認知するためには、少なくとも制御ループの 20 倍程度の時間を要すると考えられる。ただし、提案手法において制御周期を短くしたとしても、観測できる情報自体が減少するため、この値が必ずしも現れるとは限らない。また、制御周期を長くすると観測値の分散が抑制されるため、この場合もこの値が現れるとは限らず、より詳細な検討が必要であり、今後の課題と考えている。

最後に、認知した結果を用いた無線チャンネル割当制御の結果を示す。図 5 がシミュレーション結果であり、確信度の推移を示している。このシミュレーションでは、時刻 30,000 s 以降、通信品質の悪化した無線チャンネルが三つ存在するように、三つの無線チャンネルにおいて  $p(c, t) = 0.5$  に設定した。  $p(c, t)$

はシミュレーション終了まで変化しない。確信度のしきい値は  $10^{-30}$  とし、しきい値を超える確信度が複数存在する場合には、安全側の制御を行うために、悪化チャンネル数がより多いと認知する側を採用する。

図 4 の結果から、時刻 30,000 s からおよそ 40 分が経過した際に、提案手法によって無線チャンネルの通信品質の悪化が認知される。その後、通信品質の悪化した無線チャンネルを利用した端末からデータが届いた際には、通信品質の良い無線チャンネルの中からランダムに一つを選択し、そのチャンネル番号を ACK に書き込んで送信する。この ACK を受け取った端末は利用するチャンネルを指定されたものに変更する。ただし、各端末のデータ送信周期は 30 分であるため、チャンネル割当の結果が完全に反映されるのは、無線チャンネルの悪化を認知してから 30 分経過後の時刻 34,000 s 頃である。この時刻以降は、端末は通信品質の悪化した無線チャンネルを利用せず、結果的に全ての端末において、利用する無線チャンネルの通信品質が良好となる。その結果、0 番目のアトラクターに対応する確信度が上昇している。以上により、提案手法によって、通信品質の悪化した無線チャンネルの認知と、適切な無線チャンネルの割当が成功していることが確認できた。

## 5. おわりに

本稿では LPWA ネットワークにおける無線チャンネルの割当手法を提案した。LPWA ネットワークにおいては、端末からの観測情報の収集に時空間的な制約が大きい。提案手法は、不十分な観測情報しか利用できない際にも適切な推論を実施する人間の脳の情報認知機構に着目したものである。提案手法では、無線チャンネルの通信品質の典型的なパターンをあらかじめ記憶しておき、端末から収集した情報が記憶されたどのパターンに近いのかを表す確信度を定義する。観測した情報をもとに確信度を随時更新し、しきい値を超えた際に、記憶したパターンに応じた意思決定、すなわち、端末に割り当てる無線チャンネルの決定を行う。

本稿では提案手法の基本的な特性の評価を行った。今後は評価の詳細化や他の手法との比較により、提案手法の利点を明確にする必要がある。また、より短い周期で発生する変動への対応が課題として残っている。解決の方針として、短い周期の変動に対しては端末側での自律分散的な意思決定が有効であると考えている。

## 文 献

- [1] 鄭立, IoT ネットワーク LPWA の基礎, RIC Telecom, 2017.
- [2] R.S. Sinha, Y. Wei, and S.-H. Hwang, "A survey on LPWA technology: LoRa and NB-IoT," ICT Express, vol.3, no.1, pp.14–21, March 2017.
- [3] K.P. Körding and D.M. Wolpert, "Bayesian decision theory in sensorimotor control," Trends in cognitive sciences, vol.10, no.7, pp.319–326, 2006.
- [4] S. Bitzer, J. Bruineberg, and S. J. Kiebel, "A bayesian attractor model for perceptual decision making," PLoS Computational Biology, vol.11, no.8, p.e1004442, Aug. 2015.
- [5] LoRa Alliance, "LoRa Specification V1.1," Oct. 2017.
- [6] S. Haykin, ed., Kalman filtering and neural networks, Wiley Online Library, 2001.