

## 特別研究報告

題目

短期/長期の環境変化に適応可能な  
LoRaWAN におけるデータレート制御手法の提案と評価

指導教員

村田 正幸 教授

報告者

藤田 勇樹

2020 年 2 月 10 日

大阪大学 基礎工学部 情報科学科

短期/長期の環境変化に適応可能な

LoRaWAN におけるデータレート制御手法の提案と評価

藤田 勇樹

## 内容梗概

LoRaWAN (Long Range Wide Area Network) は IoT ネットワークをターゲットとした通信技術 LPWA (Low Power Wide Area) の一種で、他の LPWA と比べ開発の自由度が高く、IoT ネットワークの主要な研究対象となっている。LoRaWAN では制御パケットを用いて動的に端末のデータレートや送信電力を変更し、ネットワークの状況に応じた制御を行うことができる。しかし、LoRaWAN のデータレートは数 100 bps～数 10 kbps と低く、制御に必要となるネットワークの状況に関する情報を十分に得ることが従来の無線ネットワークよりも困難であり、環境変動に応じて最適な制御を行うことが困難である。本報告では、LoRaWAN のネットワークの状況が変動する状況においてスループットを向上するための、生物の仕組みに着想を得た適応的データレート制御手法を提案する。ネットワークの状況の推定のためには、不十分な情報から適切な推論を行う人間の脳の情報認知機構をモデル化したベイジアンアトラクタモデルを用いる。ベイジアンアトラクタモデルでは、認知するパターンをあらかじめ記憶する必要があるが、推定精度および計算時間を考慮すると、多数のパターンを記憶することは現実的ではない。その上で、短期的あるいは長期的なネットワーク状況の変動に対応できるように適切なパターンを準備する必要がある。そこで本報告では、記憶するパターンの集合を構築する際に、生物進化の中立説に着想を得た構築方法を提案する。計算機シミュレーションによる評価を行い、環境変動が起こる場合の、LoRaWAN における端末のスループットを提案手法とデータレート固定方式とで比較した。データレート固定方式と比較して、最小で 7.1 %、最大で 39 %スループットを改善できることを明らかにした。

## 主な用語

LPWA, 中立説, 進化, ベイジアンアトラクタモデル

## 目次

<b>1</b>	<b>はじめに</b>	<b>5</b>
<b>2</b>	<b>関連研究</b>	<b>8</b>
2.1	ベイズアンアトラクタモデル . . . . .	8
2.2	生物進化の中立説 . . . . .	9
<b>3</b>	<b>LoRaWAN におけるデータレート制御手法</b>	<b>11</b>
3.1	LoRaWAN 通信モデル . . . . .	11
3.1.1	LoRa 変調 . . . . .	11
3.1.2	MAC 層モデル . . . . .	12
3.2	ベイズアンアトラクタモデルを用いた端末分布の推定 . . . . .	13
3.3	遺伝的アルゴリズムを用いた端末へのデータレート割当の導出 . . . . .	13
3.4	短期/長期の環境変化に適応するためのアトラクタの更新方法 . . . . .	16
<b>4</b>	<b>性能評価</b>	<b>18</b>
4.1	評価環境 . . . . .	18
4.1.1	LoRa のパラメータ . . . . .	18
4.1.2	BAM および遺伝的アルゴリズムのパラメータ . . . . .	19
4.2	評価指標 . . . . .	20
4.3	短期的な環境変動が起こる場合の評価結果 . . . . .	20
4.4	長期的な環境変動が起こる場合の評価結果 . . . . .	21
<b>5</b>	<b>おわりに</b>	<b>24</b>
	謝辞	25
	参考文献	27

## 図目次

1	LoRa 変調の例 . . . . .	12
2	意思決定状態更新時のアトラクタ更新 . . . . .	17
3	短期的な変動に対する BAM の確信度の変化 . . . . .	21
4	短期的な変動が生じたときのデータ到達率の比較 . . . . .	22
5	長期的な変動に対する BAM の確信度の変化 . . . . .	23
6	長期的な変動が生じたときのデータ到達率の比較 . . . . .	23

## 表 目 次

1	LoRa に関するパラメータ . . . . .	18
2	使用可能な拡散率とパケットエラー率 . . . . .	19
3	BAM および遺伝的アルゴリズムに関するパラメータ . . . . .	19

## 1 はじめに

LPWA (Low Power Wide Area) は、低消費電力かつ長距離通信可能な無線通信技術の総称であり、IoT (Internet of Things) の構成要素として、欧州などで既に広く用いられている [1]. LPWA の通信速度は数 100 bps–数 10 kbps 程度と低速だが、Bluetooth や ZigBee 以上の電力効率と、3G や LTE 以上の通信距離を実現する. LoRaWAN (Long Range Wide Area Network) は LPWA を用いた通信ネットワークの一つであり、LoRa 変調を使用する端末およびゲートウェイで構成される広域ネットワークである [2]. LPWA には他にも Sigfox, NB-IoT 等の規格が存在するが、LoRaWAN は他の LPWA よりも実装の自由度が高く、使用者が独自に運用する自営網を構築できることから、IoT ネットワークの主要な研究対象となっている [3].

LoRa は変調方式と周波数帯の規格、すなわち物理層の規格であり、LoRaWAN は LoRa (または FSK; frequency-shift keying) を使用した無線ネットワークの規格で、MAC 層までを含んでいる. 長距離通信を実現するため、LoRaWAN は高いリンクバジェットを持つように設計されている. その要素としては、比較的低い周波数帯 (例:日本国内では 920 MHz 帯) を利用する点、干渉・ノイズに強い変調方式や冗長符号を使用する点、受信感度が高いアンテナを利用する点、データレートを比較的低く設計している点が挙げられる.

一方で省電力化の実現は、無線モジュールのスリープによるところが大きい. 現在の LPWA の多くでは、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、端末からゲートウェイへのアップリンク通信が、トラフィックの大半を占める. LoRaWAN も同様の通信形態をとり、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よい. 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削減している.

LoRa はアンライセンスバンドを用いており、通信モジュールも容易に入手できるため、ユーザが自由に自営網を構築することができる. このため、将来的には多数の LoRa 端末によって構築される複数の自営網が同一エリアに混在する状況が考えられる. LoRa による通信は一般にデータレートが低く、そのため端末のデータ伝送時間が長い. また、MAC 層には 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. LoRa のチップにはキャリアセンス機能が搭載されているものの、LoRa のアンテナ受信感度は高く、例えば IEEE 802.11 で使用されている  $-80\text{dB}$  程度の CCA (Clear Channel Assessment) しきい値を用いると、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する可能性が十分にある. この場合、結果的に ALOHA を利用している場合と同様に衝突が生じることが予想される. 一方でしきい値を下げると、LoRa の通信範囲が非常に広

いために、端末はより多くの端末からの無線通信にさらされ、無線チャネルがビジー状態と判定される可能性が非常に高くなる。

現在の LoRa の通信規格では、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を考慮して、端末の利用できるデータレートが複数用意されている。LoRaWAN ではゲートウェイによるデータレートの動的な制御 (adaptive data rate; ADR) が可能となっており、端末のデータレートはゲートウェイからの制御信号により、端末の拡散率 (Spreading Factor; SF) を変えることで変更が可能である [4]。一般に拡散率が大きいほどデータレートは低下し、伝送時間が増加するため消費電力が増大する。一方で拡散率が大きいほど信号対雑音比 (SN 比) が大きくなり、受信感度と通信可能距離が増加する。また、拡散率の異なる電波信号同士は、LoRa ゲートウェイで同時に受信が可能となる状況も報告されている [5]。

多くの先行研究で LoRaWAN のカバレッジやスケラビリティに関する性能が示されているものの [6, 7], LoRaWAN におけるデータレート制御によるスループット向上に関する検討はあまり行われていない。この理由として、LoRaWAN での ADR はゲートウェイによって行われるが、LoRaWAN はデータレートが低く、情報収集に利用できるほど帯域が十分にあるわけでは無いため、データレートを決定するために十分な観測情報を収集することが困難である点が挙げられる。そのため既存手法では、端末が自律的にデータレートを変更することを仮定した上で、ACK のロスが生じない程度にデータレートを上げるような手法が取られている [8]。ゲートウェイがスループットを最大化するように個々の端末のデータレートを決定する問題は、組合せ最適化問題であり、現実的な時間内での最適解の探索が困難である。そのため、全てのデバイスから十分な時間をかけて情報を集め、最適化問題を解くような方法を採用すると、この間の性能劣化が避けられない可能性がある。

そこで本報告では、ネットワークから情報を観測してネットワークの状態を推定し、推定結果をもとにデータレートの決定を行うために、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手法を提案する。人間の脳では、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う、トップダウン型の情報処理が行われることが知られている。この情報処理機構をベイズ推論に基づく意思決定モデルで表現したベイジアンアトラクタモデル [9] では、複数存在するアトラクタのそれぞれに情報をあらかじめ記憶しておくこと、情報を観測するごとに、観測した情報が記憶した各情報に対してどの程度近いかを示す確信度と呼ばれる値が変化する。記憶した情報に対応する確信度がしきい値を超えるとき、その記憶した情報を観測したと判断する。これまでに我々の研究グループでは、ベイジアンアトラクタモデルをネットワークにおける制御へ応用したいくつかの成果をあげている [10, 11]。

提案手法では、ベイジアンアトラクタモデルを用いて、LoRaWAN における端末のデー

タレートを決断するために必要な情報を推定し、推定した結果を元にスループットを向上するようなデータレートの割当を行う。ここで問題となるのは、あらかじめどの程度のパターンの情報をアトラクタに記憶すべきかという点である。多数のパターンを記憶しておくことで、ネットワークに変動が発生した場合にも認知が可能となる確率が増加するが、一方で計算量の増加が問題となる。そこで本報告では、ベイジアンアトラクタモデルに記憶する情報のパターンを適切に更新する方法の提案も行う。ネットワークに生じる環境変動は、様々な時間スケールを持つことが考えられる。本報告では、短期的な周期で生じる小規模な変動および長期的な周期で生じる大規模な変動に対応できるように適切なパターンを準備することを目指す。そこで、様々な時間スケールの環境変動下で生存してきた生物の進化の仕組みに着目する。

生物進化の中立説は、進化の主な要因が遺伝子レベルでの突然変異と遺伝的浮動(対立する遺伝子が偶然に集団中に広がること)であるとする説であり、これらは自然淘汰の影響を受けない中立的な変化であると思なされている [12]。文献 [12] で、中立性は遺伝子型-表現型の写像あるいは表現型-適応度の写像に冗長性を含むことで現れるとされており、一見表現型に現れていないような遺伝子パターンが、長期の時間スケールでの環境適応に有効となる可能性が示唆されている。本報告では、現在のネットワーク状況と近いパターンを、アトラクタに記憶させることで短期的な変動に適応しつつ、現在のネットワーク状況に無関係なパターンもアトラクタに記憶させることで長期的な変動に対応する。

本報告の構成は以下の通りである。まず2章では関連研究として、ベイジアンアトラクタモデルと生物進化の中立説について述べる。3章では提案手法について述べる。4章で提案手法の評価を行い、最後に5章でまとめと今後の課題について述べる。



## 2 関連研究

### 2.1 ベイジアンアトラクタモデル

人間の脳は、不確かな観測情報から意思決定を行う能力をもつ。この認知機能をモデル化したものとして、Bayesian Attractor Model (BAM) [9] がある。BAM では、脳が意思決定の内部状態  $z_t$  を持ち、外界からの観測値  $x_t$  によって  $z_t$  を更新するものとしてモデル化している。あらかじめ  $S$  個の選択肢として状態値  $\phi_1, \dots, \phi_S$  を用意し、 $z_t = \phi_i$  であると確信したとき選択肢  $i$  に対応する意思決定を行う。

**生成モデル** BAM では意思決定の内部状態  $z_t$  と、観測値  $x_t$  の生成モデルを以下の式 (1) および式 (2) で表現している。

$$z_t - z_{t-\Delta t} = \Delta t f(z_{t-\Delta t}) + \sqrt{\Delta t} w_t \quad (1)$$

$$x_t = M\sigma(z_t) + v_t \quad (2)$$

$w_t \sim N(0, \frac{q^2}{\Delta t} I)$ ,  $v_t \sim N(0, r^2 I)$  はともに正規分布に従う乱数で、 $q$  はダイナミクスの不確かさの、 $r$  は観測の不確かさの度合いを表す。 $M = [\mu_1, \dots, \mu_N]$  であり、 $\mu_i$  は状態  $\phi_i$  に対応する平均的な観測値である。 $\sigma$  は多次元シグモイド関数である。 $f$  はホップフィールドネットワークのダイナミクスである。文献 [9] では、 $f$  を式 (3) で定義しており、本報告でもこれを用いる。

$$f(z) = k(L\sigma(z) + b^{lin}(g - z)) \quad (3)$$

ここで、 $k$  は更新レートを決める定数である。 $g$  は、すべての要素が定数  $g$  の  $S$  次元ベクトルで、 $b^{lin}$  は  $g$  へと引き込む作用の大きさを表す定数である。 $L = b^{lat}(I - \mathbf{1})$  であり、 $I$  は単位行列、 $\mathbf{1}$  はすべての要素が 1 の  $S$  次正方形行列である。 $b^{lat}$  は側抑制 (lateral inhibition) の大きさを表す定数であり、アトラクタへと引き込む作用の大きさを表す。

文献 [9] ではシグモイド関数として、 $z$  の各要素に対して  $\sigma(z_i) = 1 / \exp(-r(z_i - o))$  を行う実装を用いている。状態値  $\phi_1, \dots, \phi_S$  について、各状態値  $\phi_i$  は第  $i$  成分が  $g$ 、それ以外の成分を  $-g$  のベクトルと設定する。文献 [9] と同様に、 $b^{lat}/b^{lin} = 2g$  および  $r = 10$ ,  $o = g/2$  を設定することで、 $f$  のアトラクタは  $\phi_1, \dots, \phi_S$  となり、 $z$  が  $j$  番目のアトラクタに収束した際には、式 (2) のベクトル  $\sigma(z_t)$  のうち、 $j$  番目の成分のみが 1 に漸近し、他はすべて 0 に漸近する。そのため、観測値  $x$  の  $j$  番目の成分は  $\mu_j$  に、他は 0 に近い値となる。

**ベイズ更新** ベイズ推定を用いた事後分布の更新により、この生成モデルを逐次的に逆推定することで、観測値  $x_t$  から意思決定状態  $z_t$  を更新する。 $z_t$  の推定結果は確率分布として得られ、各選択肢に対する事後確率密度  $P(z_t = \phi_i | x_t)$  が計算でき、この値を各選択肢の確信

度と呼ぶ。ベジアンアトラクタモデルでは、意思決定状態がどの選択肢に該当するかは、この確信度が閾値  $\lambda$  を超えるかどうかで判別する。すなわち、 $P(z_t = \phi_i | \mathbf{x}_t) \geq \lambda$  となる選択肢  $i$  を意思決定の結果として出力し、このような  $i$  が存在しない場合は、意思決定が未完了であるとして観測を続ける。

ここで、生成モデルが非線形状態空間モデルで表現されているため、 $z_t$  の厳密な分布推定は困難である。このため、文献 [9] では Unscented Kalman Filter [13] で近似的な推定を行っている。Unscented Kalman Filter はカルマンフィルタを拡張した手法であり、状態変数の推定標準偏差の値に基づいて計算されるシグマ点と呼ばれる少数個のサンプルを用いて確率分布を近似する。Unscented Kalman Filter はこのように非線形性のあるシステムの状態推定を行う手法であるが、ベジアンアトラクタモデルにおけるアトラクタ数  $S$  が観測する情報  $\mathbf{x}$  の次元数よりも小さいときには、推定精度が落ちることがこれまでに分かっている。

そこで本報告ではベイズフィルタの一種である Particle Filter [14] を用いることとする。Particle Filter では推定する確率分布を、多数の粒子 (パーティクル) 群の集合として表現し、状態空間上の重み付きパーティクルの数によって事後確率分布を近似する。この際、アトラクタ近傍では尤度が高く、アトラクタ以外の位置では尤度が低くなるような尤度関数を設計しておく。尤度関数から得られる重みを各パーティクルに与えて、尤度に応じたパーティクル再配置を行う、逐次的なモンテカルロシミュレーションを繰り返し行うことで、パーティクルはアトラクタに向かう方向に更新される。

## 2.2 生物進化の中立説

生物の進化については、ダーウィンによる種の起源 [15] が有名である。[15] ではダーウィンは自然選択説による生物進化の説明を行っている。中立説は、種の起源から約百年の後に、木村資生により分子進化の中立説 [12] として発表された。中立説は、進化の主要因が遺伝子レベルでの突然変異と遺伝的浮動 (対立する遺伝子が偶然に集団中に広がること) であるとする説であり、これらは自然淘汰の影響を受けない中立的な変化であると見なしている。この二つの理論の関係性について、現在では生物進化の中立説は自然選択説と対立するものではなく、補完するものであると考えられている。表現型のレベルでみたときには、個体に現れる突然変異のうちで環境に適した変異が選択され (自然選択)、種全体に広まることで進化が起こる。一方で分子のレベルでみたときには、こうした適応的な進化はほとんど起こらず、変異は遺伝的浮動により偶然種全体に広まると考えられ、どの変異も中立的に発生する。文献 [12] では、一見表現型に現れていないような遺伝子パターンが、長期の時間スケールでの環境適応に有効となる可能性が示唆されている。文献 [16] では、遺伝的アルゴリズム

における fitness 関数に中立な遺伝子の生成を許すような仕組みを加えることで、環境変動への追随性を向上したと報告している。本報告では、ベイジアンアトラクタモデルに記憶するパターンを決定する際に、環境への適応には無関係に、中立的にパターンを決定する仕組みを加えることで、より長期的な変動にも対応可能な制御手法を実現することを目指す。

### 3 LoRaWAN におけるデータレート制御手法

この章では提案するデータレート制御手法について説明を行う。提案手法では、LoRa ゲートウェイがデータレートの割り当てを行う。この際にゲートウェイは、端末の位置と各端末のデータ発生率を用いて、LoRaWAN 全体のスループットを向上するようなデータレートの割り当てを行う。

ここで端末のデータ発生率については、LoRa 端末が LoRaWAN に参加する際にゲートウェイに情報を登録すると仮定することで既知の情報として扱うことができる。端末の位置については、ゲートウェイは各 LoRa 端末から到着するデータをもとに、データを送信した端末の位置を知ることができることと仮定する。例えば端末が GPS を備えており、データとともに位置情報を送信することで実現可能である。あるいはゲートウェイが複数存在する場合には、各ゲートウェイに届いた信号の受信電力から端末の位置を推定することが可能である。しかし、端末個別に適切なデータレートを決定すると、考慮すべき組み合わせの数が莫大となる。そこで以降では、LoRa 端末が設置されるエリアを複数のサブエリアに分割し、各サブエリアに含まれる端末数を推定する。ゲートウェイは到着したトラフィックから LoRa 端末の位置分布の推定を行い、各サブエリアに存在する LoRa 端末に共通のデータレートを割り当てる。以降では短期的な環境変動として端末の移動を想定し、長期的な環境変動として端末数の変化を想定する。

3.1 節では提案手法が対象とする LoRaWAN システムモデルを説明し、3.2 節ではページアンアトラクタモデルに記憶する位置分布パターンの構築方法を説明する。3.3 節では位置分布パターンに対し遺伝的アルゴリズムで適切な拡散率割り当てを計算する方法を述べる。3.4 節で、中立説に着想を得た、アトラクタの更新方法を述べる。

#### 3.1 LoRaWAN 通信モデル

本節では、本報告で想定する LoRaWAN の通信モデルを述べる。

##### 3.1.1 LoRa 変調

LoRaWAN で用いられる変調方式である LoRa 変調では帯域幅を等分し、信号は任意の周波数から開始して時間経過に従って周波数を増加させながら送られる。帯域幅の上限まで増加したら、下限から開始時点の周波数まで増加させる。この 1 サイクルの信号を 1 シンボルとし、シンボルのはじめの周波数でデータを表現する。ここで、1 シンボルに割り当てるデータのビット数を拡散率と呼ぶ。拡散率  $SF$  のとき、1 シンボルで表せるデータは 0 から  $2^{SF} - 1$  である。

拡散率を1増加させると、1シンボルの時間および帯域幅の分割数は2倍になる。このため拡散率が高いほど信号は時間的に広げて送信されるため、ノイズに強くなるがデータレートが低くなり伝送時間は増加する。帯域幅を  $BW$  とすると、データレートは  $\frac{BW}{2SF} SF$  で表される。また拡散率が異なる信号は、周波数が変化する周期が異なるため、同時に送信したとしても周波数が重なる時間が非常に短く、実質的に干渉しないものとみなすことができる。LoRa 変調の例を図1に示す。

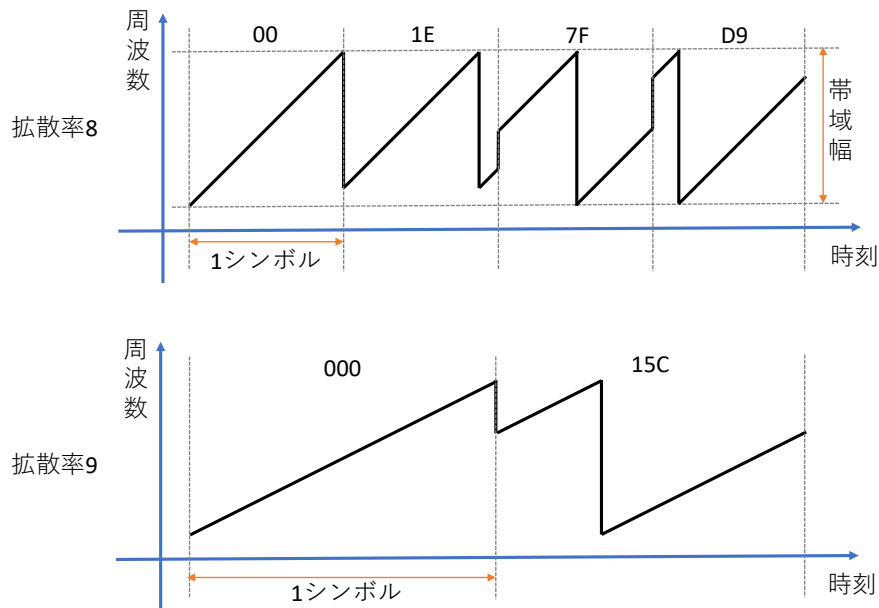


図 1: LoRa 変調の例。各シンボル上部の数値はシンボルが表すデータ (16 進数) を示す。

以降では、使用可能な帯域幅、拡散率、拡散率ごとの受信感度は LoRa モジュールの設計・開発を行う Semtech 社の SX1276 モジュールに従うこととする [17]。

### 3.1.2 MAC 層モデル

LoRaWAN では MAC 層の通信クラスとして、Class A, Class B, Class C の 3 つが存在し、現在はほとんどの場合で Class A が用いられており、本提案手法ではこのクラスでの通信を想定する。LoRaWAN の Class A では、通信プロトコルに ALOHA (pure ALOHA) を用いる。各端末は任意のタイミングでデータパケットをゲートウェイに送信する。ゲートウェイは端末からのデータを受け取ったら確認応答 (ACK) を発信し、端末は送信したデータに対応する ACK を受け取ったら次にデータを送信するタイミングまでスリープする。ACK が受信できなかった際はランダムな時間待機し再送を行う。

前節で述べたように、異なる拡散率で送信された複数のデータパケットがゲートウェイに同時に到達した場合周波数がほぼ重複しないため、本報告ではこの場合すべてのパケットが正常に受信できるものとし、同じ拡散率のデータパケットを同時に受信した場合、それらは衝突しどちらも受信できないものとする。

### 3.2 ベイジアンアトラクタモデルを用いた端末分布の推定

提案手法では、ゲートウェイは端末から送られる位置情報を収集することとする。前述の通り、位置情報の取得には GPS 情報や、複数ゲートウェイが存在する場合には各ゲートウェイから届いた信号強度を利用することで取得できることを想定する。前述の通り、LoRaWAN で端末が存在するエリアをいくつかのサブエリアに区切り、BAM のアトラクタには、各サブエリアに何個の端末が存在するかという端末分布を記憶する。ゲートウェイは端末から届いたデータに含まれる位置情報から各サブエリア端末数を更新し、BAM への入力として与える。BAM は記憶した端末分布に近いと思われるものを推定結果として出力する。

提案手法では各端末のデータ発生率は既知であることとし、3.4 節で生成した端末分布を仮定した上で各端末に割り当てるデータレートをあらかじめ導出しておく。ここで端末ごとに適切なデータレートを個別に求める問題は組合せ最適化問題であり計算量が非常に大きくなる。そこで、各サブエリア内で端末に割り当てるデータレートは同一であることとした上で、サブエリア内の端末のデータレートの導出にはメタヒューリスティクスの一つである遺伝的アルゴリズムを用いることとする。BAM によって推定結果が更新されると、端末へ割り当てる拡散率を更新し、ACK を送信する際に拡散率を変更する制御情報を含めることとする。端末はこの制御情報を受け取った直後に自身の拡散率を変更する。

### 3.3 遺伝的アルゴリズムを用いた端末へのデータレート割当の導出

遺伝的アルゴリズムは、生物が進化する過程を最適化問題の解法に応用したメタヒューリスティックアルゴリズムである。遺伝的アルゴリズムでは、データ列をゲノムとして解きたい問題の解の要素と対応させ、世代 (ゲノムで表される個体の集合) に対し遺伝的操作を行い進化させることで、最適化問題の近似解を求める。

本報告では、BAM に記憶させるそれぞれの位置分布とトラフィックパターンを入力としてスループットを向上する拡散率を割り当てる。導出には下記の遺伝的アルゴリズムを用いることとし、ゲノムは各エリアに割り当てる拡散率を順に並べたものとする。

以下のステップで遺伝的アルゴリズムを実行する。現世代の集合のサイズを  $N$  とし、繰り返し回数を  $G$  とする。

0. 現世代の集合と次世代の集合をそれぞれ用意し，現世代の  $N$  個体をランダムに生成する．
1. 現世代の集合からランダムに選んだ 2 個体を交叉させ，次世代の集合に加える．
2. 1. を繰り返し，計  $N$  体の個体を次世代の集合に加える．
3. 現世代の集合の各個体のコピーを次世代の集合に加える．
4. 次世代の集合の各個体に対し一定確率で突然変異を行う．
5. 次世代の集合から  $N$  体の個体を選択し現世代と置き換える．
6. 1. に戻る． $G$  回繰り返し続ければ次世代の集合から評価関数を最大にする個体を出力し終了する．

以下，各ステップ中に登場する遺伝的操作について述べる．

**交叉** 交叉は生物の交配に対応し，親である 2 体の個体のゲノムを用いて新たな子を 2 体生成する．本報告では一様交叉と呼ばれる交叉手法を用いる．一様交叉では，一定の交叉確率  $p_c$  を決めておき，親の各遺伝子に対し，もう一体の親と  $p_c$  の確率で同じ位置の遺伝子と入れ替え，これら 2 つのゲノムを子とする．

**突然変異** 突然変異は生物の遺伝子の突然変異に対応する．本報告では，ゲノム中の各遺伝子に対し，一定の変異確率  $p_m$  で現在の値と異なる拡散率に変化させる．

**選択** 選択は生物の自然淘汰に対応し，評価関数をもとに各個体の適応度を求め，適応度が高いほど選択されやすい手法を用い，環境に適した個体を次世代に残す．本報告では選択の手法としてルーレット選択を用いる．ルーレット選択では，世代  $P$  の各個体  $i$  が選択される確率  $p_i$  を式 (4) で定め，この確率で合計  $N$  個体を選択する．

$$p_i = \frac{f(i)}{\sum_{k \in P} f(k)} \quad (4)$$

ただし， $f$  は以降で定める評価関数 (あるいは適応度関数) である．

各ゲノムの評価方法として，ALOHA におけるパケット衝突率と，送信経路でのパケットエラー率を考慮した，各端末からゲートウェイへの解析的に導出したデータレートの平均値を用いる．後述するが，各端末のデータ発生率は等しいため，以下の評価関数により得られるのは，スループットの理論値を最大化するようなデータレートの中で最も低速なものであ

る。これは、データレートを遅くする、すなわち拡散率を大きくすることで、信号の受信感度を高くし、パケットエラーレートを抑えることを期待している。

ALOHA システムにおいて、同一リンク上に  $n$  台のデバイスが存在し、1 台のデバイスから単位時間あたり平均  $p$  個のパケットが発生することを考える。このとき、全デバイスからのパケット発生率  $\mu$  は  $np$  に等しい。よって、単位時間中に  $x$  個のパケットが発生する確率  $P(x)$  は式 (5) のポアソン分布で表される。

$$P(x) = \frac{\mu^x}{x!} e^{-\mu} \quad (5)$$

1 個のパケットの送信時間を  $T$  とすると、時刻 0 に発生したパケットが衝突せずに送信されるためには、時刻  $-T$  から  $T$  の間に他のパケットが発生していなければよく、この確率  $P_{ALOHA}$  は、

$$P_{ALOHA} = P(0)^2 = e^{-2\mu} \quad (6)$$

である。

パケットの発生率は  $\mu$  なので、送信経路中のパケットエラー率を  $PER$  とすると、本報告で想定する LoRaWAN 通信システムのスループット  $T_{SYSTEM}$  は、

$$T_{SYSTEM} = (1 - PER)\mu e^{-2\mu} \quad (7)$$

である。

各端末について  $T_{SYSTEM}$  を求め、サブエリアごとの端末数で重み付けした平均値を評価関数とする。

ただし、評価関数を計算するにあたり、本報告では以下を仮定する。

- 端末はすべてそれぞれの存在するエリアの中心に位置する
- 各端末は同じパケット発生率
- 端末からのパケットとゲートウェイからの ACK は別のチャンネルを用いるため衝突しない

上記の仮定より、各サブエリア  $S$  について、 $n$  は  $S$  の端末数と、 $S$  と同じ拡散率を用いるサブエリアの端末数の総和である。 $p$  は  $S$  が使用する拡散率でのパケット送信時間をパケット発生周期で割ったものである。 $PER$  は  $S$  の中心とゲートウェイとの距離、ノイズによる干渉、および  $S$  が使用する拡散率によって変化する。そこで本評価では拡散率はできる限り大きくすることで、 $PER$  を小さくすることとする。



### 3.4 短期/長期の環境変化に適応するためのアトラクタの更新方法

アトラクタには現在の環境に適応するための情報と、未知の環境に適応するための情報を記憶させる。BAMにおいて、初期化として各アトラクタにランダムな位置分布パターンを記憶させる。BAMの意思決定状態が更新され、いずれかのアトラクタに対する確信度がしきい値を超えた際には、現在の意思決定状態に対応するアトラクタに対し少量のランダムな変化を与えたもの(周辺アトラクタ)を、現在の環境に適応するための情報として現在記憶しているアトラクタの一部と置き換える。これにより、小規模かつ短期的な環境変化に対して適切に認知を行う可能性が増加する。この結果として適切な拡散率の割り当てが可能となる。また、残りのアトラクタについては、ランダムな位置分布を記憶することを継続する(中立アトラクタ)。周辺アトラクタの更新の際には中立アトラクタは更新せず、意思決定状態が中立アトラクタに収束した際には、別の中立アトラクタにランダムな変化を与えることで更新を行う。この中立性を保った情報により、長期的な環境変化に適応できるよう備えておく。

手法の概略図を図2に示す。図は二次元の特徴量空間における、各アトラクタに記憶させる位置分布パターンの更新の例を表している。図における円は、意思決定変数の状態空間における各アトラクタに記憶させた位置分布パターンである。ここで、現在の意思決定状態に対応する位置分布パターンに対して、特徴量空間でのユークリッド距離が近いものと遠いものを準備しておき、それぞれを周辺アトラクタと中立アトラクタに記憶させている様子を表している。図の左側では現在の意思決定状態に対応する位置分布パターンが特徴量空間の中央付近にあるときの、周辺アトラクタと中立アトラクタに記憶した位置分布パターンを表現したものであり、意思決定状態が中立アトラクタの一つに更新されたときに、図の右側に表したとおり、各アトラクタに記憶する情報が更新される。

アトラクタの数について、どの程度の数を周辺アトラクタとして用意して、どの程度の数を中立性を保つようにしておくべきかは、十分に検討する必要があるが、本報告ではそれぞれ事前に固定した値を用いて、短期および長期の変動に対応できることを示す。

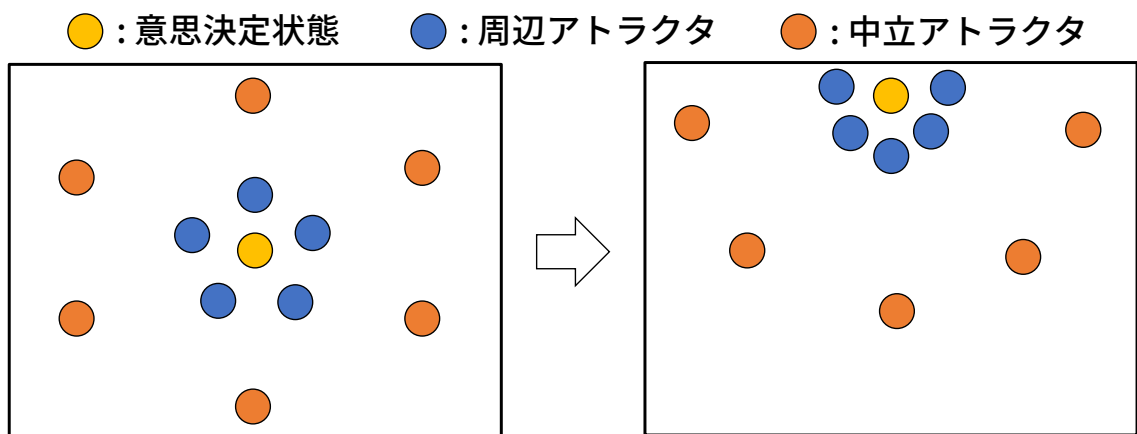


図 2: 意思決定状態更新時のアトラクタ更新

## 4 性能評価

本章では計算機シミュレーションを用いて提案手法の性能を評価する。評価方法として、短期的な環境変動が発生する場合、長期的な環境変動が発生する場合での、拡散率固定方式と提案手法の比較を行う。4.1 節ではシミュレーションを行う環境設定と各種パラメータを説明し、4.2 節で評価指標を説明する。4.3 節および 4.4 節に評価結果を示し、考察を述べる。

### 4.1 評価環境

1 台のゲートウェイに対して複数の移動可能な LoRa 端末がデータを送信する状況を想定したシミュレーションを行う。このような状況としては、例えば見守りサービスアプリケーションが考えられる。LoRa 端末では定期的に位置情報データが発生し、発生直後にゲートウェイへの送信を行う。データ送信は ALOHA プロトコルにより行われる。ゲートウェイはデータを受け取ると ACK を返し、端末は ACK が返ってこない場合に一度だけ再送を試みる。

以降に、端末の台数、使用可能なデータレート、パラメータ設定など、シミュレーション評価における環境設定を述べる。

#### 4.1.1 LoRa のパラメータ

設定したパラメータのうち、LoRa に関するものを表 1 に示す。

表 1: LoRa に関するパラメータ

パラメータ名	設定値	説明
NUMBER_OF_NODE	500	端末数
ACK_TIMEOUT	20 ミリ秒	ACK を受け取らなかった際に再送を開始するまでの時間
FIELD_WIDTH	5 km	制御対象エリアの横幅
FIELD_HEIGHT	5 km	制御対象エリアの縦幅
AREA_DIV_X	3	エリアの横区切り数
AREA_DIV_Y	3	エリアの縦区切り数
DATA_RATE	100 秒	データ発生周期

また、3.3 節で述べたように、端末-ゲートウェイ間の距離と拡散率によって、ゲートウェイに届く信号に誤りが生じる確率が変化する。ここでは表 2 に示すパケットエラー率の値を

用いて評価を行った。

表 2: 使用可能な拡散率とパケットエラー率

距離\拡散率	7	8	9	10	11	12
0-1km	0%	0%	0%	0%	0%	0%
1-2km	20%	10%	0%	0%	0%	0%
2-3km	40%	30%	15%	15%	10%	10%
3-4km	50%	40%	30%	25%	20%	15%
4-5km	60%	55%	45%	30%	25%	20%
5km-	80%	70%	60%	50%	40%	35%

#### 4.1.2 BAM および遺伝的アルゴリズムのパラメータ

BAM では 9 個のアトラクタを用いた。そのうち 5 個を周辺アトラクタ、残りの 4 個を中立アトラクタとした。前述の通り、現在の意思決定状態に対応する位置分布パターンに対して、特徴量空間でのユークリッド距離が近いものと遠いものを準備しておき、それぞれを周辺アトラクタと中立アトラクタに記憶させる。周辺アトラクタにはユークリッド距離が 20、中立アトラクタにはユークリッド距離が 200 となるような位置分布パターンをランダムに生成して記憶させた。ただし、シミュレーション開始時点では周辺アトラクタ、中立アトラクタの区別なく、すべてのアトラクタに対して、ランダムに選んだ位置分布パターンをそれぞれ記憶させる。設定したパラメータのうち、BAM および遺伝的アルゴリズムに関するものを表 3 に示す。

パラメータ名	設定値	説明
N_PARTICLE	1000	パーティクルの数
T_BAM	30 秒	BAM が観測を行う周期
$k$	2	更新レート
$b^{lat}$	1.7	アトラクタへと引き込む作用の大きさ
$g$	10	アトラクタの成分

表 3: BAM および遺伝的アルゴリズムに関するパラメータ

## 4.2 評価指標

以降の評価では、BAMによる認知とデータレート制御のそれぞれの有効性を示す。前者については確信度の推移を元に、変動に追従できる状況を定性的に示す。後者については、1章で述べた通り、端末の数が増えるにつれてLoRaWANでは通信の衝突によるデータの損失が問題となる。ここで、LoRaWANのスループットを、生成した全データのデータサイズの総和をシミュレーション時間で除算した値と定義する。パケット同士の衝突により、端末からのデータが失われるほどスループットは低下することになる。本シミュレーションでは各端末のデータ発生レートは同一で常に変わらないため、スループットはデータの到達率に比例することとなる。そのためスループットの向上度合いとして、データの到達率が向上した度合いを評価指標に用いることとする。

## 4.3 短期的な環境変動が起こる場合の評価結果

各端末はRandom waypoint model [18]に従い移動する。Random waypoint modelでは、各端末は移動先をランダムに決め、移動先まで速さ $v$ で移動する。移動後は $t$ 秒待機し再び移動先と $v$ を決め移動する。 $v$ は移動先を決定するたびに一様な乱数で決定する。

本評価における短期的な環境変動は、端末の移動による位置分布の変化とする。各端末は定期的にデータをゲートウェイに送信するため、ゲートウェイは端末の位置情報を定期的に知ることができる。ゲートウェイは端末の位置情報から、各サブエリア内の端末数を更新し、BAMに入力する。

シミュレーション時間を5000秒とし、端末ははじめエリア内に一様ランダムに配置され、シミュレーション開始から2000秒経過以降にRandom waypoint modelに従った移動を開始する。Random waypoint modelについて、 $10 \leq v \leq 30$ 、 $t = 10$ とした。

BAMにおける各アトラクタの確信度は図3のように変化した。ここで、パターン $i$ は $i$ 番目のアトラクタに対応して記憶されたものであり、 $i = 0, 1, 2, 3, 4$ 番目のアトラクタが周辺アトラクタ、それ以外が中立アトラクタである。

シミュレーション開始時点ではそれぞれのアトラクタにランダムな位置分布パターンを記憶しているため、はじめにどのパターンに対する確信度が増加するかはランダムに決まる。図ではパターン5に対応する確信度が最も高くなり、周辺アトラクタはこのパターン5に近いものに更新される。また、中立アトラクタはこのパターン5から離れたものに更新される。その後、端末の移動の結果、時刻1200秒にパターン3に対応する確信度が5に対するそれを上回る。このときは、周辺アトラクタに記憶する情報のみが更新される。その後は、周辺アトラクタ0と3の確信度がいずれも高い値となり、これらはこの時点における実際の端末分布に近いパターンに対応している。

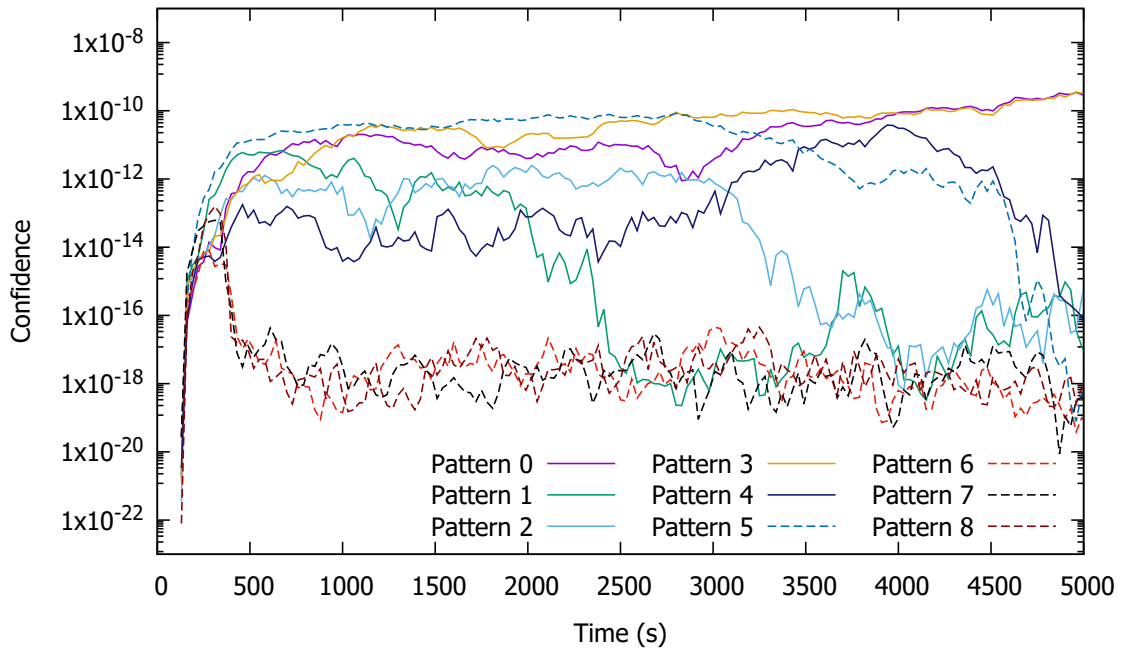


図 3: 短期的な変動に対する BAM の確信度の変化

図 4 には、短期的な変動が生じる際の、提案手法及び拡散率 (SF) を固定した場合でのデータ到達率を示している。拡散率を低くすることでデータレートが高くなり、電波を送信する時間が短くなる。その結果、データ同士が衝突する確率は小さくなるが、一方で低い拡散率は受信感度は悪化する。拡散率が高い場合はその逆で、データ同士が衝突する確率は高くなる一方で、受信感度は良化する。結果として拡散率を固定する場合には SF=9 のときにデータ到達率が最大となっている。提案手法では、サブエリアごとに適切な拡散率を割り当てることができており、いずれの SF の値でのデータ到達率よりも高い値が得られている。提案手法とデータレート固定方式とで比較したとき、最小で 7.1%，最大で 35.6% データ到達率を改善できている。本評価では、データ発生率が全端末で等しく一定の値であるため、データ到達率の改善はそのままスループットの改善となっている。

#### 4.4 長期的な環境変動が起こる場合の評価結果

本評価における長期的な環境変動は LoRaWAN に参加する端末の増加とする。これは、BAM では端末の位置分布を認知しているが、端末の移動による分布の変化と比べて、端末の増加は発生する周期が長いものの、一度生じたときには分布が大きく変わることになると想定したためである。シミュレーションでは、時刻 2,000 秒において、2つのサブエリアに 150 台ずつ端末が追加される。この節での評価では、長期的な変動の影響のみを調べるため、

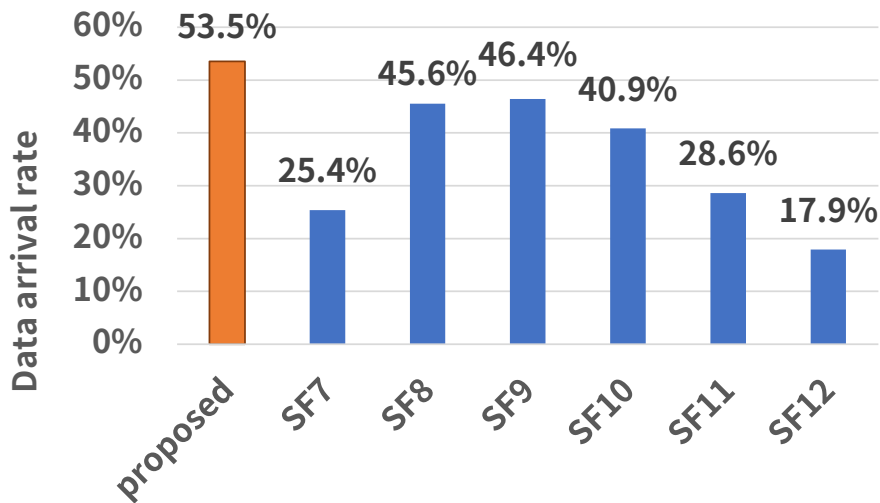


図 4: 短期的な変動が生じたときのデータ到達率の比較

端末は初期位置から移動しないこととしている。

BAMにおける各アトラクタの確信度は図5のように変化した。シミュレーション開始後にパターン6に対する確信度が上昇した後は、周辺アトラクタはパターン6に近いパターンに更新され、周辺アトラクタの確信度が増加している。時刻2000秒を過ぎた後、LoRaWANに参加する端末数の増加が生じ、その結果、時刻3100秒付近で中立アトラクタの確信度が増加している。これは、周辺アトラクタに記憶された端末位置パターンよりも、中立アトラクタに記憶された端末位置パターン(パターン8)の方が、より観測値に近くなったためである。中立アトラクタの確信度が最も高くなった際に、周辺アトラクタおよび中立アトラクタに記憶される端末位置パターンが更新され、周辺アトラクタの確信度が増加していることが分かる。

長期的な変動が生じる場合については、中立アトラクタに追加後の端末位置パターンと類似したパターンものが記憶されている場合には、そのような中立アトラクタの確信度が上昇するが、中立アトラクタに記憶されるパターンは確率的に決定されるため、適切な位置パターンを記憶したアトラクタが存在しない場合もありえる。このような状況に対応するために、中立アトラクタの数は十分準備しておくことが重要である。

図6は、長期的な変動が生じる際の、提案手法及び拡散率を固定した場合でのデータ到達率を示している。短期的な変動の場合と同様に、いずれのSFの値でのデータ到達率よりも提案手法でのデータ到達率の方が高い結果となっている。提案手法とデータレート固定方式とで比較したとき、最小で10.9%、最大で39.0%データ到達率を改善できている。

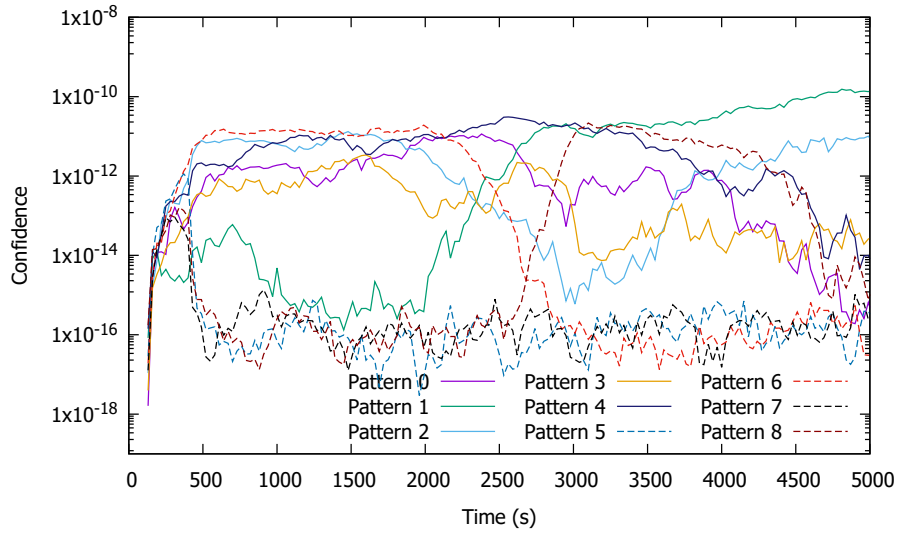


図 5: 長期的な変動に対する BAM の確信度の変化

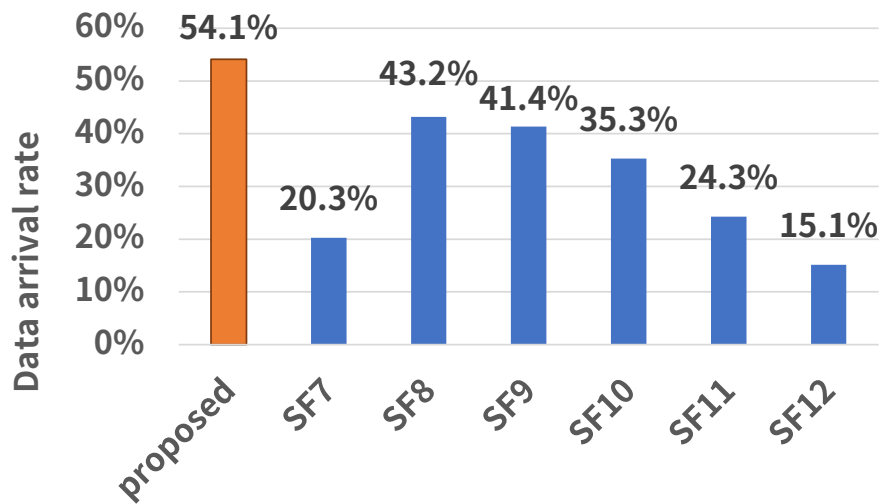


図 6: 長期的な変動が生じたときのデータ到達率の比較



## 5 おわりに

本報告では，短期的および長期的に変動する LoRaWAN において，各端末に適切なデータレートを割り当てる手法を提案し，その有効性を示した．各端末に割り当てるデータレートの決定のために，人の脳による認知をモデル化したベイジアンアトラクタモデルを用いることで，対象エリア内の端末数分布の推定を行った．また，端末の移動を考慮し，移動によって生じる短期的な端末数分布の変動と長期的な端末数分布の変動に対応するために，ベイジアンアトラクタモデルに記憶する情報を適切に設計する手法を提案した．この手法では，生物進化の中立説に着想を得て，環境変化に適応するように準備した情報と，環境変化に対して中立であるように準備した情報をアトラクタに記憶させる．これにより，短期および長期的な環境変動に対しても適切に追随し，端末への適切なデータレートの割り当てを実現できることを示した．

端末の移動による端末数の分布の変化に対してどのようにベイジアンアトラクタモデルの意思決定状態が変化し，確信度が更新されていくのかを，より長い時間の計算機シミュレーションを通して詳細に評価していく必要があると考えている．また，提案手法において，環境への適応を行うためのアトラクタと中立的なアトラクタのそれぞれの数をどのように設計すべきかは未検討であり，これも今後の課題である．

## 謝辞

本研究を行うにあたり，お忙しい中ご指導ご鞭撻のほどいただきました大阪大学大学院情報科学研究科の村田正幸教授に深く感謝を申し上げます．ならびに，多くの時間を頂き研究の方向性をはじめ様々なお助言およびご指導をいただいた大阪大学大学院経済学研究科の小南大智助教に心より感謝いたします．また平素から広くご助言いただきました大阪大学大学院情報科学研究科の荒川伸一准教授，大阪大学先導的学際研究機構の天下裕一准教授に厚く御礼申し上げます．最後に，日頃様々な面で支えていただきました志垣沙衣子氏，山内雅明氏をはじめ村田研究室の皆様感謝を申し上げ謝辞といたします．

## 参考文献

- [1] 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, Mar. 2017.
- [2] LoRa Alliance, “LoRaWAN what is it? A technical overview of LoRa and LoRaWAN,” <https://lora-alliance.org/sites/default/files/2018-04/what-is-lorawan.pdf>, accessed: 2020-1-22.
- [3] M. Saari, A. M. bin Baharudin, P. Sillberg, S. Hyrynsalmi, and W. Yan, “LoRa – A survey of recent research trends,” in *Proceedings of 2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, pp. 872 – 877, May 2018.
- [4] LoRa Alliance, “Lorawan specification (v1.1),” [https://lora-alliance.org/sites/default/files/2018-04/lorawantm\\_specification\\_v1.1.pdf](https://lora-alliance.org/sites/default/files/2018-04/lorawantm_specification_v1.1.pdf), accessed: 2020-1-22.
- [5] M. Bor, J. Vidler, and U. Roedig, “LoRa for the Internet of Things,” in *Proceedings of the 2016 International Conference on Embedded Wireless Systems and Networks*, pp. 361–366, Feb. 2016.
- [6] J. Petajajarvi, K. Mikhaylov, A. Roivainen, T. Hanninen, and M. Pettissalo, “On the coverage of LPWANs: range evaluation and channel attenuation model for LoRa technology,” in *Proceedings of 2015 14th International Conference on ITS Telecommunications (ITST)*, pp. 55 – 59, Dec. 2015.
- [7] M. C. Bor, U. Roedig, T. Voigt, and J. M. Alonso, “Do LoRa low-power wide-area networks scale?” in *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems*, pp. 59–67, Nov. 2016.
- [8] M. Slabicki, G. Premsankar, and M. Di Francesco, “Adaptive configuration of LoRa networks for dense IoT deployments,” in *Proceedings of IEEE/IFIP Network Operations and Management Symposium*, pp. 1 – 9, Apr. 2018.
- [9] S. Bitzer, J. Bruineberg, and S. J. Kiebel, “A Bayesian attractor model for perceptual decision making,” *PLOS Computational Biology*, vol. 11, no. 8, pp. 1 – 35, Aug. 2015.
- [10] T. Ohba, S. Arakawa, and M. Murata, “Bayesian-based virtual network reconfiguration for dynamic optical networks,” *Journal of Optical Communications and Networking*, vol. 10, no. 4, pp. 440 – 450, Apr. 2018.

- [11] M. Iwamoto, T. Otoshi, D. Kominami, and M. Murata, “Rate adaptation with Bayesian attractor model for MPEG-DASH,” in *Proceedings of IEEE Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, pp. 859 – 865, Jan. 2019.
- [12] M. Kimura, “Evolutionary rate at the molecular level,” *Nature*, vol. 217, no. 5129, pp. 624 – 626, Feb. 1968.
- [13] S. J. Julier and J. K. Uhlmann, “New extension of the Kalman filter to nonlinear systems,” in *Proceedings of Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI*, vol. 3068, pp. 182 – 193, Jul. 1997.
- [14] D. J. S. N. J. Gordon and A. Smith, “Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation,” in *IEE Proceedings F (Radar and Signal Processing)*, vol. 140, pp. 107 – 113, Apr. 1993.
- [15] C. Darwin, *On the Origin of Species by Means of Natural Selection*. London: Murray, Nov. 1859.
- [16] T. Isokawa, N. Matsui, H. Nishimura, and F. Peper, “Coping with nonstationary environments: a genetic algorithm using neutral variation,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, vol. 32, no. 4, pp. 497–504, Jul. 2002.
- [17] Semtech, “Semtech SX1276,” <https://www.semtech.com/products/wireless-rf/lora-transceivers/sx1276>, accessed: 2020-1-22.
- [18] D. B. Johnson and D. A. Maltz, *Dynamic Source Routing in Ad Hoc Wireless Networks*. Springer US, 1996, pp. 153 – 181.