


環境変動を柔軟に認知する 脳の情報処理機構を用いた LoRaWANにおける無線チャネル割り当て制御

小南大智、村田正幸（大阪大学）、
長谷川洋平、野上耕介、下西英之（NEC）

1

研究背景

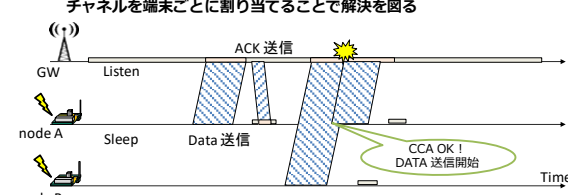
- Low Power Wide Area Network (LPWAN)
 - 少ない送信電力で（国内だと送信電力 20 mW）、広い範囲に（1 km~100 km）データを送る通信技術によるネットワーク
 - システムの長寿命化・カバレッジ設計が容易に実現できる
 - 通信速度が低速（100bps~10 kbps）であることが特徴
- Long Range Wide Area Network (LoRaWAN)
 - 物理層に LoRa 変調を用いた LPWAN の一つ
 - 自営網の構築が可能であり、IoT サービス普及に向けて重要な通信技術として注目されている



2

LoRaWAN における端末のメディアアクセス方式

- 間欠型 ALOHA プロトコル
 - データ送信時以外の電力消費をスリープにより低減
 - 自営網の構築が可能であることで、同一周波数帯を用いる LoRaWAN が地理的に近い領域に多数混在する状況が想定され、通信衝突が問題となる
 - キャリアセンスも仕様上可能だが、基地局受信感度が非常に高いため、CCA でアイドル判定であっても基地局で衝突が発生する可能性がある
 - LoRa は複数の無線チャネルを使用可能であることから、適切な無線チャネルを端末ごとに割り当てることで解決を図る



3

無線チャネル割り当てにおける課題とアプローチ

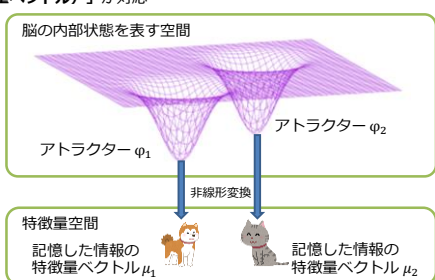
- 課題点
 - 利用可能な無線チャネルそれぞれについて混雑状況を知りたい
 - ただし、LoRaWAN では端末の通信量・頻度ともに少ないことが想定されるため、時空間的に限られた情報しか制御に用いることができない
- アプローチ
 - 無線チャネルごとに混雑状態を逐次的にベイズ推定する
 - 推定した状態の確率分布に基づき推定結果の確信度を定義
 - 確信度の値が十分高いときに推定結果に基づいた無線チャネルの割り当てを実施
 - 状態推定手法として、人間の脳の情報認知をモデル化したベイジアンアトラクターモデル^[1]を利用

[1] S. Bitter, J. Bruneberg, and S. J. Kiebel, "A bayesian attractor model for perceptual decision making," PLoS Computational Biology, 2015.

4

ベイジアンアトラクターモデル (1)

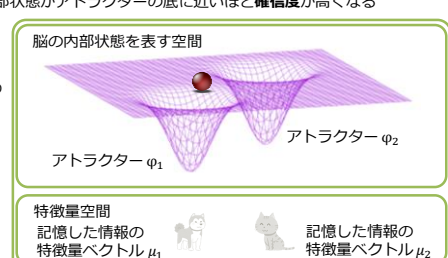
- 脳が知覚情報に基づき認知を行う仕組みを状態推定モデルとして表現
脳の内部の状態と記憶した情報の関係のモデル化
 - 脳の内部状態を状態空間モデルで表現
 - 状態空間中の「アトラクター」と特徴量空間中の「記憶した情報（の特徴量ベクトル）」が対応



5

ベイジアンアトラクターモデル (2)

- 脳が知覚情報に基づき認知を行う仕組みを状態推定モデルとして表現
認知・意思決定モデル
 - 情報の観測により内部状態が変化していくことで認知を表現
 - 観測情報に基づき内部状態の分布を推定する
 - ベイズフィルタ（粒子フィルタ）を利用した逐次推定
 - 内部状態がアトラクターの底に近いほど確信度が高くなる



6

ベイジアンアトラクターモデル (3) 7

■ 脳が知覚情報に基づき認知を行う仕組みを状態推定モデルとして表現
認知・意思決定モデル

- 逐次推定により状態の更新が行われる例を图示
 - ①と②を合わせた方向に状態が更新される
 - ① アトラクターへの勾配方向への更新
 - ② 観測情報に近い記憶を出力するアトラクターに向かう方向への更新

脳の内部状態を表す空間

アトラクター ϕ_1 アトラクター ϕ_2

情報 (特徴量) の観測 μ_2 に対応する情報の確信度が高くなる

特徴量空間
 記憶した情報の特徴量ベクトル μ_1 記憶した情報の特徴量ベクトル μ_2

提案手法 8

■ 無線チャネルの混雑状態の推定

- 基地局が各無線チャネルの混雑状態をベイズ推定する
 - 混雑状態: 既知の動作を行う LoRa 端末が N 台存在する無線チャネルにおける特徴量のベクトルで表現
 - 特徴量: データ到達率、データ復号成功率、ACK 受信率
 - 本提案手法中では特徴量ベクトルが既知であることとし、 $N = 50, 100, 150$ における特徴量をあらかじめシミュレーションで導出し、ベイジアンアトラクターモデルに記憶させる
 - 一定周期ごとに、観測した特徴量をベイジアンアトラクターモデルに入力
- すべての無線チャネルで確信度がしきい値を超えた際に無線チャネルの割当を行う

■ 無線チャネルの割当

- 各無線チャネルの N を導出し、自ネットワーク以外の端末数を導出する
 - 混雑状態と N は 1 対 1 であり一意に定まることを仮定している
- 自ネットワークの端末の無線チャネル割当によって、各無線チャネルに存在する端末数が等しくなるように再割当を行う
 - 無線チャネルの変更命令と変更先チャネル情報は ACK に載せて送る

シミュレーション設定 9

■ LoRaWAN による通信

- ネットワークモデル
 - $5 \times 5 \text{ km}^2$ のエリアに LPWA 端末 200 台と基地局 1 台を設置
 - 端末は一律乱数に依り設置、基地局は (0, 0) に設置
- 無線通信モデル
 - 全端末は 4 つの無線チャネルから 1 つを使用 (初期状態では各無線チャネルに 50 台ずつ)
 - データ・ACK のフレームサイズは 50 byte・10 byte、通信速度は 1.5 kbps (約 320 ms)
 - 信号伝搬は空間伝搬モデルを利用 (減衰係数 2.5)
 - 端末・基地局の受信感度 -131 dB
 - 空間伝搬モデルに従って信号強度を計算
 - 送信電力 13 dB
 - 送受信アンテナのゲイン 5 dB
 - 確率的なデータフレームエラー
 - SNR の値に応じて決定
 - ~0 dB: 100%, ~5 dB: 50%, 5~10 dB: 10%, 10~20 dB: 1%, 20 dB~: 0%
- MAC 層モデル
 - データ・ACK 送信前に 5 ms のキャリアセンス (しきい値 -83 dB)
 - 同一チャネルを利用している信号を検出したときは送信を中止する
 - データはバックオフ再送 1 回だけ試行
 - 端末は、ACK が届かない場合に一度だけデータを再送する (-2.5~2.5 秒の乱数を追加)
- データ発生モデル
 - 5 分ごとに 1 個の周期的発生 (常に衝突する状況を回避するため、-2.5~2.5 秒の乱数を追加)
- 干渉源モデル
 - 200 分が経過した時点で、あるチャネル 1 つを選び、LoRa 端末を 50 台追加
 - この端末は上記の通信モデルに依り動作するが NW ID が異なる
 - 基地局は自身と同一の NW ID を持つ端末からのデータに対してのみ ACK を返信する
- BaM の観測周期: 1 分

評価結果: チャネル割当を行わない場合 10

■ 入力系列に対する確信度の推移を評価

- 左: 端末の追加があったチャネル、右: 端末の追加が無かったチャネル

入力系列

入力系列

確信度

確信度

評価結果: チャネル割当を行う場合 11

■ 端末の追加があった無線チャネルの確信度の推移を評価

- 端末の追加が生じた時刻 200 分から 20 分が経過した時点で、端末数 100 台程度の混雑状態を認知 (確信度のしきい値 10^{-3})
- チャネル割当が行われ、50 台の端末が追加された無線チャネルでは、制御対象のネットワークに所属する端末が 12 台に、その他の無線チャネルでは 62 或 63 台となる
- 割当の結果、一周期で得られる特徴量のばらつきが大きくなり、端末数が 150 台相当の混雑状態と判断する確信度の値が比較的大きくなる
- 端末数が 50 台相当の混雑状態と判断する確信度がほぼ全ての時刻で、他の混雑状態に対応する確信度よりも高い値を示している

入力系列

確信度

まとめと今後の課題 12

■ まとめ

- 人の脳の認知機構モデルであるベイジアンアトラクターモデルを用いた LoRaWAN における無線チャネルの混雑状態の推定手法と、推定結果に基づく無線チャネル割当手法を提案
- 確信度に基づき制御を行う提案手法が、一時的な観測値の変動に大きな影響を及ぼさず、チャネル割当を実現できることを示した
- ベイジアンアトラクターモデルの提案元文献で使用されていたベイズフィルタを Unscented カルマンフィルタからパーティクルフィルタに変更 (発表では割愛)

■ 今後の課題

- ベイジアンアトラクターモデルによる無線チャネルの状態認知の定量的性能評価
- アトラクターの数や記憶する特徴量ベクトルの動的な更新方法の検討