

ユビキタスセンシングのための LoRaWAN による近接検知・広域測位技術

代表研究者 邵 成龍
共同研究者 牟田 修

九州工業大学 大学院情報工学研究院 助教
九州大学 大学院システム情報科学研究所 教授

1 はじめに

過去数年間、長距離広域ネットワークである LoRaWAN (Long-Range Wide Area Network) は、多様な IoT (Internet of Things) アプリケーションを実現する有望な無線ネットワークプラットフォームとして着目されている [1][2]。これにより、大量の低電力 LoRaWAN 端末デバイス (ミリワット) が、低データレート (キロビット/秒) で長距離 (数キロメートル) にわたって LoRaWAN ゲートウェイに無線で送信できるようになった。これらの魅力的な機能により、低消費電力かつ長距離の方法で無線センシングを実現することが可能になった。これは、高消費電力と小規模なセンシング範囲に制限されている Wi-Fi や ZigBee などの従来の無線技術に基づく既存のセンシングシステムとはまったく異なる。

LoRaWAN のこの優位性に着想を得て、本研究は初めて試みとして、IoT デバイスにおけるユビキタスセンシングの可能性を探ることを目指している。具体的には、「ユビキタスセンシング」とは、関与するすべてのネットワークノード (LoRaWAN 端末デバイスまたはゲートウェイ) に、他のノードの存在を知覚し、位置情報を認識する能力を提供することを目指す。これには、LoRaWAN における無線信号に基づく近接検知と広域測位のセンシング機能が含まれる。近接検知は端末デバイス側で実行され、受信した信号を分析して近くに端末デバイスがあるかどうかを判断する。広域測位は、送信された信号を分析してゲートウェイ側ですべての端末デバイスの位置情報を認識することに焦点を当てている。このため、本研究では、近接検知と広域測位技術の共同設計を備えた初めての LoRaWAN アーキテクチャを開発することを目指す。そのユニークさは主に次の 3 つの側面に表れる。

- 近接検知のために LoRaWAN 信号の使用が最初に検討されている。
- 広域測位のための多要素ベースの信号経路プロファイリング技術の設計は、LoRaWAN における広域測位の最初の研究である。
- 開発した LoRaWAN アーキテクチャは、これまでに見られなかったユビキタスセンシングを可能にする初めての無線ネットワークアーキテクチャである。

達成したユビキタスセンシング機能は、さまざまな新興アプリケーションに適用できる。その一例が、LoRaWAN ベースの COVID-19 接触追跡である。各人が LoRaWAN 端末デバイスを装備し、定期的に COVID-19 関連情報 (人の体温や血中酸素濃度など) を LoRaWAN ゲートウェイに報告すると考えると、本研究で開発した LoRaWAN アーキテクチャは、広域測位を実行し、単一のゲートウェイを活用して広範囲の人々の移動経路を同時に理解することができる。同時に、端末デバイスの位置情報を関連する人々に公開して、周囲の COVID-19 状況を知らせることができる。さらに、ゲートウェイが端末デバイスの正確な位置を完璧に知るのは難しいため、各端末デバイスが COVID-19 感染のリスク評価のために近接している人の情報を正確に認識するために、近接検知をさらに実行できることである。もう 1 つの例としては、6G のジグソーパズルの一部としての高度に機密性のあるデバイス間 (D2D: device-to-device) 通信がある。6G モバイルシステムが超高密度で非常にダイナミックになるにつれて、D2D 通信信号の盗聴を避けることは難しくなり、頻繁なデータ漏洩や深刻なセキュリティの欠陥を引き起こす可能性がある。そのため、最も効果的な解決策は、D2D 通信をできるだけ静かに動作させることである。そのため、6G デバイスが LoRaWAN 機能を統合し、機密メッセージの交換を行う傾向があることを考慮すると、本研究で新たに設計した近接検知を最初に実行して、ターゲットデバイスが近接しているかどうかを検知できる。近接の場合は、それらは信号送信電力を減らすことができ、ターゲット D2D 通信グループのデバイスのみがお互いの信号を聞くことができるようにし、信号盗聴のリスクを最小限に抑える。そうでない場合は、定期的に広域測位を実行して各 6G デバイスの位置を把握する LoRaWAN ゲートウェイと通信して、他の D2D グループメンバーデバイスの位置情報を認識することができる。必要に応じて、ターゲットデバイスの近くに移動し、近接検知技術によって近接していることが確認した後、メッセージの交換を開始する。

上記の利点にもかかわらず、LoRaWAN をユビキタスセンシングに利用することには、いくつかの課題があ

る。従来、IoT デバイスによる近接検知技術として、無線技術である Wi-Fi [3] と ZigBee [4] 信号を用いた方式が提案されている。これらの方式は、無線通信技術固有の特徴（例えば、Wi-Fi における無線チャンネル状態情報や ZigBee の既知の信号構造）をデバイス間の近接状態に利用するものであり、LoRaWAN を含めて異なる無線技術には適用できない。さらに、Wi-Fi (20 MHz) と ZigBee (2 MHz) と比べて極めて狭帯域 (数百 KHz) である LoRaWAN では、無線チャンネル状態情報が限られているため、従来のチャンネル状態情報を活用する手法を適用しても十分な精度が得られない。したがって、他の無線技術の固有の特徴や信号帯域幅に依存しない LoRaWAN にも適用可能な新たな近接検知技術の提案が必要である。LoRaWAN による広域測位については、[5] と [6] が最新のソリューションであり、限定されたシナリオにおいて実用的な測位性能を達成している。これらの研究は、主に信号の到来角を活用して信号経路を特徴付け、無線信号による測位用に使用された従来の SAGE または MUSIC アルゴリズムを採用した。しかし、LoRaWAN は通常、狭い帯域幅 (数百 KHz) と長距離 (数キロメートル) で動作するため、マルチパスフェージングと外部干渉の強い影響を受ける。したがって、観測された LoRaWAN 端末デバイスの位置情報の誤差が数メートルに制限されている [5] [6]。LoRaWAN による広域測位の性能を向上するために、本研究では、信号経路の分析に堅牢な機械学習フレームワークを提案および使用して、端末デバイスの位置情報の最終決定を下す。

2 研究成果

2-1 大学キャンパス規模の LoRaWAN 実験モデルの構築

図 1 に示すように、市販の LoRaWAN ハードウェアを使用して、実世界の LoRaWAN テストベッドを構築した。このテストベッドには、60 個の Dragino LoRa シールド [7] が LoRaWAN 端末デバイス (ID : D1-D60) として含まれている。ゲートウェイは、Semtech SX1302 のチップセットを搭載した Dragino DLOS8N を使用して実装されている [8]。このテストベッドは、430×430 メートルの大きさの大学キャンパスに導入されている。ゲートウェイのアンテナは、高さ 25 メートルの窓の横に設置されている。60 個の端末デバイスを、D1-D10、D11-D20、D21-D30、D31-D40、D41-D50、D51-D60 の 6 つのグループに分類し、それらに割り当てられた拡散係数 (SF: spreading factor) はそれぞれ 7、8、9、10、11、12 である。一般的に、より小さな SF を使用する端末デバイスは、より大きな SF を使用するものよりもゲートウェイに比較的近い位置にある。この設定の下では、各端末デバイスの信号送信はゲートウェイによって聞かれることができる。ゲートウェイと端末デバイス間の距離は 40-410 メートルの範囲になる。特に、20 個 (D1-D20) と 40 個 (D21-D60) の端末デバイスが屋内と屋外の環境にそれぞれ配置されている。各端末デバイスは、LoRaWAN 1.0.2/1.0.3 Class A 端末デバイスをサポートする MCCI LoRaWAN LMIC ライブラリに基づいて実装されている [9]。ゲートウェイで受信したデータは、The Things Stack v3.20.0 [10] に基づいて実装されたバックエンドネットワークサーバに転送される。図 2 は、各端末デバイスから送信された信号に関するゲートウェイで観測された平均 SNR (signal-to-noise ratio) を示している。各端末デバイスの平均 SNR は、[-26.4, 6.1] dB の範囲にある。屋内の端末デバイス (D1-D20) は、屋内環境での信号遮断や反射のため、屋外の端末デバイス (D21-D60) と比較して、より大きな SNR の差を示している。

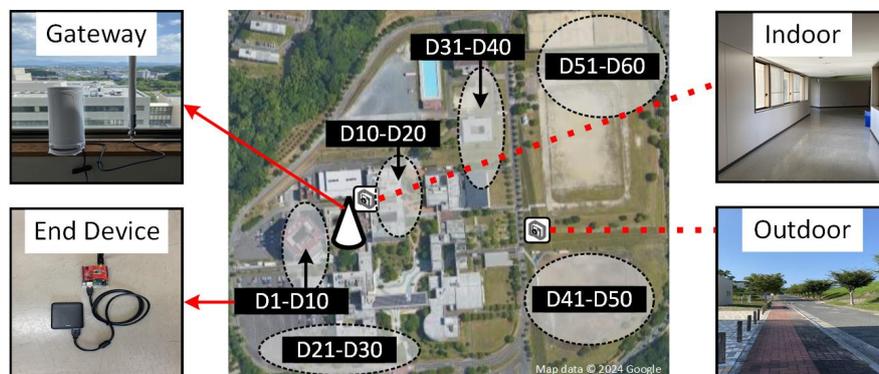


図 1 : キャンパス規模の LoRaWAN モデル。

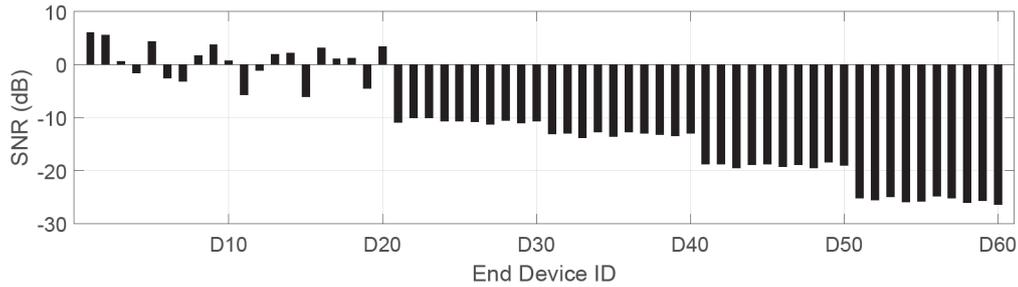


図 2：ゲートウェイで観測された各端末デバイスの平均 SNR。

2-2 LoRaWAN 通信性能の測定と分析

LoRaWAN におけるキャリアセンシング技術である Channel Activity Detection (CAD) の実用的な効率を評価するために、図 3 (a) に示すように、2 個の HackRF One ソフトウェア無線機 [11] をそれぞれ LoRaWAN 信号送信機と受信機として使用して実験を実施した。送信機は、中心周波数が 920 MHz で帯域幅が 125 KHz のチャンネルでランダムなペイロードを持つ LoRaWAN 信号を定期的送信する。受信機は同じチャンネルでリスニングし、CAD を実行して送信された信号を検出する。送信機で可変の信号出力電力を考慮して、受信時に受信機が異なる SNR を観測できるようにする。使用される SF は 7 に設定されている。CAD によるキャリアセンシングの効率を定量化するために、全送信信号に対する CAD で検出された信号の比率として定義される信号検出比 (SDR: signal detection ratio) を利用する。図 3 (b) は、SNR が [-15, 5] dB の異なる設定で観測された SDR を示している。SNR が 0 より小さい場合、受信時に信号強度がノイズフロアよりも低いことを示す。実験の結果は、SDR が一般的に SNR が高くなるにつれて増加し、予想結果に一致することを示している。さらに、SNR が -15 dB まで低くても、SDR が最大で 0.84 になることがわかる。これは、CAD が信号がノイズよりも低い強度で受信される可能性がある LoRaWAN において、信頼性のあるキャリア検出技術として使用できることを証明している。

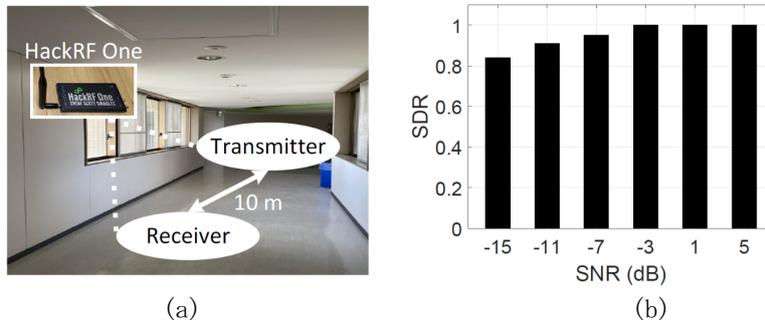


図 3：CAD によるキャリアセンシングの効率。(a) 実験環境。
(b) さまざまな SNR の設定における SDR の実験結果。

さらに、図 4 (a) に示している一般的な大学キャンパス環境を対象にし、CAD がキャリア検出に信頼性がある効果的な範囲を観察する実験を行う。送信機と受信機としてそれぞれ 2 つの Dragino LoRa シールドを使用する。送信機は所定の SF に基づいて連続的に信号を送信し、受信機は CAD を通じて信号を検出する。送信機と受信機は距離 D で分離されており、その間に line-of-sight の信号伝播が保証されている。この実験設定の下、図 4 (b) は D が SDR に与える影響を示している。 D の増加は、所定の SF に対して SDR の減少をもたらすが、これは事実と一致している [12]。さらに重要なことは、より大きな SF の使用が、SDR がゼロになる D の限界を改善するという点である。言い換えれば、使用された SF が大きくなると、CAD はより広い範囲でキャリア検出に効果的かつ信頼性がある。これは、SF の増加が受信信号の SNR の向上に対応しているためである。この実験の結果に基づいて、より大きな SF を使用した CAD は、より遠くに送信された周囲の信号を検出できることがわかる。つまり、大きな SF を持つ CAD は、効果的なキャリア検出範囲において、小さな SF を持つ CAD よりも信頼性が高いである。

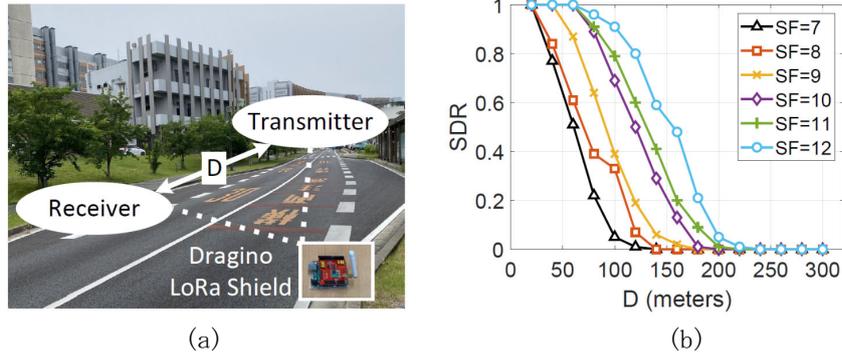


図 4 : CAD の有効レンジの測定。(a) 実験環境。(b) D と SF の異なる設定での SDR の実験結果。

2-3 LoRaWAN による近接検知技術の開発と性能評価

(1) 近接の定義

近接検知のターゲットデバイス (target) が近接検知の検知器 (detector) に近接 (CPC : close physical contact) しているということは、図 5 に示しているように、そのアンテナが検知器のアンテナの電磁近傍場 (electromagnetic near field) にあることを意味する。この領域では、信号の波面はほぼ球状になるが、電磁遠方場 (electromagnetic far field) では平面である [13]。相互性の原理に基づいて、検知器のアンテナが送信しているときに観測されるアンテナパターンは、受信しているときに測定されるものと同じである。数学的には、近傍場と遠方場を区別する境界は、検知器のアンテナから距離 $d_{nf} = 2L^2/\lambda$ にある。 L は検知器のアンテナの最大寸法 (通常は長さ) であり、 λ は信号の波長である。さらに、近傍場は反応性の領域 (reactive field) と放射性の領域 (radiating field) にさらに分けられることがある。反応性の近傍場は誘導効果を持ち、非伝播で領域に保存された膨大なエネルギーが含まれている。放射性の近傍場では、対応する信号の逆結合がアンテナ信号と逆位相であるため、誘導エネルギーを効率的に生成することができない。一方、遠方場では、信号エネルギーは効果的な放射パターンを持つ伝播形式である。原則として、反応性と放射性の近傍場を区別する境界は、検知器のアンテナから距離 $d_{rr} = 0.62\sqrt{L^3/\lambda}$ に伸びる。したがって、915 MHz 周波数帯の LoRaWAN 信号受信用に検知器に取り付けられた半波長アンテナがある場合、 d_{nf} と d_{rr} の理論値はそれぞれ 16.4 cm と 7.2 cm である。これらの距離は、検知器で使用されるより長いアンテナを使用すると増加する可能性がある。

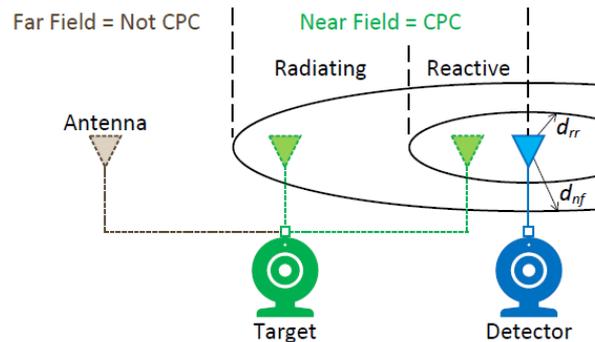


図 5 : 近接 (CPC) の定義。

(2) LoRaWAN による近接検知の実現可能性

LoRaWAN 信号による近接検知を達成するためには、LoRaWAN 信号が近傍場と遠方場でそれぞれどのような独特の特徴を持っているかを理解する必要がある。そのために、2 個の USRP N210 ソフトウェア無線機 [14] を LoRaWAN 送信機 (ターゲットデバイス) と受信機 (検知器) として使用する実験を実施した。それぞれを VART900 半波長アンテナ [15] が取り付けられたテーブルに置く。2 つのデバイスの配置に特に制約を加えない。LoRaWAN 送信は、914.9 MHz の中心周波数と 125 KHz の帯域幅を持つ LoRaWAN アップリンクチャネル 63 で行われる [16]。各 LoRaWAN パケットのペイロードサイズはランダムに設定され、SF は 8 に設定されている。

特に、LoRaWAN 受信機は、標準の LoRaWAN 信号復調を行わずに、連続的に加算サンプルの振幅 (ASM: additive sample magnitude) を計算する。ASM は、一連の基帯信号サンプル (G) を対象にして、その振幅の合計の平均を取ることによって得られる。セクション 2-3 (1) で説明されている d_{nf} の理論値に基づいて、受信機の近傍場 (5 cm) と遠方場 (25 cm) にターゲットデバイスを移動させ、LoRaWAN パケットに関連する ASMS (additive sample magnitude sequence) が異なる特徴を示すかどうかを観察する。送信機と受信機の距離が一定の場合、受信機を固定し、送信機を異なる場所に配置して ASMS を取得する。

受信機で採用されたナイキスト (Nyquist) サンプリングレートが 125 KHz であるため、まず G を 2^{SF} (すなわち 2^8) に設定する。これは、1つの LoRaWAN チャープ内の信号サンプルの数に対応する。図 6 (a) に示している結果は、近傍場 LoRaWAN パケットに関連する ASMS が大幅で不規則な変動 (irregular fluctuation) を経験する一方、遠方場の場合の ASMS は比較的安定 (stable) または周期的な変動 (periodic fluctuation) であることを示している。ASMS が近傍場と遠方場で異なる特性を示す理由は次の通りである。基本的に、送信される LoRaWAN 信号のサンプルは同じ振幅を持つ。したがって、複数のコピーの信号が多重経路効果によって組み合わせられて破壊的に結合される遠方場の場合に受信される信号では、対応する ASMS の要素 (すなわち ASM) は類似した値を持ち、それにより安定した ASMS が得られる。しかし、多重経路効果によって引き起こされる信号コピーが遠距離で構築的に結合される場合、受信される信号サンプルの振幅が異なる場合があり、その結果として得られる ASMS は安定せずに変動する。特に、受信される信号が単一の信号の複数のコピーの組み合わせであり、ASM の計算が LoRaWAN 信号の基本単位 (チャープ) に基づいているため、ある一定の期間で類似した ASM が現れ、この期間は周囲の多重経路環境に依存する。これが遠方場で周期的に変動する ASMS に対応している。実際、この現象は近傍場の場合にも存在する。近傍場の ASMS が周期的に変動するのは、信号の電気および磁気成分によって形成されるベクトルが、近傍場で信号の伝播方向に平行な面で回転するためである。これにより、検知器とターゲットデバイスの間のアンテナ間で信号が反復的に偏向し、ASMS の周期性がぼやける。しかし、遠方場では、上記のベクトルが信号の伝播方向に直交し、検知器とターゲットデバイスの比較的長い距離により、信号の偏向が軽微であるためである。これらの結果は、受信機の周りで複数の送信機の場所をテストすることによって得られる。

さらに、 $G < 2^{SF}$ および $2^{SF} < G < 2^{SF+1}$ と設定して、この観察が G の選択と関係ないかどうかを確認する。図 6 (b) と (c) に示している結果は、比較的安定しているだけでなく、遠方場の ASMS が近傍場で観察されるように激しく不規則に変動することも示している。これにより、ASMS を使用して近傍場と遠方場を識別することが困難になる。これらの結果の主な理由は、ASMS の計算に 2^{SF} より少ないまたは多いサンプルを使用すると、サンプルグループ間で周波数成分の不均衡が生じるためである。信号の伝播中に周波数選択的フェージングが存在する場合、異なる周波数成分に対して異なる歪みが生じ、それにより各サンプルグループの結果として得られる ASM が大きく異なることになる。したがって、LoRaWAN による近接検知において $G = 2^{SF}$ の設定で得られた ASMS を使用することが実現可能で信頼性がある。 G を 2^{SF} の整数倍に設定することも、実験によれば近接検知ができるが、検知器での計算負荷が増加するという問題がある。

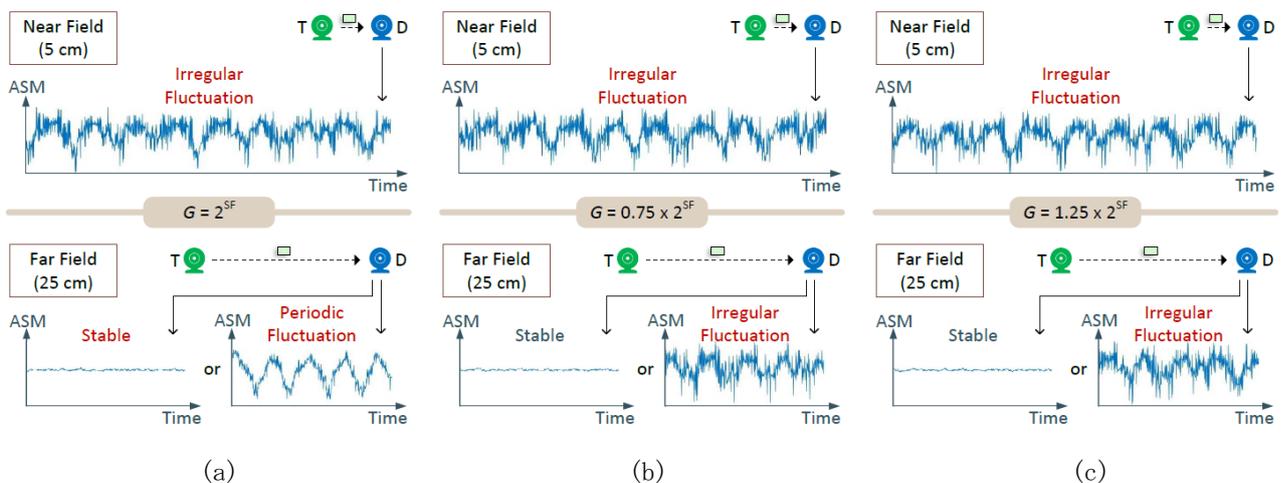


図 6 : 異なるデバイス距離と G の設定で観察された ASMS。T : ターゲットデバイス ; D : 検知器。

(3) ASMS 変動の定量化

ASMS が与えられた場合、提案した近接検知技術はまず ASMS の特徴的な変動を評価する。図 6 (a) の実験結果に基づき、もし特に変動がない場合、ASMS が比較的安定していると結論付けることができ、したがって遠方場からの LoRaWAN 伝送に由来していると考えられる。それ以外の場合は、さらなる ASMS 分析が必要である。そのため、提案した近接検知技術は、ASMS の変動度を二乗平均平方根誤差 (RMSE : root mean square error) を通じて定量化する。数学的には、提案した近接検知技術は、次の式に基づき、まず対応する平均値 \bar{a} を計算することにより、ASMS の RMSE を取得する。

$$\bar{a} = \frac{1}{M - G + 1} \sum_{n=0}^{M-G} a[n]$$

ここで、 M は LoRaWAN パケットペイロード内の信号サンプルの数である。 \bar{a} に基づいて、次の式により標準偏差 (つまり、RMSE) が導出される。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M - G + 1} \sum_{n=0}^{M-G} \left(\frac{a[n] - \bar{a}}{a_{\max}} \right)^2}$$

ここで、 a_{\max} は $a[n]$ の最大値を示し、ASMS の正規化に使用される。あらかじめ定義された閾値 α を用いて、 $\text{RMSE} \leq \alpha$ の結果は、ASMS が比較的安定であることを意味し、図 7 に示している「非近接」(Not CPC) の決定を示す。 $\text{RMSE} > \alpha$ の場合、ASMS は変動するものと判断され、提案した近接検知技術はさらにその変動が比較的明確な周期性を持つかどうかを調査する。これはセクション 2-3 (4) で詳述している。 α の値は、実験によって経験的に決定される。

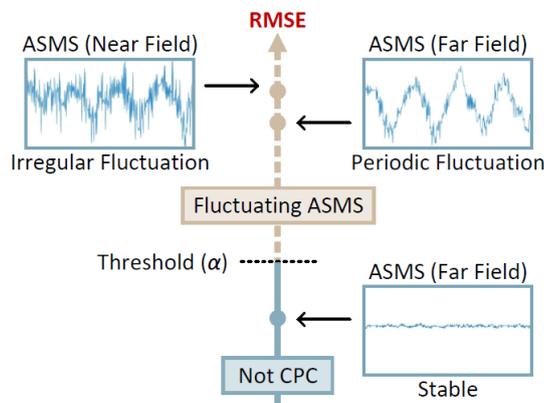


図 7 : ASMS 変動の定量化による近接検知。

(4) ASMS 周期性の有無の検討

ASMS に顕著な変動が見られる場合、提案した近接検知技術はさらに、近傍場と遠方場を区別するために、それが比較的明確な周期性を示すかどうかを調査する。図 6 (a) の実験結果によると、近傍場と遠方場での変動する ASMS は、その性質上互いに異なることがわかる。実際、両方とも基本的に周期的であり、セクション 2-3 (2) で説明されている。近傍場の ASMS が (不規則な変動) 遠方場のもの (周期的な変動) とは異なるように見える主な理由は、近傍場の場合、検知器と対象デバイスのアンテナ間で繰り返し信号偏向が発生するためである [13]。これは送信された信号と空気との相互作用から生じる。その結果、近傍場では各信号サンプルで重大な振幅および位相変形が観察され、結果として ASMS は明確な周期性なしに変動するようになる。

これを念頭に置いて、ASMS の周期性を調査する目的は、重大なサンプル変形が見られるかどうかを評価することである。他の周期性検出技術が対象信号内の隠れた波の周期性を認識するのは異なり、提案した近接検知技術の目的は単純に ASMS が比較的明確な周期性を示すかどうかを判断することである。このため、提案した近接検知技術は、ASMS に関する周波数領域の視点を取り、基本的な周期性に対応する周波数成分を除いた一定の一連の周波数成分の総強度を評価する。図 8 に示すように、これは ASMS の上でランダムに選択された $G = 2^{SF}$ 連続要素に対する ASMS のパワースペクトル密度 (PSD: power spectral density) をまず取得することによって達成される。その後ピーク値に基づいて正規化操作が行われる。得られた G の PSD ビンの中で、最も高いピンは ASMS の基本的な周期性を示し、他の比較的弱いピンはサンプル変形に関連している。最も高いピンはサンプル変形とは関係ないため、提案した近接検知技術はこれを無視し、サンプル変形の調査には比較的弱いピンにのみ焦点を当てる。具体的には、提案した近接検知技術は、より高い強度を持つ K 個の比較的弱い PSD ビンを活用し、その集約された強度をサンプル変形の度合いとして計算する。セクション 2-3 (3) で採用された閾値化方法と同様に、実験的に決定された閾値 β が導入される。提案した近接検知技術は、得られたサンプル変形度が β よりも大きい場合、ターゲットデバイスが検知器の近くにあること (不規則に変動する ASMS) を決定し、それ以外の場合は検知器の遠方場にあること (周期的に変動する ASMS) を決定する。

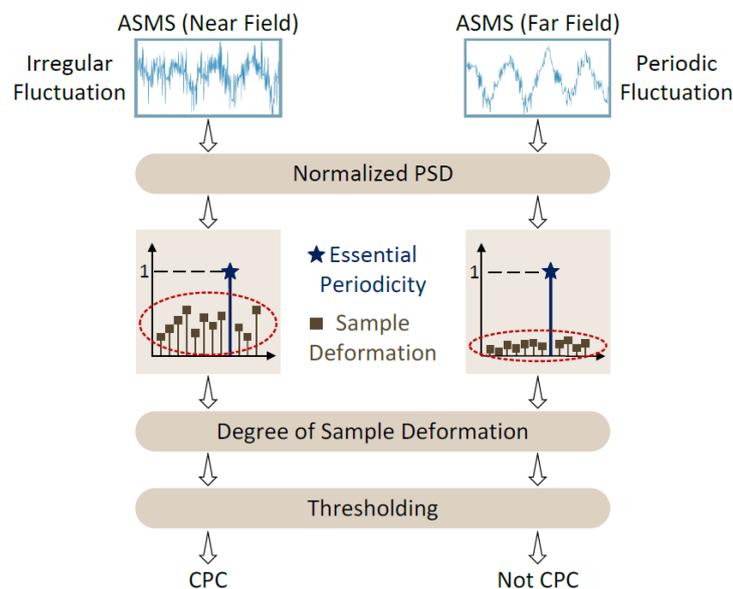


図 8 : ASMS 周期性の検討による近接検知。

(5) LoRaWAN による近接検知技術に関する性能評価

提案した近接検知技術は、信号サンプルに関する物理層処理を行う必要があるため、技術の実装にはソフトウェア無線機を活用している。具体的には、2つの USRP N210 ソフトウェア無線機 [14] を使用し、それぞれに半波長 VERT900 アンテナ [15] が取り付けられている。1つはターゲットデバイスとして、もう1つは検知器として機能する。2つのソフトウェア無線機は、インテル Xeon E5-2690v3 プロセッサと 32 GB メモリを搭載したデスクトップコンピュータに接続されている。提案した近接検知技術の評価は、3.6×2.7メートルの大きさの家庭環境で行われる。この環境は、近くに物体が少なく、静的でクリアな無線環境を提供する。検知器を固定位置に配置し、一定の T-D (target-detector) 距離を考慮して、図 9 に示すように、検知器の周囲にターゲットデバイスを 20 か所の均等に分布させる。T-D 距離は 2 cm のステップで変更される。特に指定されていない場合、各送信パケットのペイロードに含まれるデータは SF = 8 の設定で 50 バイトのランダムデータに設定されている。ソフトウェア無線機は、LoRaWAN アップリンクチャンネル 63 で動作し、中心周波数は 914.9 MHz、帯域幅は 125 KHz、送信電力は 0 dBm である。したがって、近傍場と遠方場を区別する理論的な境界は、セクション 2-3 (1) で説明したように、検知器からの距離 $d_{nf} = 16.4$ cm にある。本実験では、テストされた T-D 距離は 2 cm から 120 cm の範囲である。遠方場で得られた実験結果 (すなわち、18

cm から 120 cm の T-D 距離) が類似していることを観察したため、遠方場に関しては、明確さのために T-D 距離が 18 cm から 50 cm の範囲内のみを提供する。

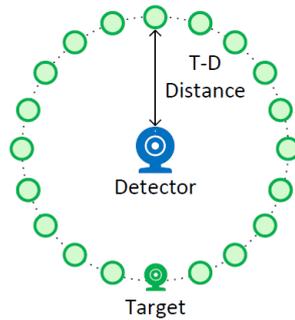


図 9：実験においてターゲットデバイスと検知器の相互位置。

性能評価結果は図 10 に示している。評価の対象となる 3 つのメトリックは次のとおりである。

- 全体的な検知精度 (overall detection accuracy) : ターゲットデバイスの位置による正確な検知の割合。
- 検知遅延 (detection latency) : ターゲットデバイスの位置により、信号受信から近接検知の決定完了までの平均経過時間。
- 最悪の場合の検知精度 (worst-case detection accuracy) : ターゲットデバイスのすべての位置での全体的な近接検知精度の最小値。

全体的な検知精度と検知遅延は、100 回の繰り返し実験で得られる。全体的な検知精度は図 10 (a) に示している。提案した近接検知技術は、ほとんどのターゲットデバイスの位置で 100% の精度で近傍場と遠方場を区別できることが観察された。しかし、ターゲットデバイスが検知器から 14 cm から 20 cm 離れた場合、全体的な検知精度がわずかに低下することが観察された。これは、セクション 2-3 (2) で説明されているように、近傍場と遠方場の移行領域で時折近接検知の失敗が発生する可能性があることと一致している。検知遅延は図 10 (b) に示しており、近接検知は平均して約 331 ms かかり、410 ms 以内に完了することができる。検知遅延は主に、セクション 2-3 (3) での RMSE の導出およびセクション 2-3 (4) での PSD の計算に起因する。検知遅延は、提案した近接検知技術の実装に使用されるハードウェア (たとえば、ラジオフロントエンド、メモリ、およびバックエンド信号処理ユニット) に依存する。したがって、提案した近接検知技術ベースのアプリケーションの開発者は、対象アプリケーションのタイミング要件を満たす適切なハードウェアで近接検知技術を実装する必要がある。提案した近接検知技術の検知精度への SF の影響をさらに調査する。明確さのために、全体的な検知精度ではなく最悪の場合の検知精度を対象とする。図 10 (c) に示している対応する結果は、SF を変更しても最悪の場合の検知精度に大きな影響を与えないことを示している。これは、提案した近接検知技術が近接検知のためにすべての可能な SF を使用する能力を証明している。

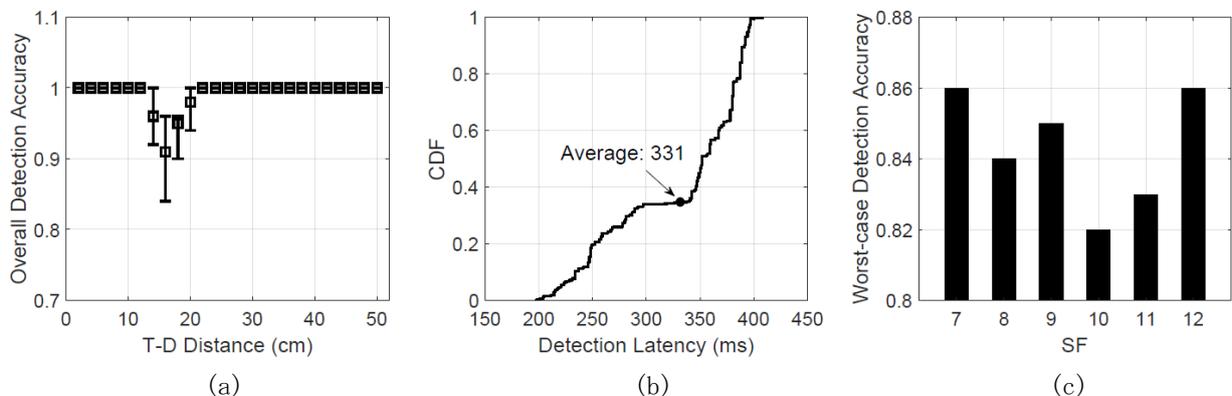


図 10：提案した近接検知技術に関する性能評価の結果。(a) 全体的な検知精度。(b) 検知遅延。(c) 最悪の場合の検知精度。

2-4 LoRaWAN による広域測位技術の開発と性能評価

(1) ガウス過程 (GP: Gaussian Process) モデルの基礎

ガウス過程は、さまざまなアプリケーションで人気のある機械学習フレームワークである[17]。回帰のためのパラメトリックな形式を選択する代わりに、通常、平均関数と共分散関数で指定される。位置決めおよび位置特定アルゴリズムの文脈では、観測モデルは $y_i = f(x_i) + n_i$ のように表される。ここで、 x_i は i 番目のエポック (epoch) の位置であり、通常は 2 次元座標のペアであり、すなわち、 $x_i \in \mathbb{R}^2$ であり、単位はメートルである。通常、1 つのエポックは特定の 1 つの場所を示す。 y_i は dBm 単位の RSSI (received signal strength indicator) 観測である。 n_i は観測ノイズであり、分散が σ_n^2 の加法的なガウスノイズである。ガウス過程法の主要な仮定の 1 つは、異なる入力で評価された関数値が相関しているということであり、平均関数と共分散関数が通常、ガウス過程モデルを特徴付けるために使用される。ガウス過程モデルでは、関数 f に対して直接的にアクセスすることができない。代わりに、出力値、すなわち、 y_p と y_q が、入力ベクトル、すなわち、 x_p と x_q の相関に基づいて相関していると仮定される。一般的な関係は、 $\text{cov}(y_p, y_q) = k(x_p, x_q) + \sigma_n^2 \delta_{pq}$ のように表される。ここで、 δ_{pq} は $p = q$ の場合は 1 で、それ以外の場合は 0 である。 $k(x_p, x_q)$ は入力ベクトルのためのカーネル関数である。入力行列 X と出力ベクトル y を考慮すると、出力の共分散関数は $\text{cov}(y) = K + \sigma_n^2 I$ のように表される。ここで、 K は RBF (radial basis function) カーネル関数の行列である。1 つの観測ベクトルが与えられた場合、観測ベクトルの事前分布は $y \sim \mathcal{N}(0, K + \sigma_n^2 I)$ のように書かれる。ここで、入力行列 X を持つ場合、事前共分散を計算できることを示している。サンプル化された観測値は、共同でガウス分布する。

トレーニングデータセット (X_T, y_T) が与えられた場合、学習されたガウス過程モデルは $\text{GP}(X_T, y_T)$ と表される。特定の入力ベクトル x_* の関数値 $f(x_*)$ または f_* を推定または予測するには、共同分布を次のように書くことができる。

$$\begin{pmatrix} y \\ f_* \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}\left(0, \begin{pmatrix} K_T + \sigma_n^2 I & k_*^T \\ k_* & k(x_*, x_*) \end{pmatrix}\right)$$

ここで、 k_* は $k(x_T, i, x_*)$ を要素とするベクトルであり、 x_* とトレーニングデータ入力ベクトル x_T の間の共分散の $N \times 1$ ベクトルである。 $\text{GP}(X_T, y_T)$ からの関数値 f_* の条件付き平均と分散は次のように推定される。トレーニングデータセット (X_T, y_T) が与えられた場合、各個別のゲートウェイのガウス過程を推定する。ハイパーパラメータ θ はトレーニングプロセスを通じて学習する必要がある。ハイパーパラメータ θ は $(\sigma_n^2, l, \sigma_f^2)$ を示す。対数尤度関数 $\log p(y_T | X_T, \theta)$ は、[17] で議論されているように、共役勾配降下法の検索に使用できる。各ゲートウェイの学習されたガウス過程モデル (X_T, y_T) が与えられた場合、観測ベクトル $y = (y_1, y_2, \dots, y_K)$ および位置 $x = (e, n)$ 、全体の尤度は K 個のゲートウェイ全体にわたって次のようになる。

$$p(y|x, \text{GP}_{1:K}(X_T, y_T)) = \prod_{k=1}^K p(y_k|x, \text{GP}_k(X_T, y_T))^{\eta_k}$$

ここで、 η_k は各ゲートウェイのスミージング係数であり、典型的な値は $1/K$ である。上記の式を使用することで、位置の最尤推定が実装および計算できる。

(2) LoRaWAN による広域測位のための強化されたガウス過程モデル

短距離無線通信技術 (Wi-Fi や Bluetooth など) の受信信号強度とは異なり、LoRaWAN 信号は長距離伝播や難しい環境で優れているが、そのデータレートは非常に低い。屋内の奥深くでも LoRaWAN 信号に到達することができるが、実際のデータレートは非常に低く、パケットロス率や衝突率が高くなる。その結果、屋内と屋外の環境における LoRaWAN 信号の利用可能性と伝播モデルは完全に異なる場合がある。残念ながら、十分なトレーニングと操作に必要なこの屋内データが欠落している。短距離無線通信技術での欠落した RSSI データの一般的なアプローチは、これらの値を -100 dBm などの最小 RSSI 値に設定することである。しかし、欠落した値の問題は、低 SNR による可能性が非常に高いか、LoRaWAN 信号との干渉やパケット衝突によって引き起こされるかもしれない。そのため、すべてのシナリオに対するハードコーディングされた閾値は、特にビューにほとんどゲートウェイがない場合に位置解決を大きく偏らせるか破損させる可能性がある。トレーニングデータセットには、時々欠落したデータも含まれる。次に、屋外/屋内または line-of-sight/non-

line-of-sight の仮説と組み合わせたパラメトリックモデルが、トレーニングおよび位置決め段階の両方で疑似 RSSI 観測を生成するために提案する。

屋外と屋内の LoRaWAN 信号のパラメトリックモデルには、次の 2 つの仮説が定義されている。

$$y_n(x) = \begin{cases} H_0: \gamma_n - 10\alpha_n \log_{10}(\|x - x_n^{GW}\|) \\ H_1: \gamma_n - 10\alpha_n \log_{10}(\|x - x_n^{GW}\|) + \beta_n(\|x - x_n^{GW}\|) \end{cases}$$

ここで、仮説 H_0 は屋外条件を、 H_1 は屋内条件を表す。統計的には、パラメトリックモデルは観測された LoRaWAN 信号の RSSI 測定値で訓練される。 α と γ は指数経路損失モデルである。 β は H_1 仮説の屋内バイアス項である。制約最小二乗法またはスケール共役探索法を使用して、トレーニングデータセットを使用してそのようなパラメータを推定することができる。トレーニングプロセス中に、特定の場所で観測が欠落する可能性がある。その場合、上記の式を使用して疑似 RSSI を生成するが、屋外/屋内の状態がわかっているため、これはトレーニングデータである。トレーニングデータセットは (X, \tilde{y}) と表され、 \tilde{y} は使用されているパラメトリックモデルからの疑似 RSSI 観測を示す。この方法で、各 LoRaWAN ゲートウェイの学習されたガウス過程モデル、 $GP(X_T, \tilde{y}_T)$ は屋外と屋内の両方の環境に正確である。位置決め段階では、各スナップショット位置決め欠落したデータ (y) を、上記の式の疑似 RSSI 測定を使用して \tilde{y} に拡張することができる。両方の仮説 (H_0, H_1) のすべての候補位置 (x_1, x_2, \dots, x_L) 全体で、次の式で表すように、全体の尤度が計算され、共同推定される。

$$\hat{x} = \underset{x_i \in x_1, \dots, x_L}{\operatorname{argmax}} \{p(\tilde{y}|x_i, GP_{1:K}(X_T, \tilde{y}_T), H_0), p(\tilde{y}|x_i, GP_{1:K}(X_T, \tilde{y}_T), H_1)\}$$

現実には、屋外/屋内や line-of-sight/non-line-of-sight の条件が事前にはわからないかもしれない。上記の式は、場所の最尤推定と仮説を共同で推定する。

(3) LoRaWAN による広域測位技術に関する性能評価

提案した LoRaWAN による広域測位技術のパフォーマンス評価には、セクション 2-1 で説明したように、図 1 に示す LoRaWAN テストベッドを使用する。60 個の LoRaWAN 端末デバイスに対する広域測位のために、5 個の LoRaWAN ゲートウェイを導入する。表 1 に示しているように、60 個の端末デバイスの位置に関する測定誤差の平均値、標準偏差、最小値、および最大値を観察する。特に、本研究で提案した広域測位技術と、[6] で設計した代表的な解決策を比較する。実験結果によると、本研究で提案した広域測位技術は、位置の測定誤差に関するすべての評価指標（平均値、標準偏差、最小値、および最大値）において、[6] よりも優れていることがわかった。特に、本研究で提案した技術は、平均値の観点から [6] での測定誤差を 20% 削減している。これらの実験結果は、本研究で提案した LoRaWAN による広域測位技術が実際の環境で実現可能であり、既存の解決策よりも優れていることを証明している。

表 1 : LoRaWAN 端末デバイスの位置に関する測定誤差 (単位: メートル)。

提案技術	平均値	標準偏差	最小値	最大値
本研究	3.5	6.6	1.2	11.3
[6]	4.4	8.2	1.5	14.0

3 まとめ

本研究では、IoT デバイスによるユビキタスセンシングのために、LoRaWAN に基づく無線ネットワークング技術を対象とした新たな近接検知・広域測位技術を創出した。実験結果は、提案した技術が現実の環境で実行可能で信頼できることを証明している。本研究に基づいて、将来の研究の方向性の 1 つは、世界的な情報通信技術の応用事例に注目し、提案した近接検知と広域測位技術を活用して、LoRaWAN に基づく新たな IoT アプリケーションを開発することである。さらに、本研究を通して得られた重要で興味深い発見により、水中環境やテレビのホワイトスペースなどでの LoRaWAN による情報通信、ネットワークング、無線センシングなど、いくつかのアウトリーチ研究を実施することを検討している。

【参考文献】

- [1] Z. Sun, H. Yang, K. Liu, Z. Yin, Z. Li, and W. Xu, "Recent Advances in LoRa: A Comprehensive Survey," *ACM Transactions on Sensor Networks*, Vol. 18, No. 4, pp. 1-44, November 2022.
- [2] C. Li and Z. Cao, "LoRa Networking Techniques for Large-scale and Long-term IoT: A Down-to-top Survey," *ACM Computing Surveys*, Vol. 55, No. 3, pp. 1-36, February 2022.
- [3] T. Pierson, T. Peters, R. Peterson, and D. Kotz, "Proximity Detection with Single-Antenna IoT Devices," in *Proceedings of ACM MobiCom*, October 2019.
- [4] C. Shao, Y. Kim, and W. Lee, "Zero-Effort Proximity Detection with ZigBee," *IEEE Communications Letters*, Vol. 24, No. 9, pp. 2047-2050, September 2020.
- [5] N. BniLam, D. Joosens, M. Aernouts, J. Steckel, and M. Weyn, "LoRay: AoA Estimation System for Long Range Communication Networks," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, Vol. 20, No. 3, pp. 2005-2018, March 2021.
- [6] J. Liu, J. Gao, S. Jha, and W. Hu, "Seirios: Leveraging Multiple Channels for LoRaWAN Indoor and Outdoor Localization," in *Proceedings of ACM MobiCom*, March 2022.
- [7] Dragino Arduino Shield featuring LoRa technology. [Online]. Available: <https://www.dragino.com/products/lora/item/102-lora-shield.html>.
- [8] Dragino DLOS8N Outdoor LoRaWAN Gateway. [Online]. Available: <https://www.dragino.com/products/lora-lorawan-gateway/item/225-dlos8n.html>.
- [9] IBM MCCI LoRaWAN LMIC Library. [Online]. Available: <https://www.arduino.cc/reference/en/libraries/mcci-lorawan-lmiclibrary/>.
- [10] The Things Network – LoRaWAN Network Server. [Online]. Available: <https://www.thethingsnetwork.org/marketplace/product/professionalnetwork-server>.
- [11] Great Scott Gadgets HackRF One software-defined radio. [Online]. Available: <https://greatscottgadgets.com/hackrf/one/>.
- [12] R. Subbaraman, Y. Guntupalli, S. Jain, R. Kumar, K. Chintalapudi, and D. Bharadia, "BSMA: Scalable LoRa Networks Using Full Duplex Gateways," in *Proceedings of ACM MobiCom*, 2022.
- [13] Constantine A. Balanis, *Antenna Theory: Analysis and Design*. 4th ed., Wiley, 2016.
- [14] USRP N210. [Online]. Available: <https://www.ettus.com/all-products/un210-kit/>.
- [15] VERT900 Antenna. [Online]. Available: <https://www.ettus.com/all-products/vert900/>.
- [16] LoRa Alliance, "RP002-1.0.0 LoRaWAN Regional Parameters," Whitepaper, 2019.
- [17] O. Bousquet, U. Luxburg, and G. Rätsch, *Advanced Lectures on Machine Learning*. Springer, 2004.

〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
TONARI: Reactive Detection of Close Physical Contact using Unlicensed LPWAN Signals	ACM Transactions on Internet of Things	採択済み
Multiple Access in Large-Scale LoRaWAN: Challenges, Solutions, and Future Perspectives	IEEE Consumer Electronics Magazine	採択済み
When LoRaWAN Meets CSMA: Trends, Challenges, and Opportunities	IEEE Internet of Things Magazine	2024年1月
Virtual Mobile Charger-based Wireless Power Transfer for Large-Scale Sensor Network	International Conference on Cloud Computing and Internet of Things	2023年9月