

# HAR 不確実度に基づく BLE 広告間隔の適応制御に関する研究

萩原 圭島（指導教員：木村 秀明）

中部大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

## 1. はじめに

ウェアラブル等のエッジ端末における行動認識 (Human Activity Recognition; HAR) では、推論と通信が電力消費を支配しやすい。Bluetooth Low Energy (BLE) 広告とは簡便なブロードキャスト手段である一方、スマートフォン受信 (スキャン) が非理想であるため、固定広告間隔では遅延分布の裾が悪化し得る [1][2]。本研究は、HAR の不確実度に応じて BLE 広告間隔を適応させ、期限超過率  $P_{\text{out}}(\tau)$  を満たしつつ送信側消費を抑えることを目的とする。

固定間隔を短くすると平均消費が増え、長くすると発見遅延が増えるため、単純な固定設定では省電力と QoS の両立が難しい。そこで本研究では、QoS 制約を期限超過率  $P_{\text{out}}(\tau)$  (本稿では  $\tau = 1\text{s}$ ) で表し、これを満たしつつ送信イベント当たり電荷  $q_{\text{event}}$  ( $\mu\text{C}/\text{event}$ ) を小さくする設計問題として扱う。

本研究の貢献は、(i) HAR 不確実度から広告間隔を切り替えるルールベース制御 (最小構成として 2 値切替) を実装し、(ii) TX/TXSD/RX の三ノード計測により電力と QoS を同一試行で比較できる評価系を整備し、(iii) 実機において固定間隔より良い運用点が存在することを確認した点である。

## 2. 提案手法

不確実度の指標にはエントロピー等が知られる [3]。一方で、実装上は計算量や確率の校正 (calibration) の影響が重要であり [4]、本研究では HAR モデルの出力確信度と時系列安定度から通信信頼度指標 CCS (Communication Confidence Score) を構成する。CCS に基づいて広告間隔を切り替え、本アプストでは実装の最小構成として 100 ms と 500 ms の 2 値切替方策を扱う。CCS が低い (遷移・不確実) 区間では短間隔へ寄せて QoS を守り、それ以外は長間隔へ寄せて平均消費を下げる。評価指標は、送信イベント当たり電荷  $q_{\text{event}}$  ( $\mu\text{C}/\text{event}$ ) と遅延指標 TL および期限超過率  $P_{\text{out}}(\tau)$  とし、平均電力は補助的に用いる。

### 2.1 CCS と 2 値切替

CCS は、モデル出力の確信度と、推定ラベルの時間的一貫性 (安定度) を合成して定義する。具体例として、確信度と安定度の加重和を用い、閾値とヒステリシスによ

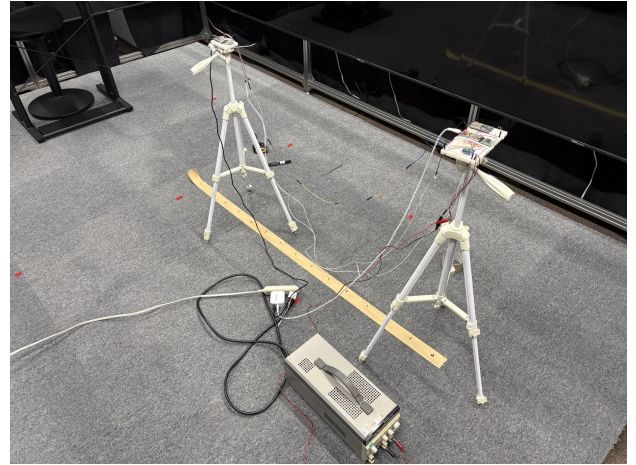


図 1 計測系の外観 (TX/TXSD/RX の三ノード構成)

り状態 (ACTIVE/QUIET 等) を切り替える。これにより、遷移が多い区間ほど短間隔に滞在し、定常区間は長間隔に滞在する設計とする。

切替が閾値のみに依存すると振動し得るため、ヒステリシスに加えて最小滞在時間を設ける。さらに、受信側の QoS 悪化が観測された場合は強制的に短間隔へ退避するフェイルセーフを導入し、制約違反を抑制する。

## 3. 実験

計測は TX (DUT), TXSD (電力ログ), RX (受信ログ) の三ノード構成とし、同期信号で試行区間を揃える。TXSD は電流・電圧をログ化し、試行ごとに総エネルギーと平均電力を算出する。RX は受信時刻とタグを記録し、truth (100 ms 格子) と定数オフセットで時間同期した上で、遷移に対する TL と  $P_{\text{out}}(\tau)$  を算出する。Android 端末の scan duty を 90% とした条件 (scan90) で、固定 100 ms, 固定 500 ms, および方策を比較した (S1/S4, 各条件  $n = 6$ )。

図 1 に計測系の外観を示す。

### 3.1 比較条件

S1 は遷移が少ないシナリオ, S4 は遷移が多いシナリオとして扱い、いずれも固定 100 ms, 固定 500 ms, 方策 (2 値切替) の 3 条件を比較する。各試行は約 180 s とし、6 条件 (S1/S4×3) それぞれ  $n = 6$  で統合集計する。

表 1 D2b (scan90,  $n = 6$ ) の主要指標 (平均  $\pm$  標準偏差)

条件	avg power [mW]	$P_{\text{out}}(1\text{ s})$	share100
S1 fixed100	204.1 $\pm$ 1.4	0.075 $\pm$ 0.027	1.00
S1 fixed500	184.7 $\pm$ 1.5	0.142 $\pm$ 0.049	0.00
S1 policy	191.5 $\pm$ 1.9	0.125 $\pm$ 0.027	0.33
S4 fixed100	204.4 $\pm$ 2.1	0.053 $\pm$ 0.010	1.00
S4 fixed500	184.5 $\pm$ 1.5	0.146 $\pm$ 0.031	0.00
S4 policy	196.6 $\pm$ 1.6	0.069 $\pm$ 0.029	0.59

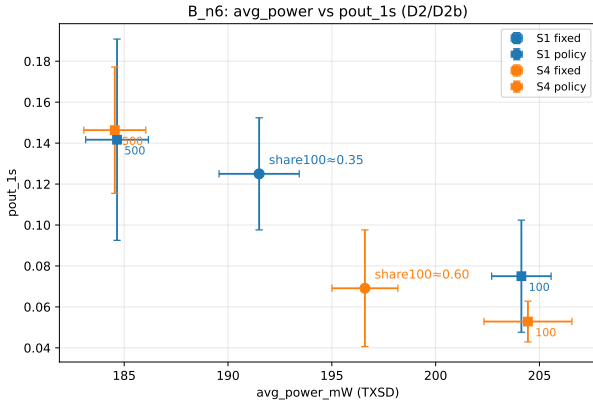


図 2 D2b (scan90,  $n = 6$ ) における平均電力と  $P_{\text{out}}(1\text{ s})$  の関係 (share100 を注釈)

#### 4. 結果

図 2 は、平均電力と  $P_{\text{out}}(1\text{ s})$  のトレードオフを可視化したものである。主要指標を表 1 に示す。方策は固定 100 ms より低電力であり、固定 500 ms より低い期限超過率 (QoS 改善) を示す運用点になり得る。例えば、S1 では方策の平均電力は 191.5 mW で固定 100 ms (204.1 mW) より 12.6 mW 低く、かつ  $P_{\text{out}}(1\text{ s})$  は 0.125 で固定 500 ms (0.142) より改善した。S4 でも同様に、方策は固定 100 ms より 7.9 mW 低電力で、固定 500 ms より低い  $P_{\text{out}}(1\text{ s})$  (0.069) を達成した。また、短時間隔滞在比率 share100 は S1 で約 0.33、S4 で約 0.59 となり、遷移が多い側ほど短時間隔へ寄せる挙動が定量で確認できる。

#### 5. 考察

share100 の変化は、遷移 (高不確実) 時に短時間隔へ寄せるという設計意図と整合する。また、平均電力は短時間隔滞在比率の線形混合で概ね説明できるため、省電力効果の支配要因を「sleep 設定」ではなく「短時間隔滞在比率」に帰着できる。一方で、受信側スキャンの非理想性により、PDR だけでは QoS を表現しきれないため、今後も TL と  $P_{\text{out}}(\tau)$  を一次指標として扱う必要がある。

例えば固定条件の平均電力を  $P_{100}$ ,  $P_{500}$  とすると、方

策の平均電力  $P$  は概ね

$$P \approx \text{share100} P_{100} + (1 - \text{share100}) P_{500}$$

で近似できる。この近似が成り立つことは、「いつ短時間隔へ戻すか」という制御則設計が電力を規定することを意味し、学習 (Bandit) に拡張する際の目的関数設計にも直結する。

#### 6. まとめ

HAR 不確実度に基づく 2 値広告間隔制御が、固定間隔の中間的電力で QoS を保つ運用点になり得ることを実機で示した。今後は、広告間隔候補を多段化し、scan duty が変動する環境でも  $P_{\text{out}}(\tau)$  制約を満たす方策へ拡張する。さらに、CCS をコンテキストとし、制約下で広告間隔を選択する Safe Contextual Bandit へ展開する [5]。

#### 文献

- [1] *Bluetooth Core Specification*. Bluetooth SIG. <https://www.bluetooth.com/specifications/bluetooth-core-specification/>.
- [2] *BluetoothLeScanner*. Android Developers. <https://developer.android.com/reference/android/bluetooth/le/BluetoothLeScanner>.
- [3] Claude E. Shannon. “A Mathematical Theory of Communication”. In: *Bell System Technical Journal* 27 (1948), pp. 379–423, 623–656.
- [4] Chuan Guo et al. “On Calibration of Modern Neural Networks”. In: *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*. 2017.
- [5] Tor Lattimore and Csaba Szepesvári. *Bandit Algorithms*. Cambridge University Press, 2020.