

介護における音響 HAR と連合学習を用いた異常検知に関するサーベイ

竹本志恩

June 19, 2025

INIAD

目次

はじめに：背景と研究目的

FL-HAR における主要課題

課題への対応戦略

今後の研究方向性

まとめと結論

はじめに：背景と研究目的

- 背景：高齢化社会と介護現場の課題
 - 高齢者・要介護者の自立支援と安全確保が重要
 - 介護者の負担軽減も喫緊の課題
- Ambient Assisted Living (AAL) と Human Activity Recognition (HAR) の役割
 - ICT とセンサー技術で生活の質を向上させる AAL が注目
 - AAL において、**HAR (人の活動認識)** は最も一般的な方法論
- プライバシー懸念と連合学習 (FL) の必要性
 - センサーデータは個人情報を含み、プライバシーが懸念される
 - **連合学習 (Federated Learning, FL)** は、生データを共有せずにモデルを学習可能であり、プライバシー保護に有効
- 本研究の目的
 - 音響 HAR と FL を組み合わせ、**安価かつ高精度、プライバシー配慮型**の異常検知・管理者通知システムを構築

本研究の独自性：マルチラベル異常検知

- 複数の異常イベント同時検知の必要性
 - 介護現場では、転倒、異常な咳、苦痛の声など、複数の緊急事態が**同時かつ複合的**に発生し得る
 - 例: 転倒 かつ 苦痛の声が聞こえる
- 従来の HAR-FL 研究との違い
 - 多くの先行研究は日常行動認識 (ADL) や単一の異常イベント識別が目的
 - 本研究は、**複数の異常を同時かつ正確に区別・検知可能なマルチラベル分類モデル**の開発を目指す
- 利点：より深い洞察と迅速な対応
 - 複数のイベントから、より詳細な状況や重篤度を推測可能
 - 介護者の適切な判断と迅速な対応を支援

音響 HAR の基礎と課題

- 音響 HAR (A-HAR) の利点
 - **非接触モニタリング**が可能
 - ビデオベースのシステムと比較して**視覚的なプライバシーを保護**できる
- A-HAR の主な課題
 - **環境騒音:** 周囲の騒音（家電、会話、交通音など）によるターゲットイベントのマスキング
 - **サイレント活動:** 音を伴わない静かな活動の検知は困難
 - **音響イベントの多様性:** 同じイベントでも状況によって生じる音が多样（例: 転倒音）
 - **ポリフォニー:** 複数の音イベントが時間的に重複する際の区別
- ロバストなシステム構築に向けて
 - ロバストな特徴抽出手法や騒音耐性の高いモデルの開発が不可欠

連合学習 (FL) の基礎と HAR への利点

- FL の定義
 - 分散型の機械学習パラダイム
 - 複数のクライアントが**生データを交換することなく**、共有グローバルモデルを協調的に訓練
 - クライアントは自身のデータでモデルを訓練し、**モデルの更新情報のみ**をサーバーに送信
- HAR-FL のシナジー
 - 分散した機密性の高い音響データを、プライバシーを損なうことなく活用可能
 - 大規模かつ多様なデータセットを基に、**堅牢な HAR モデル**を開発
- 介護シナリオにおける FL の利点
 - **プライバシー保護:** 生データは屋内ローカルで処理され、外部に出ない
 - **パーソナリ化:** 利用者/部屋ごとのモデル最適化が可能

目次

はじめに：背景と研究目的

FL-HAR における主要課題

課題への対応戦略

今後の研究方向性

まとめと結論

FL-HARにおける主要課題 (1)：データ関連

- 極端なデータ不均衡
 - 転倒や苦痛の声など、危機的イベントは稀にしか発生しない
 - 特定の異常の「組み合わせ」はさらに稀であり、マルチラベル分類器の訓練を困難にする
- Non-IID (非独立同一分布) データ分布
 - クライアント（各家庭・部屋）間で環境音響特性や利用者の行動パターンが異なり、データが均一でない
 - 特にマルチラベル HAR 異常では、ラベルの「同時確率分布」や「相関」もクライアント間で異なる
- マルチラベル HAR 異常データセットの不足
 - FL 研究に適した、マルチラベル HAR 異常に特化した公開大規模データセットが不足しており、比較研究を妨げている
- ラベル相関のモデリング
 - 異常イベントはしばしば相関する（例: つまずき → 転倒 → 叫び声）が、

FL-HARにおける主要課題 (2)：モデル・FL 特有

- モデル複雑性の増大
 - 複数の同時イベントとその相関を検知できるモデルは、単一イベント検知器よりも複雑
- 通信オーバーヘッド
 - 複雑なモデルや多面的な更新は、通信コストを増加させる
- 通知遅延
 - クリティカルなマルチイベントに対する**リアルタイム**での確実な通知が最も重要であり、多段階処理や複雑な推論は遅延を引き起こす可能性
- プライバシー懸念の増幅
 - マルチラベル異常は、生活や健康危機に関する非常に機密性の高いパターンを明らかにする可能性がある
 - 稀なイベントの「組み合わせ」に関する情報は、より一意に識別可能であるため、FL のモデル更新からの情報漏洩リスクが高まる
- リソース制約

FL-HARにおける主要課題 (3)：パーソナル化・継続学習

- パーソナル化されたマルチイベント検知
 - 個人によって異常パターンや組み合わせが異なるため、共有知識を活用しつつ、これらの特性に合わせてモデルを調整する必要がある
- 新規／未知の異常の組み合わせへの汎化 (コールドスタート)
 - システムが学習していない稀な、あるいは全く新しい異常の組み合わせをどれだけうまく検知できるか
 - 例: 転倒 かつ 発作音 かつ 非定型運動パターン
- 進化する異常パターンへの継続学習 (コンセプトドリフト)
 - 異常の定義やその顕在化は時間とともに変化する可能性があり、モデルが適応し続ける必要がある

目次

はじめに：背景と研究目的

FL-HAR における主要課題

課題への対応戦略

今後の研究方向性

まとめと結論

課題への対応戦略 (1)：データ不均衡・Non-IID

- データ不均衡への対処
 - 合成データ生成 (GAN など): 希少イベントのデータ不足を補う
 - データ拡張 (SMOTE など): データセットの多様性を増す
 - 特殊な損失関数:
 - ****Time-Balanced Focal Loss:**** 音響イベントの持続時間のばらつきに対応
 - Focal Loss: 少数クラスへの重み付け
 - ****ワンクラス分類・転移学習:**** 異常パターンを効率的に学習
- Non-IID データへの対処
 - パーソナライズド FL (pFL): 各クライアントのローカルデータに適したモデルを学習
 - 堅牢な集約アルゴリズム:
 - ****FedProx:**** クライアント間のデータの偏りを考慮
 - SCAFFOLD, FedNova
 - クラスタ化 FL: 類似データ分布のクライアントをグループ化
 - ドメイン適応: 新しい環境への適応

課題への対応戦略 (2)：プライバシー強化

- データ最小化の原則
 - 生音声デバイスを外部に持ち出さず、**オンデバイスで特徴を抽出**し、データ最小化を徹底
- 追加的プライバシー強化技術 (PETs) の導入
 - FL の基本的なプライバシー保護に加え、より強固な保護を実現
 - **差分プライバシー (Differential Privacy, DP):** モデル更新にノイズを付加し、個々のデータサンプルの寄与を曖昧化
 - **セキュアアグリゲーション (Secure Aggregation, SA):** 各クライアントのモデル更新を、個々の内容を知られることなく集約
 - **準同型暗号 (Homomorphic Encryption, HE):** 暗号化されたデータに対して直接計算を可能にする技術
- 課題とトレードオフ
 - PETs の導入は、モデルの精度低下や計算・通信オーバーヘッドの増加を招く可能性があり、バランスが重要

課題への対応戦略 (3)：モデル・リソース効率化

- モデルの軽量化
 - モデル圧縮、量子化、枝刈りなどにより、リソース制約の厳しいIoTデバイスでの動作を可能にする
- 計算負荷の分散
 - **連合分割学習 (Federated Split Learning, FSL):** モデルをクライアント側とサーバー側に分割し、エッジデバイスの計算負荷を軽減
- 効率的な通信プロトコル
 - 勾配圧縮、非同期通信、選択的更新などにより、通信オーバーヘッドを削減
- マルチモーダル情報の効率的な融合
 - IMU、音響、環境センサーなど多様なモダリティからの情報を統合し、マルチラベル出力のために効果的に融合する FL 戦略の開発

主要関連研究：マルチラベル FL の進展

- **Federated Multi-Label Learning (FMML)**
 - FL とマルチラベル学習技術を直接組み合わせた概念を導入
 - 動物科学分野のデータセットで高い精度を達成
- **FedMLP: Federated Multi-Label learning with Partial annotation**
 - 部分的なアノテーション（欠損ラベル）を持つマルチラベル FL シナリオに対応
 - 疑似ラベリングや整合性正則化を用いて欠損ラベルを補完
- **FedLGT: Language-Guided Transformer for Federated Multi-Label Classification**
 - マルチラベル分類のための新しい FL フレームワーク
 - 普遍的ラベル埋め込みやクライアント認識型マスク付きラベル埋め込みでラベル不一致問題に対処
- **HAR 異常検知への応用可能性**
 - これらのマルチラベル FL の研究は、HAR 分野に直接応用可能であり、本

目次

はじめに：背景と研究目的

FL-HAR における主要課題

課題への対応戦略

今後の研究方向性

まとめと結論

今後の研究方向性 (1)

- FL 向け標準化マルチラベル HAR 異常データセットの開発
 - 複数の同時センサーストリームをキャプチャし、共起する異常イベントにラベル付けされた**現実的なデータセット**が不可欠
 - FL 評価用に分割可能なデータセットの整備
- 堅牢かつ効率的な FL アルゴリズムの開発
 - HAR マルチラベルにおける**ラベル相関**と**極端な不均衡**を明示的に扱う FL 互換の損失関数とモデルアーキテクチャ
 - 高度なマルチラベル学習技術（例: グラフニューラルネットワーク、アテンションメカニズム）の FL への適応
 - 連合マルチタスク学習 (FMTL) の調査
- リアルタイム・マルチラベル異常通知システムの構築
 - クライアントからのマルチラベル異常アラートを効率的かつ安全に集約し、遅延を最小限に抑えるプロトコル設計
 - 介護者／ユーザーへ**包括的かつ理解しやすい通知**を提示

今後の研究方向性 (2)

- 複雑なイベントシグネチャに対する高度なプライバシー保護
 - 複合イベントが生成する機密性の高いデータシグネチャから保護するための、より強力なプライバシー保証 (例: 高度な差分プライバシー、検証可能な計算)
- クロスモーダル連合学習
 - IMU、音響、IoT センサーなど多様なモダリティからの情報を FL フレームワーク内で統合する戦略の開発
- 動的マルチラベル異常ランドスケープのための連合継続学習
 - 時間とともに進化する異常パターン (コンセプトドリフト) に適応し、以前学習した知識を保持できる FCL フレームワーク
- リソース効率の良いオンデバイスモデル
 - エッジデバイス (ウェアラブル、IoT) への高度なマルチラベル異常検知展開のためのモデル圧縮、量子化、効率的なニューラルアーキテクチャ研究
- 因果的推論・説明可能な AI (XAI) の統合

目次

はじめに：背景と研究目的

FL-HAR における主要課題

課題への対応戦略

今後の研究方向性

まとめと結論

まとめと結論

- 現状の概観

- FL を HAR に応用する研究は進展しており、特に複数のイベントタイプや異常を扱う能力が萌芽期にある
- しかし、真に複数の異常イベントを同時検知し、通知まで行う統合された FL-HAR システムは、まだ研究開発の初期段階

- 主要課題の再確認

- 極端なデータ不均衡と異質性、モデルの複雑性、通信オーバーヘッド、高機密性なプライバシー懸念、リアルタイム通知

- 今後の道筋

- 標準的なマルチラベル HAR 異常データセットの開発、FL 技術の融合と HAR への特化
- プライバシー保護技術の強化、継続学習の統合、クロスモーダル FL、因果関係、XAI、運用を見据えた研究

- 最終的な考察

ご清聴ありがとうございました

ご質問はございますか？