

介護における音響 HAR と連合学習を用いた異常検知

竹本志恩

June 5, 2025

INIAD

はじめに

本サーベイの貢献と主要ドメイン

Human Activity Recognition (HAR) とは

HAR における FL の導入と想定シナリオ

HAR-FL の主要課題と FL の対応（サーベイより）

まとめ

- タイトル: A Survey on Federated Learning in Human Sensing
- 著者: Mohan Li ほか
- 出典: ACM, 2025 年 1 月
- 内容: Human Sensing 分野における Federated Learning (FL) の包括的サーベイ
 - 現状、課題、FL の分類、今後の研究方向を整理

Human Sensing とは

- 人の活動や生理・心理状態をセンサで監視し、生活の質向上などに貢献
- センサやウェアラブルデバイス進展により急速に普及
- 収集データは個人情報であり、プライバシーや倫理・法的課題が深刻
- このため Federated Learning によるプライバシー保護が期待される

はじめに

本サーベイの貢献と主要ドメイン

Human Activity Recognition (HAR) とは

HAR における FL の導入と想定シナリオ

HAR-FL の主要課題と FL の対応（サーベイより）

まとめ

- Human Sensing に特化した FL サーベイ
- 8 次元フレームワークの提案（主要な課題分析）
 - プライバシー、セキュリティ、通信コスト、システム／統計的異質性など
- 研究領域ごとの分類・まとめ

主要な応用ドメイン

- Human Sensing 分野での FL 応用を 6 分野に分類
- **Activity Recognition (HAR)** が 31.6% と最多
- Well-being、User Identification などが続く
- Interface Development は最小 (3.3%)
- **HAR** は注目分野

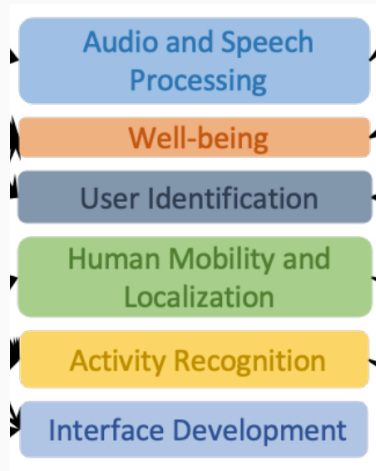


Fig.5

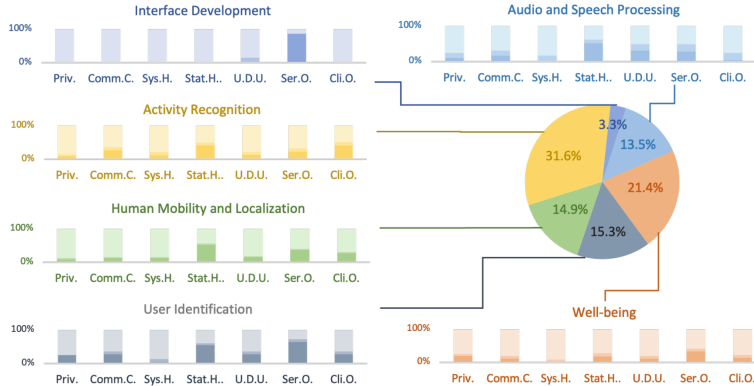


Fig. 5. A summary pie chart. For each section, a histogram illustrates the percentage of studies that covered a specific FL characteristic. Dark color represents Consideration, moderate color represents Not Applicable, and light color represents No Consideration. **Priv.:** Privacy (and Security). **Comm.C.:** Communication Cost. **Sys.H.:** System Heterogeneity. **Stat.H.:** Statistical Heterogeneity. **U.D.U.:** Unlabeled Data Usage. **Ser.O.:** Server-optimized Federated Learning. **Cli.O.:** Client-optimized Federated Learning.

はじめに

本サーベイの貢献と主要ドメイン

Human Activity Recognition (HAR) とは

HAR における FL の導入と想定シナリオ

HAR-FL の主要課題と FL の対応（サーベイより）

まとめ

Human Activity Recognition (HAR) とは

- センサデータから人の活動を自動認識する技術
- 応用例：ヘルスケア、スマートホーム、リハビリ、転倒検知
- 主要なセンサ
 - ウェアラブル：スマートウォッチ・スマホ等（加速度・ジャイロ）
 - 環境：マイク、圧力センサ等（非装着型）
 - カメラ：高精度だがプライバシー懸念が大きい

- プライバシー懸念： カメラや中央集権型データ収集のリスク
- 通信コスト： 大量データの転送負担
- データセット不足： プライバシー規制で大規模実験困難

はじめに

本サーベイの貢献と主要ドメイン

Human Activity Recognition (HAR) とは

HAR における FL の導入と想定シナリオ

HAR-FL の主要課題と FL の対応（サーベイより）

まとめ

HAR における FL の導入

- プライバシー保護： モデルパラメータのみ共有し、生データはローカル保持
- 通信コスト削減： 軽量なパラメータ通信
- 分散型： 中央集権的データ転送が不要
- Nonn-IID（各クライアントのデータ分布が異なる）等の現実課題

介護施設での見守りシステム：シナリオ

- 目的： 異常（転倒・咳込み・苦痛など）の早期検知・通知
- 背景： 高齢化&介護人材不足、安価&高精度なシステム需要
- 技術構成：
 - 音響 HAR：各部屋 IoT マイクで環境音取得・分類
 - 行動認識：時系列・音響イベントから状態判断
 - Federated Learning：部屋ごとローカル学習＋全体モデル更新

FL 導入の利点（介護シナリオ）

- プライバシー保護： 生音声は部屋内ローカルでのみ処理
- パーソナル化： 利用者/部屋ごとのモデル最適化が可能

想定される課題と検討

- 緊急イベントのデータ不足： 稀なため収集困難
 - Open データや合成データで対応
- データ異質性（Non-IID）： 部屋・利用者ごとに環境・頻度が違う
- クライアント異質性： デバイス能力差あり → 軽量モデルや部分学習で対応

- リアルタイム性： 異常検知は即時対応が必要、通信・推論レイテンシを考慮
- モデル汎化性能： 新規利用者・環境にも適用可能か（メタラーニング、表現学習）

はじめに

本サーベイの貢献と主要ドメイン

Human Activity Recognition (HAR) とは

HAR における FL の導入と想定シナリオ

HAR-FL の主要課題と FL の対応（サーベイより）

まとめ

主要な課題と FL の対応

- データ異質性 (Non-IID) :
 - 従来の FedAvg は性能劣化
 - パーソナル化 FL、クラスタリング、知識蒸留等に対応
- ラベルデータ不足 :
 - 半教師あり FL・自己教師あり学習に対応
- 通信コスト :
 - モデル圧縮・FedDL (動的レイヤー共有) ほか
- プライバシー/セキュリティ : DP・セキュアアグリゲーション
- システム異質性 : リソースアウェアな手法

目次

はじめに

本サーベイの貢献と主要ドメイン

Human Activity Recognition (HAR) とは

HAR における FL の導入と想定シナリオ

HAR-FL の主要課題と FL の対応（サーベイより）

まとめ

- Human Sensing の普及にはデータプライバシー課題が障害
- Federated Learning はその解決策として有望
- HAR は FL 応用が特に活発な分野

- 介護施設等でのプライバシー保護＋高精度異常検知の社会実装が期待
- 複数モダリティ統合、現場実験、プライバシー技術の進展
- HAR-FL のさらなる研究と社会実装に注目