

工場における作業者行動の可視化

岩手県立大学ソフトウェア情報学部
教授 堀川三好

はじめに

提案技術の概要

-製造現場のヒトの行動を把握する技術-



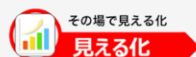
技術1：簡易センシングデバイス

移動する作業者の滞在場所・時間・歩数を把握

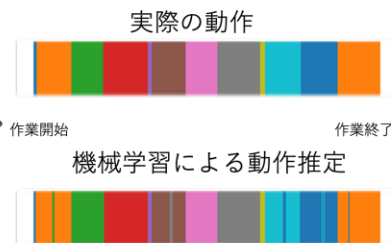
- ①BLEビーコンを設置し位置データを取得
- ②加速度・ジャイロから歩数・モーションデータを取得
- ③BLE通信でデータ収集しPCでリアルタイムに分析
- ④即日導入可能な位置・動作分析ツール

即時導入可能な
位置・動作分析ツール

inQrossカイゼンメーカー®



技術2：動画解析



定位置での作業者の動作推定

- ①教師データの作成（動作ラベル付け）
- ②動画から骨格データを取得
- ③GNN・CNN・LSTM等を用いて動作分類モデルを生成
- ④動作分類モデルを用いて動作推定



技術3：簡易センシングデバイスと動画解析の併用

不確実性が高い製造現場での動作推定

提案する技術1・2を併用し、アンサンブル/マルチモーダル学習を適用することで、不確実性が高い製造現場で以下のような課題を解決しながら、作業者の動作推定が可能となります。

想定される用途と目標

● 紹介技術の用途

- 不明瞭な動画でも可能な動作推定
 - サイクルタイムの把握
 - 逸脱動作の検出
- 簡易センシングデバイスによる行動分析
 - 工程ごとの滞在時間/運動量の把握
 - 動線分析/ヒートマップ

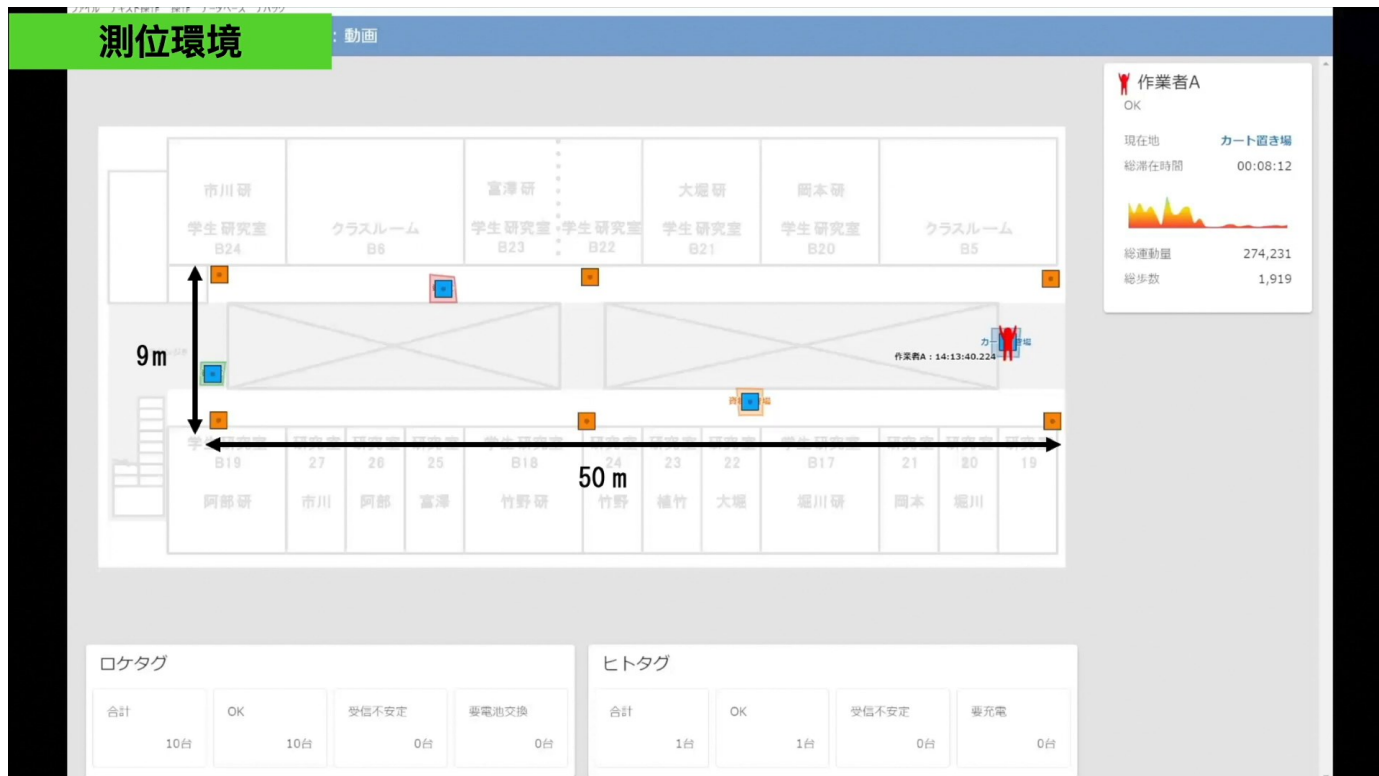
● 最終的な目標

- IE (Industrial Engineering) とIoT/AIの融合
 - 動作のムダの自動検出
 - 動画・センシングデータからサブリット記号化
 - 標準作業時間の動的な更新
- 工場全体の人の動きの可視化

(技術 1) 簡易センシングデバイス (センサ)

既開発技術のデモ動画

- 移動する作業者の位置と状態を把握
 - 独自の測位技術を開発
- 即日導入可能な分析ツール



従来技術との比較

● 高精度測位 (1m以下)

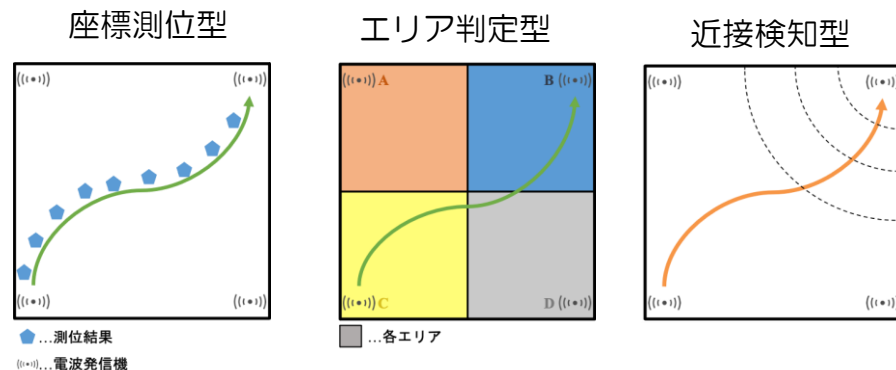
- UWB
- BLE5.0
 - 送受信機の角度
 - 到達時間から距離
- 高コスト

● 中精度測位 (3m程度)

- BLE4.0 (ビーコン)
 - 数学的手法
 - 統計的手法
 - **機械学習**
- 低コスト

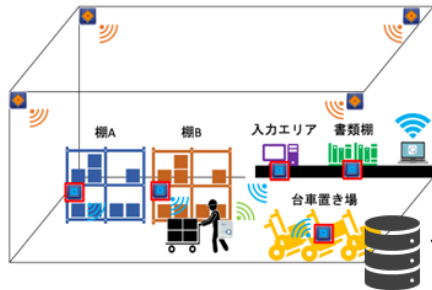
● 提案技術 (1m~3m)

- 既存手法で測位
- 訓練データの自動収集
- ビーコン/機械学習を用いて中/高精度測位



提案する屋内測位手法 -ビーコン/機械学習による測位-

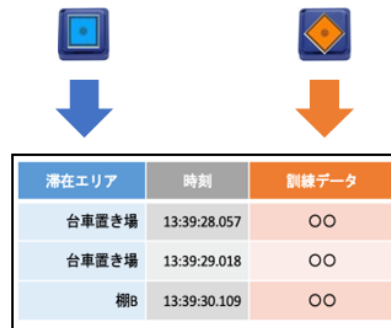
1. 設置/データ収集



滞在エリアに
ビーコンを設置

※滞在エリア：半径数m範囲

2. 正解ラベル付け



滞在エリア判定による
正解ラベル付けの自動化

3. 学習



位置と動作データによる
マルチモーダル学習

4. 測位



学習済みモデルで測位

検証実験

学習モデル

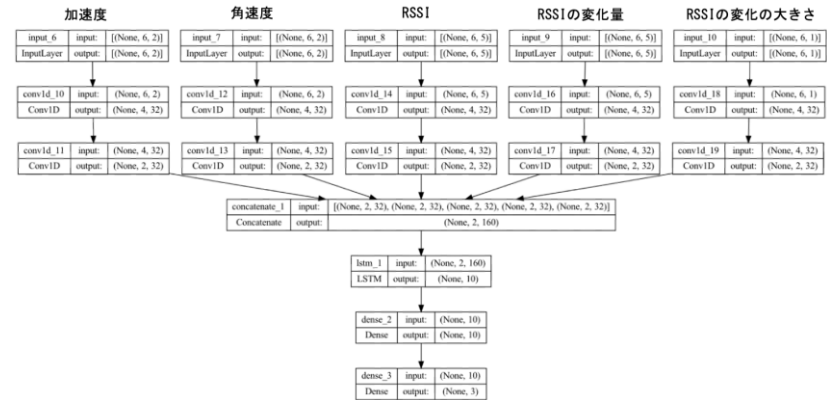
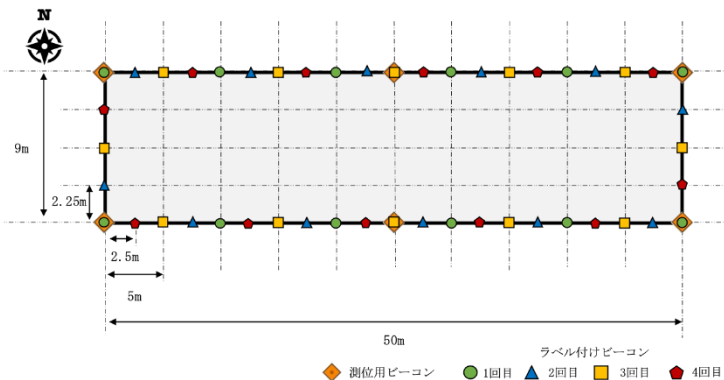
特徴量

- ビーコンの電波強度 (RSSI)
- 加速度
- 角速度

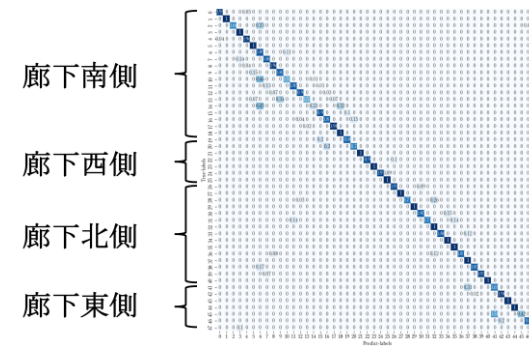
CNN-LSTM

実験結果

ビーコン配置の影響



	F値	測位誤差	
		平均[m]	標準偏差
6個	0.93	0.88	0.23
四隅	0.81	2.22	0.45
北側3個	0.83	2.11	0.44
南側3個	0.85	1.98	0.39
東側2個 + 北側1個	0.78	2.78	0.54
東側2個 + 南側1個	0.79	3.46	0.86
西側2個 + 北側1個	0.78	2.93	0.62
西側2個 + 南側1個	0.79	2.13	0.52
東側2個	0.55	7.19	1.33
西側2個	0.49	6.39	1.09
真ん中2個	0.54	12.28	2.20



(技術2) 動画解析

動作推定のデモ動画

- **定位置**の作業者の動作分析
 - サイクルタイムの把握（ガントチャート作成）
 - 異常動作の検出

推定モデル生成について

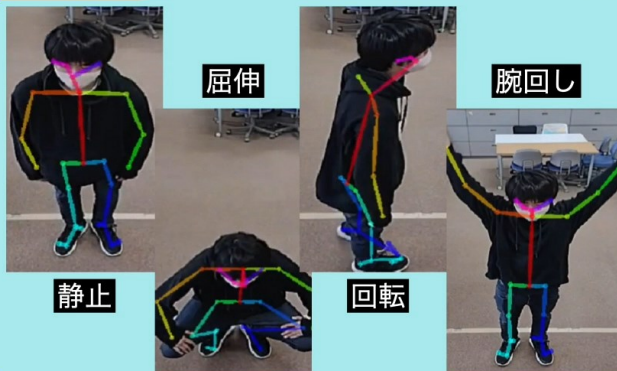
動作内容

静止/屈伸/回転/腕回し

学習データ：**9人x10件**

推定モデル：**GC-LSTM**

動作の一例



GC-LSTMとは？

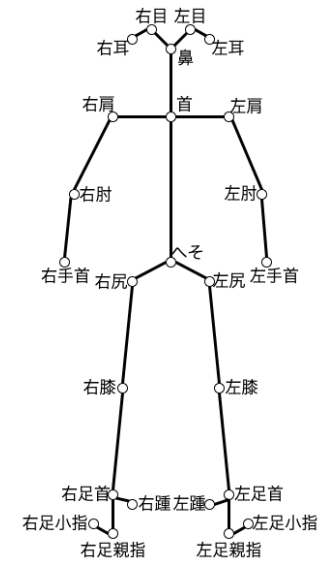
グラフデータの畳み込み

+

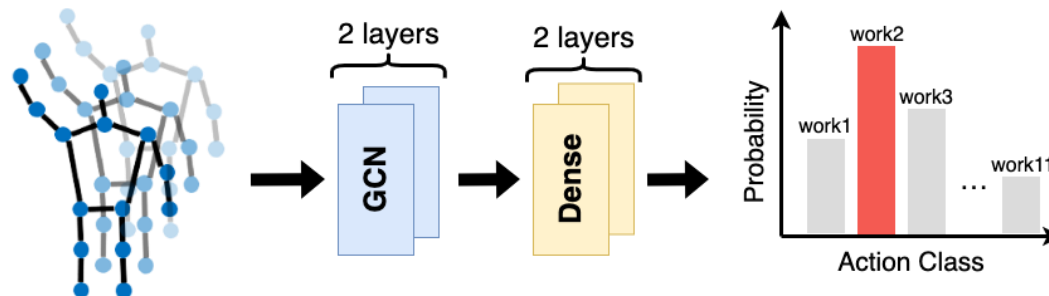
時系列情報の考慮

グラフニューラルネットワーク (既存技術の活用)

- 動画から骨格データを抽出
 - OpenPose/MediaPipe等
- 骨格データをグラフ構造化
 - ノード：関節点
 - エッジ：人体構造に併せて設定
- 学習モデル
 - GNN系モデル
 - GCN/GAT
 - GC-LSTM



Input Skeleton Data



既存技術の課題

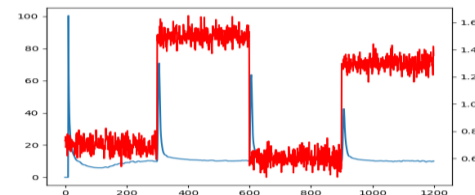
- 不明瞭な動画
 - 障害物等により骨格データが欠損
 - 広角/遠距離撮影により骨格データが不安定
 - 低フレームレートの動画
- 教師データの作成
 - 現場ごとに動作ラベル付けが必要
 - 動画を見ながら目視で実施
- 個人識別が困難
 - 作業着/帽子/マスク等の類似した外観
 - 複数個所での作業/複数人での作業



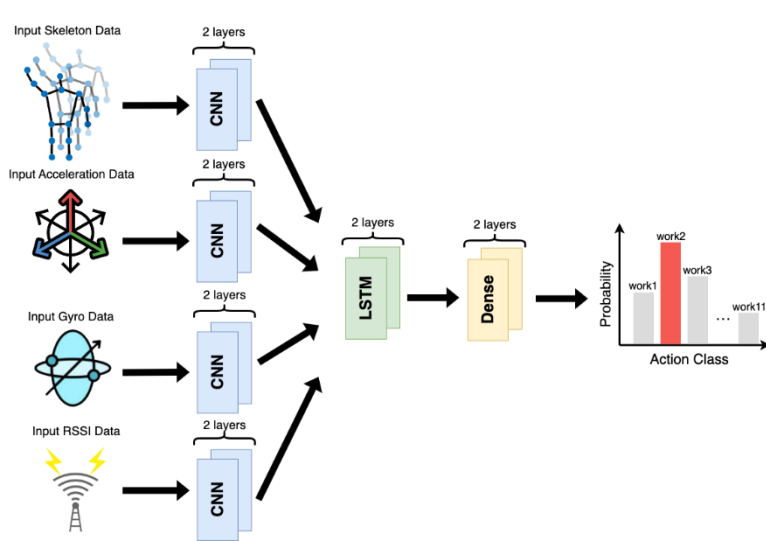
(技術3) センサと動画解析の併用

センサと動画の併用で可能になる事

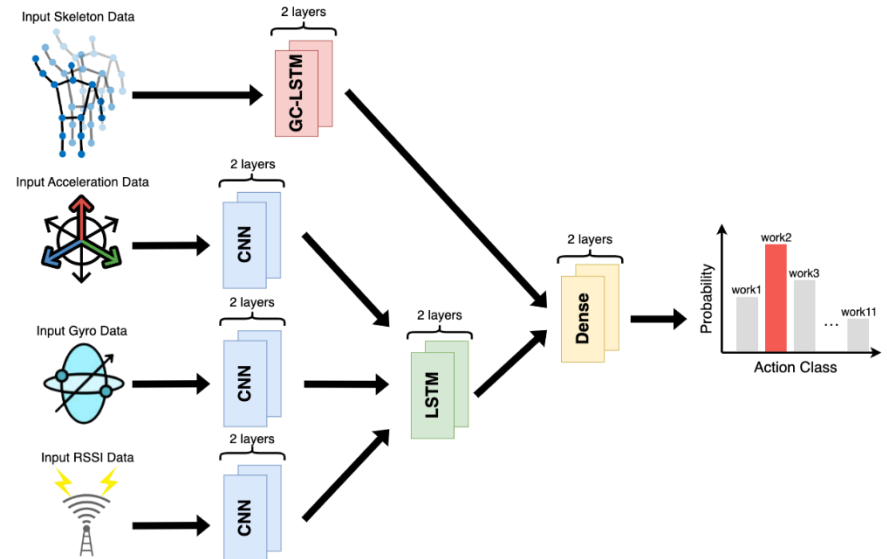
- 動画とセンサによる動作推定
 - マルチモーダル学習による推定精度の向上
 - 不明瞭な動画でも精度が落ちにくい
- ラベル付けの自動化
 - センサからの収集データに変化点検知を適用
 - 動作ラベルとして自動付与
 - 動作推定モデルの訓練モデルとして利用
- 個人識別モデル
 - 身体（骨格）/動作的特徴量から判別
 - センサと併せたマルチモーダル学習で精度向上



提案する動作推定モデル



Multimodal CNN-LSTM (MuCL)

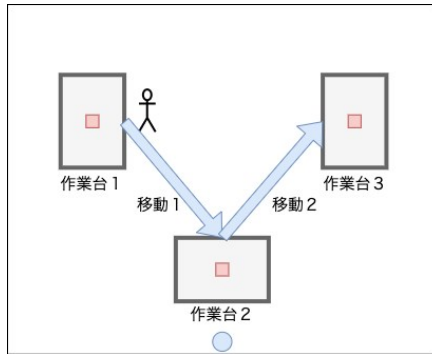


Multimodal CNN-LSTM&GNN (MuCL-G)

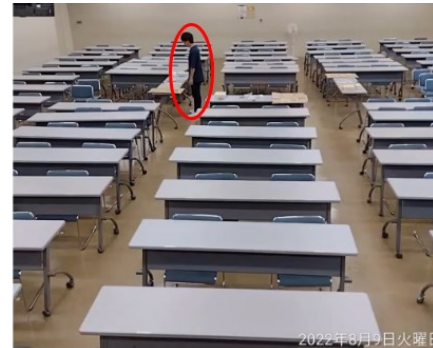
骨格・センシングデータのマルチモーダル学習モデルの事例

動作推定の検証実験

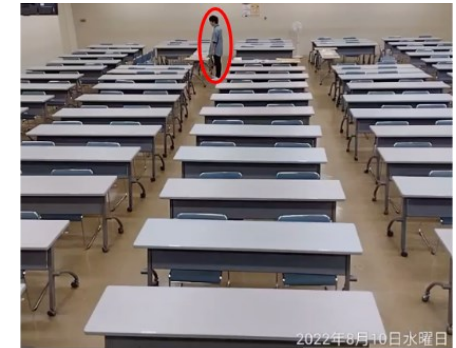
● 実験環境



カメラ距離3mでの作業風景

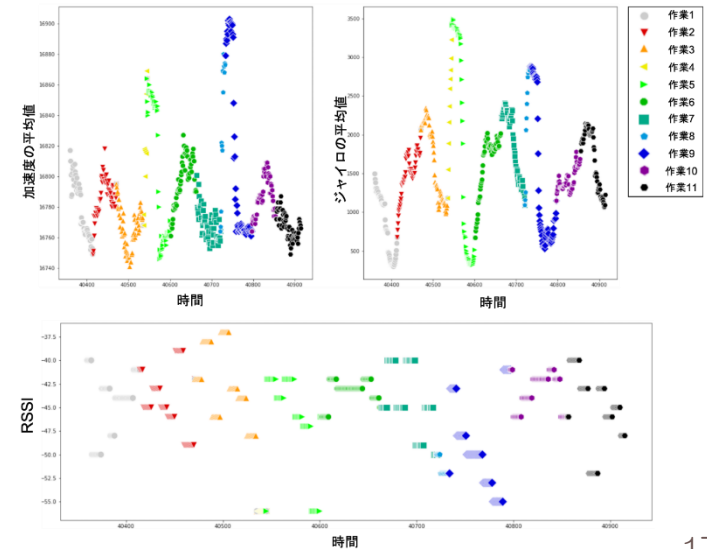
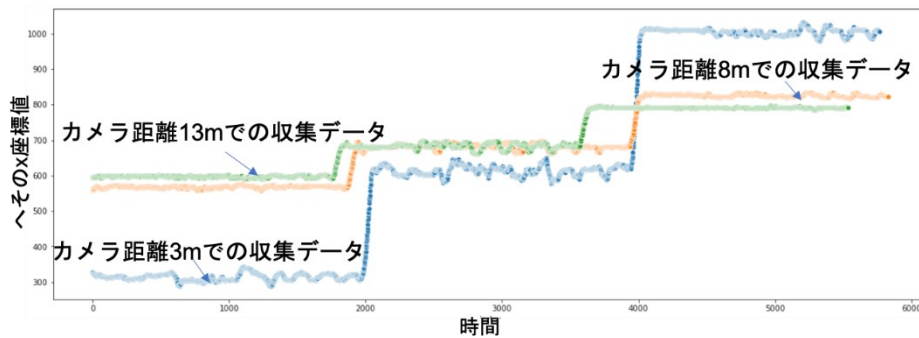


カメラ距離8mでの作業風景



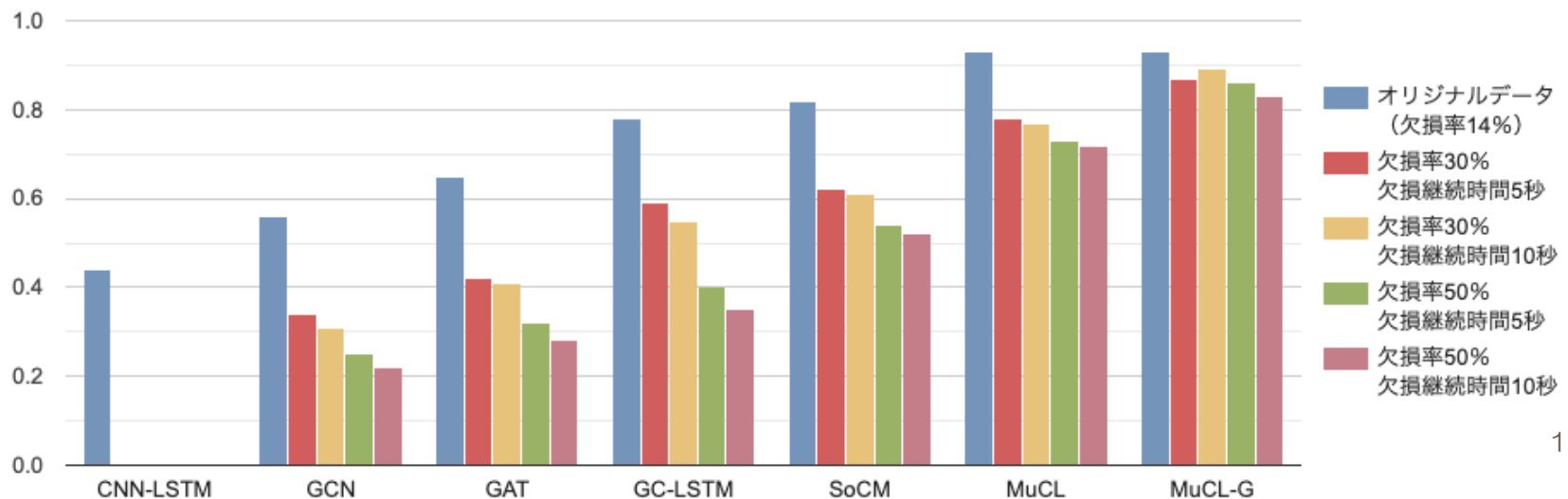
カメラ距離13mでの作業風景

● 収集データ



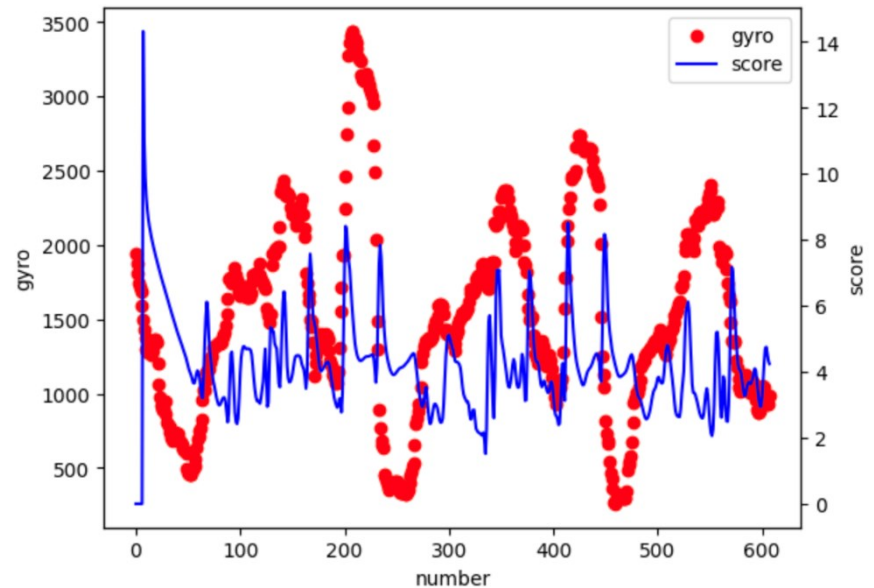
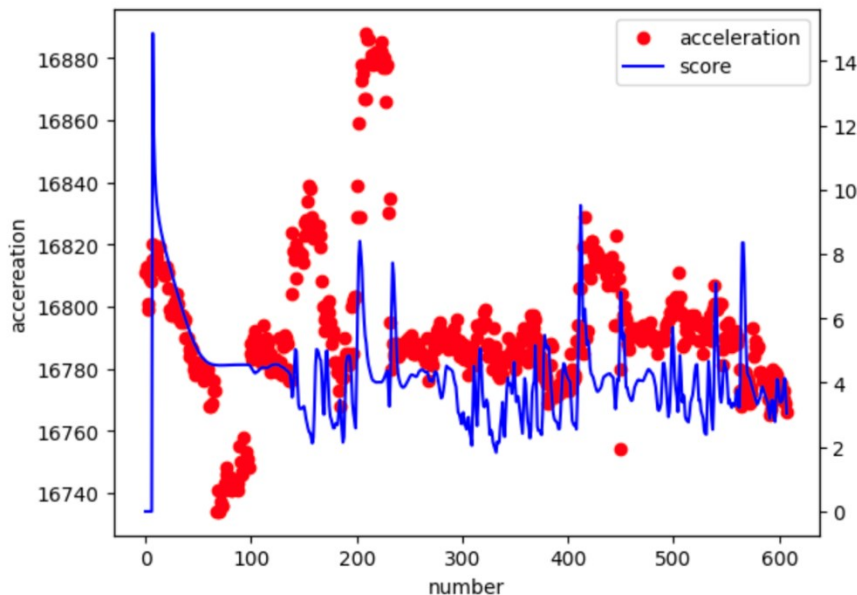
骨格データの欠損による影響

欠損率	欠損継続時間	センシングデータ	骨格データ			骨格データ + センシングデータ		
		CNN-LSTM	GCN	GAT	GC-LSTM	SoCM	MuCL	MuCL-G
オリジナルデータ (14%)		0.44	0.56	0.65	0.78	0.82	0.93	0.93
30%	5秒		0.34	0.42	0.59	0.62	0.78	0.87
	10秒		0.31	0.41	0.55	0.61	0.77	0.89
50%	5秒		0.25	0.32	0.40	0.54	0.73	0.86
	10秒		0.22	0.28	0.35	0.52	0.72	0.83



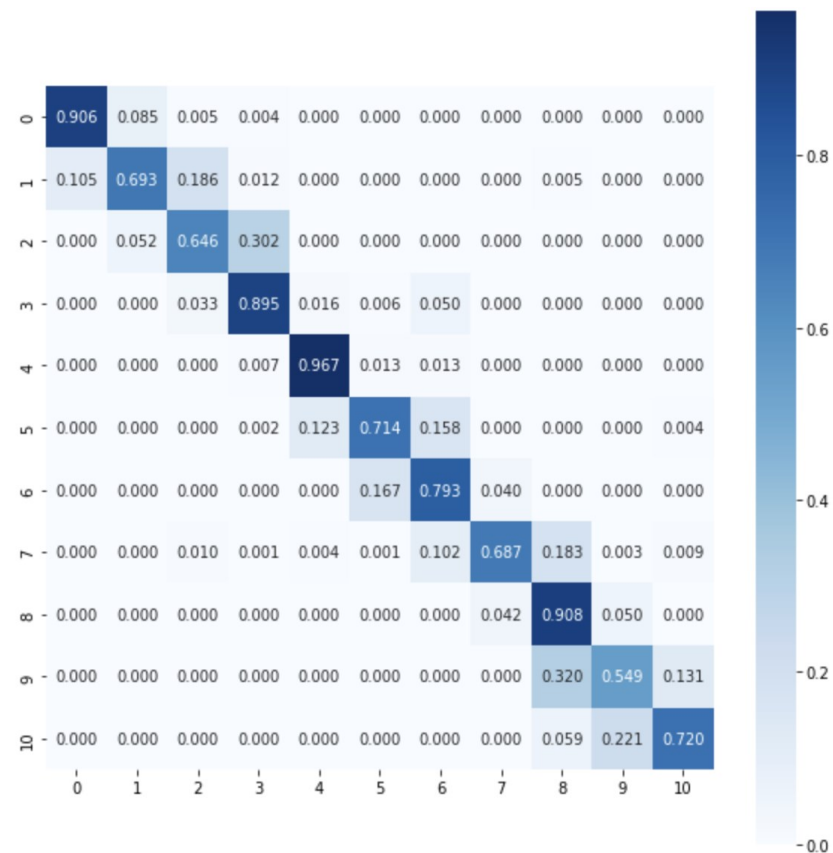
ラベル付けの自動化

- 変化点検知手法
 - センサデータから変化点スコアを算出
 - 閾値から変化点を検知
- センサを用いたラベル付けの事例



ラベル付け自動化：検証実験

ラベルの種類数	F値
13	0.63
12	0.69
11	0.75
10	0.79
9	0.84
8	0.85
7	0.89
6	0.94
5	0.95
4	0.97
3	1.00



おわりに

事業化への課題

- (技術1) 簡易センシングデバイス
 - 一部分は事業化済
 - 機械学習の部分は今後進める予定
 - 精度向上のため学習モデルの検討
 - 工場での実証実験を継続して課題を整理
- (技術2) 動画解析
 - 骨格データ抽出技術の見直し
- (技術3) センサと動画解析の併用
 - 3技術とも学内検証のみ
 - 次年度実証実験を開始予定
 - 協力企業様を探索中
 - 現場の要求仕様を未把握

関連する知的財産

● 屋内測位関連

- 特許：6168527
- 特許：6245658
- 特許：6241895
- 特願：2022-126102

● センサ関連

- 特開：2020-024688

● 動作推定

- 特願：2022-036915
- 特願：2022-164447

問い合わせ先

● 地域連携本部

- TEL : 019-694-3330
- Mail : re-coop@ml.iwate-pu.ac.jp
- 担当 : 上野山

● ソフトウェア情報学部・堀川研究室

- 他の研究も含めて情報公開
- <https://www.sd-ipu.com/>



岩手県立大学
ソフトウェア情報学部
Faculty of Software and Information Science

Cyber Physical System



Horikawa Laboratory

