

# 即時導入可能な作業者行動の可視化システムの提案

猪股一步希<sup>1</sup> 佐藤祐紀<sup>1</sup> 小村皓大<sup>1</sup> 堀川三好<sup>1</sup>

概要：生産・物流においてIoTが普及したことにより、様々な製造現場のデータが蓄積されている。さらに、データ解析や機械学習による可視化および意思決定支援により、生産の3要素（人、機械、物）のうち、機械や物を中心とした新たな管理手法が確立されつつある。しかしながら、工場における人の行動把握に関しては、依然として技術確立されているとは言い難く、広範囲な現場で即時導入可能な作業者行動の可視化技術が求められている。本研究は、技術革新、生産性向上および技術伝承等の製造業におけるIE分野の課題解決を目的に、小型センシングデバイスを保持することで即時導入可能な作業者行動の可視化システムを提案する。本稿では、作業者からセンシングされる位置と状態情報をマルチモーダル学習により行動推定する方法を提案し、実験を通して検証した結果を報告する。

キーワード：作業者行動、可視化システム、IoT、機械学習、マルチモーダル学習

## 1. はじめに

生産・物流分野においてIoT（Internet of Things）が普及したことにより、様々な製造現場のデータが蓄積されつつある。さらに、データ解析や機械学習による可視化および意思決定支援により、ものづくりにおける新たなイノベーションを創出することが期待されている。こうした中、近年の製造現場におけるIoT・機械学習の導入事例は、各種センサを取り付けたロボット・機械設備やRFIDを活用した仕掛り品・在庫管理等を対象とした事例が多い。また、時計・眼鏡型のウェアラブルデバイスによる作業者の状態センシングおよび動画・画像解析を用いた行動分析の適用事例が増えている。しかしながら、未だに中小企業の製造現場では、ストップウォッチでの計測による伝統的なIE（Industrial Engineering）手法を用いた作業実績の把握や作業手順書（標準作業手順や標準時間設定）の作成に多大な労力を要している。また、スケジューリング問題における最適手法は進化しているものの、現場での活用は限定的である。理由としては、測位や状態センシングの導入が容易でないことや収集データの活用方法が確立されていないことが挙げられる。今後は、センシング技術や機械学習を組み合わせることにより作業者の実績や熟練度の可視化を行い、これらを用いた新たな生産スケジューリング手法等の管理手法の開発を進める必要がある。

本研究は、技術革新、生産性向上および技術伝承等の製造業におけるIE分野の課題解決を目的に、小型センシングデバイスを保持することで即時導入可能な作業者行動の可視化システムを提案する。小型センシングデバイスであるスマートタグは、独自の測位技術を持ち、また加速度・ジャイロセンサから状態センシングが可能である。提案手法では、各作業者の位置と状態情報からマルチモーダル学習により作業者の行動推定を行う点に特徴がある。

本稿の構成は以下の通りである。2節において関連研究・

事例についてまとめ既存の課題を整理する。3節では、提案システムの概要および作業者の行動推定手法の方針について述べる。4節では、行動推定モデルについて述べ、検証実験結果や考察について報告し、5節でまとめを行う。

## 2. 関連研究

### 2.1 受信信号強度を利用した屋内測位技術

測位技術においては、一般的にGPS（Global Positioning System）やGLONASS（Global Navigation Satellite System）等の衛星を利用した手法が広く普及している。また、製造現場等の衛星信号が利用できない場所向けに、多くの屋内測位手法が提案されている。屋内測位技術としては、歩行者自律航法（PDR: Pedestrian Dead Reckoning）、動画解析、UWB（Ultra-Wide Band）やビーコンによる電波測位手法および複数手法のハイブリッドによる手法が提案されている。特に、製造現場にビーコンを複数設置し、受信信号強度（RSSI: Received Signal Strength Indicator）を用いて測位する手法は、中精度ではあるものの低コストによる導入が容易に行えるため、広く利用されている[1]。以下にRSSIによる代表的な屋内測位技術について述べる。

#### (1) 三角測量

RSSIの理論的な減衰モデルを用いて、各ビーコンからの距離・円の交点の算出から位置を推定する手法である[2]。3つ以上のビーコンからの電波を受信する必要があることから厳密なビーコン設置計画が求められる。また、RSSIの特徴からマルチパスフェイジングやシャドウウィングの影響により、実環境では精度が低くなる課題がある。

#### (2) フィンガープリンティング

導入環境の各地点で事前に各ビーコンからのRSSIを測定し、実際に計測した値と比較することで位置を推定する手法である[3]。障害物や建物構造を考慮することとなるため高い精度での測位が可能であるが、事前に測位エリア全体を詳細に計測する必要があるため、導入に時間がかか

<sup>1</sup> 岩手県立大学  
Iwate Prefectural University

る。また、環境変化時には、計測をしない必要がある。

### (3) 近接エリア推定

一定期間に観測された RSSI に対し、電波強度の強弱や統計的手法等を用いて近接ビーコンを判定し、エリア推定する手法である [4]。導入は容易であるが、ビーコン設置間隔を一定距離とる必要があり、大雑把なエリア推定しか行えないため、詳細な座標推定が必要な場合に適していない。

## 2.2 製造現場向け行動分析技術

製造現場における行動分析システムは多く存在し、それぞれの目的に応じて導入されている。以下に、導入事例が多い3つ手法の事例をまとめる。

### (1) カメラを用いた手法

日本電気株式会社 [5] は、カメラ映像に RFID 等のセンサ情報を組み合わせることで、特定人物の行動抽出を行うシステムを開発している。また、富士通九州システムズ [6] は、カメラ映像から人・モノを検出し、数、滞留時間、導線を可視化するシステムを開発している。どちらも製造現場や物流倉庫を対象に、ボトルネックの解消や工程改善前後での生産性の変化を定量的・視覚的に確認するために用いられている。動画を用いた手法には、高い動画の解像度、安定した電源供給およびネットワーク環境等のインフラ整備が必要になる。また、即時性、作業者の個別認識および広範囲での行動推定には多くのカメラ設置が必要な点等、導入・維持コストが高くなる傾向がある。

### (2) ウェアラブルデバイスを用いた手法

飯田ら [7] は、可視化による保守点検作業員の負担軽減を目的に、ウェアラブルデバイスの加速度センサ値を用いた機械学習による行動認識を行い、検証実験にて精度検証をしている。兵頭ら [8] は、リストバンド型の加速度センサを用いて作業者の動作を分類し、1日の作業実績を把握する手法の実証実験をしている。その結果、動作推定と生産管理システムのログデータを組み合わせた作業分類から、業務効率の改善に利用可能であることを示している。これらの事例では、高価なデバイスが作業者の人数分必要となり、導入のための準備も複雑なことが多い。また、低価格なデバイスの導入事例では、データの読み取り作業が必要となることが多く、精度の面でも課題が残る。

### (3) ビーコンを用いた手法

パナソニック株式会社 [9] は、工場・倉庫・オフィス等の可視化を目的に BLE (Bluetooth Low Energy) ビーコンを利用して人・モノの情報を収集する位置情報サービスを提供している。BLE ビーコンを人・モノに装着し、専用の受信機を施設に設置し、各受信機と BLE ビーコン間の RSSI の関係から位置推定をしている。NEC プラットフォームズ株式会社 [10] は、製造ラインや倉庫内にビーコンを設置し、作業員や台車に取り付けたスマートフォンの RSSI の関係から位置を推定し、可視化に取り組んでいる。これらは、施設の面積や作業員の人数に応じたスマートフォンが

必要となり、導入コストが高くなる。加えて、厳密なビーコン設置が要求される。

## 3. 作業員行動の可視化システム

### 3.1 提案手法の概要

本研究では、位置と状態をセンシング可能な小型センシングデバイスである安価なスマートタグを用いて、容易に導入可能な作業員行動の可視化システムを開発している (図 1)。本稿では、各作業員が上着やズボンのポケットにスマートタグを持つことで収集される位置と状態情報を特徴量とした機械学習により行動分類を行うことで、製造現場の作業員行動の可視化を行う手法について提案する。その特徴として、簡易な加速度・ジャイロセンサ値の状態情報のみで作業員の複雑な行動推定を行うことは困難であるが、位置と状態情報のマルチモーダル学習を行うことで精度の高い行動推定を目指している点があげられる。

### 3.2 スマートタグ

本研究では、株式会社イーアールアイと共同開発したスマートタグを用いる。特徴として、製造現場に BLE ビーコンを設置して取得した位置情報と加速度・ジャイロセンサによる状態情報を併せて容易に取得できる点が挙げられる。このデバイスを用いてプロトタイプアプリを開発し、2019年度に9社で試験的に実験を行った。この実験目的は、動線分析 (ビーコン間の移動回数、ビーコン近辺の滞在時間・運動量をヒートマップとして可視化)、作業員ごとの運動量・歩数 (加速度センサから内部計算) の把握、場所ごとの滞在時間 (近接ビーコンを内部判定) 等により工程の可視化や改善活動前後の変化を定量評価できるかであり、2時間程度の準備時間で十分な精度の情報収集があることを明らかにした [11] [12]。これらは、共同研究先企業で可視化アプリとともに事業化を行う予定である。本研究では、より高度な活用方法として機械学習を活用することで作業員行動の可視化をするのに用いる。スマートタグは、以下の4つの機能を持つ。

#### (1) センシング機能

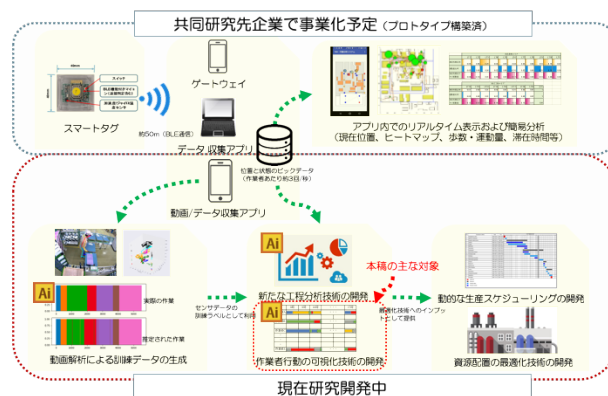


図 1 提案システムの概要

加速度、ジャイロ、温度センサを搭載し、必要に応じてセンシングする機能を持つ。また、取得結果からスマートタグのファームウェア内で、人間の動作状態（歩行・静止・動き有り）を判別する機能、運動量（加速度センサ3軸の二乗平均平方根）、歩数の累積値を算出することができる。また、加速度・ジャイロの一定のデータサンプリング長における全軸合成値の平均・分散値を取得可能である。

#### (2) 通信機能

BLEを用いた送受信機能を持つ。製造現場に設置したBLEビーコンからビーコンIDおよびRSSIを取得し、RSSIが強い上位4つの値とセンシング機能で取得したデータをBLEによりブロードキャスト送信する。BLEは、屋内環境では50m以上の通信距離を持ち、送信データはゲートウェイやスマートフォンで受信することが可能である。データ送信間隔は、300m秒以上で設定可能である。

#### (3) 測位機能

スマートタグのファームウェアには、RSSIを用いた測位プログラムを実装している。この手法は、近接エリア推定手法であり、統計的検定手法を用いている。RSSIは、マルチパスフェイジングやシャドウイングの影響でばらつく。そのため、RSSIの大小や閾値設定のみでは、正確な近接判定が行えない。提案手法は、観測されたRSSIをもとに平均値の検定を繰り返し、有意差の有無で近接判定する手法を提案している[4]。今回の提案手法では、受信されるRSSIそのものを特徴量として取り扱うため、このエリア推定の結果は利用しないが、即時導入の際の動線解析に有効である。

#### (4) 省電力機能

省電力化をはかるため、利用状況に応じてセンシングや測位方法、精度を適切に変えられることが必要になる。スマートタグでは、高精度モードや歩行時のみの動作モード等、5つのモードを選択できる。CR2032型のボタン電池を搭載し、モードにより理論上は約3日（高精度モード）から約350日（静止時アクティブモード）の継続利用が可能となる。併せて、センシング機能、通信機能や測位機能については、BLEを用いた通信アプリで任意に設定変更可能である。

### 3.3 対象とする製造現場

作業者の行動推定の対象として、作業手順が定まっている工程と定まっていない工程を考慮する。作業手順が定まっている工程とは、ライン生産やセル生産の作業者ように、繰り返し同じ作業が繰り返される工程であり、作業手順書がある工程である。一方、作業手順が定まっていない工程は、部品のピッキング作業や機械の段取り・メンテナンス作業のように、定型的な作業手順が決まっておらず、状況に応じて作業を実施する工程である。これまでのスマートタグを用いた実証実験[11][12]では、主に後者を中心に、即時導入が可能であることを示した。本研究では、前者の

ライン生産やセル生産を対象とした可視化技術に取り組む。

### 3.4 行動推定モデルの方針

本稿では、ライン生産やセル生産のように作業手順が定められている工程において、以下の方針で作業実績の可視化を目指す。

#### (1) 導入の容易性

4cm<sup>3</sup>のスマートタグを服やズボンのポケットに入れるだけで作業者の行動推定を行う。その際、位置と状態情報を特徴量としたマルチモーダル学習を行うことで、精度の高い行動推定モデルを目指す。また、位置情報の取得には、厳密なビーコン設置計画が求められることが多い。本提案では、複数のビーコンからのRSSIの変動を機械学習の位置情報の特徴量として与えることで、厳密なビーコン設置計画なしで行動推定することを可能とする。

#### (2) 効率的なデータ収集

行動推定すべき作業内容は、製造現場ごとに異なる。そのため、データ収集から行動推定モデルを容易に構築するための仕組みを提案する。特に、センシングデータのラベル付けは膨大な作業を要するため、動画解析と併せたデータラベル付けによる作業の効率化を検討する。

### 3.5 データ収集アプリケーション

スマートタグは、300msで作業者の位置や状態に関するデータを収集可能であり、教師あり学習を行うためのデータラベル付けに多大な労力を要する。そのため、本提案では、製造現場に設置するデータ収集アプリケーションで、スマートタグからデータ収集すると同時に動画を撮影する。その後、撮影動画を用いて行動推定を行い、その結果をスマートタグのタイムスタンプと整合性をとりながら訓練データのラベルとする。

動画解析による行動推定は、高精度で行うことが可能であるが、広範囲な製造現場全体について即時性を保ちながら行うことは高コストになるため、訓練データ生成時のみに活用し、常時はスマートタグの収集データから行動推定を行うものとする。また、製造現場では、作業手順の入れ替えや個人による作業方法の差異が頻繁に生じるため、柔軟な行動推定が望まれる。そのため、動画による行動推定には、収集された動画内の作業者の関節点や関節点間の距離・角度を特徴量変換したものを訓練データとして、時系列を考慮した機械学習モデルを適用することを検討する。

## 4. 検証実験

### 4.1 実験目的および目的

開発したスマートタグで収集可能な位置と状態情報から作業者の行動推定が可能かを検証するため、ライン生産およびセル生産を想定して大学構内で実験を行う。両実験とも推定精度に大きな差異はなかったため、本稿では、セル生産を想定した検証結果を中心に報告する。

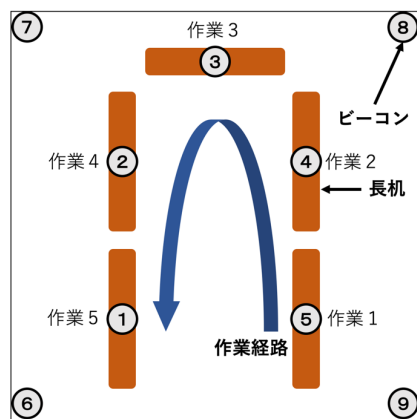


図2 提案システムの概要

表3 実験における作業内容

作業 No	作業内容
1	箱を持って移動
2	製品 A を箱に入れる
3	製品 B を箱に入れる
4	製品 C を箱に入れる
5	PC に入力を行う

## 4.2 データセットの収集

### (1) 実験環境

7 m<sup>2</sup> の部屋に 1.4m の長机を 5 つ設置して、製造現場におけるセル生産を想定した実験環境 (図 2) を準備する。作業員を想定した被験者 3 名が、5 つの作業を移動しながら実施する。被験者は、ズボンの右ポケットにスマートタグを入れて計測を行い、一回の作業は約 45 秒となる。各被験者 7 回ずつ計測を行い、計 21 回実験を行う。また、ビーコンの設置個数の影響を見るため、各長机の裏に 5 つ設置した場合と、各長机の裏と実験環境の部屋の四隅の 9 つ設置した場合で実験を行う。実施する作業内容を表 1 に示す。

### (2) データ収集アプリのプロトタイプ

BLE ビーコンとして、株式会社イーアールアイ製の BLU250H を用いる。また、スマートタグのデータ収集アプリとして Kotlin で開発した Android アプリを作成する。このアプリは、スマートタグのデータ収集と動画撮影の 2 つの機能を持ち、スマートタグデータ収集機能は動画撮影のバックグラウンドで処理を行う。センシングデータのラベル付けは、動画解析による行動推定結果を用いてタイムスタンプで同期をとることで行う。動画解析における行動推定については、OpenPose を用いて作業者の関節点を抽出し、関節点間の距離・角度を特徴量変換したものを入力とする。LSTM (Long short-term memory) で学習モデルを構築しており、推定精度は 0.91 であった。

### 4.3 データ特徴量変換

収集したスマートタグの加速度・ジャイロセンサ値と RSSI の例を図 3 および図 4 に示す。データの特徴量変換と

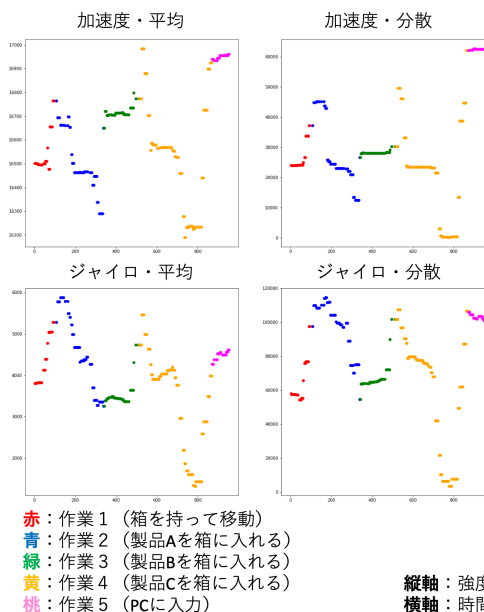


図3 観測された加速度・ジャイロセンサ値例

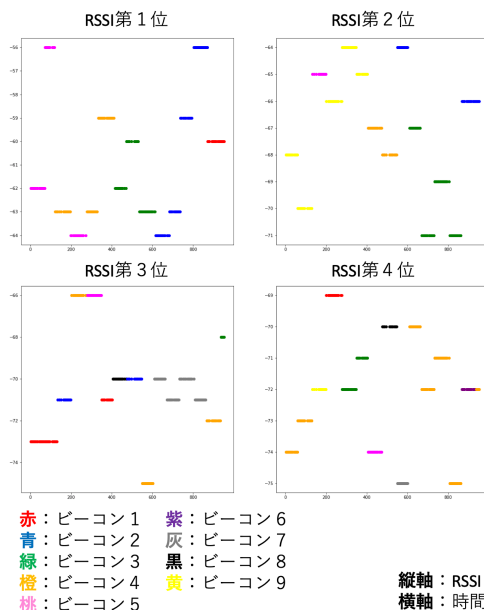


図4 観測された RSSI の例

して、事前検証の結果からデータのサンプリング長は 2 秒とし、訓練データは各観測データの最大値で基準化したものを利用する。

### 4.4 機械学習モデルの検討

機械学習モデルを構築するための予備実験として、複数モデルを比較検討する。Scikit-Learn の all-estimator 機能を用いて SVM, 決定木, 決定木を応用したアンサンブル学習の複数モデル等の分類器から全探索を行った。その結果、正則化線形モデル (SGD) が最も精度が高い結果であった。本研究では、SGD に加えて、全結合ニューラルネットワーク (FNN), 畳み込みニューラルネットワーク (CNN), Long short-term memory (LSTM) および畳み込みニューラルネッ

トワークと Long short-term memory ニューラルネットワーク(CNN-LSTM) の比較検証を行う。以下に各モデルの概要とアーキテクチャを説明する。

### (1) SGD

確率的勾配降下法を使用した正則化線形分類器である。本研究では、最大学習回数を 1000 回とし、許容誤差を 0.001 とした。

### (2) FNN

入力された値に重み行列を乗算し、バイアスペクトルを加算するモデルである。単純なニューラルネットワークでどのくらいの精度かの比較検討のため用いる。予備実験の結果、入力層 1 層、中間層を 2 層とした。

### (3) CNN

データの特徴量を抽出する畳み込み層と抽出したデータを集約するプーリング層で構成されたモデルである。作業者ごとの個人差を吸収することが可能であると考えられる。予備実験の結果、CNN で学習する際のデータは加速度、ジャイロ、RSSI の特徴量を異なる入力で学習させ、プーリング層で集約し、入力層を 1 層、中間層を 3 層とした。

### (4) LSTM

時間間隔によって異なる特徴量の記憶をするモデルである。過去のデータを線形形で保持し、勾配消失問題が発生しないような形で学習をする。本提案では時系列データの解析であるため採用する。

### (5) CNN-LSTM

本提案では時系列データにおける作業者の個人差を考慮した動作分類が求められる。そのため、個人差の分類として CNN 層を、時系列データの解析として LSTM 層を組み合わせたモデルを取り上げる。

#### 4.5 RSSI の有効性の検証

本提案では加速度・ジャイロの状態情報に加えて、RSSI を位置情報として学習モデルを生成する。予備実験の結果、ビーコン設置に関しては、9 つ設置した場合に全体的に精度が高い結果となった。また、位置情報の特徴量として扱う RSSI については、強度の上位 3 つまでを利用した場合の精度が高い結果となった。そのため、以降からビーコンの設置数は 9 つ、位置情報の特徴量として RSSI の強さ上位 3 つ用いて生成した行動推定モデルの精度比較を行う。併せて、訓練データとして RSSI を用いない場合との比較を行う。

#### 4.6 行動推定モデルの精度検証

精度検証の評価指標としては、F 値(適合率と再現率の調和平均)を用いる。21 回の観測データの内、20 回を訓練データ、1 回をテストデータとして使用する。これらの条件で、先述の 5 つの機械学習モデルを用いて精度比較をした結果を表 4 に示す。精度比較より、RSSI データを利用した場合の方が、全体の精度が高くなった。また、今回比較したモデルでは、87%の F 値を示した CNN-LSTM が最も精

表 4 精度比較結果 (F 値)

	SGD	FNN	CNN	LSTM	CNN-LSTM
RSSI 有り	0.82	0.72	0.82	0.80	0.87
RSSI 無し	0.32	0.50	0.42	0.44	0.41

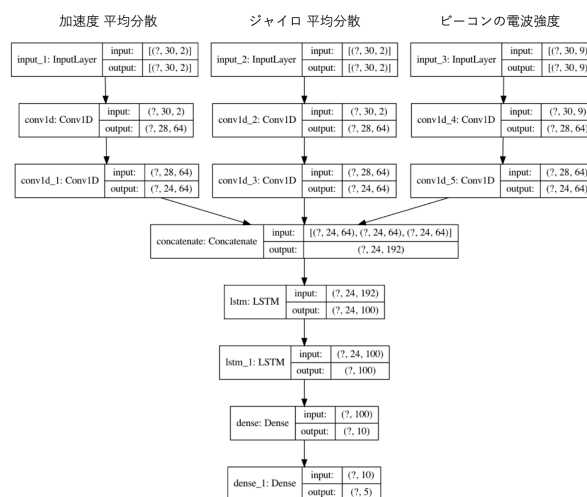


図 5 CNN-LSTM アーキテクチャ

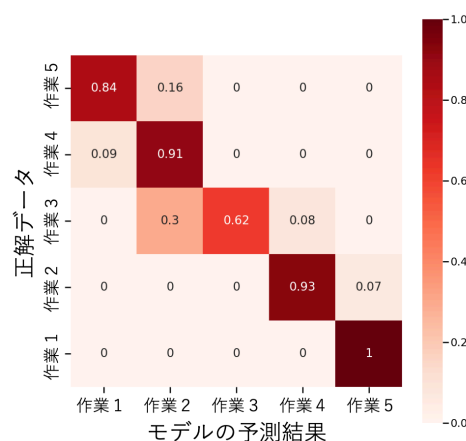


図 6 CNN-LSTM の混合行列

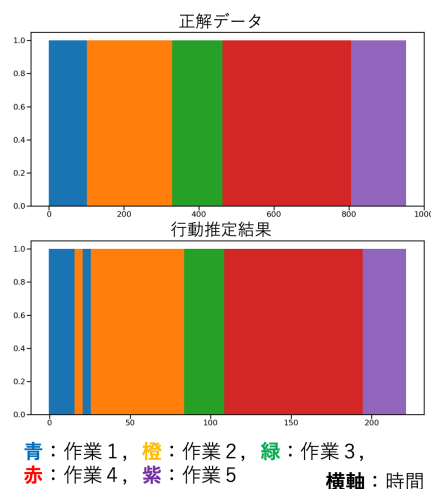


図 7 CNN-LSTM の混合行列

度が良い結果となった。本検証で用いた CNN-LSTM のアーキテクチャを図5に示す。加えて、図6に CNN-LSTM を用いた場合の混合行列を示す。混合行列をみると、「作業3」の精度が低いとわかる。実験環境より、「作業3」は「作業2」の作業場所と近く、取得されるビーコンの値が近似していることが原因として挙げられる。また、図7に作業者行動の実績と、CNN-LSTM を用いた場合の行動推定結果の比較を示す。行動推定結果は、実際の実績と比べて遅れて次の動作に遷移しているが、おおよその作業内容と順番、時間は正しく推定されている。

#### 4.7 実験結果の考察

本稿で取り上げた行動推定モデルの中では、CNN-LSTM の精度が最も高い結果となった。これは、各作業者の特徴量を抽出した上で、時系列に沿った学習を行なっているためだと考えられる。また、状態情報だけでは困難な行動推定でも、位置情報を加えることにより高い精度の行動推定が期待できることが明らかになった。位置情報としている BLE ビーコンの設置方法や数量による影響を分析することにより、さらなる精度向上が期待できる。本稿の実験から、少ないデータ量ではあるものの、ある程度の精度で製造現場における行動推定が可能であると考察できる。

#### 5. まとめ

本研究は、小型センシングデバイスであるスマートタグを保持することで、容易な導入が可能な作業者行動の可視化システムを提案した。スマートタグは、即時導入可能な工程分析システムとして共同研究先で事業化を進めている。併せて、今回提案した方法を用いた行動の可視化への活用も期待できることを明らかにした。特に、状態情報のみでなく位置情報を併用する行動推定手法は実用的であると思われる。

現在、提案手法により複数社において実証実験に取り組んでいる。継続してビーコンの設置方法や作業分類方法に関するノウハウを収集しつつ、中小企業において即時導入可能な可視化システムとして開発を進める予定である。また、訓練データ収集コストを下げるために、データ拡張や転移学習の適用を今後検討している。

#### 参考文献

- 1) 久保田僚介, 田頭茂明, 荒川豊, 北須賀輝明, 他: “無線 LAN を用いた屋内測位推定における学習コスト削減のための高精度データ補完手法”, 情報処理学会論文誌, Vol.54, NO.4, pp.1609-1618 (2013).
- 2) 北須賀輝明, 中西恒夫, 福田晃: “無線通信網を用いた屋内向け測位方式”, 情報処理学会論文誌コンピューティングシステム (ACS), Vol.44, No.SIG10 (ACS2), pp.131-140 (2003).
- 3) 谷内大祐, 前川卓也: “位置フィンガープリントの自動更新を用いた電波環境変化に頑健な屋内位置推定手法”, 情報処理学会論文誌, Vol.55, No.1, pp.280-288 (2014).
- 4) D. Kudo, M. Horikawa, T. Furudate, A. Okamoto: “Indoor Positioning Method Using Proximity Blue-tooth Low-Energy

- Beacon”, Proceedings of the 17th Asia Pacific Industrial Engineering and Management Systems Conference, (2016)
- 5) 日本電気株式会社: “人の行動を「見える化」する同線解析技術と活用例”, NEC 技報, Vol.64, No.3, 2011 年, 9 月, 映像ソリューション特集 (2011)
- 6) 富士通九州システムズ: “映像行動解析ソフトウェア・トラッキングアイ”, <https://www.fujitsu.com/jp/group/kyushu/solutions/business-technology/image-monitoring/tracking-eye/> (2020/10 閲覧)
- 7) 飯田泰興, 小笠原大治, 小池賢一, 青木裕司: “ウェアラブルデバイスを活用した行動認識技術”, 三菱電機技報, Vol.91, pp.429-433 (2017)
- 8) 兵頭靖得, 小橋武弘, 山中泰介: “IoT 行動センシングを用いた作業分析技術”, 東芝レビュー, Vol.71, No.5, (2016)
- 9) パナソニック株式会社: “高精度位置測位・動線分析システム”, <https://www.panasonic.com/jp/business/its/dousen.htm/> (2020/10 閲覧)
- 10) NEC プラットフォームズ株式会社: “NEC プラットフォームズ、作業の動きを可視化する人動線モニタリングサービスを開始”, [https://www.necplatforms.co.jp/press/201805/20180516\\_01.html/](https://www.necplatforms.co.jp/press/201805/20180516_01.html/) (2020/10 閲覧)
- 11) 堀川三好, 中田恵史, 岡本東, 村田嘉利: “スマートタグを用いた製造現場の可視化”, 2019 年度電気学会電子・情報・システム部門大会, GS8-2, pp.1171-1176 (2019)
- 12) M. Horikawa, S Nakata, A. Okamoto, Y. Murata: “Smart tags for manufacturing system visualization”, Proceedings of Asia Pacific Industrial Engineering and Management System Conference 2019