

行動センシングデータを利用した造船作業計測法

A Study of Work Measurement Methods for Shipbuilding Works Using Human Behavior Data

白山 晋¹ 藤森文也¹

Susumu SHIRAYAMA¹, and Fumiya FUJIMORI¹

¹ 東京大学大学院工学系研究科

¹ Graduate School of Engineering, the University of Tokyo

Abstract: 作業者に負担にならないよう行動センシングを行い、そのデータをもとに作業者の作業状態を顕在化することが本研究の目的である。関連研究において課題であった、動作の識別の詳細化と高精度化、位置データの詳細化、作業内容の推定を、Android 端末を利用した行動センシングによって行い、現場において、「誰が」「いつ」「どこで」「なにを」「どのように」行ったかを明らかにできる手法を提案する。

1. はじめに

造船業のような受注生産型の産業では、船の大きさや型の多様性により自動化の難しい作業が多く存在する。そのため現場では人の手による作業が依然として多く作業効率を上げることが求められている。

現場の作業効率を上げるには、現場の作業状況を把握することが必要であるとされる。現在多くの造船現場では班体制での作業指示・作業報告を行っている。与えられた業務に対し班長が班員に指示を出し、作業報告は班全体として完了した作業を記載した報告書を提出する仕組みになっていることが多い。

一方、詳細な作業報告は作業員の負担になるために行われておらず、生産管理部門は「誰が」「いつ」「どこで」「何の作業をしているか」といった情報を得ることが難しい。しかし、そのような詳細なデータには、作業遅延の原因、余剰な労働力（作業が出来ない状態）の発生箇所、機材・資材の配置の効率性、各作業員にかかる作業負荷などを顕在化させる潜在性がある。すなわち、生産性を向上させる上で重要な意味をもつデータである。

これに対し、作業現場で「誰が」「いつ」「どこで」「何の」作業をしているかといった現場の情報を作業者の負担にならない方法で取得し、データ分析によって効率を上げる方法が考えられている[1]。この中で作業者の行動の計測が鍵となっている。

造船所においてセンサを用いて作業者の行動を計測した例として、[2][3][4][5][6][7]が挙げられる。

大和らは、ウェアラブルコンピュータと独自に開発した磁気タグシステムを用いて作業計測を行っている[2]。彼らは音声認識によって作業内容を明らかにし、磁気タグによって移動経路の抽出を行っている。また、岩崎らは音声認識システムによる作業の記録と Bluetooth を用いた位置計測技術を組み合わせた作業計測システムによる工程管理の簡略化を試みている[3]。田

中と篠田は造船所における歩行路の安全評価を行っている[4]。また、劉らは画像処理による船舶建造の工程情報の抽出を行っている[5][6][7]。

一方、近年、センサ類の小型化・低価格化・高性能化や無線技術の発展により、人間行動に関する様々なデータの収集が容易になっている。各種センサ類を内蔵したスマートフォンやスマートグラスなどの端末の普及によって専用装置を使わなくても行動のセンシングが可能となっている。例えば、文献[9][10][11]では、スマートフォンに内蔵されたセンサを用いた行動計測の例が示されている。

また、センシングデータを用いた行動認識技術は大量のデータから有用な知識発見を行うデータマイニング・機械学習技術の発展も伴って様々な応用が期待されている。

しかし、複数のセンサからのデータを融合する方法など様々な取り組みがなされているが、取り組み毎にデータの取得や分析の方法が異なっている。データの取得、および分析のための標準的な手法は確立されていないのが現状である。

また、行動に作業をとまらう場合において、行動の推定ができていても、作業の推定が難しいことが問題になっている。例えば、文献[9][10][11]では、被験者の行動（動作、状態）推定が主体であり、作業を紐付けていない。また、提案された計測手法、および分析手法からは、行動と作業の紐付けは難しいものと考えられる。

この問題に対して、我々のグループはスマートフォンの加速度センサから得られるデータに対する隠れマルコフモデル（HMM）による分析から、造船作業における行動推定と同時に作業の推定の可能性を検討している[12]。既報[12]では、モノを運ぶという単純な作業でも推定が難しいことを示し、ビデオ映像などの他の計測データが必要であることを指摘した。また、実際に、ビデオ映像を組み合わせた作業の推定を試みている。

本研究では、はじめに、作業者の負担にならない行動センシ

ングに関連する既存研究をまとめ、作業推定のために何が必要かを検討する。

次に、文献[12]で示した行動センシングの方法を改良する。具体的には、行動の識別の詳細化と高精度化、位置データの詳細化、作業内容の推定を、Android 端末を利用した行動センシングによって試み、現場において、「誰が」「いつ」「どこで」「なにを」「どのように」行ったかを明らかにできる手法を提案する。また、造船作業を模倣した実験に対する行動計測から、行動推定と作業の推定を行い、提案手法の有効性を示す。

2. 関連研究

本章では、前章と重複する部分があるが、作業者の負担にならない行動センシングに関連する研究をまとめて紹介する。

2. 1 造船所における行動分析

造船業は一品受注型の生産形態であるため頻繁に製造ラインが変更され、十分な工程管理システムを組むことができず作業環境の最適化が難しい。このため、掲示板による情報提示や監視員の配置などに頼るという方法がとられることが多い。こうした問題に対し、大和らはウェアラブルコンピュータを用いて作業計測を行っている[2]。音声認識によって作業内容を明らかにし、独自に開発した磁気タグを用いて移動経路の抽出に成功している。一方で実環境での環境音の影響の検証、磁気タグの設置コスト、アプリケーションの簡易化などが課題として挙げられている。同様な背景で、岩崎ら[3]は音声認識システムによる作業の記録と Bluetooth を用いた位置計測技術を組み合わせた作業計測システムによる工程管理の簡略化を試みている。

田中と篠田は造船所における歩行路の安全評価を行っている[4]。作業者の動作の計測に、体の各部位にマーカーを付けビデオ撮影を行い、モーションキャプチャ法で作業者の重心の揺らぎを計測し、歩行路の安全性を評価するという手法である。また、篠田らは、文献[13]において造船所における労働災害のデータベースの構築のために作業計測システムを提案している。

また、劉らは画像処理による船舶建造の工程情報の抽出を行っている[5][6][7]。画像処理システムによって作業者に負担をかけずに広範囲に及ぶモニタリングを可能にしている。一方で画像処理での個人の識別、死角が生じる大組立の現場では利用できないという課題も挙げられている。

バーチャルモデルを用いることで造船業における作業とその作業負荷の評価を行うという奥本らの研究がある [14][15][16]。彼らは、作業姿勢をカメラで撮影したのちその姿勢をバーチャルヒューマンモデルで再現し、それぞれの姿勢が与える腰などの部位への負荷をシミュレーションによって算出するという手法を提案している。本稿で抽出する作業とその作業における動作は、奥本らの研究にもとづいている。

2. 2 加速度データを用いた行動分析

本節では、加速度データを用いて行動センシングを行った研究を紹介する。

Wang らは携帯電話内蔵の加速度センサのデータを用いて被験者の移動状態の識別を行っている[9]。Kwapisz らは被験者のポケットに入れたスマートフォンの加速度を計測し、「歩く」、「ジョギング」、「階段昇降」、「座る」、「立つ」などの被験者の

動作の識別を試み、高い認識率を達成している[10]。

また、嶋谷らはスマートフォン内蔵の加速度センサによって得られたデータの特徴量をサポートベクターマシンなどで分類することで被験者の移動状態の認識を行っている[11]。倉沢らは、ユーザの置かれているコンテキストを把握した上でサービスを提供する必要性を背景に、単一の3軸加速度センサを用いて動作推定を行っている[17]。同様な背景で、大村らは6つの加速度センサを用いて7種の動作を識別しようと試みている[18]。分析方法としてはスペクトル遷移度を利用した自動セグメンテーションにもとづく半教師付き学習を採用している。結果として、15分程度の学習で教師付き学習と同等の8割程度の精度で動作の識別ができることを示している。

Khan らは計測対象の胸に加速度センサを1つ装着し、行動を分析している[19]。ニューラルネットを用いて、「静止状態」、「移行状態」、「動的状態」の3つの状態を分類し、自己回帰分析 (ARモデル) を用いて15の動作を分類するという2段階の分析手法によって、97%以上の精度で行動認識を実現している。

本研究と同様にHMMを用いて加速度データの分析を試みた研究として、[20][21][22]が挙げられる。

Wang らは被験者の腰に加速度センサを取り付け、「歩く」、「立つ」、「走る」、「ジャンプ」、「座る」、「倒れる」といった動作を被験者に行わせ、データを計測した[20]。それらのデータを2つのセットに分け、片方を学習に、もう片方をモデルの有効性の検証に用いている。学習を行ったHMMを用いて高い精度で新しいデータも動作毎に分離できることを示し、加速度データによる行動認識モデルの一般化が可能であると主張している。

Tong らは背中に取り付けた加速度センサからのデータをHMMで処理し、転倒の検知を行っている[21]。転倒を200msから400ms前に予測することが可能であること、日常動作中の転倒の検知が高い精度で行えることを示している。

Witowski らはシミュレーションにより生成された人間の日常行動の加速度データを用いて、日常行動の身体負荷に応じた分類を試みている[22]。結果として従来の閾値設定の手法よりも、HMMを用いた方が、誤認識率が低くなることを示している。

我々のグループでは、腰と胸に装着したスマートフォンにより取得した加速度データを、HMMを用いて分類することで作業者の姿勢を推定し、作業負荷の算出を試みている[12]。特徴量として加速度の平均と標準偏差を、スライディングウィンドウ方式を用いて抽出し、HMMによって、「歩く」、「前屈みで立つ」、「直立」、「座る」、「荷運び」、「しゃがむ」といった動作を分類している。HMMの最適状態数を、赤池情報量基準を用いている点に特色がある。

2. 3 RFID を用いた行動分析

既存研究では、環境側にRFIDリーダを設置し、人や物にタグを貼ることで人や物の位置計測を行う場合が多い。

文献[8]では、介護老人福祉施設における老人の行動分析のために、RFIDで位置計測を行っている。マットレスにアンテナをとりつけ、スリッパの底に貼ったRFIDタグを計測している。タグの読み取られた回数により、施設の中で老人が滞在しやすい場所を分析している。

類似の方法で位置計測を行った研究として文献[23]が挙げら

れる。履物や台車に RFID リーダを取り付けて実験を行っており、安価で測定範囲の拡張が容易なシステムであると結論づけられている。

また、位置計測ではなく、人と物との関係を判別するために RFID を用いた研究として文献[24]がある。カメラや感圧センサを用いて位置を、RFID リーダによって保持している物を識別し、室内でのユーザの状態を判別することを試みている。RFID リーダを環境側に設置し、ユーザと物にタグを貼付け、継続的にユーザの近くにある物を検出することによって、ユーザが持ち歩いているモノを特定する手法を提案している。

2. 4 関連研究のまとめと課題

造船所における作業計測は、効率化や安全性の評価など目的に応じて、音声認識やモーションキャプチャ、画像処理を用いて行われている。しかしながら、音声認識や画像処理での計測精度は低く、モーションキャプチャで精度を向上させるためには大規模な設備が必要になる。

一方、加速度センサを用いた行動の認識は、簡易的であり、かつ高い認識率を示している。しかし、比較的単純な動作を、ノイズの少ないテストデータを用いて識別している場合が多い。このため、複雑な動作の識別が課題になっている。また、「誰が」「いつ」「どのように」行動したかの推定はできるが、「どこで」「なにを」という情報を加速度センサのみで取得することは難しい。しかしながら、加速度センサは小型で作業員への負担が少ないことから、造船所における加速度センサによる作業計測は妥当なアプローチと考えられる。

「どこで」「なにを」という点では、簡易的という観点で RFID による方法が優れている。RFID は人や物の位置関係を知るのに有用なセンサであり、造船現場でも活用できると考えられる。

これらの考察にもとづいて、造船所における作業負荷の計測手法を提案したのが、我々の先行研究[12]である。しかし、文献[12]では、「歩く」、「座る」などの作業員の動作と作業内容（溶接・グラインダなど）を結びつけているが、識別できる動作が限られている点や、「どこで」「なにを」という情報取得の精度が低い点に課題がある。これらの課題は、他の関連研究にも共通する。解決すべき主たる課題をまとめると以下となる。

- (1) 造船作業に対応した動作の識別の詳細化と高精度化
- (2) 位置データの詳細化
- (3) 作業内容の高度な推定法の確立

本研究の提案手法は、これらの3つの課題の解決を目指すものである。

3. 提案手法

3. 1 手法の概要

提案手法の全体像を図1に示す。具体的には、スマートフォン (Galaxy Nexus) 2台とスマートグラス (MOVERIO) 1台を用いて、脚部・胸部・頭部の加速度データを取得する。それぞれに、加速度センサとジャイロセンサが備わっている。2台のスマートフォンの装着位置を図2に示す。また、スマートグラスとセンサの位置を図3に示す。

これらから得られたデータを隠れマルコフモデル (HMM)

を用いて分析することにより、計測対象の動作と頭部の向きを推定する。

また、スマートフォンに接続可能なRFIDリーダ (ARETE POP) を2台用いて、「どこで」「なにを」という情報取得を試みる。具体的には、胸部に装着された ARETE POP で作業道具に貼られたタグ情報、足部に装着された作業場所の地面に貼られたタグ情報を検知する。これらのデータより作業内容と位置を推定する。図4に RFID リーダ (ARETE POP) と RFID タグの装着位置を示す。

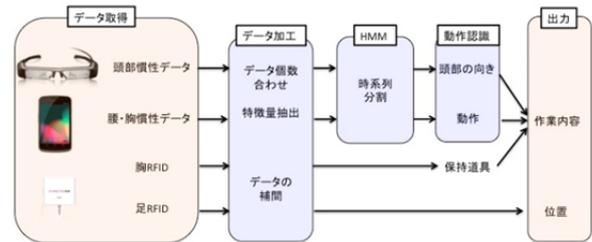


図1 提案手法の全体像

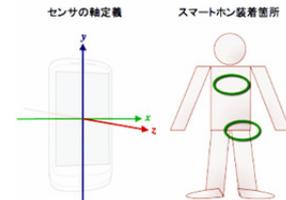


図2 スマートフォン装着の様子

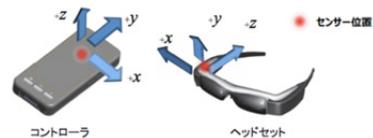


図3 スマートグラスとセンサの位置

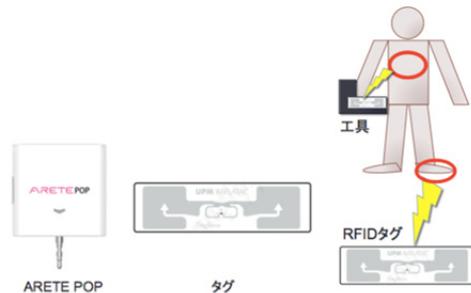


図4 RFID リーダの装着位置と RFID タグ

3. 2 データ取得と動作の分類

加速度データと RFID のデータは、どちらも本研究で作成したアプリによって、Android 端末に記録される。加速度データは 30Hz、RFID は 2Hz でデータが取得される。図5にデータ取得アプリにおけるデータ表示の例を示す。

本研究では、文献[12]と同じくスライディングウィンドウ方式で特徴量抽出を行う。取得された時系列データに対してウィンドウ幅を t_w 、スライド幅を t_s として、ウィンドウ領域毎に時系列データの成分毎の平均と分散を算出する。ここで、算出される時系列データを加速度特徴量と定義する。本稿ではウィン

ドウ幅 t_w は 2 秒, スライド幅 t_s は 0.03 秒とする. センサ 1 つにつき 6 次元の特徴量が抽出され, それらを HMM の入力とする.



図 5 データ表示の一例

身体動作の推定には, 表 1 に示す奥本らによる作業動作の分類[16]を参考にし, 表 2 に示す 5 状態 (立位・中腰・座位・しゃがみ・移動) を, 脚部と胸部の加速度特徴量を入力とした HMM で分離する.

頭部の向きは, 頭部の加速度特徴量を入力値とした HMM で 4 状態 (上向き・立向き・下向き・運動状態) を分離する (表 3). この加速度特徴量をそのまま入力値とする分析手法を, 分析手法 1 と呼ぶことにする.

表 1 奥本らによる作業動作の分類[16]

作業動作	説明
歩行	主に固定の作業場所への移動 外業作業が多い
姿勢保持	基本的には, 「しゃがみ」「中腰」「立位」の 3 種類 溶接作業など
持ち上げ/下げ	部材・工具・機器の持ち上げ下げ 玉掛け作業中に多い
運搬	部材・工具・機器の準備・片付け
押し引き	位置決めのため部材を押し引きする

表 2 本研究での作業動作の分類

奥本らによる分類	本研究で分類する動作		
姿勢保持	立位	立位	1
	中腰	中腰	2
		座位	3
しゃがみ	しゃがみ	4	
歩行	移動	5	

表 3 本研究での頭部運動の分類

頭部運動の分類	
1	上向き
2	立向き
3	下向き
4	運動状態

また, 分散値に閾値を設定することで計測対象の動静を分けてから, 静止状態の加速度データを統合し, その平均値を入力とした HMM より静止状態の分離を試みる. この方法を, 分析手法 2 と呼ぶことにする.

さらに, HMM による時系列のセグメンテーション結果に対して, ノイズ処理を行なう. 具体的には t 秒間以上連続していない動作は全て動的状態とみなす.

HMM によって分離された動作は, 状態の番号として得られる. それぞれの番号がどの動作や向きに対応するかを自動的に決めることは単純ではない. 本稿では, 観察結果との対比によって決定した.

加速度データが約 30Hz で取得されるのに対して RFID は 2Hz で取得される. 本稿では, RFID のデータに対して補間を行う.

取得される RFID データは, 作業者の位置と保持している道具を記録している. どちらのデータに対しても同じ処理を行うことでデータの補間を行い, 加速度データの取得時間に対応づける.

3. 3 HMM での推定の正解率

本研究では, HMM における状態は 1 種類以上の動作の和から構成されていて, かつ同一動作は複数の状態に分離されず, 同一状態に含まれるという仮定をおく. この仮定のもとで HMM から求められる状態系列における各状態の系列が対応する動作系列とどのように一致しているかについて求めたものを以下の正解率 R_c とする.

時系列の全時間の集合を \mathbf{T} とし最適状態系列における状態が s_i である時間の部分集合 $\mathbf{T}_{s_i} \subset \mathbf{T}$ のうち, その状態に対応する動作 m_j である時間の部分集合を $\mathbf{T}_{s_i, m_j} \subset \mathbf{T}_{s_i}$ とし, R_c を次式で求める. ここで $|\cdot|$ は集合の要素数を表す.

$$R_c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\mathbf{T}_{s_i, m_j}|}{|\mathbf{T}_{s_i}|} \quad (1)$$

また, 正解動作と状態系列から, 適合率 $R_{a_{ij}}$ を求める. $R_{a_{ij}}$ は, ある動作 m_j を行っている時点の部分集合 $\mathbf{T}_{m_j} \subset \mathbf{T}$ のうち, 状態系列における状態が s_i である時間の部分集合を $\mathbf{T}_{m_j, s_i} \subset \mathbf{T}_{m_j}$ として下式より求められる.

$$R_{a_{i,j}} = \frac{|\mathbf{T}_{m_j, s_i}|}{|\mathbf{T}_{m_j}|} \quad (2)$$

状態 s_{i^*} に対応する動作は $R_{a_{ij}}$ が s_{i^*} で最大となる動作 m_j とする. これは状態数が動作数より少ないときは複数となる. ただし, 本研究では動作と状態の対応付けが難しい場合には, 計測対象者の正解動作と状態系列の比較によって主観的に決定している.

3. 4 作業内容の推定

抽出された動作は, 3.2 節で述べたように奥村ら[16]の造船所における動作の分類に対応している. 作業内容は, 逆に, 表 2 と表 3 から表 1 への対応付けによって推定される.

また, RFID を利用した作業内容の推定を試みる. 例えば, あるタグ情報が読み取られて 30 秒以上再度同じタグが読み取られなかった場合に, 「その道具を離れた」, あるいは「その場所を離れた」と判定される.

4. 実験

4.1 実験方法

研究室内に造船所を模擬した環境を作り、実験を行った。装置を計測した様子と実験環境の外観を図6に示す。

図中のA~Eは、位置計測のためにRFIDタグを地面に設置している。作業場所はA~Dの4ヶ所と仮定し、正解動作の記録のためカメラで撮影する。A~Dにおいて、表2と表3に示した動作をランダムに行い、かつ場所を移動するものとする。Eでは作業は行わないが、入退室の計測を試みる。

また、作業場所AとCには道具がそれぞれ置いてある。道具を使用したり、他の作業場所に移動させたりしても良いものとする。道具を使う場合は、溶接作業などの道具を使う作業を模擬して道具を保持することとする。

カメラで記録した実際の動作と分析結果と比較することで本手法を評価する。

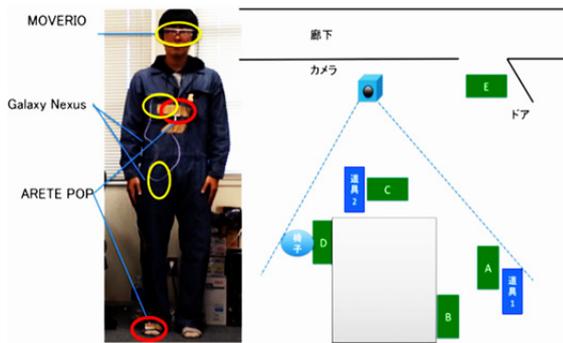


図6 装置装着の様子と実験室の概観

4.2 実験結果

脚部・胸部のデータを提案手法で分析した結果を図7に示す

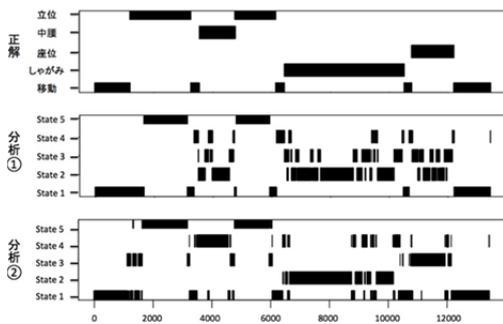


図7 脚部・胸部に対する分析手法1と分析手法2の正解データとの比較

分析手法1の正解率は66.5%であった。この手法では、「移動」、「立位」などの動作は分離できているが、「しゃがみ」と「座位」の分離は適合率が低く、「中腰」に関しては適合率が20%を下回っていることが表4よりわかる。

一方、分析手法2の正解率は83.3%であった。この手法では、「立位」、「中腰」、「座位」、「しゃがみ」などの静止状態の動作が75%以上の適合率で分離できていることが表5からわかる。また分散値によって運動状態と判定されたデータは「移動」のデータと95%適合していることもわかる。

頭部の運動を身体の動作同様の手法で分析した結果が図8で

ある。分析手法1と分析手法2の正解率を表6にまとめて示す。また、作業、位置、動作のデータをまとめたものが図9である。

表4 分析手法1の混同行列と各動作の適合率

	立位	中腰	座位	しゃがみ	移動	適合率
立位	2612	0	0	0	826	76.0%
中腰	0	143	275	765	32	11.8%
座位	0	76	764	593	0	53.3%
しゃがみ	0	277	1074	2696	11	66.4%
移動	0	519	17	38	2720	82.6%

表5 分析手法2の混同行列と各動作の適合率

	立位	中腰	座位	しゃがみ	移動	適合率
立位	2734	2	422	0	280	79.5%
中腰	0	999	77	0	139	82.2%
座位	0	46	1214	0	173	84.7%
しゃがみ	0	491	5	3122	440	76.9%
移動	0	88	70	6	3130	95.0%

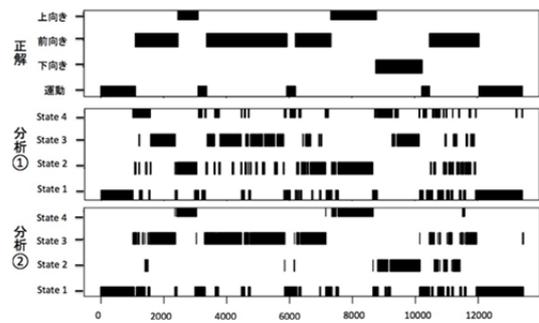


図8 脚部・胸部に対する分析手法1と分析手法2の正解データとの比較

表6 分析手法と正解率

	分析手法1	分析手法2
動作の推定	66.5%	83.3%
頭部の向きの推定	43.3%	81.0%

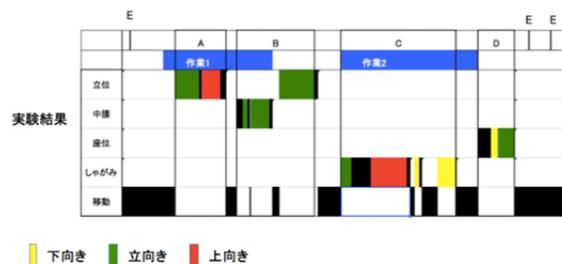
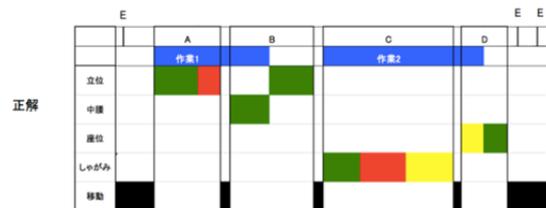


図9 正解と実験結果

4. 結論

本稿では、はじめに、作業計測の関連研究をまとめ、既存の作業計測手法を造船作業計測に適用した場合に以下の課題があることを指摘した。

- (1) 造船作業に対応した動作の識別の詳細化と高精度化
- (2) 位置データの詳細化
- (3) 作業内容の高度な推定法の確立

次にこれらの3つの課題の解決を試みた。

(1)に関しては、スマートフォンに加え、メガネ型の Android 端末である MOVERIO を用いることで対応した。これにより頭部の向きの情報取得が可能になり、動作の識別がより詳細に行えるようになった。また、動静の分離を行ってから、HMM を作成する手法を提案し、従来の HMM よりも精度を高めることができた。

(2)に関しては、足部に取り付けられたスマートフォンに接続された RFID リーダより地面に貼られた RFID タグを検知するという方法を提案した。この方法は、ビデオ映像からの人物追跡のような、環境光や影、遮蔽物、映像の空間解像度の影響を受けるものよりも、詳細かつ正確な位置データが取得できる。また、ビデオ映像の解析では難しい作業者の個体識別を容易にできるという利点を有する。さらに、身体の動静と RFID のタグ情報を結びつけることで各場所における滞在時間も推定できる。

(3)に関しては、道具に貼られた RFID タグを胸部に取り付けた RFID リーダで検知することで作業内容を推定するという方法を提案した。また、溶接作業のような、溶接の際に頭部と身体が静止することから、頭部と身体の動静も作業状態を判別するための情報に加えた。これにより、道具を持っていて、かつ静止状態の時を作業状態と判定することが可能になる。

また、Android 端末で使用可能な計測アプリを作成し、汎用性の高い、再現の容易な計測手法を構築した。本稿の実験においては、このアプリを利用し、その有用性が確認できた。

今後の課題として以下の2点を挙げる。

本研究では、奥本ら[14][15][16]の研究で分類されている歩行と4種類の姿勢保持の項目の分離を実現した。しかし、作業現場で作業者が取り得る動作は持ち上げ下げ、運搬、押し引きなどがある。本手法を適用した場合これらの動きは全て歩行と同じ「移動」状態として分離されてしまうと予想される。運動状態の詳細な分離が課題となる。

RFID タグの設置の仕方は、作業現場の環境に大きく依存するためタグが設置可能な場所と、その密度などを決めなければならない。今後の課題である。

参考文献

- [1] 青山和浩: 船舶建造高品質化・効率化技術の調査研究2012年度成果報告書, 日本財団助成事業, 2013
- [2] 大和裕幸, 小林郁太郎, 白山晋, 増田宏, 榎本昌一, 西田尚徳, 中村智和: ウェアラブルシステムの造船作業計測への適用, 日本造船学会論文集, Vol.190, pp.431-438, 2001
- [3] 岩崎哲, 田中砂与子, 広田輝直: 近距離無線による造船所内位置計測方法の研究, 日本船舶海洋工学学会論文集, Vol.1, pp.55-61, 2005

- [4] 田中太氏, 篠田岳思: 歩行中の身体のゆらぎ解析による作業・歩行路環境の安全性評価, 人間工学, Vol.46, No.4, pp.287-294, 2010
- [5] Liu, J. and Aoyama, K.: Monitoring System for Sub-Assembly-Shops to Effectively Manage Construction, Proceedings of the International Conference on Computer Applications in Shipbuilding (ICCAS), Vol.3, 2011
- [6] 劉捷: 造船所のジョブショップにおける建造マネジメントのためのモニタリングシステム, 東京大学大学院工学系研究科博士論文, 2013
- [7] Liu, J., Hirota, J., Wu, C.-X., and Aoyama, K.: Monitoring System for Advanced Construction Management(Integration Methods of Monitoring Data to Generate Virtual Job Shop), Proceedings of the International Conference on Computer Applications in Shipbuilding (ICCAS), Vol.2, 2013
- [8] 三浦元喜, 伊藤禎宣, 國藤進: グループホーム介護支援のためのRFID マットシステムの構築, 第五回知識創造支援システムシンポジウム報告書, 2008
- [9] Wang, S., Chen, C. and Jian, M.: Accelerometer based transportation mode recognition on mobile phones, Proceedings of 2010 Asia-Pacific Conference on Wearable Computing Systems, pp.44-46, 2010
- [10] Kwapisz, J.R., Weiss, G.M., and Moore S.A.: Activity recognition using cell phone accelerometers, ACM SIGKDD Explorations Newsletter, Vol.12, No.2, pp.74-82, 2011
- [11] 嶋谷健太郎, 間下以大, 宮本大樹, 岩田麻佑, 原隆浩, 清川清, 竹村治雄, 西尾章治郎: スマートフォンを用いたコンテンツ検索支援のための動作認識, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.111(430), pp.47-52, 2012
- [12] 大森崇弘, 白山晋: 行動センシングデータを利用した作業負荷算出手法に関する研究, 人工知能学会第2種研究会資料, SIG-KST-2013-03-04, 2014
- [13] 篠田岳思, 田中太氏, 藤原和俊: 作業観測法を適用した労働安全評価手法の開発, 三井造船技報, Vol.202, pp.13-19, 2011
- [14] 奥本泰久, 村瀬晃平, 宮越洋一: バーチャルヒューマンモデルによる作業性, 安全性の研究: 第一報 溶接作業時の人体負荷について, 日本造船学会論文集, Vol.187, pp.383-393, 2000
- [15] 奥本泰久, 村瀬晃平, 中馬越幸次: バーチャルヒューマンモデルによる作業性, 安全性の研究: 第三報 重筋作業時の身体負荷について, 日本造船学会論文集, Vol.189, pp.317-326, 2001
- [16] 奥本泰久, 中馬越幸, 井上重徳, 馬場脩: バーチャルヒューマンモデルによる作業性, 安全性の研究: 第六報 感性工学を応用したグラインダ作業時の人体負荷の評価, 日本造船学会論文集, Vol.191, pp.169-178, 2002
- [17] 倉沢央, 川原圭博, 森川博之, 青山友紀: センサ装着場所を考慮した3軸加速度センサを用いた姿勢推定手法(データ解析・検索), 情報処理学会研究報告(UBI), Vol.54, pp.15-22, 2006
- [18] 大村廉, 橋田尚幸, 今井倫太: 加速度データ自動セグメンテーションに基づく行動認識手法の性能評価, 情報処理学会研究報告(UBI), Vol.11, pp.1-7, 2010
- [19] Khan, A.D., Lee, Y.K., Lee, S.Y., and Kim, T.S.: A triaxial accelerometer-based physical-activity recognition via augmented-signal features and a hierarchical recognizer, Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions, Vol.14, No.5, pp.1166-1172, 2010
- [20] Wang, J., Chen, R., Sun, X., She, M. F.H., and Wu, Y.: Recognizing human daily activities from accelerometer signal, Procedia Engineering, Vol.15, pp.1780-1786, 2011
- [21] Tong, L., Song, Q., Ge, Y., and Liu, M.: HMM-based human fall detection and prediction method using tri-axial accelerometer, Sensors Journal, IEEE, Vol.13, No.5, pp.1849-1856, 2013
- [22] Witowski, V., Foraita, R., Pitsiladis, Y., Pigeot, I., and Wirsik, N.: Using Hidden Markov Models to Improve Quantifying Physical Activity in Accelerometer Data—A Simulation Study, PLoS ONE, Vol.9, No.12, e114089, 2014
- [23] 椎尾一郎: RFID を利用したユーザ位置検出システム, 情報処理学会研究報告, Vol.5, No.12, pp.45-50, 2000
- [24] 磯田佳徳, 倉掛正治, 石黒浩: ユビキタス環境での状態系列モデルを用いたユーザ支援システム, 情報処理学会論文集, Vol.44, No.12, pp.3014-3023, 2003