

時系列データの分節化と多重整列を用いた作業分析システム

八田俊之¹ 菅原佑介² 玉置哲也² 三輪祥太郎¹

概要：近年、生産現場では機器（生産設備）から収集したデータの自動分析による改善の取組みが盛んに進められているが、人（作業員）については、作業の動作や順序が多様なために分析の自動化が難しい。このため多くの生産現場で未だ目視に頼る作業分析が主流であり、多くの手間と時間を要するという課題があった。これに対し、本研究では統計モデルに基づく行動分析アルゴリズムを用いて作業分析を自動化した作業分析システムを構築した。行動分析アルゴリズムは、まず、時系列データに対してガウス過程を導入した隠れセミマルコフモデルを適用することで分節化を行い、一連の行動を動作要素のシーケンスとして表現する。つぎに、動作要素のシーケンスに対して多重整列を適用することで、標準的なシーケンスから外れた非標準動作を検出できる。本作業分析システムは、行動分析アルゴリズムによるデータ分析機能の他、専門家ではない分析者でも簡単に使用できるよう、作業行動のデータ計測機能、分析結果の映像表示機能を有する。本作業分析システムを用いた改善業務担当者による作業分析の実証実験を行った結果、目視による作業分析に対して平均して約1割の所要時間で、正解率約9割の自動分析が可能であることを確認できた。

Worker's Behavior Analysis System Using Time Series Segmentation and Multiple Sequence Alignment

TOSHIYUKI HATTA¹ YUSUKE SUGAHARA² TETSUYA TAMAKI²
SHOTARO MIWA¹

1. はじめに

近年の AI (Artificial Intelligence) 技術や IoT (Internet of Things) 技術の発展に伴い、生産現場では機器（生産設備）から収集したデータの自動分析による改善の取組みが盛んに進められている。しかし、人（作業員）の作業行動については、その動作や順序が多様なために分析の自動化が難しい。このため、多くの生産現場で未だ分析者の目視に頼る VTR (Video Tape Recorder) 法やストップウォッチ法が主流であり、作業分析に多くの手間と時間を要するという課題があった。

この課題に対し、本研究では統計モデルに基づく行動分析アルゴリズムにより作業行動をモデル化することで、作業分析を自動化したシステムを構築した。

提案する行動分析アルゴリズムでは、まず、時系列データに対してガウス過程に基づく隠れセミマルコフモデル (Gaussian Process-Hidden Semi Markov Model; GP-HSMM)[1] を用いることで分節化を行う。これにより得られる分節は行動を構成する動作要素に対応し、一連の行動を動作要素のシーケンスとして表現できる。つぎに、動作要素のシーケンスに対して多重整列 (Multiple Sequence Alignment; MSA)[2] を用いることで、標準的なシーケンスから外れた

非標準動作を検出できる。

既存の分析技術の多くは教師あり学習[3]に基づくため、生産現場では困難な事前の教師データの用意と学習モデルの構築が必要である。これに対して、本アルゴリズムは教師なし学習での行動分析を実現しており、生産現場への導入が容易となる。

また、本アルゴリズムを用いた作業分析を生産現場で活用するには、AI 技術の専門家ではない分析者でも、容易に作業行動の計測や分析結果を確認できる必要がある。このため提案する作業分析システムは、行動分析アルゴリズムに基づくデータ分析機能に加え、作業行動のデータ計測機能、分析結果の映像表示機能で構成した。データ計測機能では、小型で設置性の良い RGB-D カメラ (Intel® RealSense™ D400 シリーズ) を活用し、容易に作業員の姿勢変化を計測できる。映像表示機能では、作業員を撮影した映像を分析結果と併せて再生することで、容易に分析結果を確認できる。さらに、データ分析機能は修正支援インタフェースを実装しており、確認した分析結果を修正可能である。

以下、2 章では、関連研究について述べる。3 章では、本稿で提案する行動分析アルゴリズムについて述べる。4 章では、行動分析アルゴリズムを用いた作業分析システムについて述べる。5 章では、提案する作業分析システムによる実証実験について述べる。6 章では、結論を述べる。

1 三菱電機（株）先端技術総合研究所
Advanced Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation
2 三菱電機（株）生産技術センター
Manufacturing Engineering Center, Mitsubishi Electric Corporation

2. 関連研究

本章では、本研究で提案する作業分析システムの関連研究について述べる。

渡辺ら[4]は、生産現場において作業者を撮影した距離映像を利用するシステムを提案している。マーカを用いることで距離画像から両手の3次元位置を検出するとともに、あらかじめ設定したエリアの通過判定を行うことで動作要素を検出し、作業分析を実現している。

西田ら[5]は、作業者を撮影した RGB 画像を利用するシステムを提案している。画像から骨格情報を検出することで両手2次元座標の時系列データを取得するとともに、動作要素ごとに定義した基準時系列データと比較することで作業分析を実現している。

これら関連研究の共通の課題は、動作要素を検出するための基準となる教師データを事前に作成する必要があるという点である。生産の多品種化が進む中、作業者が実施する作業は多様化している。このため動作要素ごとの教師データ作成にかかる負担は大きく、生産現場への導入時に課題となる。

上記の課題に対して、本研究では、教師なし学習による行動分析アルゴリズムを用いることで生産現場への導入を容易にした作業分析システムを提案する。

3. 行動分析アルゴリズム

本章では、本稿で提案する行動分析アルゴリズムについて述べる。本アルゴリズムでは、まず、GP-HSMM を用いた分節化により、動作や順序のバラつきを含む一連の行動を動作要素のシーケンスとして表す。つぎに、推定された複数の動作要素のシーケンスに対して MSA を用いることで、動作要素の標準的なシーケンスを算出するとともに、非標準動作を検出することができる。本アルゴリズムを作業行動に適用することで、作業行動を構成する動作要素ごとの時間のバラつきや誤り、無駄な動作を検出することができる (図1)。

また、GP-HSMM および MSA のいずれも教師なし学習であることから、本アルゴリズムは事前の教師データの用意、また学習モデルの構築が不要であり、生産現場への導入コストが低いという特長がある。

以下、生産現場のセル生産やライン生産における典型的な作業行動である繰り返し動作を例として、GP-HSMM による行動の分節化と、MSA による非標準動作の検出について述べる。

3.1 GP-HSMM を用いた行動の分節化

GP-HSMM は連続的なデータを教師なしで分節化する生成モデルである。GP-HSMM を繰り返し動作に適用する場合のグラフィカルモデルを図2に示す。図において、 s_n は

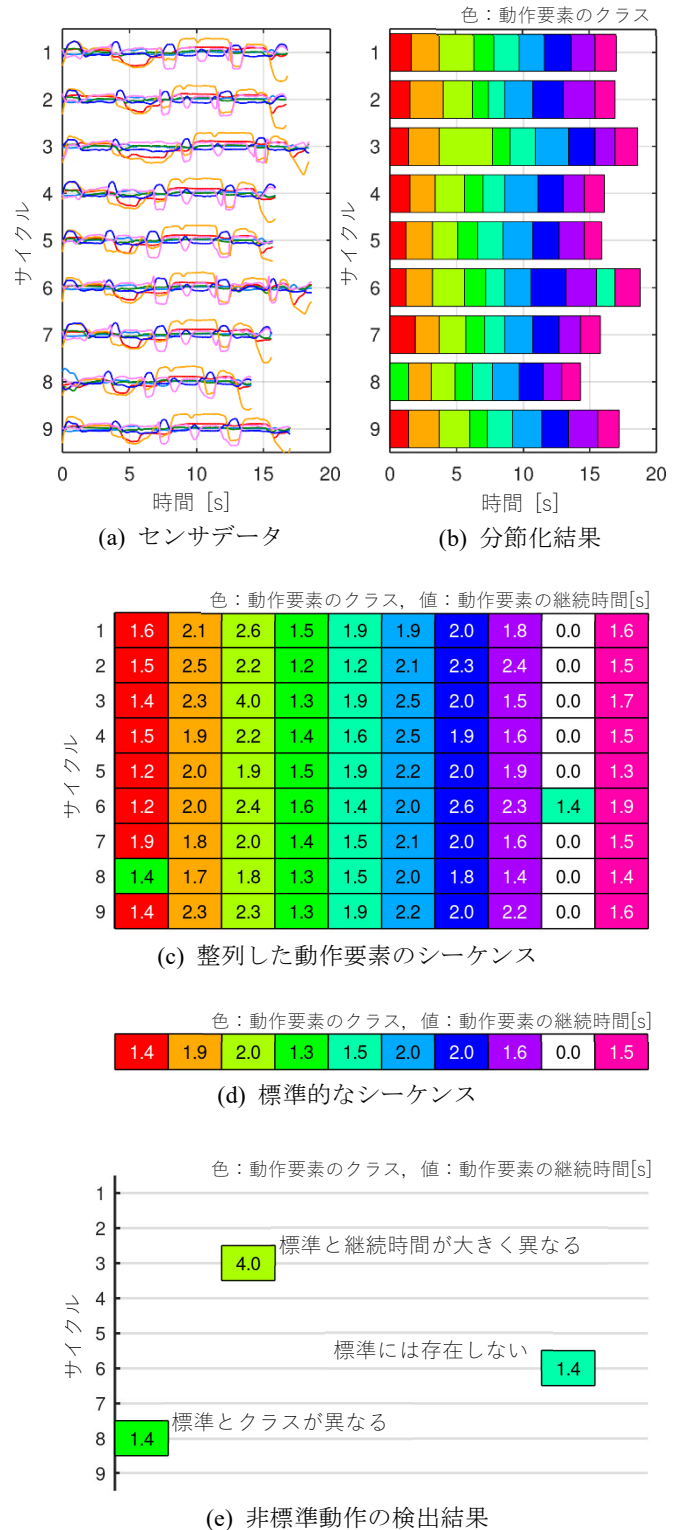


図1 行動分析アルゴリズムの概要

N 回の繰り返し動作の n 番目のサイクルで計測された時系列のセンサデータを表す。 $x_{n,j}$ は、 n 番目のサイクルにおける j 番目の分節である。 $c_{n,j}$ は、分節 $x_{n,j}$ が対応する動作要素のクラスであり、 C はクラス数を表す。

分節 $x_{n,j}$ の生成過程は以下のように表せる。

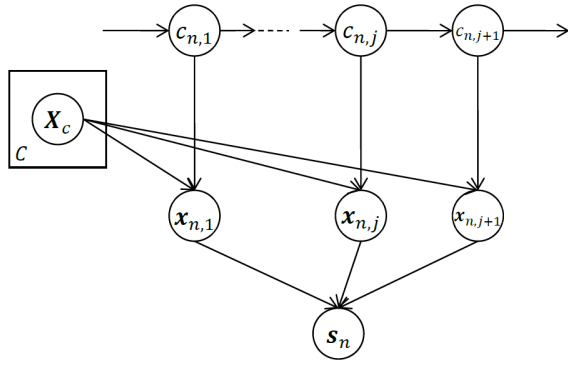


図2 GP-HSMM のグラフィカルモデル

$$c_{n,j} \sim P(c|c_{n,j-1}) \quad (1)$$

$$x_{n,j} \sim \mathcal{GP}(x|X_{c_{n,j}}) \quad (2)$$

ここで、 $P(c|c_{n,j-1})$ は分節 $x_{n,j-1}$ に対応するクラス $c_{n,j-1}$ からの遷移確率である。また、 X_c はクラス c に対応する分節の集合であり、 $\mathcal{GP}(x|X_c)$ は X_c をパラメータとするガウス過程である。

すなわち、クラス $c_{n,j}$ は、順序として1つ前の分節のクラス $c_{n,j-1}$ に基づき確率的に生成される。また分節 $x_{n,j}$ は、クラス $c_{n,j}$ に対応する分節の集合 $X_{c_{n,j}}$ をパラメータとするガウス過程に基づき確率的に生成される。センサデータ s_n は、各分節の連結により生成される($s_n = \{x_{n,1}, x_{n,2}, \dots, x_{n,J_n}\}$)。 J_n はセンサデータ s_n における分節の数である。

以上のように、GP-HSMMを用いることで動作要素のバラつきを遷移確率とガウス過程でモデル化し、一連の行動を動作要素のシーケンスとして表現できる。GP-HSMMによるセンサデータの分節化はBlocked Gibbs Sampler [1]により、遷移確率 $P(c|c')$ およびガウス過程 $\mathcal{GP}(x|X_c)$ の推定と、分節 $x_{n,j}$ およびクラス $c_{n,j}$ のサンプリングを繰り返すことで実現できる。

GP-HSMMによる分節化の例を図2に示す。図2(a)は、9サイクル分の繰り返し動作から両手3次元位置を計測した6次元センサデータの時系列グラフである。このセンサデータをクラス数9のGP-HSMMで分節化した時系列グラフを図2(b)に示す。分節化結果における各マスは推定された分節（動作要素）であり、色は動作要素のクラスを表している。

3.2 MSAによる非標準動作の検出

MSAは複数のシーケンス間で対応する箇所を整理する手法である。バイオインフォマティクスの分野では、DNA (Deoxyribonucleic Acid)の塩基配列やタンパク質のアミノ酸配列の変異（進化）過程を調べる基礎的な手法として、長い研究の歴史がある [6]。

本アルゴリズムでは、前章で述べたGP-HSMMにより推定された複数の動作要素のシーケンスに対し、MSAを用い

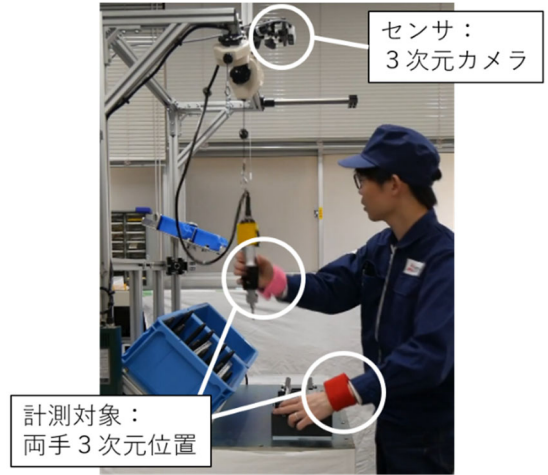


図3 3次元カメラによるデータ計測

ることで、対応する動作要素同士を整理する。これにより、例えば作業者が誤って動作要素を飛ばした場合や、複数回実施した場合、あるいはやり直した場合などの非標準動作を、動作要素の変異として検出することができる。

本研究では、MSAの代表的な手法である累進法[6]を利用することで、 N 回の繰り返し動作に対して推定された N 本のクラスのシーケンス $\{c_{n,1}, c_{n,2}, \dots, c_{n,J_n}\} (n = 1, 2, \dots, N)$ を整理する。つぎに、対応する動作要素間での統計分析により、動作要素の標準的なシーケンスを算出する。これにより、各サイクルにおける動作要素のシーケンスと、標準的なシーケンスとのクラス、継続時間を比較することで、非標準動作を検出できる。

図2(c)は、図2(b)に示した分節化結果を整理した動作要素のシーケンスである。図において、各行がサイクル、各マスが分節（動作要素）を表し、対応する動作要素を同じ列に配置している。図2(d)は、図2(c)の整理した動作要素のシーケンスから算出した標準的なシーケンスである。図2(e)は図2(c)に示した各サイクルの動作要素のシーケンスと、標準的なシーケンスとを比較し、非標準動作を検出した結果である。

4. 作業分析システム

本章では、本稿で提案する行動分析アルゴリズムを用いた作業分析システムについて述べる。本システムは、行動分析アルゴリズムの入力となるセンサデータの計測機能、行動分析アルゴリズムに基づくデータ分析機能、分析結果を分析者が短時間で把握するための映像表示機能により構成した。さらに、データ分析機能は分析結果の修正支援インタフェースを備えた。これにより、分析者がAI技術の専門家ではない場合でも、生産現場での作業分析に行動分析アルゴリズムを容易に活用できる。

以下、本システムにおけるデータ計測機能、分析結果の映像表示機能、修正支援インタフェースについて述べる。

4.1 データ計測機能

本システムでは、3次元カメラ（Intel® RealSense™ D400シリーズ）を用いて、次の2点を計測する。

- 作業者の繰り返し動作を映した映像
- 作業者の両手3次元位置の時間変化（センサデータ）

図3にデータ計測の様子を示す。分析対象となる作業者は、色付きのリストバンドを両手に装着する。これを目印として3次元映像から検出することで、両手3次元位置の時間変化を計測する。

なお3.1節で示した通り、本システムの行動分析アルゴリズムはサイクルごとに分割されたセンサデータを入力として想定している。本システムでは、連続的に計測したセンサデータをサイクルごとに分割する機能を以下の2方式で実装している。

- センサデータの相互相関解析による自動分割
- GUI (Graphical User Interface)による手動分割

4.2 分析結果の映像表示機能

本システムでは、行動分析アルゴリズムの分析結果と、4.2節で計測した映像とを連携して表示する。具体的には、分割したサイクルごとの動作要素のシーケンス間で、対応する複数の動作要素の映像を同時再生する。これにより、分析者は分析結果の内容を短時間で把握することができる。

図4に分析結果の表示例を示す。左側は、センサデータを動作要素に分解した時系列グラフと、整列した動作要素のシーケンスであり、行動分析アルゴリズムが検出した非標準動作のマスに横線を描画することで強調している。右側は、シーケンス間で対応する動作要素の映像である。整列した1列目の動作要素を同時再生しており、非標準動作であるサイクル8だけ縁取りを描画することで強調している。これにより分析者は、分析対象の繰り返し作業の冒頭は標準的に“右手で取る”動作であるが、サイクル8だけ“左手で取る”非標準動作をしている、と短時間で把握することができる。

4.3 修正支援インタフェース

本システムの行動分析アルゴリズムは、3章で示した通り教師なし学習に基づく。このため、例えば“1つのねじ締め動作が2つの動作要素に分割されている”等、分析結果が分析者の考えと一致しない場合がある。

これに対し本システムでは、分析者が分析結果の一部をGUI上で修正し、行動分析アルゴリズムにフィードバックして再分析させる修正支援インタフェースを実装している。具体的には、行動分析アルゴリズムは修正箇所（分節およびクラス）の集合を教師データとして、Blocked Gibbs Sampler (3.1節)の初期値に利用するとともに、サンプリング対象から除外する。これにより、分析者は少ない修正の

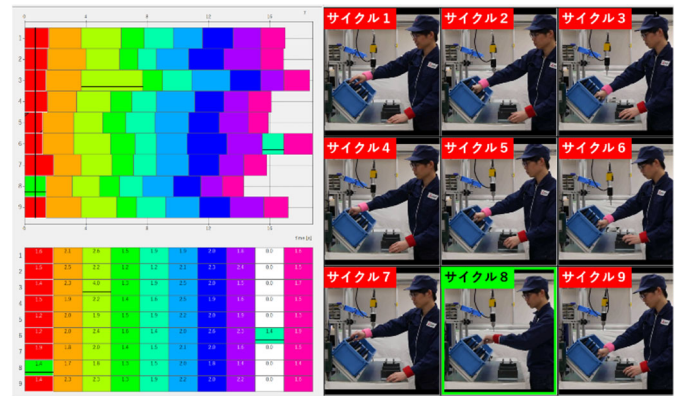
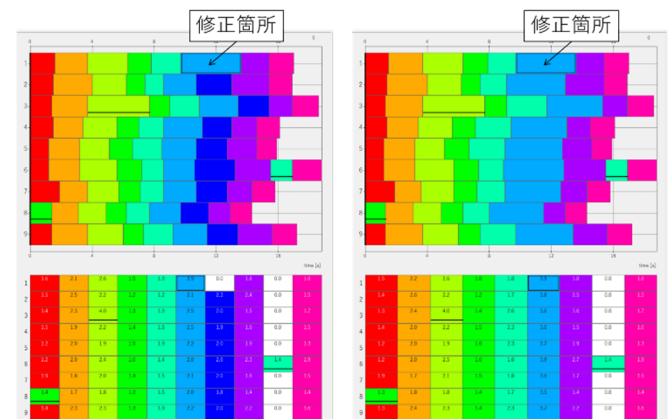


図4 作業分析システムによる分析結果の映像表示



(a) 分析者による修正

(b) 修正のフィードバックによる再分析

図5 修正支援インタフェースの使用例

操作で、分析結果の全体を分析者の考えと一致するように修正することができる。

図5は修正支援インタフェースによる修正の例である。図4で示した分析結果について、整列した動作要素のシーケンスの6列目と7列目の動作要素を1つの動作要素としてまとめている。修正の手順として、まず分析者はサイクル1の2つの動作要素をGUI上で結合する修正を手動で行う（図5(a)）。次に、行動分析アルゴリズムは修正箇所を教師データとして、再分析を行う。これによりサイクル2~9についても、手動で指示したサイクル1と同様に、自動で2つの動作要素が1つにまとめられる（図5(b)）。

5. 実証実験

本章では、行動分析アルゴリズムを用いた作業分析システムによる実証実験および結果について述べる。実証実験は、実稼働中である工場内の2ラインで実施した。対象としたラインおよびデータ計測の条件を表1に示す。データ計測1回につき作業員1名を対象とし、すなわちデータ計測回数合計4回で作業員延べ4名の作業を計測した。

表 1 実証実験の対象ライン及びデータ計測条件

対象ライン	作業内容	サイクルタイム	計測回数	総動画時間
A	組立	約 1 分	2	約 29 分
B	組立	約 3 分	2	約 37 分

また、本実験では比較のため、計測したデータに対して以下 3 つの手法で作業分析を実施した。

- 従来の VTR 法による分析 (“目視分析”)
- 行動分析アルゴリズム単体での分析 (“AI 全自動分析”)
- 修正支援インタフェースと組み合わせた行動分析アルゴリズムによる分析 (“AI 支援分析”)

分析者は生産改善業務に従事するエンジニア 3 名(a, b, c)であり、対象ラインの作業工程、および本システムの使用方法を事前知識として有している。また“目視分析”および“AI 支援分析”では、分析者は対象ラインでの作業工程ごとの作業時間を全て確認できるまで分析を行った。

以下、“AI 全自動分析”による分析結果の正解率、および各手法における分析の所要時間について評価結果を示す。

5.1 分析結果の正解率

3.1 節で述べた“AI 全自動分析”による動作要素への分節化について、“AI 支援分析”の結果を真として各時刻でのクラスの正解率を評価した。結果、分析者 3 名での平均正解率は対象ライン A で 88.5 %、対象ライン B で 93.7 % となった (図 6)。すなわち、行動分析アルゴリズムにより平均正解率 91.1 % の自動分析が可能であることを確認できた。

5.2 分析の所要時間

各手法による分析の所要時間の評価結果を図 7 に示す。まず“目視分析”の平均所要時間は、対象ライン A で約 48 分、対象ライン B で約 42 分となった。これに対し、“AI 全自動分析”での平均所要時間は対象ライン A で約 7 分、対象ライン B で約 5 分となり、“目視分析”に対して平均 14.2 %であることを確認できた。また、“AI 支援分析”での平均所要時間は対象ライン A で約 17 分、対象ライン B で約 7 分となり、“目視分析”に対して平均 25.4 %であることを確認できた。

6. おわりに

本稿では、生産現場における作業分析の自動化を目的として、行動分析アルゴリズムおよび作業分析システムを提案した。

実稼働中の工場での実証実験により、行動分析アルゴリズムは従来の VTR 法と比較して、平均約 1 割の所要時間

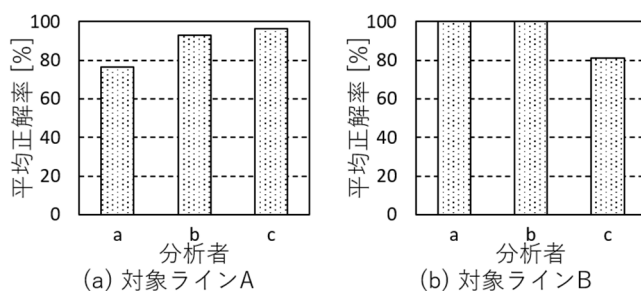


図 6 分析結果の平均正解率

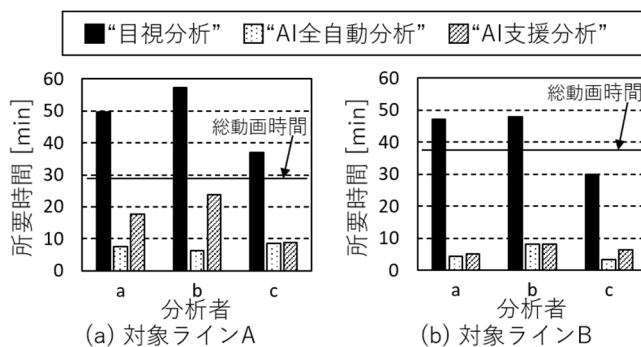


図 7 各手法における分析の所要時間

で正解率約 9 割の分析が可能であることを確認できた。また、行動分析アルゴリズムの分析結果が分析者の考えと一致しない場合でも、修正支援インタフェースによって、さらに約 1 割の所要時間で修正が可能であることを確認できた。

今後、行動分析アルゴリズムについては、繰り返し動作以外の作業行動等への適用可能性について検証を進める。また、作業分析システムについては、適用事例の拡充を図るとともに、生産現場での使いやすさの更なる向上に向けて各機能の改善を進める予定である。

参考文献

- [1] Nakamura, T., Nagai, T., Mochihashi, D., et al.: Segmenting continuous motions with hidden semi-Markov models and Gaussian processes, *Frontiers in neurorobotics*, Vol.11, No.67, pp.1-11 (2017).
- [2] Hogeweg, P. and Hesper, B.: The Alignment of Sets of sequences and the construction of phyletic trees: an integrated method, *Journal of molecular evolution*, Vol.20, No.2, pp.175-186 (1984).
- [3] Abdallah, Z. S., Gaber, M. M., Srinivasan, B., et al.: Activity recognition with evolving data streams: A review, *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Vol.51, No.4, pp.1-36 (2018).
- [4] 渡辺博己, 生駒晃大, 棚橋英樹: Kinect を用いた作業分析システムの開発, 岐阜県情報技術研究所研究報告, No.19, pp.41-46 (2017).
- [5] 西田一貴, 音田浩臣: セル生産ラインにおける作業者の標準外動作検知システムの開発, システム制御情報学会論文誌, Vol.33, No.5, pp.149-155 (2020).