

工程改善のための作業行動の見える化 Visualization of Worker Behavior for Process Improvement

堀川 三好[†]
Mitsuyoshi Horikawa

1. はじめに

センシング技術や動画解析の進化に伴い、製造現場における IoT/AI 活用が普及し始めている。製造現場における IoT/AI の導入目的は、2 つに大別して整理することができる。1 つ目は、ロボットや画像解析技術を用いて人間の作業を機械が代替することで、直接的に生産性や品質を向上する技術であり、最近ではスマート工場を実現する手段として導入が進んでいる。2 つ目は、日常的に取り組みされている改善活動や現状分析に IoT/AI を導入して見える化を促進する技術で、多くの企業で導入方法に課題を抱えている。

製造現場における改善活動は、日本の製造業の競争力の源泉であり、Industrial Engineering (以降、IE) として取り組まれている。しかしながら、IoT/AI を用いる多くの可視化技術の導入は、改善活動に繋がる「見える化」に至らない事が多い。その理由として、IE 分野で培ってきた手法・知見と可視化技術が融合しておらず、特に IE において重要な「ムダの発見」に繋がらないことが挙げられる。可視化技術から見える化に進化させることで工場の問題点に気づき、効率的な方法を探す心掛けを現場担当者に定着させることが真のスマート工場と言える。

本研究では、中小ものづくり企業が容易・安価な IoT/AI を活用して改善活動を活発化することで、生産性・品質の向上および競争力の創出することを目的としている。本稿では、著者らが導入を進めている動画解析と簡易センシングデバイスを併用したマルチモーダル学習による作業行動の可視化技術を紹介したうえで、IE 分野に可視化技術を適用しムダの見える化を進める方針について検討する。

2. 関連研究

2.1 製造業における IoT/AI の活用状況

ドイツ政府が中心となり 2011 年に公表されたインダストリー 4.0 以降、スマート工場が注目され多くの研究報告がされている。スマート工場は、インダストリー 4.0 において製造システムと生産プロセスの垂直統合を行うための重要な要素として位置づけられている。その実現には、Cyber Physical System の概念に基づき IoT/AI、クラウドコンピューティングやロボティクスを製造システムで有効活用することが重要とされる[1]。しかしながら、スマート工場は、工場自体が様々であるため定義が難しく、明確な定義は存在していない[2]。

一方、国内では製造 DX として上述の技術導入を行う企業が増えている。また、改善活動に IoT/AI を活用する事例は、海外よりも国内企業で多く見られる。スマート工場の実現には、工場の現状や将来進むべき方向性を経営層と現

場とで共有することが重要とされる。その手段として、Smart Manufacturing Kaizen Level (SMKL) [3]が提案されており、工場のスマート製造化を“みえる化”するために活用されている。また、楠[2]は、SMKL に工場スマート化のキー技術を当てはめて解説し、生産現場の作業者の動きをカメラで撮影するだけで作業内容を認識・特定し、作業時間や作業ミス、ムダを自動検出することで作業分析を効率化でき、生産現場の生産性向上が期待できると述べている。

2.2 Industrial Engineering と IoT/AI

IE は、「価値とムダを顕在化させ、資源を最小化することでその価値を最大限に引き出そうとする見方・考え方であり、それを実現する技術である。仕事のやり方や時間の使い方を工夫して豊かで実りある社会を築くことを狙いとしており、製造業だけでなくサービス産業や農業、公共団体や家庭生活の中でも活用されている。」と定義されている[4]。すなわち、IE とはムダを明確にして最小限にすることで、価値を最大限にする方法論を意味する。そのため、業務の中で価値を生む作業と生まない作業の見える化が基本となる。

IE の手法は、分析的アプローチと設計的アプローチに大別される。分析的アプローチでは、現状を分析しムダを発見・改善していくアプローチであり、IoT/AI を活用して従来は不可能だった観測が可能となることが期待できる。その意味では、ムダの発見方法を再考すべき時期にある。一方、設計的アプローチは、現実を考慮しながら理想を定義し、目標を導き出す手法であり、データサイエンスの活用等に変革期にある。分析的アプローチにあたる IoT/AI を活用した改善活動の目的は、作業や動作の問題点に気づき効率的な方法を探す心掛けを現場担当者に定着させ、各自のムダな作業の発見を支援することである。そのためには、日常的な改善活動に、IoT/AI をどのように適用するべきなのか議論する必要がある。

2.3 動画解析による行動認識

行動認識は、姿勢推定技術の高精度化や機械学習モデルの進歩が基盤となり、認識精度と柔軟性が目覚ましく向上している。特に、姿勢推定から生成される人体の骨格データとグラフ構造を入力としたニューラルネットワークである GNN (Graph Neural Networks) による精度向上が組み込まれている[5]。また、空間グラフと時間グラフを考慮するモデルや Attention 機構を組み込んだモデルにより、性能が飛躍的に向上している。一方で、認識精度の向上を目的とした別アプローチとして、骨格データ以外のモダリティを統合的に利用するマルチモーダル学習がある。例えば、ウェアラブルデバイスから得られる加速度・角速度データを骨格データの人体グラフの新たなノードとして定義することでマルチモーダル学習を行う手法が提案している[6]。しかしながら、認識精度の向上を目指した研究が多く、実務

[†] 岩手県立大学 Iwate Prefectural University

適用で生じる課題を想定しながら取り組まれる研究は少ない。製造現場への適用事例としては、作業者の逸脱・異常動作の検知、習熟度の可視化、動線分析が見られる。

2.4 センシングデバイスによる行動認識

製造現場で用いるセンシングデバイスは、小型化や省電力化を進めながら時計型・眼鏡型・アクセサリ型のウェアラブル機器を中心に導入されている。センシングデバイスを用いる際は、加速度・角速度センサを用いた動作・運動量の分析と BLE ビーコン等の電波強度を用いた測位を並行して取り組まれる事例が多い。これらは、動画解析ほど高精度な行動認識は行えないものの、導入の容易性や対象が広い範囲に及ぶ場合に適用可能な点で優位性を持つ。

また、測位については、UWB や BLE5.0 を用いた距離・角度を利用する測位が目玉され、1 m 以下の測位誤差を実現している。しかしながら、専用アンテナが高価かつ設置間隔が狭いため導入コストの面から課題を残している。一方で、BLE4.0 を用いた電波強度による測位は、三角測量やフィンガープリンティング方式による導入が試みられたものの精度に課題がある。その解決策として、電波強度を特徴量とした教師あり学習による測位手法が提案されている。従来の電波強度を用いた数学的手法に比べて測位精度は高いものの、測位モデル生成のための訓練データの収集や正解ラベル付けの負荷が課題となっている[7]。

3. 作業行動の可視化技術

3.1 これまでの取り組み

著者らは、動画解析やセンシング技術を用いた作業行動の可視化技術を開発し、工場での実証実験や事業化に取り組んでいる。特に、対象を「定位置での作業員」「広範囲に移動する作業員」にわけて技術導入を進めてきた。

- ①定位置での作業員を対象とした動画解析による動作推定
組立ラインやセル生産等、定位置での作業員を対象とした動作推定からガントチャートを生成する技術を確立している。動作推定は、定点カメラで撮影した動画から作業員の骨格データを抽出し、GNN 系の深層学習を用いている。
- ②広範囲に移動する作業員を対象としたセンシング技術による行動分析

広範囲に移動する作業員向けの行動分析ツールとして、株式会社イーアールアイと共同でセンシング技術を開発し、事業化している[8]。従来、改善活動の対象とするのが難しい間接作業員の位置や状態を可視化することを可能とし、改善活動前後の定量評価等に利用されている。

3.2 作業行動の可視化技術に関する課題

先述の「動画解析による動作推定」「センシング技術による行動分析」を工場に導入しようとする、以下の 4 つの技術的課題に直面した。これらは、特定企業の課題ではなく、多くの企業の導入事例で共通して抱えていた課題であった。

- ①製造現場で取得可能な動画が不明瞭
動画解析を行う上で取得可能な製造現場の動画は、作業員の全身動画が取得できる事例は少ない。例えば、設備、治工具や作業台などが障害物になり、取得される骨格データの 15% から 40% が欠損している事例が多い。また、カメラを各作業員に設置することは困難であり、360 度カメラ

を設置する等、広範囲のエリアを不明瞭な動画で動作推定することが求められる。

- ②機械学習用のデータセットの生成コストが高い

動画解析やセンシングデータから、機械学習を用いて可視化を行う技術は有用ではあるものの、データセット生成に膨大なコストが必要となる。特に、教師あり学習における訓練データ生成は、動画を確認しながら目視でラベル付けする必要がある。例えば、動作推定の粒度によるものの、1 日分の動画のラベル付けに学生 3 名で 1 週間かかり、かつ人による差異もあるため動作推定精度が低くなるが生じた。

- ③動画における個人識別が困難

作業員は、工場着・帽子・マスク等を装着するため、顔認証等が行えず個人識別が困難である事例が多い。特に、複数カメラにまたがった作業や複数人が同時に映っている場合の作業に対応するため、実験の際に帽子にマーカーを装着、または腕章を装着して、個人識別をする必要があった。その場合、常にカメラからマーカーが撮影できるわけではなく自動化が難しいため、作業員行動の可視化における課題となる。

- ④滞在場所の測位精度が低い

開発技術は、即時性高く低コストで導入可能なものの、作業員の滞在場所測位が中精度（測位誤差 3m）である。工場では、1m 程度の測位誤差に抑える必要があり、精度向上が課題となる。

3.3 マルチモーダルによる作業員行動の可視化の開発

作業員行動の可視化に関する技術的課題を解決しながら、中小ものづくり企業へ導入可能な安価な可視化技術は存在していない。そのため、安価で導入可能な 360 度カメラから取得可能な動画と腰に装着する簡易センシングデバイスから収集されるデータを併用することで、広範囲な作業員行動の可視化を行う 4 つの技術を提案・開発している。

- ①不明瞭な動画を用いた動作推定

動作推定は、動画解析を用いる方法が有効であるが、障害物による骨格データの欠損や動画のフレームレートによる影響を受ける。一方、簡易センシングデバイスは、動作推定には向かないものの障害物がある場合も安定してデータ取得ができる。これらの相互の利点を活かしたマルチモーダル深層学習による動作推定モデルを開発し、骨格データが 50% 欠損する場合でも、現場適用可能な動作推定を可能とした[9]。

- ②訓練データ生成の自動化

センシングデバイスから得られる加速度・角速度データから、機械故障検知でよく用いられる変化点検知を用いてスコアを算出し、閾値を設定することで動作区間を定義する方法を開発した。この動作区間を動作ラベルとして定義することで、動画への正解ラベル付け作業を自動化することを可能とした。この手法を用いた場合、毎回の作業で動作区間の相違が生じるため、時系列データの類似度を測る動的時間伸縮法を併用することで時間軸の相違を補正する手法を開発している。

- ③マルチモーダル学習による個人識別

外観での個人識別が困難な場合を想定し、作業員の身体的特徴や動作的特徴を考慮して個人識別を行う GNN を用いた深層学習モデルを開発した[10]。現在、センシングデ

表1 IEにおけるレイヤーごとの対象・着眼点・ポイント（出展[12]）

レイヤー	動作・作業	工程	ライン	施設全体	経営
対象	作業員	人・物・設備	ライン	レイアウト・物流	サプライチェーン
着眼点	動作のムダ	手持ちのムダ 運搬のムダ	つくりすぎのムダ	運搬のムダ 在庫のムダ	経営資源のムダ
ポイント ・手法 ・考え方	動作経済の原則 ECRSの原則 動作研究 時間研究	稼働分析 工程分析 流れ線図 MMチャート	ラインバランシング 混流生産・平準化生産 自動化 小ロットと段取り改善 多能工管理（スキルマップ）	プッシュプル生産 流れ線図 DI分析 VSM 在庫管理（流動数分析）	経営の3要素と経営資源 需要予測と生産計画 発注方式 生産情報システム グローバルサプライチェーン 人材育成 損益分岐点

バイスとのマルチモーダル学習に拡張し、大人数の個人識別を高精度で実現する手法の開発に取り組んでいる。

④機械学習による高精度なBLE測位

従来の数学・統計的手法を用いた測位システムで訓練データを自動収集し、最終的にはビーコンの電波強度から深層学習を用いたフィンガープリンティングで測位する方法を開発した[11]。この方法は、導入時はエリア判定型で測位を始め、最終的には機械学習で座標測位を実現する方式であり、学内実験では測位誤差0.88mを実現している。

4. IEと可視化技術の融合

これまでの作業員行動の可視化技術の導入を進める中で、可視化技術を改善活動に活用するためには、IE分野の知見と融合させることで「見える化」へ拡張する必要があると感じた。特に、現状分析におけるムダの見える化は、IEで体系化された技術へ可視化技術を適用することで実現可能となる。表1にIEにおける対象・レイヤーとポイントを要約する。著者らは、作業員（動作・作業レイヤー）における「動作のムダ」の自動検出を中心に組みながら、工程・ライン・施設全体へと範囲を拡張する予定である。本稿では、動作・作業レイヤーへの可視化技術の適用方法について提案をする。

4.1 動作経済の原則とECRSの原則

動作・作業レイヤーでは、作業員を対象として7つのムダの中の「動作のムダ」に着目し、合理的な作業の実現を目指す。動作のムダとは、「付加価値を生んでいない不要な動き」を意味する。また、合理的な作業を行うためには、動作経済の原則を適用するのが一般的である。動作経済の原則は、「作業員が作業を行うとき、最も合理的に作業を行うために適用される経験則」[JIS Z814:5207]と定義されており、身体の使用、作業員の配置、そして設備・工具の設計の3つの側面から22の原則でまとめられている。これらの原則を要約したもので、動作経済の基本原則と呼ばれる4つがある。動作経済の基本原則は、「原則1：動作の数を少なくする」「原則2：両手を同時に使う」「原則3：移動の距離を短縮する」「原則4：動作を楽にする」である。原則2から4においては、図2に示す正常作業域（場合によっては最大作業域）で作業環境を準備し、振り返りやしゃがむ等の負担のかかる動作を排除するのが基本となる。動作経済の原則で改善の視点を得た後に、実際に改善を進める際はECRSの原則が指針、着眼点、順序として用いられる。ECRSの原則は、「Eliminate（排除）：なくせ

ないか」「Combine（結合）：一緒にできないか」「Rearrange（交換）：順序の変更はできないか」「Simplify（簡素化）：単純化できないか」を指す[JIS 8141:5306]。

理想としては、動作経済の原則やECRSの原則に基づきある程度の合理的な作業状態を実現し、動作研究や時間研究の分野でのIoT/AIを活用した作業員行動の可視化に取り組むべきである。しかしながら、IE分野の専門家不足のため手が届かなかつたり、または一度設計された作業環境も時間経過や個人差で再び動作のムダが生じたりするものである。従って、この視点におけるIoT/AIの活用は、IEの専門家が不足している中小企業を対象に、動作のムダの自動検出が有効だと思われる。例えば、「正常作業域で作業が行われているか」「移動が多く生じるのはどのような時か」「負担のかかる作業・ムダな作業が発生していないか」を動画解析、センシング技術および機械学習から自動抽出し、集約動画を作成することで現場担当者が改善活動に活用することは有効である。また、品質管理の面から、特定の逸脱動作の検出について取り組むことも有効である。これらを小集団活動等の基礎資料として提供することで、効率的な方法を探す心掛けを現場担当者に定着することが促進されると考えられる。

4.2 動作研究

動作研究とは、作業員が行うすべての動作を調査・分析し、最適な作業方法を求めるための手法の体系[JIS Z8141:5206]である。動作研究は、ミクロな観点での分析となり、要素動作や単位動作でのムダを抽出して改善するものである。動作研究における代表的な手法として、両手作業分析とサーブリック分析がある。両手作業分析では、作業員の右手と左手の動作の内容と順序をつかんで、問題点を発見する分析方法で、通常は目視で分析する。最も簡易な場合、両手の動きを「加工・移動・保持・手待ち」の4種類で表記する。一方、サーブリック分析では、作業員の動作を18種類・3分類の要素動作でサーブリック分析表に記載する。この分析の利用方法としては、まずは第三類の

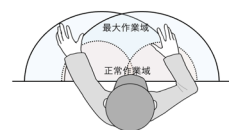


図2 正常作業域と最大作業域

分類	名称	略字	記号	分類	名称	略字	記号
第一類	空手	TE (Transport Empty))	第二類	位置を正す	P (Position))
	つかむ	G (Grasp)			探す	SH (Search)	
	運ぶ	TL (Transport Loaded)			発見出す	F (Fine)	
	組立	A (Assemble)			選ぶ	ST (Select)	
	分解	DA (DisAssemble)			考える	PN (Plan)	
	使う	U (Use)			待位置	PP (Pre-Position)	
第二類	空手を放す	RL (Release Load))	保持	H (Hold))	
	確認する	I (Inspect)		避けられない遅れ	UD (Unavoidable Delay)		
				避けられる遅れ	AD (Avoidable Delay)		
				待機	R (Rest)		

図 3 サブリック記号

動作をなくせないかを検討し、次に第二類について見直しを行い、最後に第一類について少ない動作にできないかを検討する。

動作研究を行うためには、従来から多大な労力を要していた。これらを可視化技術により自動化できれば、中小企業を中心に工程改善に革新をもたらし、生産性の向上が見込める。まず、両手作業分析を可視化技術から実現するのが現実的かと思われる。また、データセットの収集が進めば、サブリック分析の自動化も可能であると思われる。併せて、強化学習の活用により AI による動作改善案の提案も期待できる。著者らは、両手作業分析の自動化に取り組んでいるが、4.1 節で述べたように、ある程度合理的な作業が実施されている環境が整っており、かつ動画とセンシングデバイスの併用環境であれば実現可能だと考えている。

4.3 時間研究

時間研究は、作業を要素作業または単位作業に分割し、その分割した作業を遂行するのに要する時間を測定する手法[JIS Z8141:5204]である。人間の作業を時間という尺度に置き換えて、作業改善や標準時間設定を行うことを目的としている。

標準時間は、IE においてストップウォッチによる観測が主流であり、定期的に見直す必要がある。これは、生産管理で重要な要素なものの、観測に時間がかかるため中小企業では設定されないことが多い。また、作業者の習熟度や作業環境による影響が大きく、設定後も常時見直す必要がある。IE では、熟練者が余裕を持って行える作業時間を標準時間に設定し、標準時間のばらつきを観測した上で、治工具/仕掛品置き場の定置化を行う。ばらつきが大きい作業に対しては、サブリック分析を併用し、第二類の動作を見直すことが行われる。

可視化技術を活用すれば、作業者の動作推定を用いたガントチャートを高精度で実現することで、標準時間の設定やばらつきの観測を常時個人別に把握可能となる。これは、単に作業者の習熟度を把握するのみでなく、生産管理に必要なリードタイムや工数の見積りの精度を向上することにつながる。すなわち、スマート工場における製造システムと生産プロセスの垂直統合には欠かせない技術となる。また、従来の作業単位を中心とした時間研究から発展させ、作業者ごとの時間研究を体系化することで、その効果は工程改善のみならず生産性の向上に及ぶものだと考える。

5. おわりに

本稿では、著者らが導入を進めている動画解析と簡易センシングデバイスを併用したマルチモーダル学習による作業行動の可視化技術を紹介したうえで、IE 分野における

作業・動作レイヤーへの可視化技術を適用する方法について考察した。現在、これらを実現するために協力企業で実証実験を実施しており、動作のムダの自動検出や両手作業分析および標準時間の算出の技術開発を優先的に取り組んでいる。IoT/AI 活用が普及したことで、様々な分野で可視化技術の導入が進んだものの、実証実験で終わる事例が多いと聞く。著者も、当初の研究目的であった作業行動の可視化技術の開発のみでは製造現場に受け入れられず、対象領域で既に培われている知見や経験に IoT/AI がどのような役割を果たすのかを考えるようになった。

また、これらの取り組みが生産性や品質の向上に関わる KPI に影響を及ぼすには、レイヤーを工程・ラインへと拡張する必要がある。すなわち、人に加えて物や機械を含めて工場の状態を把握する技術開発を行う必要がある。これらのレイヤーについても IE 分野の知見や技術が確立されており、先端技術をどう適用していくかを継続して研究として取り組む予定である。冒頭で述べた 2 つの IoT/AI の導入目的は、トップダウン/ボトムアップアプローチと捉えることもでき、最終的には融合するものと思われる。このボトムアップ型で進めるスマート工場は、将来的に日本の製造業の新たな競争力の源泉になり得ることを期待している。

参考文献

- [1] Elvis Hozdić, “SMART FACTORY FOR INDUSTRY 4.0: A REVIEW”, International Journal of Modern Manufacturing Technologies, Vol. VII, No. 1, (2015)
- [2] 楠 和浩, “工場のスマート化を実現する最新の FA 技術と取り組み”, 情報処理学会情報処理, Vol.63, No.2, (2022)
- [3] SMKL プロジェクト, “SMKL プロジェクト”, IAF (Industrial Automation Forum), <https://iaf.mstc.or.jp/index.php/smkl/>, (参照 2023-06-01)
- [4] 日本 IE 協会, “IE とは”, 日本 IE 協会 (2008), https://www.j-ie.com/about/about_ie/, (参照 2023-06-01)
- [5] Paper with code, “Skeleton Based Action Recognition on NTU RGB+D”, <https://paperswithcode.com/sota/skeleton-based-action-recognition-on-ntu-rgb-d-1>, (参照 2023-06-01)
- [6] Duhme Michael, Raphael Memmesheimer, Dietrich Paulus, “Fusion-gcn: Multimodal action recognition using graph convolutional networks”, DAGM German Conference on Pattern Recognition, Springer, Cham, (2021)
- [7] Fahad Alhomayani, Mohammad H. Mahoor, “Deep Learning Methods for Fingerprint-Based Indoor Positioning: A Review”, Journal of Location Based Services, 14:3, 129-200, (2022)
- [8] 堀川三好, 三浦淳, “即時導入可能な作業者の位置・動作分析ツールの開発”, 日本経営工学会経営システム誌, Vol. 32, No. 1, (2022)
- [9] 小村皓大, 堀川三好, 岡本東, “動画と簡易センシングデバイスによる作業者の動作推定”, 情報処理学会第 105 回モバイルコンピューティングと新社会システム研究会, (2022)
- [10] 工藤諒太, 堀川三好, 小村皓大, 岡本東, “グラフニューラルネットワークを用いた製造工程における作業者の個人識別手法の提案”, 情報処理学会第 85 回全国大会, 4R-04, (2023)
- [11] 猪股一步希, 堀川三好, 岡本東, “センサと機械学習を用いた生産物流現場における作業者の位置推定システムの開発”, 情報処理学会第 106 回モバイルコンピューティングと新社会システム研究会, (2023)
- [12] 日本インダストリアルエンジニアリング協会編, “実践 IE の強化書”, 日刊工業新聞社, (2021)