

## 加工・組立型製造業現場での画像認識技術活用

永吉洋登<sup>†1</sup> 福山祐貴<sup>†1</sup> 寺田卓馬<sup>†1</sup>

**概要:** 我々が製造業向けソリューションとして提案している次世代製造管理システムは、短期的には画像認識結果と生産情報との連携による品質改善や生産性向上、長期的にはグローバル展開された各工場の情報の解析による、工場間連携やグローバルサプライチェーンの最適化を目的としている。本報告では、加工・組立型製造業現場を対象とした顧客協創プロジェクトを題材に、次世代製造管理システムの具体像について説明する。まず、システム全体のコンセプトについて述べ、次に、現場を3M (Man, Machine, Material) の観点で分析して決定した画像認識部の構成と、画像認識部での生産情報の利用方法について述べる。人作業の分析技術として新たに開発した、深度カメラを利用して正常作業からの逸脱動作を検知する技術について述べる。

**キーワード:** 製造業, 作業解析, 逸脱動作, 深度カメラ

## Utilization of Image Recognition in Production Sites

HIROTO NAGAYOSHI<sup>†1</sup> YUKI FUKUYAMA<sup>†1</sup> TAKUMA TERADA<sup>†1</sup>

**Abstract:** We propose the next generation production management system as a new solution for industrial companies. In addition to short-term quality and productivity improvements by a combination of image recognition results and production results, it aims at optimization of inter-factory cooperation and global supply chain over the long term. In this report, one of our customer co-creation projects is picked up to clarify an concrete image of the proposed system. First, a concept of the proposed system is discussed. Second, structure of image recognition is shown which is determined by analyzing a production site from the 3M (Man, Machine, Material) point of view. Third, a method to utilize production data for image recognition is discussed. Finally, a novel technique is proposed which is needed to analyze human work. It detects a deviated motion in a operation using a depth sensor.

**Keywords:** Industry, operation analysis, deviated motion, depth sensor

### 1. はじめに

高速かつ低価格なネットワークインフラの普及およびコネクティビティ技術の進化により、すべてのモノがインターネットに接続する IoT (Internet of Things) の概念が提唱された。産業分野における IoT 関連の動向としては、ドイツで工場内のすべての機器をネットワークで繋ぎ、さらに複数の工場間をネットワーク化して生産効率向上やマス・カスタマイゼーションを実現するインダストリ 4.0 の構想が 2011 年に提唱され[1]、米国では各産業分野での IoT のテストベッドを推進する Industrial Internet Consortium が 2014 年に発足した[2]。さらに今後は、人工知能やロボティクスとの技術融合が進展し、機械化、電動化、デジタル化に続く第 4 の産業革命が加速していくことが予想される。

日本では製造業において従来から取り組まれてきた改善活動により、トヨタ生産方式やセル生産方式、ダイセル式生産革新[3]など、多くの企業で品質向上、生産性向上の実績を挙げた生産方式や生産改革手法が生み出されてきた。これら方式のうち多くは、業務プロセスを継続的に改善するために必要な、人の考え方を体系づけたものである。そのため IoT と競合するものではなく、むしろ IoT を活用してどのように発展させていくかが、産業界での課題である

といえる。

本報告では、加工・組立型製造業現場を対象とした顧客協創プロジェクトを題材に、IoT を活用した次世代製造管理システムの具体像について説明する。まず、システム全体のコンセプトについて述べ、次に、現場を 3M (Man, Machine, Material) の観点で分析して決定した画像認識部の構成について説明する。また、人作業の分析技術として新たに開発した、深度カメラを利用して正常作業からの逸脱動作を検知する技術について述べる。

### 2. 次世代グローバル製造管理

我々は IoT を、製造現場における情報収集の強化として捉えている。製造現場の情報収集には、製造現場の情報を収集しながら、生産計画が適切に実行されるよう現場の要素を制御する製造実行管理システム (MES: Manufacturing Execution System) が中心的な役割を果たす。一般的に、MES が収集する生産情報は、製造装置の状態や、仕掛品の数量といったものである。これらの情報は製造現場の 3M と呼ばれる要素、すなわち人 (Man)、機械 (Machine)、材料 (Material) の中で、機械と材料の情報が主である。我々はさらに、現場に設置された各種カメラを用い、機械、材料の情報取得の強化に加え、人の情報を取得することを提案し

<sup>†1</sup> (株)日立製作所  
Hitachi Ltd.

ている。網羅的に収集、蓄積した 3M の情報の解析により、製造現場の品質や生産効率上の課題が明確化でき、第 4 の要素である手法 (Method) の改善に結びつくと考えている。

それを実現するため、我々は図 1 に示すような次世代グローバル製造管理システムを開発している。最終的には、世界各国の製造現場の情報を統合・分析し、グローバルでの工場間連携やサプライチェーン最適化といった、全体最適化を目的とする。しかしながら、そのような全体最適化を、最初から実現するのは現実的ではない。そこで、既存システムの成熟度に応じて、段階的に機能拡張が可能なフレームワークが必要となる。我々は、自社工場における製造管理システムを分析し、図 2 に示すような、生産システ

ムを 6 段階の成熟度に分類する成熟度モデルと、成熟度に応じたシステム拡張のロードマップを提唱している。

レベル 1「見える」で現場を見える化した上で、レベル 2「繋げる」で実績情報を繋ぎ、トレーサビリティを実現する。さらに、レベル 3「流れを制御する」で指示を自動化し、レベル 4「問題を把握する」でボトルネックを解消する。そして、レベル 5「将来を予測する」で計画を最適化し、6「連携する・協調する」で工場間・ステークホルダ間での全体最適化を図る。主として、レベル 2 までは品質の向上に、レベル 4 までは生産性の向上に、レベル 6 までは経営効率の向上に寄与する。このように製造管理システムの成熟度に応じて機能を拡充してゆくことで、次世代グロ

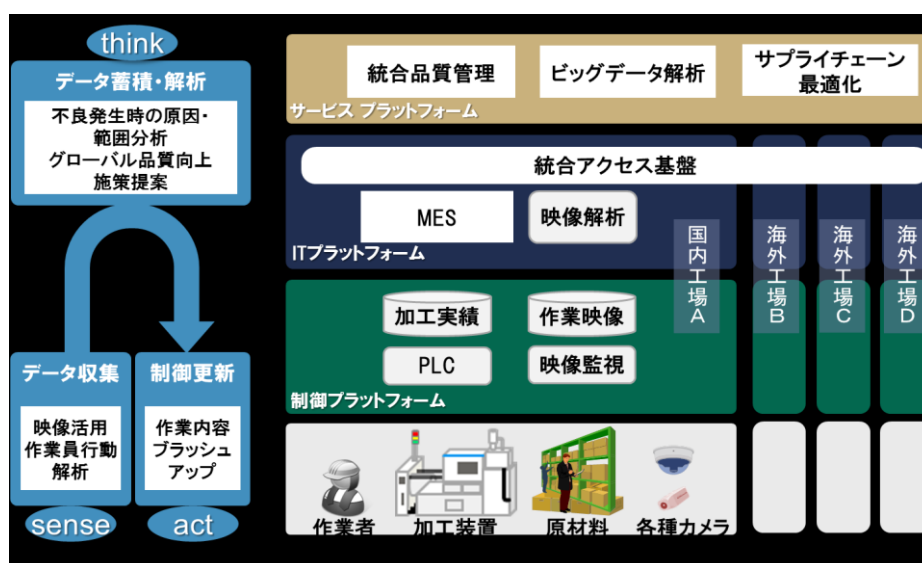


図 1 次世代グローバル製造管理システムの基本アーキテクチャ

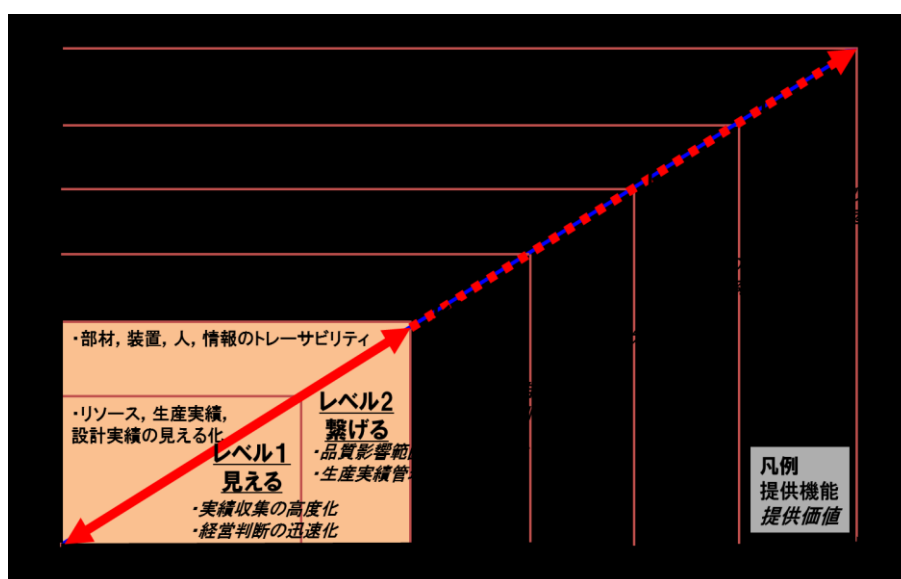


図 2 生産システムの成熟度レベルと提供機能および提供価値

ーバル製造管理を確立する。

このような背景のもと、2015年2月からエアバッグの基幹部品を製造している株式会社ダイセルの播磨工場において、協創プロジェクト（以降、ダイセル社協創と称する）が開始され、レベル2「繋げる」の機能実現に向けたシステム開発と実証実験がなされた[4]。以降、画像認識の観点から、上記システムについて説明する。

### 3. 画像認識システム

#### 3.1 生産現場における画像認識の役割

図2に示すシステム成熟度モデルにおける「見える化」への貢献が期待される技術が、画像認識である。人の目では見切れない大量の映像から意味のある情報を抽出することで、不具合の早期発見や、品質・作業効率の改善が期待される。ダイセル社協創においては、3Mの情報を捉える観点から、表1に示すように監視対象を決定した。それに基づくカメラの配置概念図を、図3に示す。

人の情報を捉える観点においては、作業者と、監督および部品供給者の二種類が対象となる。

作業者は、作業対象であるワークの取り出し、投入、外観検査といった、手を利用した作業を実施する。そのため、作業者の情報を捉えるにあたっては、各部位の動きの捕捉が可能な深度カメラを用いた。そして、あらかじめ定義し

た正常作業からはずれた動作、すなわち逸脱動作が発生した場合に、それを検知する機能を新たに開発した。これを逸脱動作検知と呼ぶ。直接的には製品品質の向上に役立ち、また、蓄積した逸脱検知結果を解析することで作業者スキルの見える化も実現できると考えている。技術の詳細については、3.4にて述べる。

監督や部品供給者については、立ち位置が作業内容にひもづいていることが多い。そのため、さまざまな場所にいる人物位置を捉えられるように、魚眼レンズを備えた全方位カメラを天井に設置した。その画像に対して人物トラッキングを適用し、監督や部品供給者の位置をとらえた。

材料の観点からは、部品供給部に、正しい部品が供給されているかどうかの監視が重要である。そのため、対象をズームして高精細に捉えられるPTZ (Pan Tilt Zoom) カメラを用いて、部品供給部を拡大撮影することとした。一台のPTZカメラで複数の部品供給部を撮影できるための工夫として次の機能を実装した。まず、部品供給の作業エリアに人が進入したことを、全方位カメラの画像と人物トラッキングを用いて検知する。そして、該当の部品供給部を拡大撮影できるようPTZカメラを制御する、という機能である。

機械を対象とした異常、例えば薬品投入が正しく実施されているか、機械のパーツがずれていないか、といった事象は、機械内に新たに固定カメラを設置し、個別の検知機

表1 監視対象と使用カメラ

分類	対象	使用カメラ
人 (Man)	作業	深度カメラ
	監督、部品供給者の位置	全方位カメラ
材料 (Material)	部品供給部	PTZ カメラ
機械 (Machine)	薬品投入、パーツずれ	固定カメラ

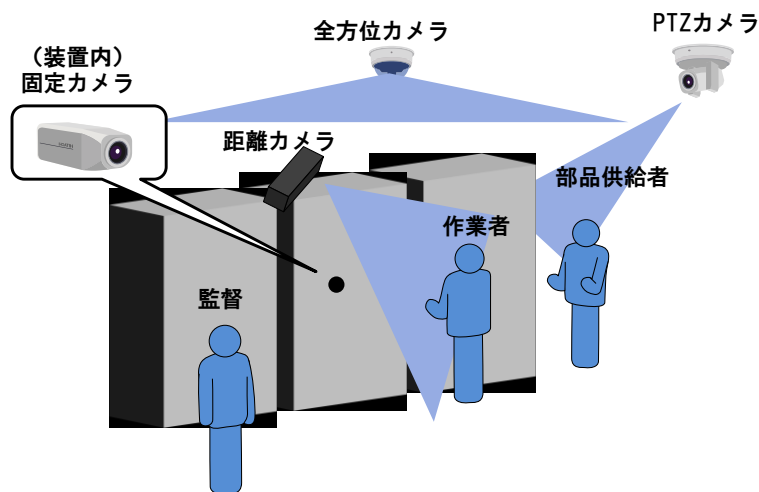


図3 カメラの配置



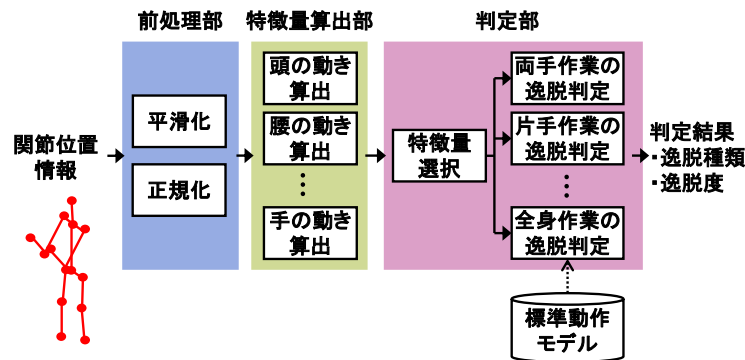


図5 逸脱動作検知アルゴリズムの全体像

メッセージの送信側は Publisher として、受信側が Subscriber として MQTT メッセージブローカーに登録する。図4においては、情報収集サーバと、映像解析サーバの各ブロックがそれぞれ、Publisher, Subscriber として MQTT メッセージブローカーに登録しており、メッセージ送受信が可能となっている。

情報収集サーバが送信する情報収集サーバレコードには、表2に示すように、ワークのシリアル番号、作業工程または生産工程を示す ID、タイムスタンプを記載した。このメッセージは、制御部がまず受け取る。これは、作業工程または生産工程 ID に対応するカメラ ID を追加するためである。その後、検知トリガとしてそれぞれのカメラ ID に対応した検知部へと再送信される。

検知結果も同様に MQTT メッセージとして情報収集サーバに戻る仕組みとなっている。メッセージにワークのシリアル番号があることから、他の生産情報と一元管理することが可能となっている。さらに、スマートウォッチやタブレットなどのモバイル端末に、検知結果を表示することが可能となっている。

### 3.4 逸脱動作検知機能

本節では、新たな取り組みである、深度カメラを用いた逸脱動作検知について詳細を述べる。

深度カメラは撮影対象の3次元形状を取得でき、さらに身体の関節位置情報を取得できる製品も知られている[5], [6]。映像解析で一般的に使われるアルゴリズムの基本構成は、入力映像から関節位置情報に変わっても利用することができる。すなわち、入力情報からノイズを除去する前処理、認識に必要な情報に絞る特徴抽出、最後に、抽出された特徴量から統計的な判断を下す判定部である。逸脱動作検知アルゴリズムの全体像を図5に示す。

前処理では、関節情報のノイズを平滑化で除去し、腕や足の長さといった作業とは直接関係ない情報を正規化によってキャンセルする。特徴量抽出部では、動作を表す情報である特徴量を抽出する。

この特徴量は、ヒアリングと現場観察により決定した。

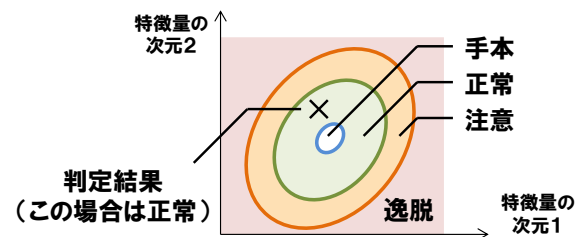


図6 標準動作モデルを確率分布として表現した様子

まず、現場で使われている作業要領書をステップバイステップで追いかけて、それぞれの工程がどういう意味があるのか、また、逸脱動作として捉えたい動作が何かをヒアリングした。それと同時に、現場観察により得られた標準作業に関する知見を取得した。これらにより、捉えるべき体の動きを定義し、特徴量の決定が可能となった。

さらに判定部では、まず、どのような作業に対する逸脱を検知するかによって特徴量の組み合わせを行う。ここまでは、物理的な人体の動きを対象としているため、定性的な設計で対応できた。その後の多変量の数値に対しては、定量的な設計が必要となり、機械学習を利用した。

機械学習の利用にあたり、まず、教師あり、教師なしのいずれの機械学習を用いるかを決定する必要があった。教師ありの機械学習では、正常作業のサンプルと、逸脱動作の含まれた作業のサンプル、2種類の学習サンプルを用意する必要がある。しかしながら、逸脱動作のサンプル収集は、逸脱動作の件数が少ないこと、無数のバリエーションがあること、という二つの理由から困難であった。異常検知における共通の課題である。

そこで、正常作業のサンプルのみで判定が可能となる、教師なし学習を用い、標準動作モデルを確率分布として推定することとした。確率分布の概念図を図6に示す。判定結果はこの分布の内の一点で表され、分布の中心から外れるに従い、逸脱度合いが強くなることを意味する。例えば、中心は手本となる動作、その周辺に正常動作、さらに中心から外れると、注意を要する動作、逸脱動作と分けをする



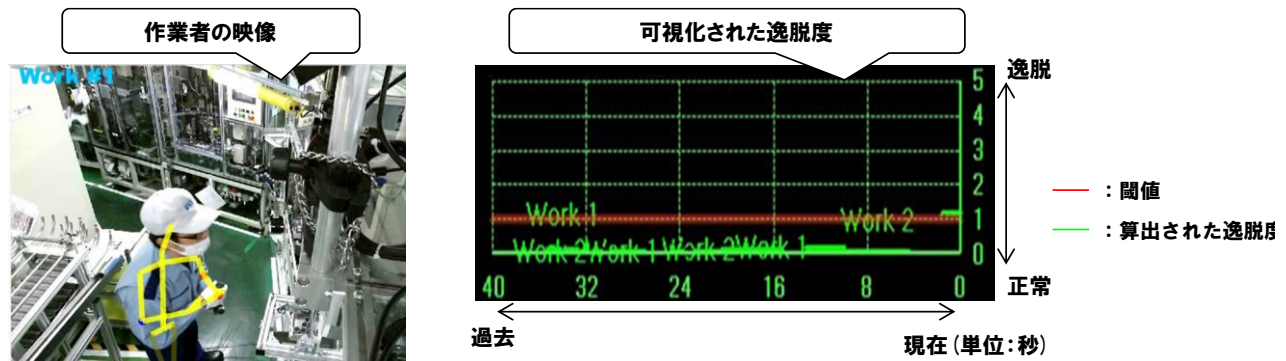


図7 逸脱動作検知実行画面

ことができる。

手作業に関する逸脱動作，目視作業に関する逸脱動作，体全体の逸脱動作の2種類に対して，実験を行った．ここで，前二者については，上記に述べた標準動作モデルに基づく検知手法を用いた．一方，体全体の逸脱動作については，具体的には屈む動作を見つけないという要望があったため，頭部の動きのみでの閾値判定とした．サンプル数については，正常作業が28，手作業および外観検査作業に関する逸脱動作の分が各15である．これらのサンプルは，実験環境において模擬作業を実施して採取した．標準動作モデルを使う場合は，正常作業のサンプル2分割の交差検証として，平均の精度を算出した．表3に結果を示す．大きな動作ほど検知率，誤検知率が優れる傾向が見て取れ，妥当な結果であるといえる．現在は，さらに実サンプルを用いた改善を継続している．

アプリケーションとして実装した逸脱動作検知の実行画面を図7に示す．左側には作業者の映像がリアルタイムで表示されている．覗き込むような動作が逸脱事例として検知された例である．右側の画面には，算出された逸脱度の履歴がグラフとして表示されている．Work1，Work2と表示があるのは，作業工程が2工程に分かれており，それぞれで逸脱動作検知が実行されていることを表す．このように，直近の状況が理解しやすい画面となっている．

#### 4. まとめ

本報告では，画像認識と生産情報との連携により，短期的には品質改善や生産性向上，長期的にはビッグデータ解析技術との組合せによる改善施策提案やサプライチェーン全体最適化を目的として開発している，次世代製造管理システムの具体像について述べた．現場を3M (Man/Machine/Material)の観点で分析して決定した画像認識部の構成と，生産情報との連携方法について述べ，さらに人作業の分析技術として新たに開発した，深度カメラを利用して正常作業からの逸脱動作を検知する技術について実験結果を含めて述べた．提案したシステムは，ダイセル社の播磨工場にてプロトタイプとして稼働しており，検知結

表3 模擬作業に対する実験結果

検知対象	検知率	誤検知率
手作業に関する逸脱動作	97%	4%
目視作業に関する逸脱動作	90%	7%
体全体の逸脱動作	100%	0%

果の収集を続けながらブラッシュアップを続けている．今後，海外6工場への展開を予定している．

**謝辞** 技術討論，データ採取，実験，現場システム構築に協力いただいた皆様に感謝いたします．

#### 参考文献

- [1] DKE Deutsche Kommission Elektrotechnik und Elektronik Informationstechnik in DIN und VDE, "GERMAN STANDARDIZATION ROADMAP Industry 4.0 Version 2." [Online]. Available: [https://www.i40.de/wp/wp-content/uploads/2015/03/31\\_rz\\_roadmap-industrie-4-0\\_eng1\\_web.pdf](https://www.i40.de/wp/wp-content/uploads/2015/03/31_rz_roadmap-industrie-4-0_eng1_web.pdf). [Accessed: 30-Sep-2017].
- [2] Marco Annunziata and Peter C. Evan, "The Industrial Internet@Work." [Online]. Available: [https://www.ge.com/jp/sites/www.ge.com/files/Japan\\_IndustrialInternetWork\\_0106s.pdf](https://www.ge.com/jp/sites/www.ge.com/files/Japan_IndustrialInternetWork_0106s.pdf). [Accessed: 30-Sep-2017].
- [3] "化学／プロセス産業における革新的生産システムの構築 ～新たな生産方式の胎動～," 生産革新研究会, Mar. 2008.
- [4] "現場作業員の逸脱動作や設備不具合の予兆を検出する画像解析システムを開発." [Online]. Available: <http://www.hitachi.co.jp/New/enews/month/2016/07/0713.html>. [Accessed: 13-Jul-2016].
- [5] "Xbox One 用 Kinect | Xbox," *Xbox.com*. [Online]. Available: <https://www.xbox.com/ja-JP/xbox-one/accessories/kinect>. [Accessed: 05-Oct-2017].
- [6] "人検知センサー3D LiDAR(ToF)センサー「HLS-LFOM1」一般販売開始," *Hitachi-LG Data Storage*, 01-Mar-2017. [Online]. Available: <http://hlds.co.jp/product/162>. [Accessed: 05-Oct-2017].