

組み立て作業における手と視線の移動に着目した「迷い」の検出と分類

村儀 天星† 渡邊 昭信†† 国方 詩織†† 辻 愛里††† 藤波 香織†††

† 東京農工大学 工学部 情報工学科

†† 東京農工大学 大学院 生物システム応用科学府 生物機能システム科学専攻

††† 東京農工大学 大学院 工学研究院 先端情報科学部門

1 はじめに

近年、製品はカスタマイズ化される傾向にあり、作業者のスキルが生産効率や製品品質に大きな影響を与える。そのため、今後の組み立て作業においても手作業を用いる必要があることが示唆されている。そうした中で、ARに対応したヘッドマウントディスプレイを用いた手法 [1] や、プロジェクターを用いた作業場への重畳 [2] など、手動での組み立て作業をデジタル技術を用いて支援するシステムが存在する。これらの支援において、適切なタイミングで最適な支援を実施するためには、作業者の迷いの状態を特定する必要がある。組み立て作業において、視線と手の動きの情報の2つが重要とされている [3]。本研究では、視線情報分析として視線の遷移を用いることで情報へのアクセスに関するデータを取得 [4] し、手の遷移から思考した後の実際の行動が反映されることから、手が停滞時の視線遷移を用いることで、迷いの有無と種類の分類を試みる。

2 検出・分類システムの設計・分析方法

2.1 システムの概要

図1にシステムの概要図を示す。本研究では、アイトラッカー (PupilLabs社のPupilCore[5]) とWebカメラ (logicool C922n) の2つの入力装置を用い、組み立て中の作業者の情報を取得する。取得する情報は、視線情報と、作業場の上部から作業者の手を撮影した動画である。これらを用いて、手が停滞しているときの視線遷移を抽出する。さらに、機械学習により分類器を構築し迷いの分類を行う。

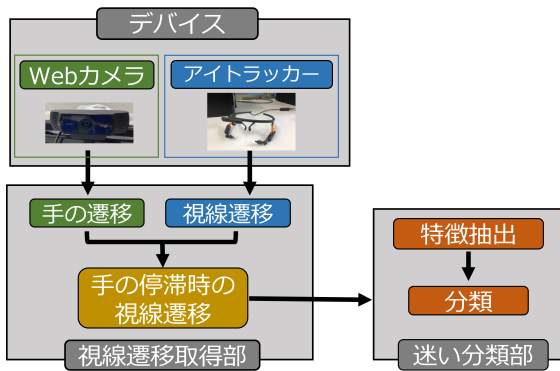


図1: 検出・分類システム概要図

Detection and classification of confusion during assembly work by focusing on hand and eyemovements

† Tensei MURAGI †† Akinobu WATANABE †† Shiori Kunikata ††† Airi TSUJI ††† Kaori FUJINAMI

† Department of Computer and Information Sciences, Tokyo University of Agriculture and Technology †† Department of Bio-Functions and Systems Science, Tokyo University of Agriculture and Technology ††† Division of Advanced Information Technology and Computer Science, Tokyo University of Agriculture and Technology

2.2 視線遷移の取得

2.2.1 AOI分析

本研究では視線情報の分析手法として一般的な Area of Interest (AOI) 分析 [6] を用いる。AOIとは、機器や物体に対して設定する関心領域のことであり、設定した領域間の視線遷移を分析に用いる。この分析手法の利点は、意味のある領域での視線遷移情報が取得可能なところである。本研究では、1つのAOIにつきApritag[7]を4つ用いて、四角形のAOIを設定する。

2.2.2 手が停滞時の視線遷移抽出

手の動きの情報を用いるために、収集した動画から、物体検出 [8] により手の位置の検出を行う。また、手の停滞判定は、図2のように、部品箱領域、マウス領域、作業領域を設定し、その領域内に手の中心座標が含まれるかによって判断する。取得した視線遷移と手の停滞情報を用いて、手が停滞時の視線遷移を抽出する。これにより、作業者が任意の行動をおこすまでの視線遷移を抽出することが可能となる。

3 組み立て作業時のデータ収集実験

組み立て作業中の視線データの収集を目的とし、20代8名（男性：5名、女性：3名）を対象にデータ収集実験を行った。本実験の組み立て作業としてレゴブロックを用いた。また、組み立て作業時には、作業手順書、完成図の2つの指示が与えられ、図2に示すように左に完成図、右に作業手順書、そして前方に部品箱が配置されている。AOIは各部品箱、作業手順書、完成図、作業場に設定した。作業は20ステップとなっており、作業手順書には1ページに1ステップ分の指示が表示される。マウスは作業手順書の操作に用いる。部品箱には部品識別用の文字列が表示されており、被験者はこの文字列を頼りに部品探索を行う。また、各ステップ終了時に行う被験者による迷いの5段階評価（0：すらすらできた～4：やりきることができなかった）と組み立て作業後の迷いの種類のインタビューによって、1ステップごとの迷いの有無、迷いの種類を調査した。

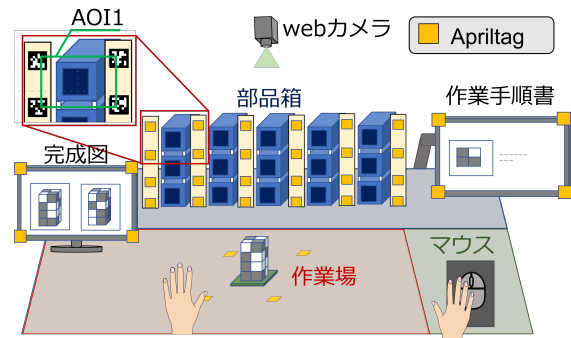


図2: 実験環境

4 実験結果

4.1 視線遷移の可視化

実験で収集したデータについて、手が停滞しているときの AOI 間の視線遷移をネットワーク構造として可視化した。代表例として、1 人の被験者のネットワーク構造を図 3 に示す。この図では、ノードが AOI 番号、エッジが遷移を表す。AOI の番号は、1~15 が部品箱、16 が作業手順書、17 が作業場、18 が完成図である。また、図 3(a) が迷いがないうちの構造、図 3(b) が迷いがあるときの構造である。迷いがある時は、部品箱と作業手順書間、部品箱同士の視線遷移が含まれ、迷いなしの構造と比較してネットワーク構造が複雑になった。

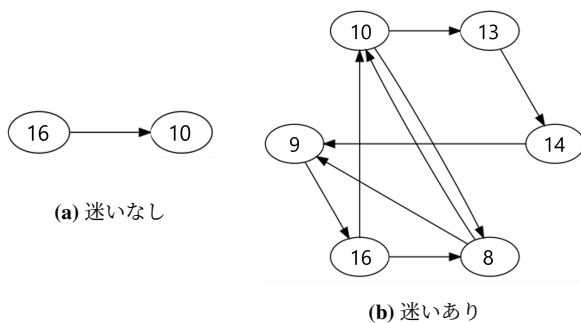


図 3: 被験者 1 名の視線遷移のネットワーク構造

4.2 機械学習による分類

4.2.1 特徴量

迷いの検出・分類に有効であると考えられる特徴量を定義して機械学習により分類モデルを構築した。各 AOI への遷移回数 18 次元、AOI 間の遷移確率が 306 次元であり、ネットワーク構造の特徴としては、次数、次数中心性、媒介中心性、近接中心性とページランクを各 18 次元、合計 90 次元の特徴量を定義した。

4.2.2 分類結果

迷いなし、部品探索の迷い、組み立て方の迷いの 3 種類について層化抽出 10 分割交差検証を行った。分類器として Random Forests (RF), サポートベクターマシン (SVM), k 近傍法 (kNN), Naïve Bayes (NB) を使い、それぞれの特徴量について F 値を算出した。なお、ハイパーパラメータは scikit-learn 0.24.2 における既定値を使用した。表 1 より、どの特徴量の種類においても RF が最も高くなり、遷移回数の特徴量が最も高精度となったことが確認できた。最も分類精度が高かった遷移回数の特徴量を用いたときの RF での混同行列を図 4 に示す。図 4 から迷いなしとそれ以外の 2 状態の間で誤判定が見られた。

表 1: 特徴量種別の比較

	遷移回数	遷移確率	ネットワーク構造の特徴
RF	0.731	0.701	0.693
SVM	0.702	0.683	0.679
KNN	0.642	0.557	0.570
NB	0.64	0.452	0.464

5 考察

表 1 から 7 割程度の精度で 3 種類の迷いを状態分類可能であることが明らかになった。誤分類の要因としては、迷いの有無について主観的な判断が難しいこと、

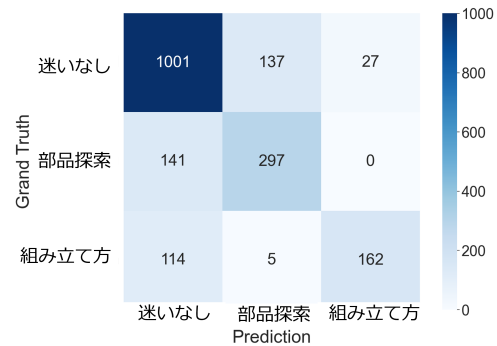


図 4: 混同行列

特徴量や学習データ量が十分でなかったことが考えられる。ネットワーク構造に関する特徴量を用いた場合の精度は 3 つの群の中で最も低かったが、図 3 よりネットワーク構造には迷いの有無による明確な違いが見られることから、直ちに有用ではないと判断することはできない。今後は新たな特徴量の導入や有用なものを選択、他の群との併用を通じて意義を明らかにする。さらに、図 4 から、誤判定の中でも組み立て方や部品探索で迷っているにもかかわらず迷っていないと誤判定される場合が多いことが確認できた。よって、精度を向上させるためには、学習データ量の増加や特徴量の再検討、迷いの有無の判断が困難な部分に対するより細かい分析の必要性があると考えられる。

6 おわりに

本研究では、視線と手の動きの情報を用いて、組み立て作業中の迷いの検出・分類を行う手法を提案した。将来的には適切なタイミングで最適な支援を実施することを目指す。今後の課題としては、データ量の増加や特徴量の再検討、迷いの有無の判別精度の向上を実施して、より高い精度で分類をすることが考えられる。

7 謝辞

本研究は JSPS 科研費 (21K11992) の支援を受けた。

参考文献

- [1] P.Fite-Georgel. Is there a reality in industrial augmented reality? ISMAR2011,pp.201–210,2011
- [2] M.Heinz, et al. Exploring Users' Eye Movements When Using Projection-Based Assembly Assistive Systems. HCI2020,pp.259–272,2020
- [3] 川瀬, 橋本. 組立作業における視線と手の動きの関係に着目したスキル習得プロセスの分析. 精密工学会誌,87,2,pp.221–225,2021
- [4] J.Goldberg, et al. Computer interface evaluation using eye movements: methods and constructs. International Journal of Industrial Ergonomics,pp.631–645,1999
- [5] Pupil Labs, Pupil Core. <https://pupil-labs.com/products/core/> (2021-12-23 閲覧) .
- [6] G.Zammarchi, et al. Markov chain to analyze web usability of a university website using eye tracking data. Statistical Analysis and Data Mining: The ASA Data Science Journal,vol.14,no.4,pp.331–341,2021
- [7] april, robotics laboratory. AprilTag. <https://april.eecs.umich.edu/software/apriltag> (2021-12-23 閲覧) .
- [8] github, Real-time Hand-Detection using Neural Networks (SSD) on Tensorflow. <https://github.com/victordibia/handtracking>(2021-12-31 閲覧)