

手指姿勢と指先接触力および作業風景に基づく

縫製作業の時系列動作要素分類

○石川 陽久 (信州大学), 高瀬 裕 (信州大学), 山崎 公俊 (信州大学)

Time-Series Action Primitive Classification of Sewing Operations

based on Hand Posture, Fingertip Force, and Work Scenery

○Akihisa ISHIKAWA (Shinshu Univ.), Yutaka TAKASE (Shinshu Univ.),
and Kimitoshi YAMAZAKI (Shinshu Univ.)

Abstract: This paper describes a method for recognizing primitive actions that are important elements for work support. We make time-series action classification model using hand posture, fingertip force of data and image data. The proof experiments show that the proposed method is more robust for subjects than the method used in previous studies.

1. 緒言

技術の進歩に伴って製造作業の自動化が進む一方で、人による熟練技術が必要とされる場面も多く残されている。その一つが縫製作業である。ここでは、見た目の情報だけでなく、指先に加わる力も用いた行動判断がなされていると想像できる。

本研究の目的は、縫製作業における時系列の動作分類手法を確立することである。ここでの動作分類とは、作業を観測した時系列データを一定時間ごとに区切って入力すると、現在行われている動作がクラス番号として得られることを意味する。すなわち、どのタイミングで何の動作をとっていたかを適切に把握できるようになる。将来的には、その手法を中核とした非熟練者訓練システムを構築することで、作業不足の緩和に貢献したい。

手元で行われる作業における時系列の動作分類の試みは多く行われてきた[1][2]。これらの研究は組み立て作業などの剛体を扱う作業や、腕全体を動かすなど比較的大きな動作を必要とする作業を対象としている。一方で我々は縫製作業を対象とする。縫製作業の特徴として、布を重ね合わせる、ミシンへ布を送るなどの細かな指使いを必要とする。また、似た指の動きであっても指先に加える力が違えば布は異なる変形をする。

このような特徴を持つ縫製作業の動作分類に対して、先行研究[3]では作業者の手指姿勢と指先に加わる力に基づく動作分類を行った。しかし、先行研究にはいくつかの課題が見つかった。その一つが作業者の違いに対する頑健性である。手指姿勢と指先に加わる力は個人差が大きいため、異なる作業者間で動作分類性能に影響を与える。そこで本研究では先行研究を改善し、作業者の違いに対しより頑健な分類手法を提案する。そして、比較実験により提案手法の有効性を示す。

2. 問題設定とアプローチ

2.1 問題設定

本研究ではミシンを用いた縫製作業に着目する。ここでは複数の布部品がミシンへ送られ、糸で縫製される。我々はこの作業の流れをデータとして記録し、時系列順序を保ったまま動作要素に分類する。そのためには作業を計測した結果から必要な情報を推定し、そ

の結果をもとに動作を分類する必要がある。要求事項は次の3点である。

- 1) 作業者の手指の動きを非接触で追跡する機能。
- 2) 作業者の指先に加わる力（以下、指先接触力）を、指腹の感覚を失わずに推定する機能。
- 3) 一定区間のデータを入力として、動作クラスを推定する機能。これは、現時点で行われている動作を逐次的に知るためである。

2.2 手指姿勢と指先接触力の推定アプローチ[3]

先行研究[3]では、縫製作業を分類するために手指姿勢と指先接触力を推定し、動作分類を行った。手指姿勢の推定には、三次元距離画像センサと手の姿勢推定器を使用している。指先接触力の推定には、爪にセンサを貼り付ける方式[4]を採用している。本研究でもこれらの推定アプローチを採用する。

2.3 動作分類へのアプローチ

手指姿勢と指先接触力には、縫製時の指の曲げ具合、力を加えた詳細なタイミングなどの詳細な特徴が出現する。これは熟練技術の抽出において大きな利点である。一方で、熟練度や癖による計測結果の違いが現れやすく、異なる作業者間での動作分類性能を下げる一つの要因である。

そこで本研究では作業を撮影した画像列を同時に利用することで時系列動作分類を目指す。その理由は、画像には作業者間の熟練度の違いや癖による計測結果の違いが現れにくいと考えられるためである。そのため、画像列を同時に入力することで作業者の違いに対してより頑健な動作分類ができることが期待される。

3. 縫製作業の計測と動作分類

3.1 手指姿勢と指先接触力の計測[3]

作業者の手指の動きを知るために、三次元距離画像センサから得られるカラー画像を入力として、骨格モデルの推定を行う。本研究では処理速度の速さ、実行の手軽さ、推定精度の高さから MediaPipe Hands[5]を採用する。MediaPipe Hands は片手当たり 21 個の関節の画像座標を出力する。それらに対応する深度画像の画素値を用いて三次元化する。

次に、指先接触力については Yamazaki ら[4]により開発された爪接着型接触力センサを用いる。これは爪に

二つのひずみゲージを貼り付けることで爪の変形を計測し、指先接触力を推定する方式である。得られたひずみ量は lowpass filter を適用し、ノイズを除去する。その後、キャリブレーションにより求めた変換パラメータを使い、ひずみ量から指先接触力を推定する。

3.2 動作クラスの定義

縫製工場では作業を効率化するために、1人の作業者が同じ工程を複数のパーツにわたり繰り返し縫製することが多い。そのため、作業の進捗に伴い、繰り返し同じ動きをすることを考慮したクラス定義を行う必要がある。

そこで本研究では図 1 に示す通り動作の目的の違いから 5 つの動作を定義する。

1. 布部品を摘み上げる動作。また、縫製済み布部品を取り外す動作。
2. 布同士的位置を合わせ、台に固定させる動作。
3. 返し縫いを行う動作。
4. 本縫いを行う動作。
5. 布部品を回転させる動作。

ここで定義した動作は縫製工場で用いられる職業用または工業用の本縫いミシンを用いる工程において出現する動作である。このようなミシンは家庭用ミシンと異なり、ミシン針の稼働、糸始末および押さえ金の操作も足の動きで完結する。そのため、本縫いミシン以外（門止めミシン、オーバーロックミシン等）や家庭用ミシンを用いる場合には、そのミシン特有の動作が出現するため、別途動作の定義が必要である。

3.3 時系列動作分類モデル

先行研究[3]では分類モデルの入力として、推定した手指姿勢および指先接触力のデータを用いている。これらは作業者の特徴や詳細な動作タイミングが取得できる一方で、熟練度や癖により差異が出やすい。そのため、ある人物で作成した分類モデルを別の人物に使用した際、分類性能が悪化すると考えられる。

そこで、本研究では作業者間で個人差が出にくい画像を追加し、その課題を解決する。つまり、手指姿勢と指先接触力に基づく作業の詳細な情報と、画像に基づく作業の大まかな情報を組み合わせることで、互いの長所を生かした分類モデルとなることが期待できる。

図 2 に本研究で用いる分類モデルの構造を示す。一定時間に区切られた入力時は時系列情報を保ったまま、入力の種類別に全結合層、畳み込み層などを通過し、Self-Attention 層を通過した後に結合される。出力は動作クラスの 5 次元である。この構造の特徴として、前半に設けた全結合層、畳み込み層には時間変化以外の特徴を捉える狙いがある。そのため、時系列情報は除外した状態でエンコードする。その後の Self-Attention 層には時間変化の特徴を捉える狙いがあり、ここで時間情報を抽出する。この時、入力ごとに Self-Attention 層を設けることで、それぞれの計測周期が異なる場合にも対応可能である。

4. 検証実験

4.1 実験設定

提案手法の効果を確かめるために、JUKI 製職業用ミシンを用いた縫製作業を設定した。この作業はポロシャツの前立て工程を模している。この作業では 2 枚の布を重ね合わせ、図 3(a)に破線で示す箇所に本縫いを施す。縫い始めと縫い終わりには返し縫いを行うものと

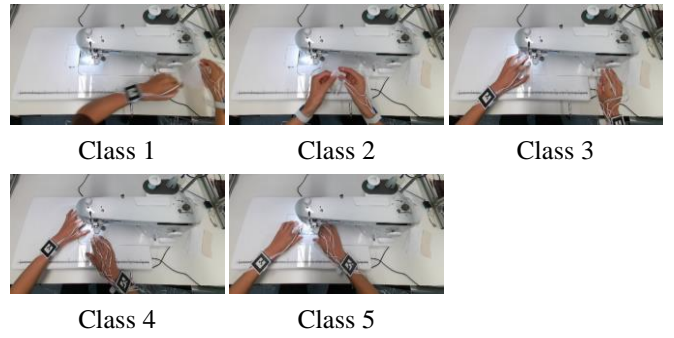


Fig. 1 Class definition of sewing actions

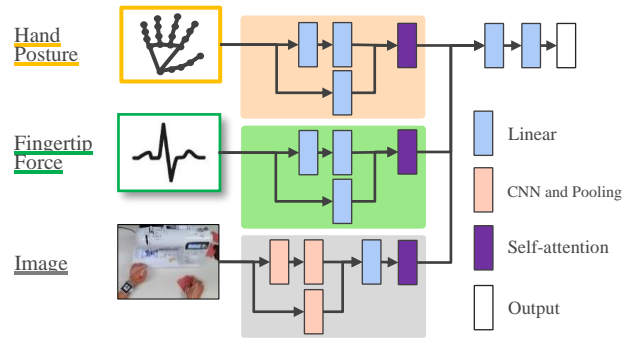


Fig. 2 Classification model of sewing actions

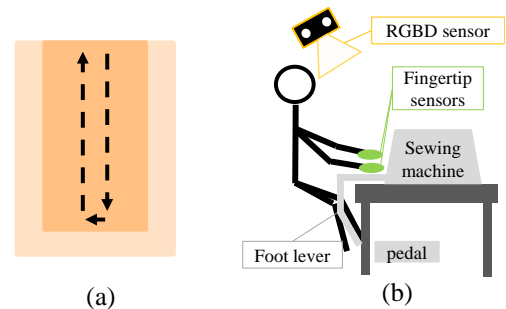


Fig. 3 Experimental work and setting

し、布部品の回転操作は反時計回りを行うものとする。図 3(b)に計測環境を示す。作業者の頭上約 0.2[m]の位置に俯角 60[°]で三次元距離画像センサを設置し、作業者の手元とミシンを撮影する。これは作業者の作業を阻害せずに計測を行うための配置である。三次元距離画像センサは 5[fps]で動作させ、作業者のカラー画像および対応する深度画像を取得した。指先接触力については作業者の右手中指、右手示指、右手母指、左手示指に爪接着型接触力センサを貼り付ける。本研究では共和電業社製の単軸三線式ひずみゲージを用いて爪接着型接触力センサを作成した。データロガーは KEYENCE 社製のひずみ計測ユニットを用い、1000[Hz]で計測した。また、5 ステップずつ取り出してダウンサンプリングを行った。それぞれのデータは 1 秒分の時系列データを 1 つの時系列データとして扱った。すなわち、手指姿勢データおよび画像は 5 フレーム、指先接触力のデータは 200 サンプルである。

4.2 データ収集と学習

学習用データとして被験者 A (男性, 20 代) から 6 試行の縫製作業を計測した。また、異なる作業者の評価用データとして被験者 B および C (男性, 20 代) から 3 試行の縫製作業を計測した。1 試行中には 2 組から 5 組の布部品を連続して縫製する。そのため、1 試行の

中で縫製が完了する布部品の数は一試行ごとに異なる。続いて学習方法について述べる。各動作クラスの数データが均一になるよう、データ数の多いクラスについてはランダムにダウンサンプリングを行った。使用可能なデータは 13,635 個となった。本研究ではこのデータの 9 割を訓練データ、1 割を検証データとして扱う。評価方法について述べる。同一作業員に対する評価は被験者 A の検証データを用い、混同行列を示すことで分類モデルの出力傾向を確認する。次に、異なる作業員に対する評価は被験者 B および C から得られたデータを用い、本研究での手法と従来手法で比較する。

4.3 実験結果

表 1 にクラス分類結果を示す。提案手法の同一作業員に対する分類性能は F1-score で約 0.84 だった(表 1, Proposed, sub A)。表 2 に混同行列を示す。なお、イタリック体は大きく混同が見られたものである。混同行列を確認すると、布部品の回転動作の多くが本縫いの動作に誤分類されていることがわかる。これは、布部品の回転動作にかかる時間が、1 秒程度の極端に短い時間で完了することが影響していると考えられる。

次に、異なる作業員に対する分類性能を比較する。先行研究の手法(表 1, Previous, sub. B, C)では F1-score が 0.533 であったことに対し、提案手法(表 1, Proposed sub. B, C)では 0.490 となった。いずれの結果も決して高い性能ではないが、提案手法では異なる被験者に対し、わずかに良い分類結果が得られた。

4.4 時系列での分類結果の可視化

上記で作成した分類モデルの応用例として、動作時間の可視化を行う。表 2 に示す混同行列より、布部品の回転動作の多くが本縫い動作へ分類されていることがわかったため、動作時間の可視化では本縫い動作と布部品の回転動作をひとまとめにして扱う。さらに直近のデータを重視する加重移動平均を適用し、瞬間的な分類結果の変動を抑制した。なお、本研究では区間数を 10 とした。入力するデータは分類モデル作成時とは別に被験者 A から計測したデータである。逐次的に分類結果を表示した。

図 4 に分類結果と正解ラベルとの比較を時系列で可視化した結果を示す。おおよそのクラス分類は成功している一方で、いくつかのタイミングで、返し縫い動作および布を摘み上げる動作への誤判定が確認できる。いずれの誤判定も短い区間で発生している。また、移動平均と推論時間の影響で約 2 秒の遅延が発生した。

このように分類結果と正解ラベルを時系列で比較できたことから、異なる被験者に対しより頑健な分類モデルを作成することで、今後は作業員間における動作時間の違いを比較できると考えられる。

5. まとめ

本稿では先行研究を進展させ、職業用ミシンを用いた縫製作業を対象に、手指姿勢と指先接触力データおよび画像列をもとに動作分類モデルを作成した。実験の結果、提案手法は従来手法に比べ、作業員の違いに対してより頑健な分類が可能であることを確認した。

今後は本研究で提案した分類機能に基づいて非熟練者への訓練システムの作成と、熟練技術の抽出につなげたい。

謝辞

Table 1 Classification result

	recall	precision	F1 score
Proposed, sub. A	0.878	0.850	0.843
Proposed, sub. B, C	0.603	0.584	0.533
Previous [3], sub. B, C	0.524	0.529	0.490

Table 2 Confusion matrix of proposed method

	class 1	class 2	class 3	class 4	class 5
class 1	299	2	7	1	6
class 2	26	198	2	0	0
class 3	0	0	245	0	0
class 4	0	0	16	266	3
class 5	0	0	5	144	143

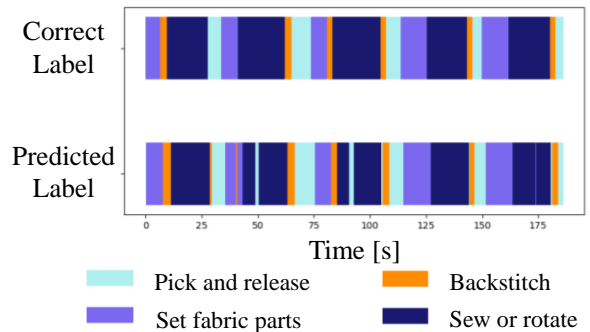


Fig. 4 Color bar of classified actions

本研究の一部は NEDO の助成事業の結果得られたものである。また、JUKI 株式会社には縫製作業の設定について助言を受けた。ここに感謝の意を記す。

参考文献

- [1] C. Chengjun, W. Tiannuo, L. Dongnian, H. Jun, "Repetitive assembly action recognition based on object detection and pose estimation," in Journal of Manufacturing System, vol. 55, pp.325-333, 2020.
- [2] J. Male and U. Martinez Hernandez, "Recognition of human activity and the state of an assembly task using vision and inertial sensor fusion methods," in IEEE International Conference on Industrial Technology, pp. 919-924, 2021.
- [3] 石川陽久, 高瀬裕, 山崎公俊, "手指姿勢と指先接触力に基づく縫製作業の動作分類", ロボティクス・メカトロニクス講演会 2023, 講演番号 2P2-I07, 2023.
- [4] K. Yamazaki, Y. Nakagawa, A. Ishikawa and M. Hirayama, "Force Sensing Based on Nail Deformation for Measurement of Fingertip Force in Detailed Work," International Conference on Automation Science and Engineering (CASE), pp.2415-2420, 2022.
- [5] A. Vakunov, C.L. Chang, F. Zhang, G. Sung, M. Grundmann, V. Bazarevsky, "MediaPipe Hands: Ondevice Real-time Hand Tracking," Computer Vision for AR/VR, 2020.