

手指姿勢と指先接触力に基づく縫製作業の動作分類

Action Classification of Sewing Operations based on Hands Posture and Fingertip Forces

○学 石川 陽久 (信州大) 高瀬 裕 (信州大) 正 山崎 公俊 (信州大)

Akihisa Ishikawa, Shinshu University, 22w4008a@shinshu-u.ac.jp
Yutaka TAKASE, Shinshu University
Kimitoshi YAMAZAKI, Shinshu University

This paper describes a classification method of sewing operation using operator's hands posture and fingertip force. We construct a measurement system which is mainly consists of an RGBD sensor and fingertip force sensors made of strain gauges. The sensors measure operator's hands posture and fingertip force. We make sewing operations classification model using these two kinds of data. The proof experiment shows that the proposed method can not only classify sewing actions, but can also extract the operator's motion data in detail.

Key Words: haptic, Deep learning, Desk work

1. はじめに

技術の進歩に伴って製造作業の自動化が進んでいる。一方で、未だに自動化が難しく、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。その一つに、布などの縫製作業がある。布製品を製造する現場では、多様な指使いによって柔軟物体を操作している。そこでは、見た目の情報はもちろん、指先にかかる力も用いた行動判断がなされていると想像できる。すなわち、ある人の作業能力をデータ化して他者へ効率的に伝えるには、マルチモーダルな計測をおこない、その結果を分析し、適切に提示する必要がある。

筆者らは、縫製作業のような柔軟物操作に関して、非熟練者に作業能力を効率的に獲得させられる訓練システムの構築に興味がある。本研究の目的は、その実現にとって重要な要素となりうる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、作業者の様子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、現在何の作業をしているか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行動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て非熟練者訓練システムを構築する。そして、当該業種の作業不足の緩和に貢献したい。

工場における組み立て作業に代表されるように、手元で行われる作業における動作分類の試みはこれまでも行われてきた[1][2]。これらの研究ではカラー画像や作業者が装着するIMUを用いることで、操作対象や作業者の動きを認識し分類する。一方で我々は縫製作業を対象とする。縫製作業では、似た手指姿勢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。そのため指先に加わる力を計測し、分類の判断根拠の一部に加える必要がある。

また、縫製作業には布という変形しうる物体を適切に扱うためのノウハウが含まれている。非熟練者が訓練を受けるにあたっては、そのようなノウハウ情報が取得できるデータも示されることが望ましい。このことについて本研究では、手の姿勢と指先にかかる力を計測対象とする。現時点では明確にノウハウを示すまでには至らないが、これらを活用することで、単に動作分類結果を示すだけでは伝わらない事柄についても、計測データを提示することで解釈可能にする。

本研究の貢献は以下のとおりである。

- 縫製作業を計測した時系列データを入力として、作業者の

の動作分類を行う方式を提案した。

- 分類の手がかりとする情報として、手の姿勢と指先力を選び、それぞれの特性を考慮した分類器を考案した。
- 実際の縫製作業を対象としてデータを収集し、提案手法の分類精度を確かめた。また、一部結果を可視化してデータの活用可能性を確かめた。

2. 問題とアプローチ

2.1 要求事項

本研究では縫製作業に着目し、動作計測を行う。要求事項は以下の2つに大別される。

1. 作業者の手指の動きを非接触で追跡する機能。縫製作業では細かな指の運動を伴うため、本来の動きを妨げるデータグローブ等は避けたい。
2. 作業者の指先の感覚を失わずに指先力を計測する機能。縫製作業では指先の感覚を頼りにすることが多いためである。

また動作分類においては、上記計測結果をもとに作業者の動作を分類する機能が必要である。この際、作業者の計測結果を用いることで、動作分類に加えて作業者スキルの活用可能性が示せることを目指す。

2.2 本研究のアプローチ

前節の要求事項に基づき、計測と動作分類のアプローチをそれぞれ定める。計測のアプローチは以下のとおりである。

1. 作業者の手とミシンの両方が映り込む位置に1台の三次元距離画像センサを設置し、カラー画像と深度画像を時系列で取得する。作業状況によって手の一部に隠れが生じるが、装置の簡便性を重視し、それはやむなしとする。
2. 上記のうちカラー画像を用いて手の姿勢を推定したのち、深度画像を用いて3次元化する。
3. 指先に加わる力は、爪にひずみセンサを貼り付ける方式[3]を採用する。

次に動作分類のアプローチを述べる。分類先のクラス定義については作業者の手の動きの特徴をもとに、あらかじめ人手で設定する。そして、時系列データを一定時間ごとに区切って入力すると、現在の行動クラスが出力されるように分類器を構築する。分類器の入力となるデータは手の姿勢と指先力とする。手の姿勢や指先力は作業の質を詳細に表現する目的に役立つ。そのためクラス分類に加えて作業者のスキルの可視化が期待できる。

3. 計測手法と分類手法の説明

3.1 クラス定義

ミシンを用いた縫製作業では、1枚の布を縫製する中でも複数の動作が存在する。行動を分類する際、作業者がいるタイミングでどのような操作をしているか分類できることが望ましい。そこで、図1に示す通り、動作の違いから縫製作業における7つの行動要素を定義する。

1. 縫製対象の布部品を整え、ミシン台に乗せる。
2. 押さえ上げレバーを操作する。
3. 布部品をミシンへ送り縫う。
4. (針が刺さったまま) 布部品を回転させる。
5. 返し縫を行う。
6. 糸始末を行う。
7. 縫製開始・停止のボタンを押す。

3.2 手指姿勢の表現

手元の動作を知るために作業者の手の3次元な動きを知りたい。特に左右の指の各関節がどのような位置関係であるかが重要である。そこで、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。骨格モデルを推定する手法は複数提案されているが、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[4]を採用する。MediaPipe Hands では、片手当たり21個の関節座標を出力する。この関節座標には関節が存在する2次元の画素座標と深度が含まれる。しかし深度は手首からの相対的な奥行き情報であり、正確な3次元位置は得られない。そのため本研究では、推定した各関節の画素座標と、対応する深度画像の画素値を用いて3次元化する。

しかし Mediapipe hands が出力した手の左右ラベルは不正確であることが多い。そのため左右の手首に別々の AR マーカーを取り付け、Mediapipe Hands が出力する手首関節の3次元位置との距離を求めることで左右を識別する。

3.3 指先力の推定

作業者が指腹の感覚を失わずに指先にかかる力を推定する必要がある。そこで Yamazaki et al. [3]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、指先に加わる力を推定する方式である。

得られたひずみ量は25[Hz]以下の周波数のみを通す lowpass filter を適用する。その後、あらかじめ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、ひずみ量から指先力を推定する。この変換パラメータの求め方は以下のとおりである。最初に、水平な机に置かれた3軸触覚センサを、爪接着型接触力センサを装着した指で垂直に複数回押下する。ひずみ量 y と指先力 x には対数関数の関係があるため[3]、最小二乗法を用いて以下の式の a および b を決定する。

$$y = a \log x + b$$

以降、実験で計測されるひずみ量は a および b を用いて指先力へと変換して使用する。

3.4 分類モデル

図2に本研究で用いる手の姿勢と指先力に基づく分類モデル(以下、結合モデル)の構造を示す。結合モデルは手の姿勢の時系列データと、推定力の時系列データを入力とする深層学習モデルである。ここで時系列データとは、各モジュールが一定の時間内に取得した情報であり、取得した順序を保った状態で入力する。

まず、図2上側に示す Hands Posture Module について説明

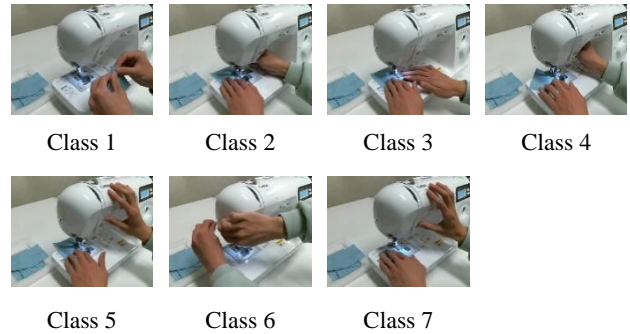


Fig. 1 Class Definition of sewing task

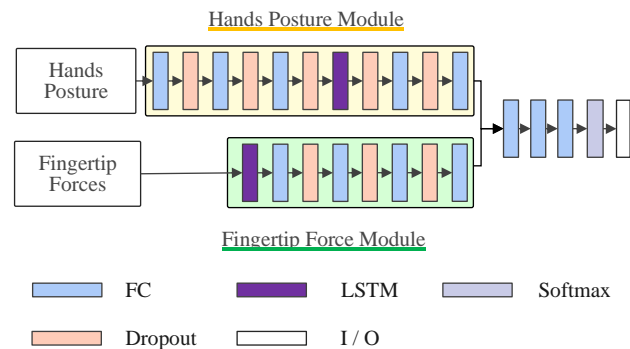


Fig. 2 Classification model of hands posture and Fingertip force

する。この Module には両手の姿勢を 1×126 次元に平坦化し、全結合層に入力する。全結合層で64次元まで次元を落とした後、時系列情報を抽出するために LSTM 層へ入力する。Hands Posture Module の出力は32次元である。次に、図2下側に示す Fingertip Force Module について説明する。入力には爪のひずみ量から推定した指先力である。LSTM 層を適用した後、全結合層を用いて次元圧縮する。Fingertip Force Module の出力は32次元である。最後に Hands Posture Module と Fingertip Force Module を結合し、複数回の全結合層を通して分類器を作成する。入力は64次元で、出力は7次元である。

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、家庭用ミシンを用いた縫製タスクを設定した。このタスクでは2枚の矩形布部品を重ね合わせ、3辺に本縫いを施す作業である。まず、図3(a)に示す通り2枚の布を重ねる。次に図3(b)の破線で示す箇所に本縫いを施し、図3(c)の通り布を回転させる。これを2回繰り返す。その後もう一边に本縫いを施した後、図3(d)の通り返し縫いを施し、最後に糸始末を行う。

図4(a)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、作業者の手の姿勢を取得する。これは、作業者の作業を阻害せずに手の姿勢を計測するための配置である。三次元距離画像センサは10[fps]で動作させ、カラー画像および対応する深度画像を取得した。図4(b)はカメラから撮影したカラー画像である。手の姿勢については5枚の画像を1つの時系列データとして扱った。指先力については作業者の右手手中指、右手人差し指、右手親指、左手人差し指に爪接着型接触力センサを貼り付ける。今回は共和電業社製の単軸3線式ひずみゲージ(KFGS-3-120-C1-27)を用いて作成した。データロガーには KEYENCE 社製ひずみ計

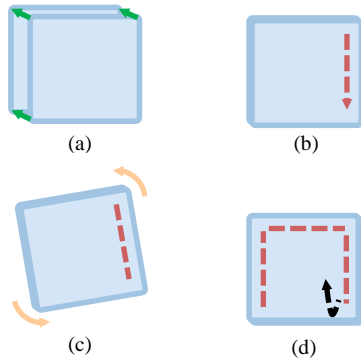


Fig. 3 Sewing task procedure

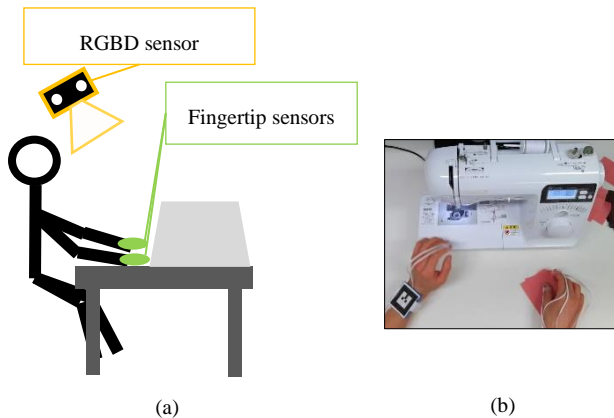


Fig. 4 Experiment environment and camera view

測ユニット NR-ST04 を用いて、1000[Hz]で計測した。指定した指先力は 0.5 秒分の時系列データから等間隔に数値を取り出し、64 個のデータを 1 つの時系列データとして扱った。

4.2 データ収集と学習

被験者 4 人（男性、20 代）から各人 30 試行の縫製タスクを計測した。ただし、手順ミスなどにより意図した縫製タスクを完了できなかった 29 試行については除外した。加えて最終評価を行うために、テストデータとして各人 2 試行のデータを除外した。そのため、使用可能な学習データは 83 試行となった。また、1 つの時系列データの中に、手指姿勢の出力か、ひずみゲージ出力のいずれかが半分以上欠損した場合は、データセットから除外した。さらに、1 試行のデータから時系列データを切り出す際、オーバーラップさせることでデータを水増しする。その結果、使用可能な学習データは時系列データ換算で 136,538 個となった。

続いて学習方法について述べる。学習データおよびテストデータの作成にあたり、時系列データの切り出し方法は取得周波数の高い Fingertip Force のデータ数に合わせる。これは、分類モデルを運用する際、常に最新のデータを入力することを想定するためである。

4.3 評価

学習データを 5 分割して cross validation を行い、作成した 5 つのモデルにテストデータを入力して平均値を求めた。表 1 にモダル別のクラス分類結果を示す。各モダル単体では、F1 score で約 63% の分類精度であった。一方で手の姿勢と指先力の両方を結合した場合は、F1 score で 75.7% の分

Table 1 Classification result

	recall	precision	F1 score
posture based	0.652	0.617	0.630
force based	0.628	0.641	0.624
concatenate	0.727	0.805	0.757

Table 2 Confusion matrix based on fingertip force model

	class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7
class 1	6895	68	0	0	0	0	0
class 2	701	5409	368	714	485	377	1281
class 3	246	2235	26402	498	152	0	2417
class 4	0	954	36	745	21	0	524
class 5	0	272	41	16	3667	358	695
class 6	0	261	105	58	467	2568	85
class 7	349	1365	1750	218	401	17	7452

Table 3 Confusion matrix based on concatenate model

	class 1	class 2	class 3	class 4	class 5	class 6	class 7
class 1	7272	131	0	1	0	0	0
class 2	213	6480	73	1457	203	475	470
class 3	0	1464	28166	169	404	69	1673
class 4	0	402	41	1718	0	0	99
class 5	0	328	1	0	4052	191	456
class 6	4	45	39	14	49	2811	0
class 7	17	1112	672	239	1586	188	7736

類精度であった。

表 2 に指先力に基づくモデル（以下、指先力モデル）の混同行列を示す。なお、イタリック体は大きく混同がみられたものである。指先力モデルでは class 2（押さえ上げレバーの操作）と class 7（ボタン操作）の混同が目立つ。どちらの作業においても指先に強い力が加わる点で類似しているためと考えられる。しかし表 3 に示す結合モデルの混同行列に着目すると、これらの混同が改善していることがわかる。

4.4 データの可視化

各指に取り付けたひずみセンサの出力の例を図 5 に示す。例えば 2,000[ms] 付近の布パーツを重ね合わせる部分では、右手親指、右手人差し指、左手人差し指のひずみが増加している。これは図 6(a) に示すように、指先と布との間に働く摩擦力を利用して、布をこすり合わせるように位置調整しているためである。

1 回目に押さえ上げレバーを操作する区間（図 5, 6,000[ms] 付近）では右手親指のひずみ出力が大きく変化し、同時に左手人差し指のひずみも変化している。これは、右手親指で押さえ上げレバーを下ろす操作であるため、右手親指と同時に左手



Fig. 5 Strain gauge output in measurement of sewing

で布を押さえつけており、左手人差し指にも力が加わる。一方で、2回目に押さえ上げレバーを操作する区間（図5、20,000[ms]付近）と3回目に操作する区間（図5、33,000[ms]付近）では、右手親指のピークが2つある。これは押さえ上げレバーを持ち上げる操作と下ろす操作が連続して行われている場面である。この時、1度目の右手親指のひずみ変化と左手人差し指のひずみ変化が同時に発生している。これは押さえ上げレバーを持ち上げる操作と布を回転させる操作が同じタイミングで始まっていることを示唆している（図6(b)）。

以上の通り指先に取り付けたセンサ出力を可視化することで、作業者が力を加えた詳細なタイミングや、ほかの指との相互作用が視覚的に理解できることがわかった。

5. まとめ

本稿では、ミシンを用いた縫製作業を行う非熟練者の訓練に向け、作業者の手指姿勢と指先力を計測するシステムを提案した。作業者の指先の感覚を阻害することなく手の姿勢及び指先力を計測した。さらに深層学習ベースの分類モデルである手指姿勢モデル、指先力モデル、結合モデルを作成し、縫製作業の動作分類を行った。最後に、得られた指先力データを可視化した。可視化した指先力に着目することで、力を加えた詳細なタイミング、複数の指同士の相互作用、力をかけた時間、力の変化などを確認することができた。そのため、熟練者と非熟練者の作業計測結果を比較することで、熟練技術の抽出が期待できる。

今後は本研究で提案した計測システムおよび分類システムに基づいて非熟練者への訓練システムを作成する。さらに、可視化した縫製スキルを分析することで、縫製スキルの抽出につなげたい。

謝辞

本研究の一部は科研費およびNEDOの補助を受けて行われた。

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.



Fig. 6 Hands posture of sewing work

- [2] A. Riedel, N. Brehm, T. Pfeifroth, "Hand Gesture Recognition of Methods-Time Measurement-1 Motions in Manual Assembly Tasks Using Graph Convolutional Networks," in *Applied Artificial Intelligence*, vol. 36, 2022.
- [3] 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.
- [4] MediaPipe Hands, <https://google.github.io/mediapipe/solutions/hands>, (viewed on February 23, 2023)