

令和 5 年 6 月 30 日現在

機関番号：53601

研究種目：若手研究

研究期間：2018～2022

課題番号：18K13041

研究課題名（和文）仮想立体裁断のための手指動作による布モデル操作を実現する動作解析システムの開発

研究課題名（英文）Development of hand motion analysis system for cloth model manipulation using actual finger motion in virtual draping

研究代表者

召田 優子（Mesuda, Yuko）

長野工業高等専門学校・情報エレクトロニクス系・准教授

研究者番号：20757893

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,200,000円

研究成果の概要（和文）：実際に立体裁断をしている際の一連の動作（つまむ、放す、固定する等）に着目し、その動作データを取得した。取得したデータを人工知能に入力し、どのような特徴量の場合、人工知能の精度が高くなるか検証した。結果、一瞬の手指の形の情報も重要であるが、時間的な移り変わりも各動作の特徴を表す重要な要因であることが示唆された。手指の曲げデータは手指の三次元座標データと同等程度の特徴となり得る可能性がある。実際に布を扱っている際のデータで学習を行った場合複雑な動作も入ってしまい、判別精度は低くなってしまったため、今回使用した特徴量以外の特徴量も検討する必要がある。

研究成果の学術的意義や社会的意義

曲げ率のデータのみでもつまむ、放す、固定するといった動作を高い精度で判別することができたことから、指間の広がりや手の位置情報だけが動作の特徴を有しているわけではないことが示唆された。三次元座標データの次元に比べ曲げ率データの次元の方が大幅に少ないため、曲げ率データをさらに詳しく解析することで少ない特徴量で各動作を表せる可能性がある。

この結果は実際の手指の動作を用いた直観的な布モデル操作の実現に繋がり、最終的には着付けや衣服づくりのオンライン教材やリハビリなどにも応用できる技術の発展に貢献できるものであると考えられる。

研究成果の概要（英文）： In this study, series of movements in draping are input to AI to confirm which feature value are influenced on the accuracy of the AI. Input movements are "grab", "release", "fasten" and so on.

The result suggest time-series data of hand movements are influenced on the accuracy of the AI more than hand form in an instant in cloth manipulation. Bending data of fingers are important feature for hand movements of cloth manipulation as same as three dimensional coordinates of hand and fingers. Hand movements with actual cloth include complex motions, therefore the discrimination accuracy is low when training with the actual cloth handling data.

研究分野：衣服シミュレーション

キーワード：仮想立体裁断 手指動作 布モデル操作

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

生活の基礎となる三大要素の中の衣生活に関係する衣服作りの仮想化は今まで多くの研究がされてきた。その多くが、人台モデルを変形させ衣服形状を作製するものであり、布モデルから衣服形状を作製するものであっても、入力デバイスとしてマウスを用いたものが多く 2 次元的操作が主流であった。2 次元的操作を実際の手指動作に置き換える事ができればより直感的な操作が実現する事ができる。

一方で、近年のモーションキャプチャデバイスの技術進歩により体や手の動きを容易に取得可能となったことで、様々な分野で身体動作を用いた仮想物体を操作を応用するようになってきている。これらの技術を仮想空間上での衣服作りに関する研究に応用する事ができれば、仮想空間上においても、現実世界と同様に布の物性を考慮する事や細やかな作業、デザイナーのイメージ通りの形状を再現できると考えられる。この手法では、実世界での布の操作を仮想空間上へ変換する事がカギとなり、これを実現させるためには衣服制作時の動作解析が求められている。

先行研究では、実空間上の手指動作による布モデル操作の研究を行っており、つまむ、放すといった基本的な操作の実装を行い、特定のジェスチャまたはキーボードの操作で各操作の切り替えを行っていた。しかし、この場合ジェスチャによる作業の中断や操作の多様化に伴うジェスチャの複雑化と操作性の低下といった問題が生じる。日常生活の手指の動作を解析し、その結果と紐付ける事でより汎用的で直感的な操作方法が可能となる。

これらのことが実現できれば、より実際の型紙に近い型紙の作成そして細かな形状やデザイナー独自のニュアンスの再現を可能とする仮想立体裁断の開発に繋がる。さらに、この仮想立体裁断は、衣服内環境のシミュレーションや個人用サポータの作成、リハビリなど医療への応用も期待できる。布モデル操作は日常の動作を元に行っているため、着付けや衣服作成の教材としても応用できると考えられる。

2. 研究の目的

本研究では、手指の動作解析を行い、その結果と各布モデル操作とを紐付ける事によりユーザの意図した操作を実空間での動作から推測する。その動作を仮想空間上へと反映させる事で一連の流れで布モデルを操作できるようにする。

3. 研究の方法

(1) 手指動作の抽出

立体裁断で行われている操作を書籍や動画を参考に抽出した。その結果、つまむ、固定する、放す、なでる、裁断の操作が多かった。動作の流れではつまんだ後放す操作または固定する操作となる場合が多く、固定する操作では片方の手で支えながら固定する事やつまんだ所を固定するといった操作が多かった。

以上の調査から既実装されている布モデル操作の中でも「つまむ」「放す」「固定する」に着目し、その動作を取得することとした。これらの動作を人工知能に学習させ、判別の精度を確認し、入力したデータが特徴量として機能するかを確かめる。裁断に関しては、道具を使うため動作ははさみのジェスチャで動作を表し、人工知能に入力することとした。なでるは布モデルと手モデルの衝突を定義することで実装し、他の操作を行っていないときに有効にすることとしたため、今回は入力データとして扱わなかった。

(2) 人工知能の構成

抽出した動きを判別し、それに応じた布モデル操作を選択するために人工知能を使用する。今回使用した人工知能モデルは手指の形を判別するモデル(以下、静的モデル)と、動作を判別するモデル(以下、動的モデル)の2つのモデルで構成されている。

静的モデルでは手指の形状に関する情報を入力し瞬間的な手の形を認識する。これは流れが一方向のニューラルネットワークで、アフィン変換と活性化件数を結合して作られている。実際の手は関節をつなぎ合わせた指から構成されている。そこで本研究で使用する人工知能でも手という概念を持たせるため、静的モデルではまず同一の指の関節のみを結合し、その後全体を結合させる構造とし、手の形を判別できるようにした。本研究では、静的モデルの入力データを3パターン用意した(詳細は(4)に記述する)。

衣服を作成する動作は、布をつまむ、放すといった複数の動作で構成されており、これらの操作が一連の流れで行われる事により布から衣服が製作されていく。動的モデルでは、このような動作の流れの特徴を解析する事でより効率的な動作目的の推定を行う。本研究では動的モデルに自然言語処理で使われる LSTM を使用する。LSTM は時系列データを処理する事に特化した再起型ニューラルネットワークで、過去の状態を記憶し学習に用いる事ができる。静的モデルが出力したデータを入力データとして連続的に用いる事で動作の判別を行う。

(3) 人工知能へ入力するデータ(特徴量)

本研究では、学習させるデータを3パターン用意した。各データパターンの説明を表1にまとめる。パターン1のデータは先行研究でも用いた光学式センサ(LeapMotion)で取得した指関節の三次元座標データと手のひらの三次元座標データである。行った動作は表1のパターン1に示した動作で、実際の立体裁断で行われている5つの操作に対応付けられている。「つまむ」「放す」「固定する」は実際の動きと流れを意識し、例えば、つまむであれば、布を持っていない状態から布を持った状態を表すように手を開いた状態から指先で布をつまむ形へ変化する動作としている。裁断に係る「切り始める」「切り終わる」は道具を使ったものであるため、動作よりも切っている事が分かりやすい動作を採用した。データ数は一つの動作につき300で合計1500(訓練用1300,検証用200)のデータを取得した。また、一つの動作におけるフレーム数は50であり、約3秒間以内に動作を完結してもらった。

パターン2はデータグローブ(PrimeXsens)を用いて取得した手指動作の曲げ率データである。前述までは手指の動作を取得するためにLeapMotionを用いて手指の三次元データを取得していたが、このセンサでは手が布で隠れてしまうとデータが取得できない。そのため、新たにPrimeXsensを用いてデータの取得を行った。このグローブで取得できるデータは各関節の曲げ率データであり、指が伸び切っている時が0,最も曲がっている時が1となる。またグローブの仕様上、第一関節にはセンサが入って折らず、取得できないため第二関節の曲げ率データを代用している。実際に布を用いて動作する際の手指の曲げ率データの取得と解析を行うにあたり、まず曲げ率データの学習でもこの人工知能で判別ができるか、三次元座標データとの結果に違いが生じるかを確認するため、表1のパターン2に示すようにパターン1と同様の動作を行い手指関節の曲げ率データを取得した。データ数は1000(訓練用800,検証用200)であり、一つの動作100フレームとなっている。フレーム数が異なっているが、これはこのグローブのサンプルレートがLeapMotionの約二倍であるためであり、動作を行っている時間はパターン1と同様の約3秒間である。

パターン3は実際に布を扱った際の手指動作の曲げ率データである。取得する動作の種類は変わらない。5つの動作の内、布を扱う動作はつまむ、放す、固定するである。様々な角度からデータを取得、さらには落ちている布をつまむ、留めてある布をつまむ、人台に直接布を針で留める等実際の立体裁断における様々な状況下を想定して動作を行った。各動作200データで合計1000データ(訓練用800,検証用200)を使用した。一つの動作のフレーム数は100フレームであり、動作実施時間は上記のパターンと同様である。布を使わない動作である切りはじめと切り終わりはパターン2と同様のデータを用いた。

上記データを学習するにあたり各データに対して前処理を行っている。パターン1で使用されている手指の関節の三次元座標データに対しては手のひらの座標系に変換し、さらに標準化と平滑化も行った。この標準化と平滑化は他の2パターンにおける各指関節の曲げ率データに対しても行っているが、手のひらの座標系変換は、PrimeXsensでは手のひらの座標データは取得できないため、行っていない。一方、パターン1では指の関節データの他に手のひらの三次元座標データも用いているため、手の移動に関する特徴が入力されることとなる。

表1: 入力データパターン

パターン	データ(入力したデータの次元)	布の有無	取得動作
パターン1	各指関節・指先および手の平の三次元座標 (75次元:親指4関節×三次元+他の指5関節×三次元×4本+手のひら座標三次元)	なし	
パターン2	指関節の曲げ率データ (14次元:親指2関節+他の指3関節×4本)	なし	
パターン3	指関節の曲げ率データ (14次元:親指2関節+他の指3関節×4本)	あり	

(4) 人工知能の精度および取得動作の特徴量の検証

先述した3パターンのデータを人工知能へ学習させた際の精度を確認し、使用した人工知能

で動作の判別ができるか、入力した特徴が有効的に作用しているかを確認した。まず、パターン 1 のデータを使用して、人工知能の精度を確かめた。また、静的モデルのみの人工知能（以下、人工知能 1）と静的モデルと動的モデルを組み合わせた人工知能（以下、人工知能 2）の精度を比較し、手指の形のみを判別する際と時系列の特徴も学習した際とでどれだけ違いが出るのか確かめた。

次に、パターン 2 のデータを人工知能 2 に入力し、曲げ率データを特徴量として用いても各動作を判別できるか確認した。また取得した結果とパターン 1 のデータを学習した結果とを比較し、曲げ率データを特徴量として入力した場合と三次元座標データを特徴量として入力した場合とで精度に差が生じるか確かめた。

最後にパターン 3 のデータを特徴量として人工知能 2 に入力し、実際に布を使っている際の手指の動作を入力した場合とある程度決められた動作をした場合とで違いが出るか確かめた。

4. 研究成果

それぞれのデータを学習させた際の学習曲線と混合行列の結果を図 1 および図 2 に示す。混合行列における grab, release, fasten, cut_start, close はそれぞれ「つまむ」「放す」「固定する」「切りはじめ」「切り終わり」の操作を示している。人工知能 2 において、入力したデータで学習を行い、検証をしたところ、90%以上の精度を示す事ができた。以下詳しく見ていく。

(1) パターン 1 のデータを学習した際の結果および動的モデルの有無による判別精度

パターン 1 のデータを学習した結果（図 1(i), (ii) および図 2(a), (b)）を見ると、静的モデルと動的モデルで構成された人工知能を用いた場合、固定する操作以外は 100%の精度で判別ができており、固定するに関しても 98.33%の精度を有している。一方で、静的モデルのみの人工知能で学習を行った結果は固定するの判別が 66.57%の精度であった事から、動的モデルにより時系列の特徴量を学習できている事がうかがえ、動作の移り変わりなど時系列データが動作判別に起因する特徴であることが示唆された。

(2) パターン 2 のデータを学習した際の結果および三次元座標データと曲げ率データの違いによる判別精度への影響

曲げ率データを入力した時の学習曲線と混合行列を図 1(iii) および図 2(c) に示す。エポック数が増えるほど正解率が 100%に近づいており、急激に正解率が上がった直後は少し不安定であるが、暫くすると正解率が安定する。混合行列においても、つまむ、固定する、切り終わりの正解率が 100%となった。前述した LeapMotion の三次元座標データを入力した際の学習曲線と混合行列を比較すると、三次元座標データを用いた方が正解率が安定しており、判別精度もよいが、曲げ率データを用いた結果と差はほとんどないことが確認できた。例えば、曲げ率データを用いた際は、放すの正解率が 95%（5%は固定すると誤認識）、固定するの正解率は 100%であるのに対し、三次元座標データを用いた際は、放すの正解率が 100%、固定するの正解率は 98.33%（1.67%放すと誤認識）であった。曲げ率データは、位置情報や指間の開き具合を表す情報がなく、入力する特徴量も少ない。そのため似ている動作である固定すると放すは判別が難しいかと考えていたが、三次元座標を入力した時に近い精度を上げることができた。この結果より、各指の曲げ率データも操作を表す特徴量として十分有効な情報であり、この人工知能を用いる事で各動作を判別する事が可能である事が示唆された。指の位置関係が非常に重要であると考えていたが、位置情報がなくてもその他の情報で補うことができる可能性がある。

(3) パターン 3 のデータを学習した際の結果

実際に布を用いた際の曲げ率データを入力した際の学習曲線と混合行列を図 1(iv) および図 2(d) に示す。学習曲線ではエポック数が 50 手前で正解率が著しく下がる箇所があったがそれ以降は比較的安定した正解率を維持している。混合行列を見ると精度も少し低くなっており、つまむの正解率は 97.5%（2.5%固定すると誤認識）、放すの正解率は 97.5%（2.5%固定すると誤認識）、固定するの正解率は 90%（2.5%つまむ、7.5%放すと誤認識）となった。様々な状況下で各操作を行ったため曖昧で似ている動きとなる場合が多く、それが原因でこのような結果になったと考えられる。特に固定する動作は、ダーツを作る動作を意識し、布をつまんでひだのような形を作った後固定するといった動作も含んでおり、より複雑な動作となっていた。こういった点から、大まかな動作では曲げ率データでも十分識別可能であるが、より複雑で細かな動作を判別するためには、曲げ率データだけではなく、さらに他の特徴量も必要である。

(4) まとめ

結果より、一瞬の手指の形の情報も重要であるが、時間的な移り変わりも各動作の特徴を表す重要な要因であることが示唆された。各手指における三次元座標データと曲げ率データにおいて、曲げ率データを用いた場合の方が判別精度が低かったが、三次元座標データを用いた場合の精度と大きな違いは見られなかったため、曲げ率データも三次元座標データと同等程度の動作の特徴となり得ると考えられる。実際に布を扱っている際のデータで学習を行った場合、複雑な動作も入ってしまい、精度は高いものの各動作を誤認識してしまう結果となった。この場合、曲げ率データのみではなく、他の特徴量も入力する必要がある。

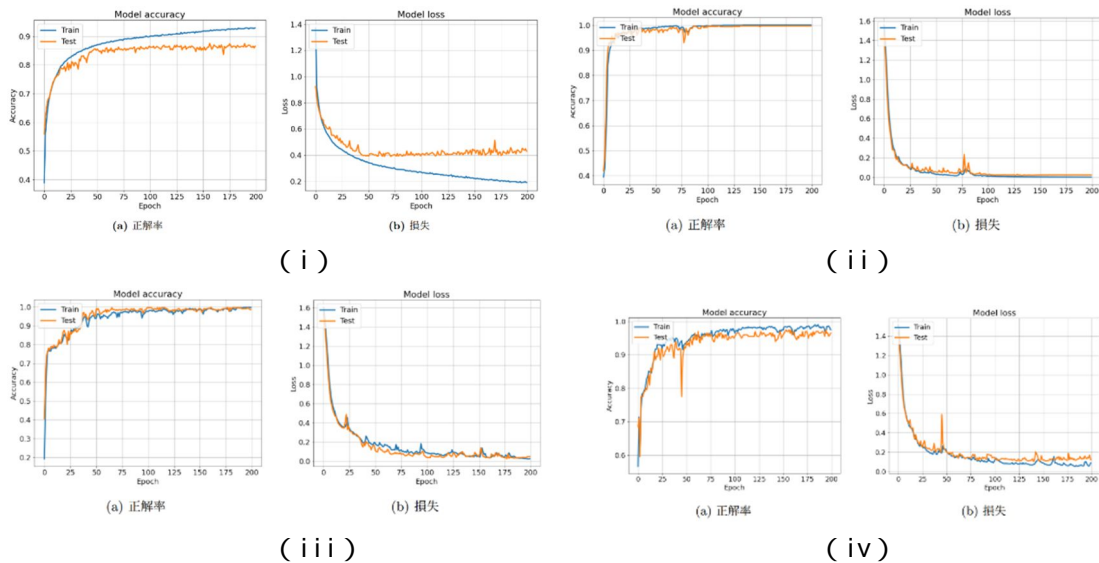


図 1: 各パターンのデータを人工知能に入力したときの学習曲線 ((i) パターン 1 のデータを人工知能 1 に入力した結果, (ii) パターン 1 のデータ人工知能 2 に入力した結果, (iii) パターン 2 のデータ人工知能 2 に入力した結果 (iv) パターン 2 のデータ人工知能 2 に入力した結果)

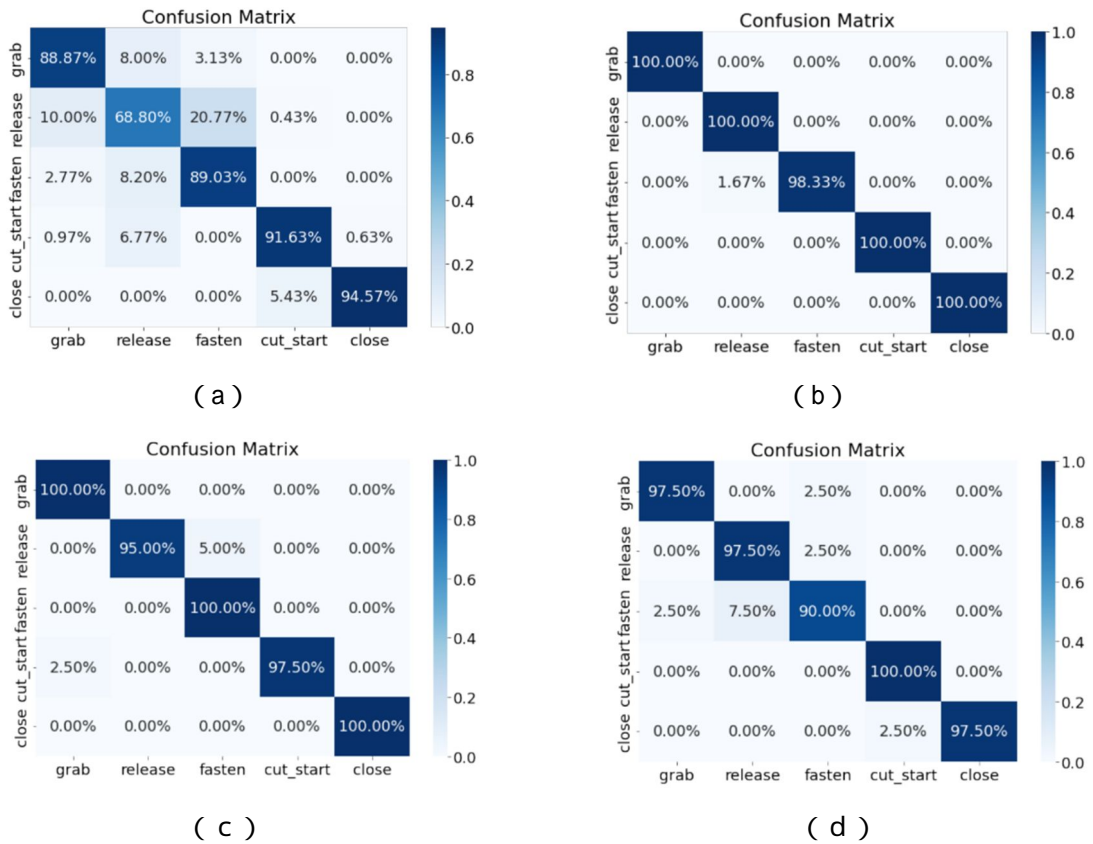


図 2: 各パターンのデータを人工知能に入力したときの混同行列 ((a) パターン 1 のデータを人工知能 1 に入力した結果, (b) パターン 1 のデータ人工知能 2 に入力した結果, (c) パターン 2 のデータ人工知能 2 に入力した結果, (d) パターン 2 のデータ人工知能 2 に入力した結果)

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計5件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 召田優子, 依田幸憲, 乾滋, 堀場洋輔
2. 発表標題 現実世界の手指動作を用いた布モデル操作システムによる衣服モデルの試作に関する研究
3. 学会等名 第24回日本感性工学会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 依田幸憲, 召田優子, 乾滋, 堀場洋輔
2. 発表標題 仮想立体裁断のための型紙作製システムの開発
3. 学会等名 第18回日本感性工学会春季大会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 関口 日向, 召田 優子, 乾 滋, 堀場 洋輔
2. 発表標題 実際に布を扱った際の人差し指の動作の特徴と傾向
3. 学会等名 第18回日本感性工学会春季大会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 土屋峻大, 召田優子
2. 発表標題 VR技術を用いた仮想立体裁断システムの操作性向上に関する研究
3. 学会等名 教育システム情報学会2022年度学生研究発表会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 忠地 涼汰, 召田 優子, 乾 滋, 堀場 洋輔
2. 発表標題 人工知能を用いた仮想立体裁断の操作
3. 学会等名 15回日本感性工学会春季大会
4. 発表年 2020年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関