

認知症介護動作中の触れるスキルの触覚グローブを用いた計測と評価

○井上 大路, Qi AN, 宮内 翔子, 河村 晃宏, 倉爪 亮 (九州大学)

Measurement and Assessment of Touch Skills during Dementia Care Movements Using Tactile Gloves

○ Daiji INOUE, Qi AN, Shoko MIYAUCHI, Akihiro KAWAMURA,
and Ryo KURAZUME (Kyushu University)

Abstract : Humanitude is a dementia care technique and have attracted attention as a gentle care in recent years. To clarify touch skills in Humanitude, we measure the pressure distribution of caregiver's palm during care motions using tactile gloves, and apply LSTM to the time series pressure distribution to develop an assessment system for touch skills.

1. 緒言

近年、少子高齢化の進行により、医療や介護の現場において、認知症など認知機能の低下した高齢者の介護負担が増加している。この問題に対し、認知症患者に対する有効な介護手法として「ユマニチュード」が注目されている。ユマニチュードとは、被介護者の目を近距離で正面から「見つめる」、常にやさしく被介護者の体を広い範囲で「触れる」、穏やかに「話しかける」、被介護者を「立たせる」などを組み合わせたマルチモーダルな包括的ケア技術である [1]。ユマニチュードを用いた介護を行うことで、被介護者が介護者と、介護者の行うケアに対して安心感を持つようになる。これにより、被介護者の BPSD（攻撃的行動やケアの拒絶）が減少し、介護をより円滑に行えることが報告されている [2]。しかしユマニチュードでは、被介護者の反応、状態に応じて、臨機応変に様々なスキルを求められるため、その習得は容易ではない。そこで、ユマニチュード習得の困難さを低減することを目指し、我々はユマニチュードの様々なスキルを定量化し、評価する研究を行っている [3]。その中でも、我々は特に介護者の「触れる」動作について、触れた箇所と力をウェアラブル全身触覚センサを用いて定量化し評価を行うことで、ユマニチュードの「触れる」スキルを習得する手助けとなる学習システムの開発を行ってきた [4][5]。

しかし、ユマニチュードの「触れる」スキルでは、被介護者の体を常にやさしく広い範囲で触れるだけでなく、親指で掴まないことや、触れ始める際には指先から接地し、離す際には指先を残すように離すといった細かいスキルも要求される [1]。そこで本研究では、触覚グローブを使用することで介護中の掌の圧力分布を計測し、触れる動作の触れ始めと触れ終りのよし悪しについての定量化を行う。さらに、ユマニチュード学習者の触れ始めと触れ終り動作の評価を行う教育システムの開発を目指し、収集した圧力分

布データを用いて、深層学習による触れるスキルの評価を行えるか検証する。

2. TactileGlove

本研究では、介護動作中の介護者の掌の圧力分布を計測するための触覚グローブとして、Fig. 1 に示した PPS 社の TactileGlove を使用する。TactileGlove は、Fig. 2 のように片方の手は 65 個の触覚センサ素子から構成されており、本研究では 10 Hz で着用者の掌の圧力分布を計測する。通信には Bluetooth を用いており、PC から通信の制御やセンサ出力の取得を行う。



Fig.1 TactileGlove

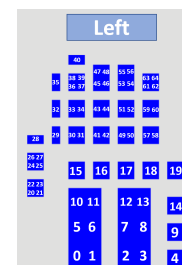


Fig.2 Arrangement of sensor elements

3. インストラクターの触れ方データの取得

3.1 実験によるデータの取得

ユマニチュードインストラクターの方二名に、TactileGlove を左手に着用した状態で模擬介護を繰り返し行ってもらい、介護動作中の掌の圧力分布データを収集した。模擬介護の内容としては、Fig. 3 に示すように椅子に座った患者に対して介護を始めるためのコミュニケーションをと

る動作 1 と、Fig. 4 に示すように横になった患者の体位変換を行うために患者の腕を胸の上でたたむ動作 2 の 2 種類を行った。またその際に、ユマニチュードで推奨されている良い触れ方と、ユマニチュードで非推奨の悪い触れ方の違いを確認するために、両方を実行してもらい、動作中の圧力分布データを取得した。

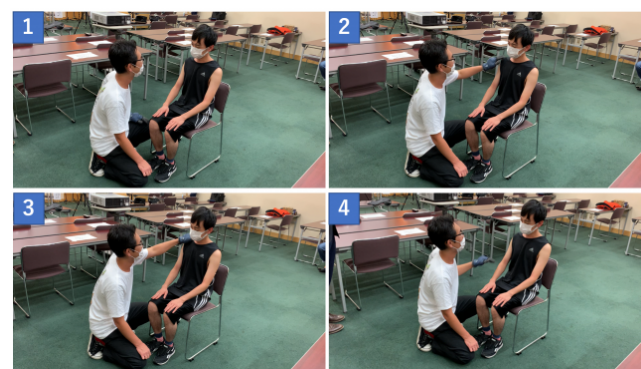


Fig.3 Touch motion to patient’s shoulder (Action 1)



Fig.4 Touch motion for changing patient’s posture (Action 2)

3.2 実験データの処理

本研究では、触れる動作の触れ始めと触れ終りについての解析を行うことが目的であるため、実験データから、介護動作中の患者に手が触れてから離れるまでを一つのデータとして切り取る。また、今回は左手のみで実験を行ったが、両手に着用して計測を行ったとしても、データの処理や解析等は片手毎に独立して行う。

Table 1 に示すように、インストラクター A の実験データからは、良い触れ方の圧力分布データと悪い触れ方の圧力分布データをそれぞれ 93 個取得でき、インストラクター B の実験データからは良い触れ方の圧力分布データと悪い触れ方の圧力分布データをそれぞれ 49 個取得できた。

Table 1 The number of touch data by instructors

		Good	Bad
Instructor A	Action 1	43	48
	Action 2	50	45
	Sum	93	93
Instructor B	Action 1	30	30
	Action 2	19	19
	Sum	49	49

3.3 触れ始めと触れ終りの抽出

次に、切り取った圧力分布データから触れ始めと触れ終りに該当する部分を抽出する。触れ始め部分の抽出手順は、まず最初のステップの出力で圧力分布データ全体をゼロ点調整した後、65 個のセンサ素子の出力値を全て足し合わせ、Fig. 5 のような波形を得る。そして、その足し合わせた値の最大値の 70 %の値を初めて超えたステップを触れ始め部分の最終ステップとし、そのステップ以前で最大値の 20 %の値を下回る直近のステップを触れ始め部分の最初のステップとする。なお、触り初め部分において、Fig. 5 のように一気に出力値の和が最高値まで達せず、途中で一度停滞し、その後最高値まで上昇する場合も見られたが、この場合は触り初めの終了時刻を出力値の和が停滞するまでとした。触れ終り部分を抽出する際には、最初のステップの出力でゼロ点調整する代わりに最終ステップの出力でゼロ点調整した後、触れ始めを抽出する際と同じ手順を後ろのステップから行う。

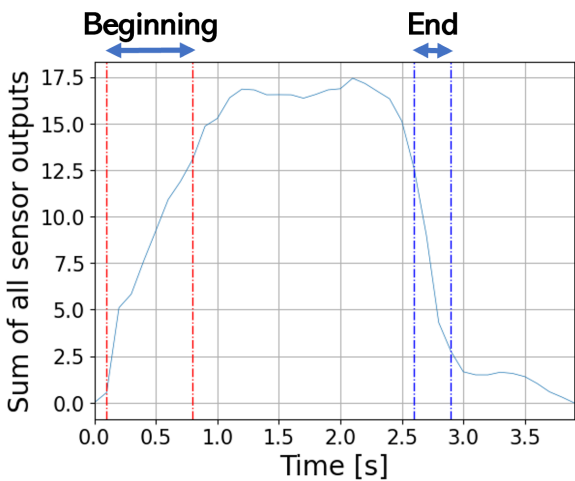


Fig.5 The periods for evaluating touch skills

4. インストラクターの触れ方の解析

インストラクターから取得した良い触れ方と悪い触れ方の、触れ始めと触れ終りについて解析を行った。この際、良い触れ方の圧力分布データと、悪い触れ方の圧力分布データに占める、動作の割合を等しくするために、インストラクター A から取得した動作 1 の Bad データと動作 2 の Good データから無作為に 5 個ずつ取り除いて解析を行う。

まず、2 人のインストラクターの良い触れ方と悪い触れ方の圧力分布データに対して、触れ始めと触れ終りにかかる時間の平均と標準偏差を求めた。インストラクターによる良い触れ方と悪い触れ方のデータの総数はどちらも 137 個ずつである。良い触れ方では、触れ始めにかかる平均時間は 0.74 s (標準偏差 0.31 s) であり、触れ終りにかかる平均時間は 0.63 s (標準偏差 0.39 s) であった。一方で悪い触れ方では、触れ始めにかかる平均時間は 0.44 s (標準偏差 0.16 s) であり、触れ終りにかかる平均時間は 0.57 s (標準偏差 0.45 s) であった。このことより、良い触れ方の方が悪い触れ方に比べ、触れ始めと触れ終りの両方共に、長い時間をかけていることが確認できる。

さらに、抽出した触れ始めと触れ終り部分の圧力分布データに対して、Fig. 6 のように 65 個のセンサを指の先端部分 (23 個)、指の根元部分 (22 個)、掌 (20 個) の 3 グループに分割し、それぞれのグループごとに出力値を足し合わせた。そして、線形補完を行い、触れ始めと触れ終りそれぞれで Good と Bad 274 個のデータの長さをそろえたのち、3 グループ間で合計出力値の比率の推移を確認した。触れ始めについての結果を Fig. 7, 8 に示し、触れ終りの結果について Fig. 9, 10 に示す。これを見ると、良い触れ方では、指先から接地して徐々に掌部分を付けるように触れ始めていて、掌から離し始めて指先部分を残すようにして触れ終えていることが確認できる。

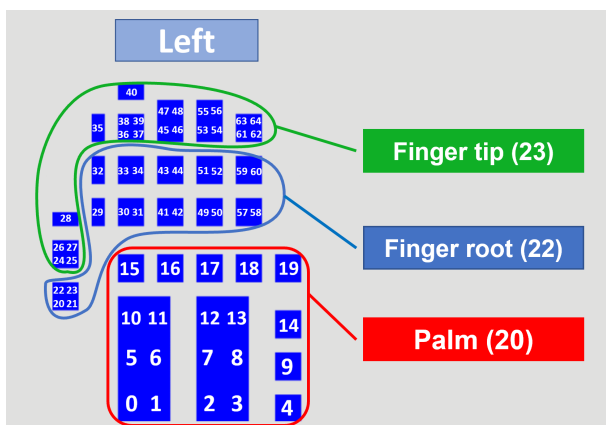


Fig.6 Grouping of sensor elements

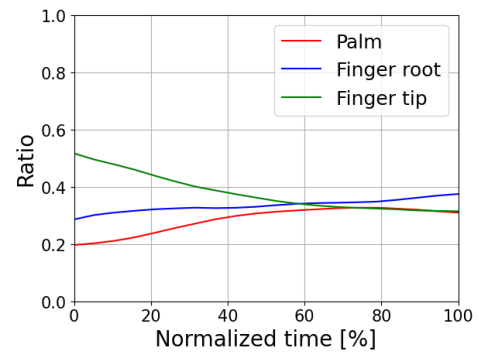


Fig.7 Beginning of touch (Good)

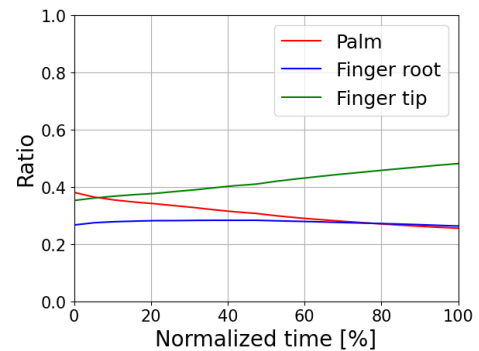


Fig.8 Beginning of touch (Bad)

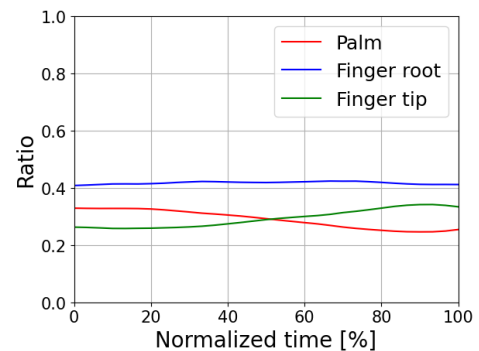


Fig.9 End of touch (Good)

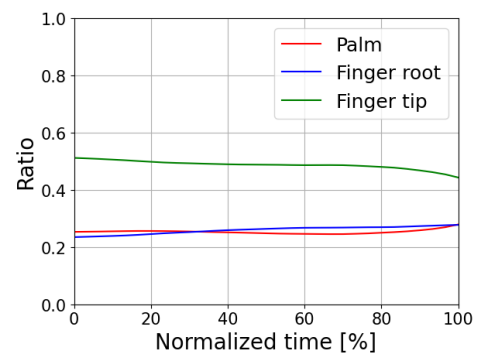


Fig.10 End of touch (Bad)

5. 触れ方の学習モデル

TactileGlove による圧力分布データを時系列データとして入力することで、ユマニチュードで推奨されている良い触れ始めや触れ終りが出来ていたかどうかの判定を行う 2 クラス分類モデルの構築を目指す。

5.1 モデルの構成

使用するモデル全体の構成を Fig. 11 に示す。まず、片手の TactileGlove から出力された圧力分布データ内の、触れ始めか触れ終りに該当する部分を 65 次元の時系列データとして 2 層の双方向 LSTM に入力し、2 層目の各ステップで順方向と逆方向の出力を結合する。その後、アテンション層で各ステップの重みを算出し、その重みと先ほど結合した出力を掛け合わせて全ステップで足し合わせる。全結合層を通したのち、シグモイド関数で確率に変換することで、最終的に Good もしくは Bad のラベルを出力する。学習に関しては、最適化アルゴリズムとして Adam を用いてバッチ学習を行う。

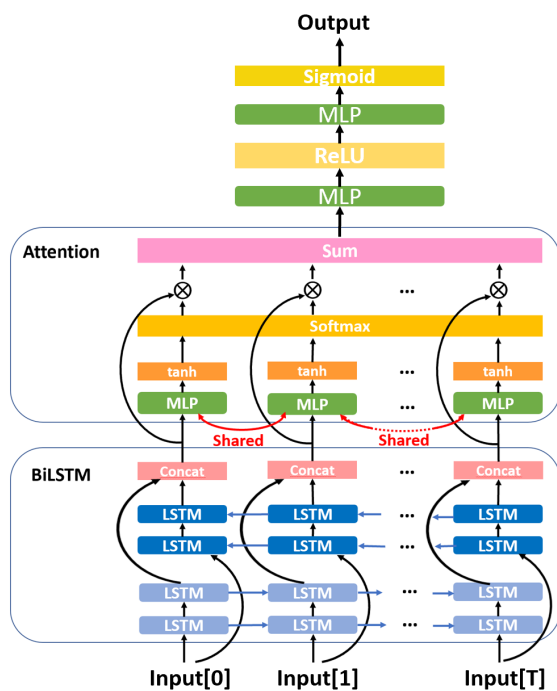


Fig.11 Model architecture

5.2 インストラクターのデータのみを用いた学習

まず初めに、Table 2 に示すように、インストラクター A の圧力分布データのみでモデルを学習させ、インストラクター B の触れ方のデータでテストを行う。500 Epoch ま

で学習させ、テストを行うということを 5 回繰り返し、その結果をまとめたものが Table 3 である。

Table 2 Number of training and test data

Training	Instructor A (Good: 93, Bad: 93)
Test	Instructor B (Good: 49, Bad: 49)

Table 3 Accuracy at 500th epoch [%]

	1st	2nd	3rd	4th	5th	Ave	SD
Beginning of touch	68.4	72.4	70.4	71.4	75.5	71.6	2.35
End of touch	76.5	77.6	78.6	79.6	72.4	76.9	2.49

5.3 インストラクターと初学者のデータを用いた学習

インストラクター A から取得したデータだけでは、学習データの量として十分とは言えず、この問題がモデルの分類精度に悪影響を及ぼしている可能性がある。そこで、Table 4 に示すように、インストラクター A の触れ方のデータに、初学者である著者が人形や人に触れて作成した圧力分布データ (Good: 498, Bad: 498) も加えてモデルを学習させ、インストラクター B の圧力分布データでテストを行う。先ほどと同じく、500 Epoch まで学習させてテストを行うということを 5 回繰り返し、その結果を Table 5 に示す。インストラクターのデータではないが、学習データを増やすことによって、分類精度が向上したことを確認できる。

Table 4 Increase of training data

Instructor A (Good: 93, Bad: 93)	
Training	+
Beginner (Good: 498, Bad: 498)	
Test	Instructor B (Good: 49, Bad: 49)

Table 5 Accuracy at 500th epoch [%]

	1st	2nd	3rd	4th	5th	Ave	SD
Beginning of touch	75.5	75.5	83.7	72.4	75.5	76.5	3.79
End of touch	81.6	80.6	81.6	78.6	78.6	80.2	1.36

6. 結言

ユマニチュードインストラクターの方に触覚グローブを着用した状態で介護動作を行ってもらい、介護動作中の圧

力分布データを収集した。次に、収集したデータから触れ始めと触れ終りの部分を切り取って解析を行った。その結果より、悪い触れ方と比較して良い触れ方では、触れ始めと触れ終りに長い時間をかけており、触れる際には指先から徐々に触れ始めて、離す際には指先を最後まで残すようにして離していることが確認できた。また、取得したデータを用いて、触れ始めと触れ終りの良し悪しを判定する深層学習モデルを構築して実験を行い、分類精度を確認した。

今後は、さらに多くのインストラクターから触れ方のデータを取得することで、モデルの精度を向上させる。そして、ユマニチュード学習者の触れ方を評価し、フィードバックまで行うユマニチュード教育システムの開発を目指す。

謝辞

本研究は、JST CREST JPMJCR17A5 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] 本田美和子, イヴ・ジネスト, ロゼット・マレスコッティ: “ユマニチュード入門”, 医学書院, 2014.
- [2] M. Honda, M. Ito, S. Ishikawa, Y. Takebayashi, and L. Tierney Jr.: “Reduction of Behavioral Psychological Symptoms of Dementia by Multimodal Comprehensive Care for Vulnerable Geriatric Patients in an Acute Care Hospital: A Case Series”, Hindawi Publishing Corporation Case Reports in Medicine, Volume 2016, Article ID 4813196, 2016.
- [3] A. Nakazawa, Y. Mitsuzumi, Y. Watanabe, R. Kurazume, S. Yoshikawa, and M. Honda: “First-person video analysis for evaluating skill level in the humanity tender-care technique”, Journal of Intelligent & Robotic Systems, Volume 98, pp. 103-118, 2020.
- [4] 亀井雅哉, 平松知樹, 井上大路, 河村晃宏, 倉爪亮: “介護技術定量化のためのウェアラブル全身触覚センサの開発”, 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会 2020 講演論文集, 1A1-D10, 2020.
- [5] 平松知樹, 亀井雅哉, 井上大路, 林拓真, 河村晃宏, 倉爪亮: “拡張現実と分布型触覚センサを組み合わせた認知症ケア教育システムの開発—シナリオに基づく訓練システムと実証試験—”, 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会 2020 講演論文集, 1A1-D09, 2020.