

空間 ICA と時系列クラスタリングを用いた 複数の原因からなる触覚情報の分節化

Separation of Tactile Information from Multiple Sources Based on Spatial ICA and Time Series Clustering

李 奎熙†

池田 徹志‡

宮下 敬宏‡

石黒 浩†

萩田 紀博‡

Kyuhee Lee

Tetsushi Ikeda

Takahiro Miyashita

Hiroshi Ishiguro

Norihito Hagita

1. はじめに

近年日常生活にロボットを導入するための研究が活発に行われている。日常生活でのロボットは従来の産業用ロボットよりも人と比較的に近い距離で活動するため、人に対する安全性を確保する必要がある、また人との間に自然なコミュニケーションを実現することが望まれる。その為に様々な研究が行われているなか、触覚機能は人との間に直接的で親密感のあるコミュニケーションを実現できる可能性が大きいことから注目されている。

従来のロボットの触覚研究は、手先のように局所的な範囲にセンサを取り付け、主に単一の対象による接触を扱っている。しかし、人との間に自然な触れ合いを実現するために、体の広い範囲を覆う触覚センサを実装することが有効である。問題点としては、日常生活では複数の対象が同時にロボットに触れる場合が多く、従来の方法はそのまま適用できない点が挙げられる。

複数の対象によって生じる触覚情報を扱う研究としては、その対象をロボット自身の動きによる触覚ノイズとそうではない触覚情報に限定し、計測された触覚情報から触覚ノイズを取り除き、非ノイズの情報を抽出する研究がある[1]。しかし、ロボットの体の動きによる触覚ノイズが発生する場所とそれに関わるセンサ信号の変動が既知である必要があった。これに対して、日常生活では、計測される触覚情報が既知ではない場合が多く、上記のような手法では扱うことができない。

ここで、ある対象が触覚センサに触れたときに、対象に触れられた各センサの出力値の時系列変化傾向がお互い似ていることから、接触場所と接触の仕方が既知ではない触覚情報を接触の仕方に注目して抽出できると仮定する。また複数の対象からなる触覚情報はそれぞれ単一の対象による接触に関する情報同士が重なりあったものであることから、重なりあった異なる信号同士の分離解析手法である ICA (Independent Component Analysis)[2]を適用することが有効であると考えられた。

したがって、本研究では空間 ICA と時系列クラスタリングを組み合わせた解析手法を提案し、複数の対象によって生じる触覚情報を時系列の性質に基づいて分離抽出することを目標にする。それによって、触覚センサ上に発生する接触同士の関係性を把握でき、分離された各対象の触覚情報を従来でも行われている触覚情報解析手法と組み合わせることで複数の情報も単一の情報と同様に扱えることが期待される。

2. 空間 ICA と時系列クラスタリングによる分節化手法

2.1 空間 ICA

空間 ICA とは、fMRI (Functional Magnetic Resonance Imaging) データ解析の分野で適用されている ICA[3]である。fMRI データと触覚情報データは、多次元の時系列データであり、計測されるデータは異なる原因による情報同士の線形和であるという共通点がある。

触覚情報を読み込むセンサの数を N 、フレームの数を P とすると、測定されたデータ行列 $\mathbf{X}$ は、

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i, \dots, \mathbf{x}_N]^T \quad (1)$$

で与えられる。ここで、 $\mathbf{x}_i (i=1, 2, \dots, N)$ は i 番目のセンサから読み込まれる P フレーム分のデータベクトルである。

中心化を行ったデータ行列 $\tilde{\mathbf{X}}$ から(2)式のように共分散行列 $\mathbf{C}$ を求め、

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N} \tilde{\mathbf{X}}^T \tilde{\mathbf{X}} \quad (2)$$

$$\mathbf{C} \mathbf{v}_j = \lambda_j \mathbf{v}_j \quad (j=1, 2, \dots, P) \quad (3)$$

(2)の固有値問題を解くことで λ_j は行列 $\mathbf{C}$ の j 番目に大きな固有値、 $\mathbf{v}_j$ はそれに対応する、固有ベクトルとなる。

空間 ICA では、高次元のデータをそのまま ICA を用いて解析すると、その次元と同じ数の独立成分が求まるため、前処理として次元圧縮のプロセスが行われる。一般的には PCA (Principal Component Analysis) を適用する事で、計算コストの削減及び独立成分の数の調整を行っている。独立成分の数の決め方は、累積寄与率が 99%以上になるように決める方法や AIC、MDL での推定を用いて決める方法[4]などがある。

独立成分の数を K とするとき、データ行列 $\mathbf{X}$ は次のように圧縮される。

$$\mathbf{X}_{new} = \mathbf{X} \mathbf{V}_K \quad (4)$$

ここで $\mathbf{V}_K = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_K] (K \leq P)$ である。 $\mathbf{X}_{new}$ に ICA を適用し、

$$\mathbf{Y}^T = \mathbf{W} \mathbf{X}_{new}^T \quad (5)$$

とすることができる。 $\mathbf{W}$ は混合され圧縮されている各触覚情報を独立成分に分離する $K \times K$ の行列である。ここで $\mathbf{Y}$ は分離された触覚情報の独立成分であり、各列は

† 大阪大学大学院基礎工学研究科,
Graduate School of Engineering Science, Osaka University

‡ 国際電気通信基礎技術研究所, ATR

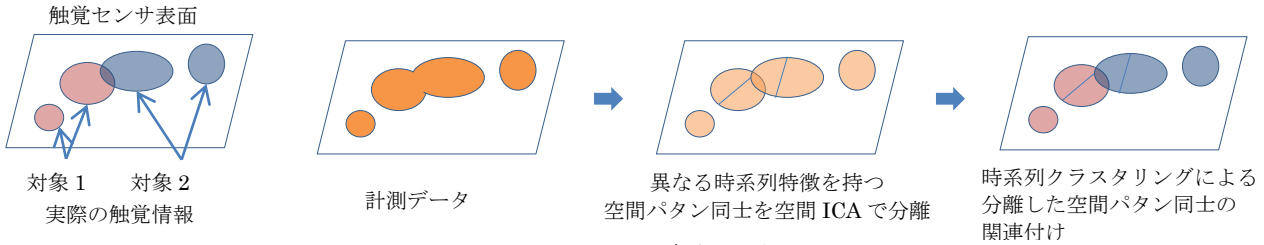


Figure 1 解析手順

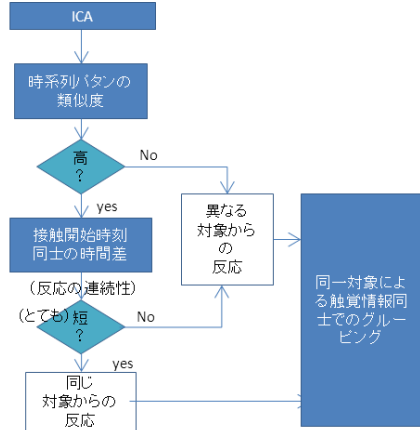


Figure 2 時系列クラスタリングの手順

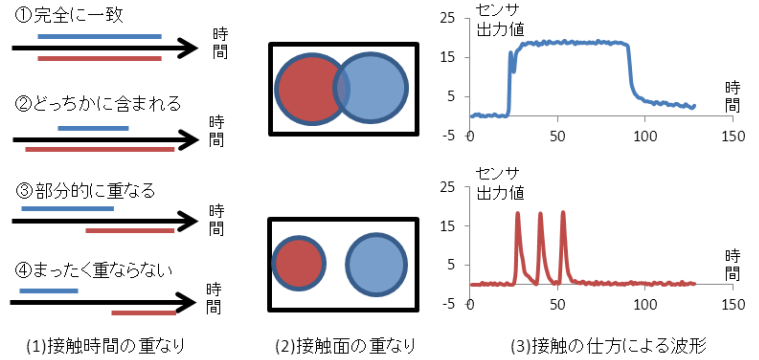


Figure 3 データ取得での条件設定

その触覚情報の 2 次元センサ表面上での空間的パターンを表している。また、元の計測された触覚情報のデータに対する混合行列である $(\mathbf{WV}_K^T)^{-1}$ の各列はその空間的パターンに関する時系列変化のパターンを表している。本研究では分離アルゴリズムの中の一つである fastICA[5] のアルゴリズムを用いて空間 ICA を行った。

2.2 時系列クラスタリング

空間 ICA を触覚センサ出力に適用することで、得られる触覚情報の空間的分布パターンとそれに関する時系列変化パターンは、各対象によって発生する接触の細分化された時空間の情報を表している。各対象に関する触覚情報としてまとめるためには、得られた結果をさらに関連付けさせる必要がある。

そこで、ある対象が触覚センサに触れたときに、対象に触れられた各センサの出力値の時系列変化傾向がお互いに似ていることから、同じ対象からなるセンサ出力値の時系列変化を似た傾向を持っており、その接触時間がほぼ同じであると考えられる。従って、変化傾向の類似度と接触開始時刻に関する距離関数を定義したクラスタリング (ISODATA) を行うことで、対象に関する独立成分同士を関連付けさせる。時系列パタンの類似度を測る尺度としては、重み付きの相互相関を導入しており、各時系列変化パタンの波形に移動平均を用いたスムージング、微分処理によるゼロクロス検出を適用し接触開始時刻を特定する。その手順を Fig.2 に示す。

解析の中での距離関数は、

$$d = (1 - \text{相互相関の最大値}) * \left(\frac{\text{接触開始時刻の差}}{\text{データ全体の長さ}} \right) \quad (6)$$

と定義し、時系列変化パターン同士の類似度が高く、接触開始時刻の差が小さいほど、同じ対象からなる独立成分である可能性が高いと評価する。

3. 実験

3.1 実験に用いたデータ

一般的に日常生活で複数の対象から得られる触覚情報は、計測される時間も対象によって異なり、Fig.3(1)のようなタイミングで観測される。また、センサ表面の 2 次元空間上でその接触面同士が混在しており、Fig.3(2)のように重なりを作る場合がある。ここでは、複数の対象による触覚情報は Fig.3 で示す各時空間での重なるの条件の組み合わせであると考え、各重なりあった触覚情報を正しく分離できることを確かめるために実験を行った。

接触を行う対象の数は 2 つとし、触覚センサの表面での接触場所と接触するタイミングは事前に決めず、それらが時空間で重なっている場合や接触時刻が同じでも触り方が完全に異なる対象に対して検証を行った。Fig.3 のように接触時間の重なり 4 通り、接触面の重なり 2 通り、接触の仕方が似ているときとそうではないときの 2 通りで合計 16 の条件下でデータ取得を行った。

実験では Fig.4 の圧力分布センサを平面上において、人の手でセンサ上を触って各条件での触覚情報を記録した。触覚情報は、圧力分布センサの中に埋め込まれている 25×18 個のセンサからある時刻に置ける全体のセンサの出力を一つのフレームとして計測される。各条件において計測周波数 30Hz で 128 フレーム間のデータを取得した。計測したデータの例を Fig.5 に示す。Fig.5(a)は各対象による接触が時間的にどちらかに含まれる条件と空間的な重なりがない条件の組み合わせでのデータで、Fig.5(b)は空間的な重なりがある条件でのデータである。

3.2 結果

まず、各対象による接触面同士が重ならない場合は、接触時間が完全に一致する条件以外のすべての接触時間の重なるの条件と接触の仕方の組み合わせの条件に対して、それぞれの対象に関する空間パターンとそれに関する時系列変化を分離・抽出することができた。Fig.5 でのデータを解析

した結果を Fig.6 に示す。接触時間が完全に一致する条件においては、接触の仕方によって結果が異なり、接触の仕方が異なるのであれば別の対象によるものであるという結果が得られ、各対象の接触の仕方によっても触覚情報がそれぞれ分離抽出可能であることが確認された。

しかし、空間で接触面同士が重なる場合、重なった部分はそれぞれの対象の時系列変化を全部含めているため、空間 ICA ではその重なった空間が別の独立成分として分離された。それに関する時系列変化もそのまま両方の対象の時系列変化を含めた結果となり、2 つの対象による情報としてまとめることができず、3 つの対象による触覚情報の分離・抽出に当てはまるような結果が得られた。これは、各接触面が空間上で離れていても、同じ対象から触れられたセンサの出力の時系列変化同士は似た特徴を持つと定義しており、これらの重なった部分を分けるためには時系列変化以外にも用いられる特徴量が必要になる。用いられる特徴量としては、センサ表面での各エレメントの隣接関係なども考えられるが、単純に各接触面同士の距離の近さでは空間で完全に重なった情報を分離することは不可能である。この問題に対しては、すでに分離抽出した対象の空間的接触情報からの距離に基づいて両方に属すると判断する方法や、圧力変化値以外の特徴量を取り入れ、再度分離抽出を試みなどの方法が考えられる。

4. まとめ

日常生活でロボットが触覚を使って人と自然なコミュニケーションを行うためには、複数の対象から生じる触覚情報を扱えることが必要である。本研究では、未知の触覚情報を対象毎による異なる触覚の時系列変化に基づいて混合された情報を分離抽出する手法として、空間 ICA と時系列クラスタリングを用いた。

複数の対象からの触覚情報同士の重なり合いを時間と空間において分類し、各対象に分離する実験を行った。それより、各対象に関する空間での接触面の位置や接触の仕方を分離抽出することが確認できた。しかし、異なる対象による接触の仕方がある空間でそのまま混合された時系列データとして計測される場合は、それぞれの時系列変化を別のものとして取り出すことが難しく、正しく分離ができない問題があった。今後の課題として、センサ同士の隣接情報を用いることによって既に分離抽出した対象の触覚情報との関連付けを試みるほか、圧力変化以外に、ずれや移動速度などの時間と空間を取り入れた特徴を用いた手法の検討が挙げられる。

5. 参考文献

- [1] 田近 太一, 宮下 敬宏, 石黒 浩, 萩田 紀博, “部分線形モデルに基づくロボット動作に起因する触覚ノイズ除去”, JRSJ Vol.27, No.6, pp.55-61, 2009
- [2] A. Hyvarinen, J.Karhunen, E.Oja (著), 根本幾, 川勝真喜 (訳) “詳解独立成分分析—信号解析の新しい世界”, 東京電機大学出版局, 2005
- [3] Martin J. McKeown, Scott Makeig, Greg G. Brown, Tzyy-Ping Jung, Sandra S. Kindermann, Anthony J. Bell, Terrence J. Sejnowski, “Analysis of fMRI Data by Blind Separation into Independent Spatial Components”, Human Brain Mapping 6: 160-188, 1998
- [4] Ui-Ou Li, Tulay Adali, Vince D. Calhoun, “Estimating the Number of Independent Components for Functional Magnetic Resonance Imaging Data”, Human Brain Mapping 23:1251-1266, 2007

- [5] A.Hyvarinen, Fast and Robust Fixed-Point Algorithms for Independent Component Analysis. IEEE Transactions on Neural Networks 10(3):626-634, 1999.

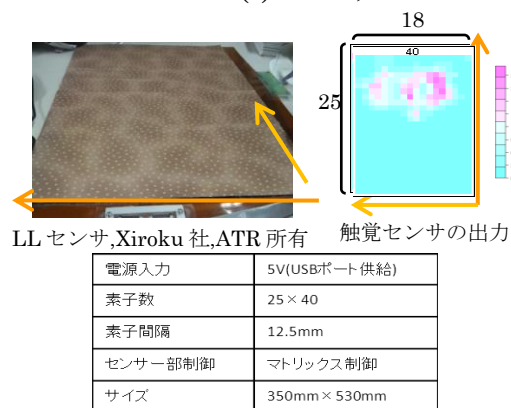


Figure 4 圧力分布センサ

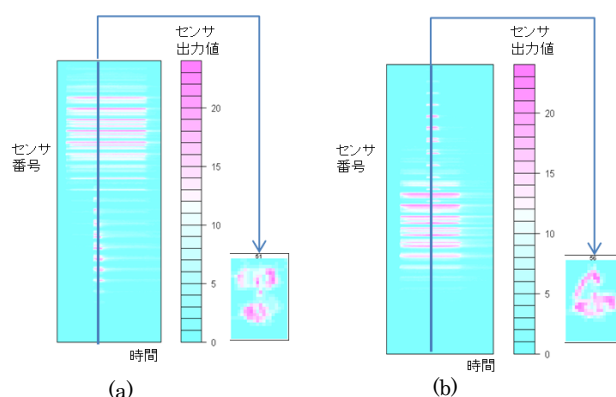
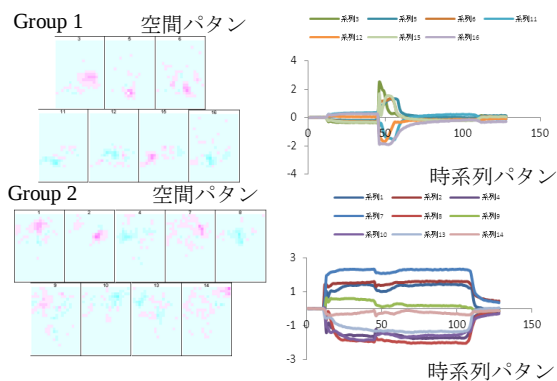
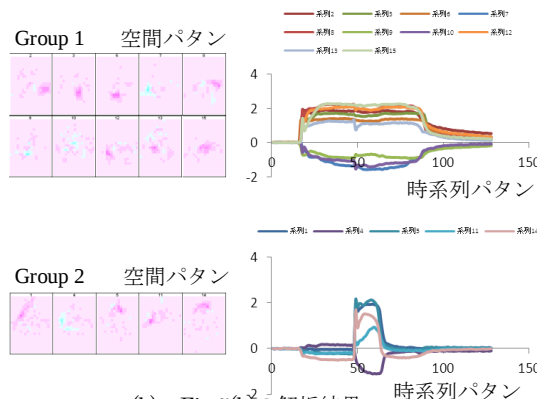


Figure 5 計測データの例



(a) Fig 5(a)の解析結果



(b) Fig 5(b)の解析結果

Figure 6 解析結果の例