

# 加速度センサアレイが装着されたカバーによる 柔軟物インタフェース構築手法

鈴木 優里<sup>1,a)</sup> 加藤 花歩<sup>1</sup> 杉浦 裕太<sup>1,b)</sup>

概要：本研究では、日常生活に溶け込んでいる既存の柔軟物をインタフェースとすることを目的とし、加速度センサアレイを装着したクッションカバーを開発した。このカバーはクッションを代表とする柔軟物に着脱可能で、柔軟物表面でのジェスチャ識別を可能とする。本手法は、ジェスチャによって得られるセンサ値を画像化し CNN を用いて学習することで識別を行う。2 名の実験協力者によって 13 種類のジェスチャ識別精度検証を行ったところ、平均で 82% の精度を得た。

## 1. はじめに

一般的に生活の中で情報機器とのインタフェースとして用いられているものは、プラスチックや金属などの固い素材で構成されていることが多い。例として、家電やゲームを操作するためのインタフェースがあげられる。このようなインタフェースは、多様な操作性をユーザに提供することが可能であるが、専用の機器を必要とする。そのため我々は、身の回りに存在する日用品自体をインタフェースとすることで、時間・場所・姿勢にとらわれず情報機器とのインタラクションを提供することを目標とする。

日用品の中でも我々が着目したのは身の回りにある柔軟物である。リビングにあるソファやクッション、カーペットはその一例であり、こうした柔軟物は我々の生活空間に溶け込んでいる。柔軟物の機能として、緩衝材としての役割がある他に、嗜好品として我々に安心感を与え、人々にリラックスを促す効果もあると考えられる。本研究では、柔軟物の中でも、生活の様々な場面で我々の手の届く場所に存在するクッションに注目した。人間はクッションに対して、押す、なでる、たたくなどジェスチャを無意識で日常的に行っており、これらの多様なジェスチャを情報機器とのインタラクションに活用できると考えた。日用品のインタフェース化で重要なことは、日用品本来の機能性を損なわないということである。クッションをインタフェース化する手法として、当研究グループで FuwaFuwa[4] というセンサデバイスを開発してきた。これは反射型光センサを用いると綿の密度を算出できるという現象に着目し、クッ



図 1 クッションカバーによるインタフェース

シヨンの内部に埋め込むことでインタフェース化する手法である。内部に組み込むため、柔軟物の本来の機能である柔軟性を損なうことはないが、一方でクッションを加工してそれを組み込む手間がある。

ユーザがすでに所有しているクッションをインタフェースとして活用できる利点は大きい。まず多くのユーザがすでにクッションを所有しており、このインタフェースを導入することによって、所有しているクッションを有効活用できる。この課題にアプローチするものとして、SofTouch[1] は、ベルト型のセンサをクッションの表面に巻きつけることで、柔軟物に加工を施すことなく、インタフェース化に成功した。一方で、計測できるジェスチャの数に制約がある。

そこで本研究では、クッションのカバーに加速度センサアレイを埋め込み、着脱可能なデバイスとした(図 1)。まず、クッションに対するジェスチャごとの加速度センサの値を取得し、画像データに変換する。その画像に対して Convolutional Neural Networks (以下、CNN) を用いて

<sup>1</sup> 慶應義塾大学

<sup>a)</sup> s.yuri23118@keio.jp

<sup>b)</sup> sugiura@keio.jp

機械学習を行い、入力されたジェスチャを識別する。実験においては、クッションを用いた13種類のジェスチャを2人に実施してもらい、その識別精度を確認した。

## 2. 関連研究

### 2.1 柔軟物インタフェース

柔軟物を用いたインタフェースの研究が行われている。

富永ら [10] は、フェルトの間に導電性の糸を縫いこむことで柔らかい触感を保ったタッチインタフェースを構築した。質感や外観を阻害しないように配慮されており、ぬいぐるみに埋め込むことでインタフェースとして操作を行うことを可能にした。阪口ら [6] は、衣服型端末に布製のスイッチを貼り付け、触れることで機能を使用可能な柔らかいインタフェースを提案した。スイッチは着脱が可能で、ユーザの状況に応じて機能を付与したり変更したりすることができる。八木ら [5] は、Media Cushion というクッション型インタフェースを提案した。タッチセンサや光センサをクッションに組み込み、ユーザの自然な動作によって照明などを変化させることを可能にした。

本研究は、柔軟物としてクッションを用いてジェスチャを識別することでクッションによる家電操作を実現するものである。

### 2.2 加速度センサによる動作計測

加藤ら [2] は、加速度センサを用いてぬいぐるみの動作検知を行った。着脱可能なデバイスに加速度センサを設置し、動作ごとのセンサ値について前後のフレームの差分値を画像化し、学習させた。Ubi-Finger [9] は、加速度センサとバンドセンサを用いて手指のジェスチャを認識するデバイスを提案した。ジェスチャにより、情報機器や情報家電機器を直感的に操作できる。デバイスに加えて、ノートパソコンの入力支援などの応用例を試作し、ジェスチャを利用した実世界機器操作の有効性を確認した。小尾ら [7] は、加速度センサの3軸方向の値によって、音楽の主音量、左右のスピーカーの音量バランスおよびテンポを制御し、音楽の再生を助ける手法を提案した。デバイスを手首に装着し、直感的に操作することを可能にしているため、ユーザは手軽に指揮者の気分を感じることができ、同時に演奏者の立場にも立つことができる。

本研究では、加速度センサをクッションカバーに複数配置してクッション上でのジェスチャ識別をする。

### 2.3 ジェスチャ識別手法

ヒューマン・コンピュータ・インタラクション分野におけるジェスチャ識別の手法として、時系列順のセンサデータを入力とし、CNNを用いて学習する方法が数多く提案されている。

菊井ら [3] は、眼鏡型のデバイスに設置した光センサの

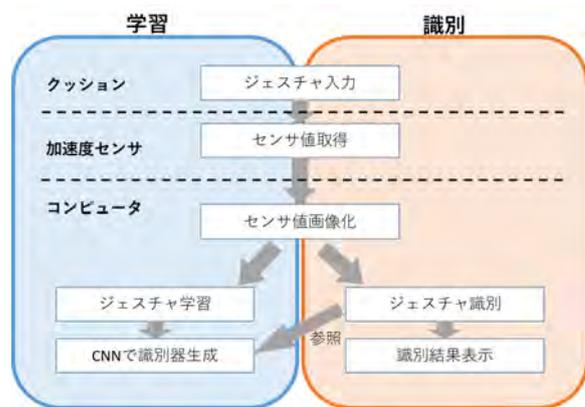


図2 システムの流れ

時系列データを2次元矩形データに変換し、CNNを用いて学習することで、頬でのジェスチャを検知する手法を提案した。大藪ら [8] は、人物の頭部ジェスチャ識別にCNNを用いている。頭部に磁気式センサを固定し、人物が頷いているか否かの2値データをCNN教師データとし、頷きの識別を実現した。光センサと加速度センサからなるセンサモジュールを埋め込んだクッション型インタフェース?においても、センサデータを画像化し、CNNを用いて学習を行い、ジェスチャ識別器を実装している。

本研究においては、センサデータをグレースケール画像化し、画像に対しCNNを用いることで機械学習を行う。

## 3. 提案手法

### 3.1 システム構成

本システムにおけるジェスチャ識別の流れを図2に示す。クッションカバーに設置した4つの加速度センサによってジェスチャごとのセンサ値を取得し、データをコンピュータに送る。コンピュータでは、センサ値を時系列順に並べて画像化する。この画像を用いてCNNで識別器を生成し、ジェスチャ識別を行う。

### 3.2 ハードウェア構成

クッションカバー内側表面に図3のように3軸加速度センサを4個縫い付け、既存のクッションに装着した。さらに、計算処理を行うためのマイクロコントローラ (Arduino Pro Mini) を各加速度センサと有線でつなぎ、クッション内に収納した。また、将来の無線化を見据えて無線通信機器 (XBee) を配置した。

加速度センサは、x, y, zの3方向の値を得ることができる。本システムでは4つの加速度センサを装着しているため、得られるセンサの次元数は合計12次元である。

### 3.3 ソフトウェア構成

ユーザがジェスチャを行うと加速度センサの値が変化する。加速度センサの前後のフレームとの差分の絶対値を取

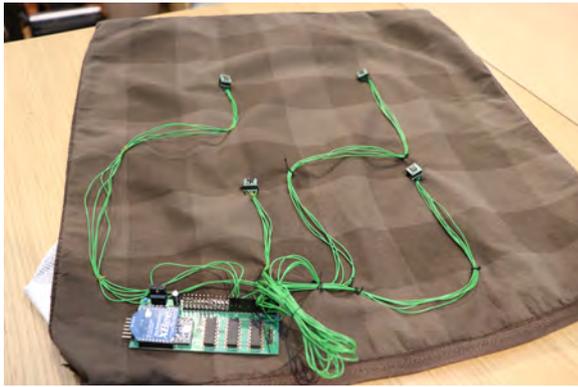


図 3 クッションカバーの内側に加速度センサを装着した様子

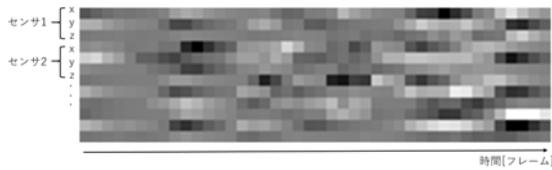


図 4 センサ値から作成した画像

得し、その合計がある閾値を超えるとジェスチャが行われたと判定し、42 フレーム分のセンサ値を取得し始める。Arduino の通信速度は 35[fps] であり、ジェスチャはおおよそ 1.2 秒で行われると仮定し、42 フレームとした。

取得したデータを Low-Pass Filter (LPF) にかけた後、最大値 255、最小値 0 となるように min-max normalization を行う。これにより、センサ値を 256 段階のグレースケール画像に変換できる。その結果の例を図 4 に示す。y 軸方向に 4 個の加速度センサの値が 3 軸 (x, y, z) の順に並び、x 軸方向に時系列で変化している。

本システムではジェスチャ識別の手法として CNN を用いる。本稿で使用した CNN は、画像認識に用いられる畳み込みを利用した機械学習の手法である。ネットワークは畳み込み (Convolution) 層、プーリング (Pooling) 層、全結合 (Fully Connected) 層、ドロップアウト (Dropout) 層の各層が複数のノードで繋がっている構造である (図 5)。畳み込み層は順番に 32, 64, 128 のフィルタ数であり、入力されたデータに対してフィルタを用いた畳み込みを行いデータの特徴を抽出する。活性化関数として ReLU を用いることで、その特徴をさらに強調する。畳み込み層の直後に設置したプーリング層では、前層で強調した特徴について注目領域の最大値を返す max-pooling を用いた。これにより、特徴の位置感度が低下し、対象の特徴量の画像内での位置が変化した場合にもプーリング層からの出力が一定になる。全結合層では、前層からの出力を次の層のノードに結合し、活性化関数によって変換した値を出力する。1 番目の全結合層では活性化関数は ReLU とし結合数は 1024 である。2 番目の全結合層では活性化関数は softmax とし結合数はジェスチャの種類数である。この 2 つの全結



図 5 CNN のネットワーク構造

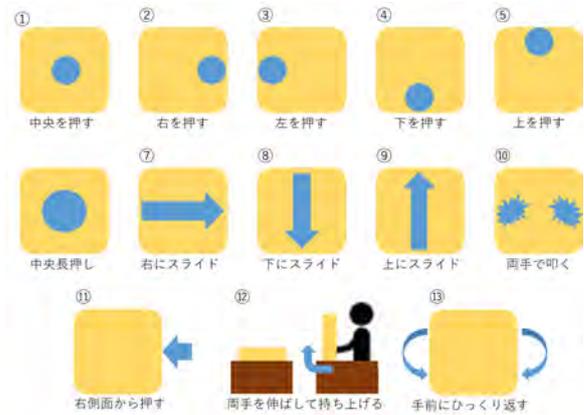


図 6 13 種類のジェスチャ

合層の間にはドロップアウト層を設置し、過学習を防ぐ。

## 4. 精度評価実験

### 4.1 概要

古居ら<sup>7</sup>が設定したユーザ定義型ジェスチャセットを図 6 に示す。本稿では、この 13 種のジェスチャの識別精度を評価する実験を行った。実験協力者は男女 2 名 (平均年齢 31.5 歳、男性 1 名、女性 1 名) で、2 名とも右利きであった。実験協力者は、本研究で提案するクッションカバーを装着したクッションに対し、図 6 の 1 から 13 の順番にジェスチャを 20 回ずつ実行した。実験時はマイクロコントローラとコンピュータを有線で接続した。

### 4.2 結果と考察

実験の結果は図 7 の通りである。ユーザごとの平均識別精度は 1 人目の男性が 83%、2 人目の女性が 81% であり、2 人の平均をとると 82% の精度だった。

図 7 より、13 個中 8 個のジェスチャは 92% 以上の精度で

		推定値													
		中央を押す	右を押す	左を押す	下を押す	上を押す	長押し	右にスライド	下にスライド	上にスライド	たたく	右側面を押す	持ち上げる	ひっくり返す	
真値	中央を押す	50	0	0	0	0	33	0	0	8	8	0	0	0	
	右を押す	0	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	左を押す	0	0	92	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	
	下を押す	0	1	0	92	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
	上を押す	0	8	0	17	67	0	0	0	0	0	0	0	8	
	長押し	0	8	0	0	0	92	0	0	0	0	0	0	0	
	右にスライド	0	0	0	0	0	0	92	0	0	8	0	0	0	
	下にスライド	0	0	8	8	0	0	8	58	8	0	8	0	0	
	上にスライド	0	0	0	8	0	0	0	0	83	8	0	0	0	
	たたく	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	
	右側面を押す	0	17	8	8	0	0	0	17	0	0	50	0	0	
	持ち上げる	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	92	0	
	ひっくり返す	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	100	

図 7 実験結果

識別できた。しかし、「1 中央を押す」、「8 下にスライド」、「10 右側面から押す」の 3 種類では識別精度は 60%以下であった。この理由としては、4 個の加速度センサによって識別できるジェスチャの限界が考えられる。

まず、「1 中央を押す」を「6 中央を長押し」と誤識別することが多い。これはユーザごとに「長押し」という指示で想像する押し方が異なり、「ただ押すだけか、長く押すか」の区別がつきにくかった可能性がある。「8 下にスライド」については、クッション表面をスライドする 3 つのジェスチャの中でも、最も力を均一に入れることが難しいジェスチャであると考えられる。奥から手前にスライドする動作では、最初にクッションに触れる際に力が入ってしまったり、早くクッションから手が離れてしまったりする可能性が高い。よって、ジェスチャの均一性が保てずに誤識別が増えたと考える。「10 右側面から押す」ジェスチャについては、実験の協力者を観察していると、クッションが動かないように左側面を左手で支えながらジェスチャを行っていた。また、右側面の中でも、手前の方を押していたり、中央を押していたりと、「8 下にスライド」と同様に均一性が保たれていない可能性がある。

したがって、ユーザがジェスチャの指示を受けた際に均一性を保つことが難しいジェスチャについては、4 個の加速度センサによっての識別に限界があると考えた。

精度の低かった「1 中央を押す」「8 下にスライド」「10 右側面から押す」の 3 種類のジェスチャを除くと平均識別率は 91%であった。

## 5. 制約と課題

### 5.1 ジェスチャ識別精度

本手法では、識別精度が低いジェスチャが 3 種類存在した。一方で、カバーの四方を押す、叩く、クッション自体を動かすなどの動作を利用したジェスチャについては識別精度が高い傾向にあった。これらのジェスチャを基にして代替のジェスチャを提案することで、古居ら?の設定した家電操作方法を実現できると考える。

また、更に識別精度を高めるために、クッションカバー

に配置している加速度センサの個数を増やしていく方法が考えられる。一方でセンサ数の増加に伴い、クッションの触り心地の悪化やデータの処理速度低下を招く恐れがあり、トレードオフの関係である。今後は、ユーザビリティ評価を実施しながら検討をしたい。

### 5.2 着脱可能性

本システムでは、クッションカバーに加速度センサアレイを直接縫い付けた。カバーを持ち歩けば、家や職場など様々な場所でその場に存在するクッションに装着することができ、即時にインタフェース化することが可能である。一方で、多くのユーザはクッションカバーを定期的に洗濯したり、新しい柄に買い替えたりする。そこで、加速度センサアレイをクッションカバー上で着脱可能にすることで、日常生活による利便性が向上すると考えられる。

また本稿ではデバイスとコンピュータを有線で接続していたが、デバイスに設置した Xbee を用いて無線化することができれば、さらに自由度が上がると考えられる。

### 5.3 クッションの向きによる制約

本システムでは、加速度センサアレイが縫い付けられている面を上にし、クッションカバーのチャック部をユーザ側になるような向きでクッションを利用しなければならないという制約がある。一方で、ユーザが様々な姿勢やクッションの向きでジェスチャを行うことができれば、自由度が上がりユーザビリティも高くなると考えられる。これを実現するためには、学習前にソフトウェアがクッションの態勢を把握する必要がある。本システムの実装時、加速度センサアレイが縫い付けられている面を下とする場合は安定したセンサ値を得ることができなかった。両面でのジェスチャを実現するには、両面に加速度センサアレイを配置する必要がある。加えて、学習前にユーザから見たクッションの上部を押してもらうことで、クッションの向きを把握することができ、向きを考慮したジェスチャ識別ができると考える。

## 6. おわりに

本研究では、日常生活に溶け込んでいる既存の柔軟物であるクッションを利用し、クッション表面でのジェスチャをインタフェースとするシステムを提案した。加速度センサアレイを縫い付けたクッションカバーを作成し、ジェスチャごとのセンサ値を取得した。取得したセンサ値は画像化し、CNNによる識別器を用いてジェスチャを識別した。ジェスチャの識別精度評価実験を行った結果、平均82%の精度で識別できた。

本手法では、着脱可能なカバーによるクッションのインタフェース化を実現した。今後は、センサ数を増やすことによる精度向上や、クッションの向きを考慮したジェスチャ識別について研究していく。

謝辞 本研究はJST AIP-PRISM JPMJCR18Y2の支援を受けたものです。

### 参考文献

- [1] Hurui, N., Suzuki, K., Sugiura, Y. and Sugimoto, M.: SofTouch: Turning soft objects into touch interfaces using detachable photo sensor modules, *Entertainment Computing & ICEC 2017 - 16th IFIP TC 14 International Conference, Proceedings*, pp. 47–58 (2017).
- [2] Kato, K., Ienaga, N. and Sugiura, Y.: Motion Estimation of Plush Toys Through Detachable Acceleration Sensor Module and Machine Learning, *HCI International 2019 - Posters*, pp. 279–286 (2019).
- [3] Kikui, K., Itoh, Y., Yamada, M., Sugiura, Y. and Sugimoto, M.: Intra-/inter-user adaptation framework for wearable gesture sensing device, *Proc. ISWC '18*, pp. 21–24 (2018).
- [4] Sugiura, Y., Kakehi, G., Withana, A., Lee, C., Sakamoto, D., Sugimoto, M., Inami, M. and Igarashi, T.: FuwaFuwa: Detecting shape deformation of soft objects using directional photorefectivity measurement, *Proceedings of the 24th annual ACM symposium on User interface software and technology (UIST '11)*, pp. 509–516 (2011).
- [5] Yagi, I., Kobayashi, S., Kashiwagi, R., Uriu, D. and Okuda, N.: Media cushion: Soft interface to control living environment using human natural behavior, *ACM SIGGRAPH 2011 Posters* (2011).
- [6] 阪口紗季, 阿部誠, 松下光範: 柔軟な構成変更が可能な柔らかいインタフェース, *情報処理学会 HCI ヒューマンコンピュータインタラクション研究会報告 2015-HCI-163(8)*, pp. 1–6 (2015).
- [7] 小尾正和, 鈴木健嗣, 橋本周司: ジェスチャによる音楽の再生制御, *情報処理学会第67回全国大会講演論文集 2005*, pp. 363–364 (2015).
- [8] 大藪将士, Zrinscak, D., 大塚和弘: 深層学習を用いた人物頭部ジェスチャ認識, *人工知能学会第31回全国大会論文集 2017* (2017).
- [9] 塚田浩二, 安村通晃: Ubi-Finger: モバイル指向ジェスチャ入力デバイスの研究, *情報処理学会論文誌 2002*, pp. 3675–3685 (2002).
- [10] 富永祐衣, 塚田浩二, 椎尾一郎: ふわものにゆインタフェース, *インタラクション 2011 論文集*, pp. 665–668