

表面筋電信号を用いた ウェアラブル型ミュージック・インタフェース

石川 圭 佑^{†1} 戸田 真 志^{†1} 櫻 沢 繁^{†1}
秋 田 純 一^{†2} 近 藤 一 晃^{†3} 中 村 裕 一^{†3}

本論文では、ユビキタスコンピューティング社会における「ウェアラブル型インタフェース」として筋電位信号を利用したミュージック・インタフェースの提案を行う。我々は、従来より、前腕部から計測した表面筋電位信号の各指の信号パターンを基に、手の指運動の認識手法を提案してきた。それらのパラメータを入力として用いて、音を制御する筋電ピアノシステムを作成した。このシステムを利用すると、手指の動きと筋電信号をコントロールすることで、楽曲演奏が可能となる。このシステムでは、手自身へのデバイス装着が不要であり、日常動作に障害とならず、場所や場面を問わず音楽の演奏が可能となる。

Wearable Music Interface using Surface-Electromyogram signals

KEISUKE ISHIKAWA,^{†1} MASASHI TODA,^{†1}
SHIGERU SAKURAZAWA,^{†1} JUNICHI AKITA,^{†2}
KAZUAKI KONDO^{†3} and YUICHI NAKAMURA^{†3}

In this study, we proposed wearable type "music interface" using surface electromyogram signals (EMG) in ubiquitous computing society. We have proposed the recognition technique of the hand finger motion based on EMG patterns. Using this system, it is possible to play the music to control finger motion and EMG. This system is not necessary to wear the device on the hands. We play the music without regard to the place and the scene.

1. はじめに

音楽はエンタテインメント分野において重要な位置を占めており、それに対して能動的に関わるために楽器を身につけ、いつでもどこでも楽しみたいという欲求がある。Musical Jacket[1] や着るピアノ [2] などに共通する人の根本的な希望であると考えられ、ウェアラブルコンピューティング技術と統合する、いくつかの具体的実現手法が開発、研究されている。

一方、ウェアラブルコンピュータの入力装置として、表面筋電位の利用が期待されている。筋肉は脳から発信される筋電信号によって収縮が引き起こされ、その信号を皮膚表面で計測したものが表面筋電位である。筋電信号には人の動作を引き起こす内部的な情報が含まれており、それらの情報から人の動作を推定することが可能であると考えられる。筋電位信号を用いたミュージック・インタフェースとしては、長嶋 [3] がこれまでに筋電位信号を基にして音響合成を行うシステムを開発している。しかし、これらは四肢の複雑な動きが必要であり、いつでもどこでも使えるインタフェースとは言えない。また、武田ら [4] は、重度の肢体不自由者のための筋電操作型ミュージックインタフェースを提案しており、肢体不自由者に対し、指揮者感覚での演奏を可能としている。

我々は従来より、前腕部から計測した表面筋電位信号の各指の信号パターンを基に、手の指運動の認識手法を提案してきた。本研究では、それらのパラメータを入力として用いて、音を制御する筋電ピアノシステムの提案を行う。このシステムを利用すると、手指の動きと筋電信号をコントロールすることで、楽曲演奏が可能となる。このシステムでは、手自身へのデバイス装着が不要であり、他の運動の障害が起きる問題が生じないため、場所や場面を問わず音楽の演奏が可能となる。

以下、2章ではシステムの設計について説明し、3章で実装について述べる。4章で評価と考察について説明し、最後に5章で本研究のまとめを行う。

†1 公立はこだて未来大学
Futute University Hakodate
†2 金沢大学
Kanazawa University
†3 京都大学
Kyoto University

2. システムの設計

本システムでは、場所に依存しないユビキタスな社会を想定し、いつでもどこでも音楽の演奏を行える筋電ピアノシステムを目指す。そのために筋肉の動きから指運動を識別する技術を応用することでシステムの提案を行う。ユーザーは計測装置を前腕に装着するだけで指の動きを識別することができる。具体的には装置にて筋電信号を計測して、筋肉の状態からどの指を動かしているか認識し、親指に「ド」、人差し指に「レ」、中指に「ミ」、薬指に「ファ」、小指に「ソ」を割り当てて、各指を動作させるとそれに応じた音が発生する。

2.1 表面筋電信号の利用

ウェアラブルコンピューティングの入力装置として、即時性、携帯性、操作性を兼ね備えたものが理想とし、入力に表面筋電信号を用いる。表面筋電位を用いる利点には、力の推定が可能、動作部位を司る筋肉が残存すれば利用可能、遅れのない入力信号、場所を問わないことがあげられる。手指動作認識の従来手法として、データグローブや加速度センサの指先に装着型と動画処理やモーションキャプチャの非装着型がある。前者では、メリットに指先情報計測の確実性や計測レートの高速性があげられ、認識技術やウェアラブル機器のインタフェース [5] としても多く提案されている。しかし動作を行う手自体にデバイスを装着する必要があり、動作の障害になる問題がある。後者では、メリットに複数の指先の同時計測が容易であることがあり、カメラを利用した指先動作認識技術 [6] は多く提案されている。しかし、カメラの特性上オクルージョンが発生し指先を検知できない場合や利用場所が限定される問題がある。これらより従来の動作認識手法はユビキタス環境において、即時性・携帯性の観点から不十分であり、表面筋電信号の利用がウェアラブルコンピュータとして適していると考えられる。

2.2 表面筋電信号を用いた指運動認識

表面筋電位から動作を推定する場合、主にパターン認識手法が用いられてきた。パターン認識を用いることで、電極数よりも多くの動作数の識別が可能となり、電極を貼る負担を軽減できる。また筋電位には人ごとに個人差あり、個人内でも動作毎に変動するため、訓練の負担を軽減させることができる。表面筋電位からの動作認識に対して、様々なパターン認識手法の適応があり、ニューラルネットワーク [7] や、動的確率モデルの隠れマルコフモデルを導入したもの [8] がある。一方、比較的新しいパターン認識手法にサポートベクタマシン (SVM) があり、音声信号処理、画像処理、バイオインフォマティクス分野で高い評価を受けている。筋電位に用いた動作識別に利用する試みにおいても、我々 [9] は、各指の単

体動作において高い認識精度を示してきた。そこで、本システムでは表面筋電信号を用いた動作認識にサポートベクタマシンを利用する。サポートベクタマシンは大局的最適解が保障されていることや未観測パターンの識別能力の高さから、動作毎に異なる筋電パターンに対して高い識別能力があると期待できる。

3. システムの実装

本システムでは図 1 に表すように信号計測部、信号処理・識別部、出力部に分かれる。まず前腕より筋電信号 (以降 EMG) を計測し、その信号を元に運指情報を計算する。その後、得られた情報から音の出力を行う。

3.1 信号計測部

信号計測部では、図 2 に表す専用のハードウェアを用いて表面筋電位を計測する。ここでは筋電計測ハードウェアの説明をする。

表面筋電位は皿電極を用いて皮膚表面より計測することができ、針電極のように侵襲性がなく気軽に計測することができる。本システムでは銀板にオペアンプを直付けした自作したアクティブ皿電極を用い、前腕の手指屈曲動作を行う筋肉に設置し双極誘導方式で信号を計測する。筋電位は 10Hz のハイパスフィルタをかけ、5000 倍に増幅して計測し、サンプリング周波数 2k[Hz]、量子化ビット数 14[bit] でサンプリングする。

ノイズ除去 表面筋電位は微弱な信号であり、さらに各指を単独で動かす場合は微小なものとなるため、商用電源等の外乱ノイズの影響を受けやすく、必要な情報がノイズに埋もれる可能性がある。そのため、ノイズの除去を十分に行う必要がある。

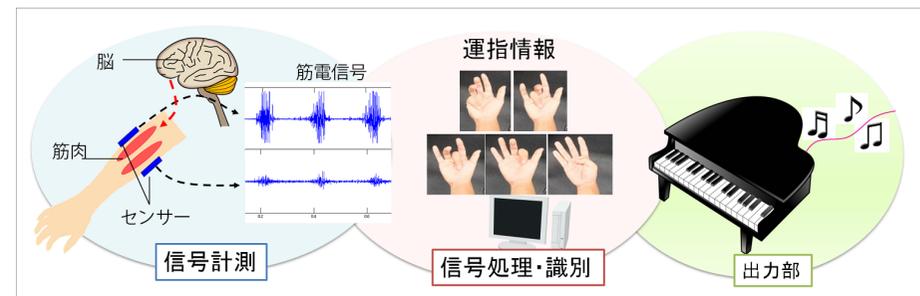


図 1 筋電ピアノシステム
Fig. 1 EMG piano System.

そこで本システムでは、電極の上には図 3 に表す伸縮性のある導電性布を巻くことでノイズの除去を行う [10]。この伸縮性のある導電布を用いることで、導電布内に静電シールド効果を持たせることで、微弱な筋電位の測定が可能となる。

電極貼り付け位置 使用する電極数は 5ch で、手指屈曲動作をする筋肉が多くある右腕前腕部（橈側手根屈筋，尺側手根屈筋，浅指屈筋，深指屈筋，長母指屈筋）に装着した。

3.2 信号処理部

生の EMG データをそのまま識別することは、難しいので何らかの前処理を行ってから識別するのが一般的である。手指の動作識別手法の概要を図 4 に示す。まず、前腕より筋電信号（以降 EMG）を計測し、EMG の積分をもとに積分筋電信号（以降 IEMG）を生成する。次に EMG と IEMG から特徴ベクトルを作成する。特徴ベクトルは、筋電信号のスペクトルの包絡形状を表すケプストラム係数と EMG の振幅を表す IEMG から構成する。その後、動作クラスを付与した学習データから、SVM にて識別関数を求め、識別関数をもとに特徴ベクトルを識別し、動作クラスを求める。

3.3 特徴抽出

特徴ベクトルでは動作識別に用いる特徴量をフレーム単位で抽出する。特徴抽出に必要なサンプル数を確保しつつ、60[Hz] 周期の動作識別を実現するため、フレーム長 64[ms](128 サ

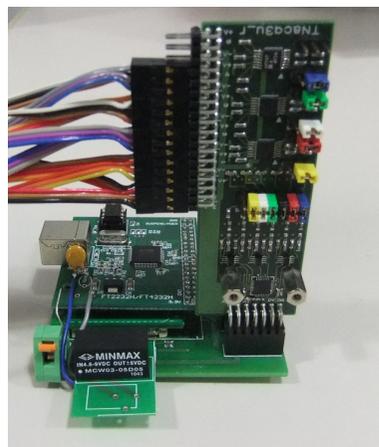


図 2 計測ハードウェア
Fig. 2 Measuring hardware.



図 3 導電布
Fig. 3 Conductive fabric.

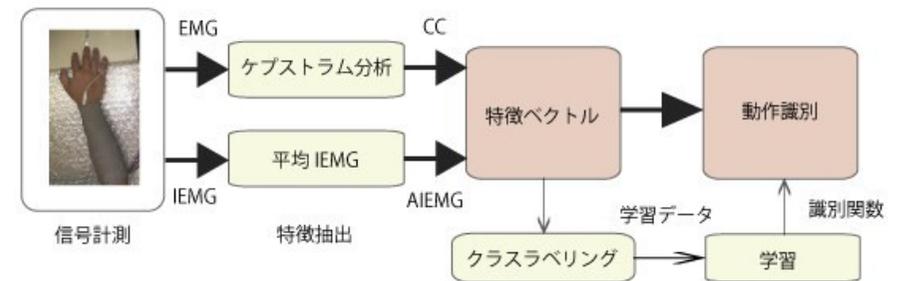


図 4 システムフロー
Fig. 4 System flow.

ンプル), フレーム周期 16[ms](32 サンプル) でフレームをシフトしながら、フレームで切り出した EMG 信号と IEMG 信号より特徴抽出を行う。EMG 信号に対してはハミング窓による窓処理を行う。

各フレームでは、フレーム内平均 IEMG(Average IEMG:AIEMG 特徴), EMG 特徴のケプストラム係数 (Cepstrum coefficient:CC 特徴) の 2 種類の特徴量を抽出し、特徴ベクトルを構成する。以下では 2 種類の特徴について述べる。

また、サポートベクタマシンに用いる学習・識別ベクトルには動作初めの1フレームのみを用いる。全チャンネルのAIEMG特徴の和が閾値を超えた初めの1フレームを特徴ベクトルとし、一度閾値を超えた場合、その後、閾値を下回るまで各フレームは識別されることはない。

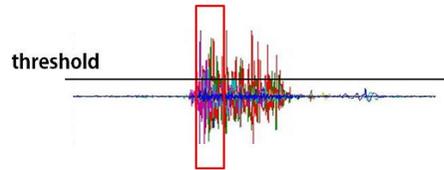


図5 特徴抽出フレームと識別範囲
Fig. 5 Feature extraction frame and classification frame.

3.3.1 AIEMG 特徴

$$AIEMG_l(p) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} IEMG_l(n) \quad (1)$$

AIEMG特徴はIEMG信号のフレーム内時間平均であり、EMG信号の振幅の大きさを表す。第 p 番フレーム内で、 n 点目のIEMG信号サンプルを $IEMG_l(n)$ とする。ここで、 N は1フレーム内のサンプル数、 L は電極数を表す。

3.3.2 CC 特徴

筋電信号の識別では、信号の周波数成分は重要な成分である。筋電位の最小単位である運動単位の活動電位はわずか数ミリ秒しか持続しないパルスのような電位である。表面電極で検出される表面筋電位はそれが無数に加算されているため、連続的に発生する雑音のような電位になっている。したがって、様々な電位・周波数・位相の交流信号が時間的に変化しながら加算されているといえる。そのため、単純なフーリエ変換で得られるような細かい周波数成分は無関係な情報がほとんどで、その概略を捉えるケプストラム係数を用いる。CC特徴はフレーム内のEMG信号に対するケプストラム分析により求める。第 p 番フレーム内で、 n 点目のEMG信号サンプルを $EMG_l(n)$ とし、 $EMG_l(n)$ のフーリエ変換 $X_l^k(p)$ を、

$$X_l^k(p) = \sum_{n=0}^{N-1} EMG_l(n) e^{-j2\pi kn/N} \quad (2)$$

で表すと、ケプストラム係数 $CC_l^n(p)$ は次式に表す。

$$CC_l^n(p) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \log |X_l^k(p)| e^{j2\pi kn/N} \quad (3)$$

ケプストラム分析はスペクトルの包絡形状と微細構造を分離可能であり、低次係数には包絡形状、高次係数には微細構造の特徴が表れる。本手法では、低次係数の包絡特徴をCC特徴とする。

3.4 信号識別部

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^D \lambda_i y_i K(x_i, x) + b \right) \quad (4)$$

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) \quad (5)$$

サポートベクタマシン(SVM)は、空間を超平面で分けることで2クラスのパターン識別器を構成する手法である。 y_i は i 番目の学習サンプル x_i に対応するクラスラベル、 λ_i はラグランジュの未定乗数、 b はバイアス項である。 $K(x_i, x)$ はカーネル関数であり、Radial basis functionカーネルを用いる。 γ はカーネルパラメータである。カーネル関数を用いることにより非線形曲面を超平面に写像し、線形分離可能にする。

また、識別関数を求めるために、マージン最大化基準によって凸2次計画問題を最大にする λ を求める。求めた λ_i のうち非0のものはサポートベクタと呼ばれ、識別関数は少数のサポートベクタで構成されるため少ない計算量で求めることができる。

SVMの学習・識別アルゴリズムは、SVMライブラリであるLIBSVM[11]を用いて実装した。

3.5 出力部

入力に従って音を整形し、スピーカー等から出力させる。親指に「ド」、人差し指に「レ」、中指に「ミ」、薬指に「ファ」、小指に「ソ」を割り当てて、各指を動作させるとそれに応じた音が発生する。

4. 操作実験

構築したシステムの認識精度の検証実験と作成したシステムにおける意図する動作とアウトプットの使用感やインタフェースとしての操作感の検証を行った。被験者は1名で、健常な男子大学生(23歳)とした。被験者には事前に十分な練習を行ってもらった。

4.1 精度検証実験条件

本実験において、システムの入力として有力であると考え、各指を単独で動かす場合に想定する「空中屈曲運動」「タッピング運動」の2種類の各指動作で実験を行う。被験者は机に向かって椅座位をとり課題を行った。「空中屈曲運動」では、腕全体を宙に浮かせた状態で各指を動かす動作を対象とする。「タッピング運動」では、腕を机の上に置きキーボードを叩くようにタッピングを行った。

被験者には、10動作を1セットとして各指につき11セットの計55セットの運動を行わせた。各指1セットを学習に用い、残りの10セットを識別対象とし手法の検証を行った。これを各運動毎に2種類の実験を行った。学習には、各指に対し10動作のみを用いるため、1分程度で終わり、短時間で利用が可能となる。

4.1.1 実験結果

表1 SVMによる指組合せパターン識別結果

	finger name				
	thumb	index	center	ring	little
nomal flexion	91	92	98	94	91
tapping motion	97	80	95	98	86

各種の動作を学習させて10試行分100動作を識別させた結果を表1に示す。通常屈曲動作では、トータルで90%以上の結果が得られた。タッピング動作については、人差し指が80%、小指が86%でその他の指が90%以上の結果が得られた。

通常屈曲動作において高い認識率が得られているが、タッピング動作についてはある指に関して誤識別の数が多いことが見られた。これは屈曲動作に比べタッピング動作は動きが微細になり、十分な分離平面が得られなかったためである。

4.2 システムの操作感や使用感

通常屈曲動作において、識別精度には、各指ともに大変安定しており、実際の指の運動に合わせて音源が発生していた。学習データの計測においては椅子に座った状態で比較的安定

させて計測したが、立った状態や手を横に置いた自然な状態においても識別精度に影響は見られなかった。また、被験者が可能な限りの速度で連続に屈曲させた場合において、意図した入力と出力にずれが生じることはなかったため、サンプリング周波数についても十分であると言える。しかし、実際のピアノを弾くようなタッピング運動においては、運指情報が細かくなり、上手く認識できないことがあった。より細かいレベルでの認識など工夫の余地があると考えられる。

5. おわりに

本論文では、場所や環境に依存しない自然なミュージックインタフェースを目指し、表面筋電信号を利用した手指運動認識技術を応用した筋電ピアノシステム提案・考察を行った。識別器にサポートベクターマシンを利用し、前腕部から計測した表面筋電位信号の各指の信号パターンを基に分離を行った。手の運動を「通常屈曲運動」「タッピング運動」の2種類に分類し、それぞれに対して手法を適応し検証を行った。どの運動についても高い識別結果が得られ、動作毎に力や速度の大きく異なる各指動作においてサポートベクターマシンによる認識が可能であることを示した。また、リアルタイムにおける精度、操作性の検証において、識別精度について各動作においても安定しており、立った状態などでも認識精度に影響はなく場所を問わずに使えることを示した。

今後は、前述したように各指動作の認識精度を向上させるとともに、認識動作のパターン数を増やす予定である。人の手指運動では単独の指ではなく、複数の指を同時に使う場合も多くあり、インタフェースとしての機能性を向上するために必要であると考えられる。また、本システムでは、電極の位置を正確に張る必要があり、誰でも簡単に機器を装着することができないため、改良の余地があると考えられる。さらに、筋電信号は、筋疲労や運動のなれなどの時間変化に伴い信号の特徴が変化するため、誤認識が増加してしまう問題があり、改善する必要がある。

謝辞 本研究は文部科学省科学研究費補助金基盤研究A(19200008)の支援を受けて行われた。

参考文献

- 1) MIT Media Lab., Musical Jacket Project, <http://www.media.mit.edu/hyperins/levis/>.
- 2) 戸田真志, 秋田純一, 大江瑞子: 導電性布素材を用いた「着るピアノ」の設計と実現, 芸術科学会論文誌, Vol.8, No.2, pp.51-56, 2009.7.

- 3) 長嶋洋一：音楽インターフェースとしての Scanned Synthesis, 情報処理学会研究報告 [音楽情報科学], 2004 (41), 21-26, 2004.
- 4) 武田 泰治, 杉山 利明, 島 圭介, 植野 洋美, 柴 建次, 福田 修, 辻 敏夫：筋電操作型 ミュージック・インタフェース - 肢体不自由者のための楽曲演奏システム-, 人間工学, Vol. 45, No. 1, pp. 36-45, 2009
- 5) 福本 雅朗, 平岩 明, 曾根原 登：ウェアラブルコンピュータ用キーボード FingeRing, 電子情報通信学会論文誌. A, 基礎・境界 J79-A(2), 460-470, 1996-02-25.
- 6) 山本 健吉, 池田 聡史, 辻 徳生, 石井 抱：高速ビジョンを用いた実時間指先タッピングインタフェース, 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム J90-D(2), 544-555, 2007-02-01.
- 7) 平岩 明, 内田 典佳, 下原 勝憲, 曾根原 登：筋電操作ハンドの制御のための皮膚表面筋電信号のニューラルネットによる認識, 計測自動制御学会論文集, Vol.30, No.2, pp.216-224, 1994.
- 8) 辻 敏夫, 伊藤 宏司, 長町 三生：義手制御を目的とした多チャンネル EMG 動作識別法, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J70-D, no.1, pp.207-215, 1987-1.
- 9) K.Ishikawa, M.Toda, S.Sakurazawa, J.Akita, K.Kondo, Y.Nakamura, Finger Motion Classification Using Surface-electrogram Signals, Proc. of 9th IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science (ICIS 2010), pp.37-42, 2010.08.
- 10) 新村達, 秋田純一, 櫻沢繁, 戸田真志：導電性衣服のシールド効果と電源供給機能を用いた高精度多点表面筋電位測定システム, 情報処理学会論文誌 48(12), 3784-3792, 2007-12-15.
- 11) Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin, LIBSVM - A Library for Support Vector Machines, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>