

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 戸田真志 櫻沢繁

公立はこだて未来大学

秋田純一 近藤一晃 中村裕一

金沢大学

京都大学

Wearable Music Interface using Surface Electromyogram Signals

Keisuke Ishikawa Masashi Toda Shigeru Sakurazawa

Future University Hakodate

Junichi Akita Kazuaki Kondo Yuichi Nakamura

Kanazawa University

Kyoto University

g2110005 @ fun.ac.jp

概要

本稿では、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。前腕部から計測した表面筋電信号の各指の信号パターンを基に、手の指運動を識別し、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。本提案は、筋電ピアノシステムの提案、ということのみならず、ウェアラブル技術としての表面筋電信号の新しい利用方法を模索するものとの位置づけも可能である。

Abstract

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。

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、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画像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の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。

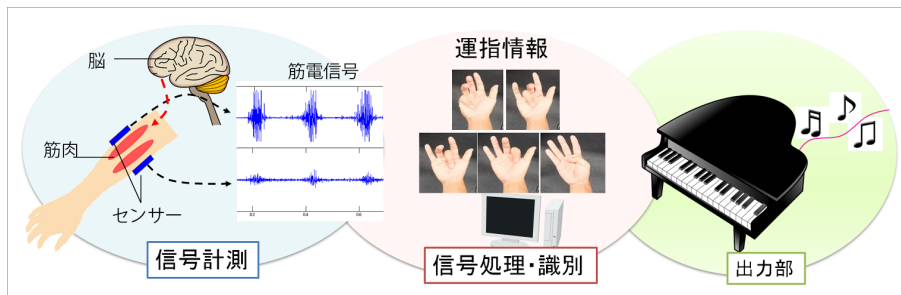


図 1: 筋電ピアノシステム

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．

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．

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ができ，微弱な筋電位の測定が可能となる．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．

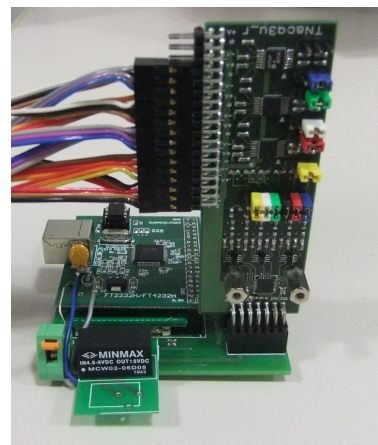


図 2: 計測ハードウェア

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．

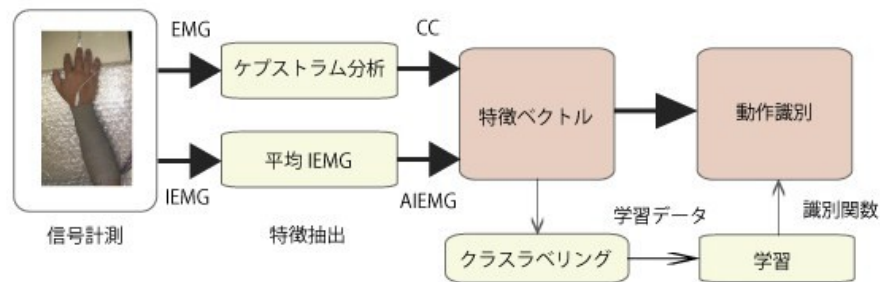


図 4: システムフロー



図 3: 導電布

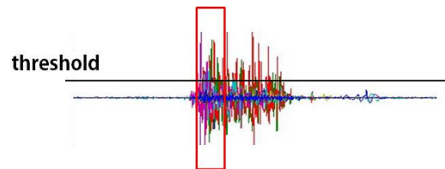


図 5: 特徴抽出フレームと識別範囲

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 種類の特徴量について述べる。

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。

3.3.1 AIEMG 特徴

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

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 $IEMG_i(n)$ 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 $EMG_i(n)$ とし、 $EMG_i(n)$ のフーリエ変換 $X_i^k(p)$ を、

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

で表すと、ケプストラム係数 $CC_i^n(p)$ は次式に表す。

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

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、空間を超平面上に分けることで 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上に写像し、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ーフェースとしての操作感の検証を行った。

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。被験者は各動作につき 10 名で、健康な男子大学生 (22-24 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。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 セットを学習に使い、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

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通常屈曲動作を表 1 に、タッピング動作を表 2 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識別率が得られているが、被験者間で識別精度のばらつきがあることがみられた。被験者ごとに筋構造が異なるため、指動作に対応した筋肉の表面筋電信号を計測精度にばらつきがあるためであると考えられる。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。識別精度の個人差、動作差に対する対処は今後の課題である。

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。

4.2.1 楽器演奏への可能性

本システムでは音のオンオフで楽器演奏を表現しているが、楽器演奏では複雑な音楽表現があり、それらに対応することで演奏を豊かにすることができる。音楽表現には、音の強弱やスタッカート、スラー等のアーティキュレーション、和音、分散和音などある。

音の強弱を表現するためには、信号の振幅を表す積分筋電信号を用いて表現することができる。信号の振幅は、動作の大きさや強さと高い相関があるため、筋電信号の強弱から音の強弱を表現できると考えられる。スタッカートやスラーを表現したい場合には、筋電信号の持続長さと音の長さを対応させることで実現できる。スタッカートでは指の瞬発的な屈曲動作で表現することができる。スラーでは、空中上での演奏では屈曲状態での維持動作、机上での演奏では机を押し続ける動作で、長い音を表現することができる。

和音を表現するためには、指の複合運動の識別することで実現することができる。複合運動の識別において、指の全組み合わせを学習する方法と各指の運動を学習させ、それを元に複合運動の識別を実現する方法がある。分散和音においては、各指は単独で動作させるため、本システムにおいて実現することができる。

4.2.2 応答性能

楽器演奏において、入力から音が出力されるまでの遅延は問題となる。スネアドラムとピアノを用いた実験では、30ms以上の遅延だと認知され、50ms以上の遅延だと演奏が困難となるという報告がされている[12]。そのため、楽器演奏において遅延は30ms以下となることが理想であるといえる。

筋電信号の入力から音の出力までの応答性の検証を行う。本システムでは、ある閾値を超えた直後のフレームを動作開始として、初めの1フレームで特徴抽出、動作識別、音の出力を行っている。そのため、閾値を超えた後から音が出力されるまでの特徴抽出と動作識別にかかる処理時間が遅延時間として評価する。それらのプログラムは、Visual C # 2010(マイクロソフト(株))を用いて開発し、パーソナルコンピュータ(CPU:Core 2 Duo 2.4 GHz, メモリ:4 GB, OS:Windows7)上で実行する。

指の屈曲運動を各10動作を行い、動作判定から音の

表 1: 通常屈曲動作の識別結果

Sub.	Thumb	Index	Center	Ring	Little	Total
A	98	100	98	96	100	98.4
B	100	87	86	100	93	93.2
C	98	100	99	100	100	99.4
D	96	81	94	95	97	92.6
E	99	100	100	100	100	99.8
F	91	92	98	94	91	93.2
G	98	96	99	69	82	88.8
H	96	87	92	93	82	90
I	91	90	90	88	100	91.8
J	93	100	99	100	99	98.2
Mean	96	93.3	95.5	93.5	94.4	94.54

表 2: タッピング動作の識別結果

Sub.	Thumb	Index	Center	Ring	Little	Total
A	100	73	82	93	94	88.4
B	100	75	77	71	83	81.2
C	99	87	85	93	89	90.6
D	82	73	48	94	61	71.6
E	99	95	69	100	88	90.2
F	97	80	95	98	86	91.2
G	95	94	97	67	77	86
H	100	75	94	99	98	93.2
K	75	77	73	92	76	78.6
L	70	94	93	93	64	82.8
Mean	91.7	82.3	81.3	90	81.6	85.38

出力までの平均値を求めた。遅延時間の結果を表3に示す。すべての指の平均で約2.1msの処理時間がかかる結果が得られた。これは遅延だと認知される30msよりも十分小さい値であるために、本識別手法による動作識別は遅れない出力が行えることが示せる。

また、筋電信号は筋肉の収縮を引き起こす信号であるため、表面筋電信号は筋肉が収縮する前(動作を行う前)に計測することができる。動作の遅延は30~100ms程度であり遅れない入力信号となるため、本識別手法を用いた場合、実際の動作よりも音の出力が早くなる可能性があるため、調整する必要がある。

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マシンを利用し、前腕部から計測した表面筋電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

表 3: 平均遅延時間

	平均遅延時間 [ms]
Thumb	3.00
Index	1.68
Center	2.49
Ring	1.66
Little	1.63
Total	2.01

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る。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。

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/>
- [12] 西堀 佑, 多田 幸生, 曾根 卓朗, “遅延のある演奏系での遅延の認知に関する実験とその考察”, 情報処理学会研究報告. [音楽情報科学] 2003(127), 37-42, 2003-12-21

石川 圭佑



2010年公立はこだて未来大学システム情報科学部卒業．2012年公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科修士課程在学中．生体信号の研究に従事．

戸田 真志



平成5年東京大学工学部計数工学科卒業．平成10年北海道大学大学院工学研究科電子情報工学専攻博士後期課程修了．同年セコム株式会社入社．平成13年公立はこだて未来大学講師．平成17年同大学助教授．平成19年同大学准教授．コンピュータビジョン，センサフュージョン，ユビキタスコンピューティング，ウェアラブルコンピューティング，教育情報システムに関する研究に従事．博士（工学）．情報処理学会，電子情報通信学会会員．

櫻沢 繁



平成9年長岡技術科学大学大学院工学研究科情報・制御工学専攻博士後期課程修了．博士（工学）．同年生

命工学工業技術研究所 COE 博士特別研究員．平成12年公立はこだて未来大学システム情報科学部講師．平成18年同大学助教授．平成19年同大学准教授．現在に至る．生命の起源、筋タンパク質の分子運動メカニズム、エンタテインメント・コンピューティング、生体信号による運動生理学に関する研究に従事．生物物理学会、生命の起原および進化学会、日本コンピュータ化学会、情報処理学会、各会員．

秋田 純一



1993年東京大学工学部電子工学科卒業．1998年東京大学大学院工学系研究科電子情報工学専攻博士課程修了．博士（工学）．1998年金沢大学工学部電気・情報工学科助手．2000年公立はこだて未来大学システム情報科学部情報アーキテクチャ学科講師．2004年金沢大学大学院自然科学研究科電子情報科学専攻講師．2008年同准教授．2011年同教授．集積回路とその応用システムに興味を持つ．電子情報通信学会，情報処理学会，映像情報メディア学会，芸術科学会，ヒューマンインタフェース学会の各会員．

近藤 一晃



2004年同大学大学院基礎工学研究科システム人間系専攻博士前期課程修了．2007年同大学大学院情報科学研究科コンピュータサイエンス専攻博士後期課程修了．同年同大学産業科学研究所特任研究員．2009年京都大学学術情報メディアセンター助教就任後現在に至る．反射屈折光学系，知能ロボット，マンマシンインタラクション，知的行動支援に関する研究に従事．博士（情

報科学)。情報処理学会，電子情報通信学会各会員。

中村 裕一



1985年京大・工・電気工学第二学科卒。1990年同大大学院博士課程了。同年京都大学工学部助手。1993年筑波大学電子・情報工学系講師。1999年機能工学系助教授，2004年京都大学学術情報メディアセンター教授。現在に至る。博士（工学）。画像理解，映像処理，自然言語処理などの研究に従事。1996年カーネギーメロン大学ロボティクス研究所客員研究員。1998～2001年科学技術振興事業団さきがけ21研究「情報と知」領域研究員（兼任）。情報処理学会，人工知能学会，ACM，IEEE各会員。