

脈波センサを用いた筋活動量推定手法

岡本 雅弘¹ 村尾 和哉^{1,2}

概要: 表面電極を用いて筋電位を取得し, 量的, 時間的, 周波数的因子を解析することで筋活動を評価することができる. 筋電から人の行動や状態を認識する技術の研究は盛んに行われており, 筋電信号で制御する義手やパワーアシストデバイスの制御などの腕や手の機能を支援するシステムに応用されている. しかし, 筋電センサの多くは電極を装着するために導電ジェルやテープを肌に貼り付ける必要があり, 装着脱着が面倒で, 肌に負担がかかる. さらに, 人の行動や状態を認識するためには複数の電極を装着する必要があるためユーザの負担はより本研究では, 脈波センサを用いた筋活動量推定手法を提案する. 脈波センサはスマートウォッチや活動量計に内蔵されており, 心拍数を計測することを主目的としてユーザが手首に装着している環境を想定する. ユーザは上腕に伸縮性のあるバンドを装着し, ユーザが腕に力を入れることで, 上腕の筋肉が収縮して腕が太くなり, バンドによって動脈が締め付けられ, 手首で計測される脈波が弱くなる. 提案手法は脈波計測値のパワースペクトルから 4 種類の腕の状態を識別する. ランダムフォレストを使用して 10 分割交差検証を行った結果, 4 種類の腕の状態を平均精度 79%で認識できることを確認した.

1. はじめに

筋電図 (EMG: Electromyography) [1] とは筋細胞で発生する活動電位を電極 (センサ) を用いて捉え, 波形として表現したものである. 活動電位の取得は主に針電極, ワイヤ電極, 表面電極で行われ, 使用する電極によって筋電図の種類と役割は異なる. 特に, 表面電極で取得した筋電図を表面筋電図 (sEMG: Surface Electromyography) と呼び, 容積伝導 [13] により伝わる筋活動電位を皮膚の上から取得する. 針電極とワイヤ電極は主に神経筋疾患の診断などで用いられる手段であるため, 本研究では表面筋電図に限定して述べる.

表面電極 (以降, 筋電センサ) を用いて筋電位を取得し, 量的, 時間的, 周波数的因子を解析することで筋活動を評価することができる. 例えば, 筋電の振幅を解析することで筋活動量を評価でき, 筋活動のタイミングや周波数の変化を解析することで筋疲労, 筋力の低下などを評価できる. また, 関節の異常や感覚障害などの機能異常を検知することもできる. 筋電から人の行動や状態を認識する技術の研究は盛んに行われており, 筋電信号で制御する義手 [2] やパワーアシストデバイスの制御 [14] などの腕や手の機能を支援するシステムに応用されている.

筋電は指や腕によるジェスチャ入力を認識する手

段 [8][9][11][19] としても用いられており, 従来のキーボードやマウス入力に代わる新しい入力手法が数多く提案されている. このように, 筋電はさまざまな分野で応用されているが, 筋電センサの多くは電極を装着するために導電ジェルやテープを肌に貼り付ける必要があり, 装着脱着が面倒で, 肌に負担がかかる. さらに, 人の行動や状態を認識するためには複数の電極を装着する必要があるためユーザの負担はより大きくなる. 一方, Matsuhira ら [3] は布地に導電性インクを印刷することで, 着用することで筋電位を測定できるセンサを作製しており, 衣服にセンサを取り付けて長期的に筋電位を測定することができる. しかしながら, そもそも筋電センサを使用することで電力消費を必要とし, さらに保存に必要なストレージや通信量が増える.

本研究では, 脈波センサを用いた筋活動量推定手法を提案する. 提案手法で使用する脈波センサはひとつであり, スマートウォッチや活動量計に内蔵されており, 心拍数を計測することを主目的としてユーザが手首に装着している環境を想定する. ユーザは上腕に伸縮性のあるバンドを装着し, ユーザが腕に力を入れることで, 上腕の筋肉が収縮して腕が太くなり, バンドによって動脈が締め付けられ, 手首で計測される脈波が弱くなる. 脈波の強弱は振幅の増減として表れ, 振幅の変化から筋活動量 (筋電の振幅) を推定する. 本研究では脈波センサを用いた筋活動量推定の可能性を調査するために, 脈波センサの計測値から腕に負荷がかかっている 4 種類の状態を識別することを試みる.

¹ 立命館大学大学院情報理工学研究科

² 国立研究開発法人科学技術振興機構さきがけ

提案手法の特徴として以下の3つが挙げられる。

- 上腕にバンドを巻くだけであり、筋電センサと比較して複数の電極を装着するなどの手間がなく、ジェルや粘着性テープも使用しないため肌への負担が少ない。
- 計測データは脈波のみであるため、筋電センサの用の配線や通信ポートは不要であり、通信量、データサイズは増えない。
- 上腕にバンドを巻くだけであり、筋活動量センシングのための追加の消費電力はない。

以降、2節では関連研究を紹介する。3節では提案手法を説明し、4節では評価実験について説明し、その結果について考察する。5節では提案手法における課題やその解決案について述べ、最後に6節で本研究をまとめる。

2. 関連研究

本節では、筋電や脈波を用いた人間の状態認識に関する研究を紹介する。

2.1 筋電に関する研究

Zhang ら [7] は、手首に加速度センサ、前腕に筋電センサを装着し、手話の単語と文の認識および18種類のルービックキューブの操作の認識をしている。決定木とマルチストリーム隠れマルコフモデルを組み合わせたアルゴリズムを採用しており、筋電位の値からジェスチャの開始点と終了点を自動的に切り出している。御手洗ら [19] は前腕の筋電位を採取して、同一のジェスチャであっても把持している物の形状や把持の仕方の違いによってジェスチャの認識精度に変化があるかの影響を調査した。また、日常生活では把持する物の種類は膨大であることから、事前にさまざまな物を把持した状態でのジェスチャの学習データを収集することは困難であるため、学習データを収集する必要のないジェスチャ認識手法として、任意の3つの連続したジェスチャの組合せから3つのジェスチャの組合せを分類するシステムを提案している。入力するジェスチャの種類は関係なく、3つのジェスチャが同じものであるか異なるものであるかを判断し、その組合せによって機器を操作することを想定している。例えば、ジェスチャA、ジェスチャB、ジェスチャCとすべて異なるジェスチャを入力したり、ジェスチャA、ジェスチャB、ジェスチャAと同じジェスチャを再度入力するなどして、5通り(AAA, AAB, ABA, ABB, ABC)の操作を分類できる。

Huang ら [8] は前腕の筋電から親指のジェスチャを認識するシステムを提案している。微細な親指の運動を分類するためには膨大な量の学習データが必要であるため、ユーザが日常的に行う親指の動きから学習データを取得している。McIntoshi ら [9] は前腕に筋電センサと圧力センサを装着して、手や指を使った15種類のジェスチャの認識を行っている。筋電は指のジェスチャ検出に適しており、圧

力は手首と前腕の回転の検出に適しており、両方のセンサを組み合わせることで認識精度が高くなることを示している。Saponas ら [10] は前腕上部の筋電から空気中をつまむ、空間を押すといった指のピンチジェスチャを認識する手法を提案しており、つまむジェスチャは86%、空間を押すジェスチャは76%の認識精度を示している。また、センサの再装着後に新たなトレーニングやキャリブレーションを行う必要がないシステムを開発している。Amma ら [11] は192個の電極をもつ電極アレイを前腕上部に装着し、27種類の指のジェスチャ認識を行い、90%の認識精度を示している。学習データとテストデータを異なる日に採取した環境では、センサの装着位置がわずかに変わったため、認識精度が59%となったが、センサ装着位置を補正するアルゴリズムを適用することで、認識精度が75%に改善したことを示している。

川本ら [18] は上腕に加速度センサを装着し、動脈圧脈波によって誘発される筋の振動(圧脈波誘発体表面振動)の波形変化を解析することで、筋収縮の前後に生じる筋剛性変化を検出している。筋剛性変化を計測することで、低筋力の断続的な作業における筋疲労評価への応用可能性を示している。Duenete ら [6] は、筋電位センサおよび筋電気刺激(Electric muscle stimulation: EMS)デバイスを前腕に装着し、スマートウォッチの通知をEMSで伝え、筋電位の値から通知の受け取りと拒否を選択するシステムを提案している。このシステムの応答エラー率は3.9%で、スマートウォッチを手で操作するインタラクションよりも高速であることを示している。

2.2 脈波センサを用いた状態認識

Takahashi ら [4] は、指先の血管から脈波波形を取得し、睡眠状態を判定する睡眠状態監視システムを提案している。睡眠状態監視システムは圧力センサと光学センサを用いて脈波を計測し、睡眠状態を判定する。圧力センサは手首の動脈脈波の圧力変化を検出し、光学センサはLEDとフォトトランジスタを用いて人体の末梢血管の脈波を検出している。圧力センサの電圧値と光学センサの電圧値がそれぞれの閾値範囲で増減しているかどうかで人体が覚醒状態であるかを判断している。森屋ら [15] は腕時計型の機器で睡眠時の脈波を計測し、REM(Rapid eye movement)睡眠とNREM(Non-REM)睡眠の2種類の睡眠状態を推定するアルゴリズムを開発している。また、各睡眠状態や睡眠状態が切り替わるタイミングで覚醒刺激を与えることで、目覚めの良否に対する影響を調査している。

堤野ら [16] は、自動車運転時に加減速や車線変更のタイミングで心拍数が上昇することで緊張状態になり、事故の要因になることから、心拍数が上昇した際にファンで風を当てることで、体を冷やして脈拍数を下げる安全運転支援システムを提案している。脈拍が上昇したときに音やメッ

セージで警告を行うと、運転中のユーザが混乱する可能性があるため、この研究では身体に風を当てることでユーザの脈拍数を下げている。

Yoshida ら [5] は、脈波と心電を用いて装着者に特定の行動を強いることなく、ウェアラブルデバイスの装着部位を動的に推定する手法を提案している。心電センサ (ECG) で得られた心拍と脈波センサで得られた脈拍を比較して、ウェアラブルデバイス装着位置での脈波到達時間を推定し、推定された時間の分布と事前に各部位で収集した学習データの分布との KL ダイバージェンスを求めることでウェアラブルデバイスの装着位置を推定している。内藤ら [17] は日常生活において脈波センサを用いて脈波を計測するには、体動に由来するノイズ成分 (モーションアーチファクト) が混入するという問題に着目して、加速度センサを用いた体動補償の手法を提案している。前腕部に装着された加速度センサから得られる情報を用いてモーションアーティファクトによる血流変化を推定し、脈波の誤差を除去している。

このように、睡眠や緊張によって心拍が変化することに着目した人間の状態認識手法は提案されている。また、単に心拍数を計測するだけでエクササイズをしている時間を取得できる。しかしながら、本研究の提案手法のように一部の身体部位の運動によって脈波が変化することに着目して人間の状態認識を行う研究は筆者らの知る限り存在しない。

3. 提案手法

本研究では、脈波センサを用いた筋活動量推定の初めの段階として、手首の脈波データを使用して腕の状態認識を行う。本節では、脈波データを用いた腕の状態認識の処理について述べる。

3.1 原理

筋活動は筋電を解析することで取得でき、筋活動量は筋電の振幅として現れる。筋活動が増加すれば筋電の振幅が大きくなり、筋活動が低下すれば振幅が小さくなる。一方で、血管に十分な圧力をかけるとその部位の脈波は減衰する [20]。提案手法では上腕に伸縮性のあるバンドを装着し、上腕の筋肉の収縮に伴い上腕の血管がバンドによって圧迫される状態を想定する。腕を曲げることで上腕の筋肉が収縮し、腕を伸ばしている状態よりも上腕の血管にかかる圧力は大きくなる。また、重い物を支えるなど上腕の筋肉に負荷がかかる活動を行うことで、単に腕を曲げるよりもさらに筋肉は収縮し、上腕の血管にかかる圧力はより大きくなる。上腕の血管に圧力がかかると、上腕の脈波が減衰し、末端の手首や指先の脈波も減衰するため、手首に装着した脈波センサで脈波を計測することで、上腕の筋肉の筋活動量を推定できる。

3.2 脈波データの取得と腕の状態認識

ユーザの手首や指先に装着された脈波センサから時刻 t に取得される脈波計測値を $p(t)$ とする。本研究ではサンプリング周波数を 100Hz とする。時刻 $t = T$ における腕の状態を認識するために、長さ N のウィンドウの波形に対して次式に従い高速フーリエ変換 (FFT: Fast Fourier Transform) を適用する。本研究では $N = 200$ (2 秒) とした。

$$X(k) = \sum_{t=T-N}^T p(t) \exp(-\frac{j2\pi kt}{N}) \quad (1)$$

得られた $X(k)$ に対して、次式に従いパワースペクトル $P(k)$ を得る。

$$P(k) = |X(k)|^2 \quad (2)$$

事前に認識したい腕の状態ごとに $P(k)$ を採取し、腕の状態をラベルとして付与し、学習データを構築しておく。最後に、学習データを用いて学習した分類器に対して、未知の腕の状態の脈波のパワースペクトルを入力し、得られた結果を認識結果とする。本研究では分類器として Random Forest を使用した。

4. 評価

本節では上腕の血管が圧迫されることによる脈波への影響および手首の脈波データを使用して腕の状態を認識する提案手法の性能を調査する実験について述べる。

4.1 実験環境

実験環境の概要を図 1 に示す。被験者 1 名 (男性、年齢 23 歳) の右手首の甲側に脈波センサ (pulsesensor.com 製 [24]) を装着し、上腕を駆血帯で締め付けた状態で手首の脈波データを収集した。ただし、腕を曲げていない状態では駆血帯の締め付けは緩く、腕から滑り落ちない程度であり、血流を強く圧迫はしていない。脈波データは Arduino UNO を介して PC に記録した。また、上腕と駆血帯の間に感圧センサ (Taiwan Alpha Electronic 社製 [25] MF01-N-221-A04) を差し込み、上腕が駆血帯から受ける圧力を計測した。圧力センサのデータは参照情報として取得しており、提案手法では使用しない。

被験者は図 2 に示すように (1) 平常時 (腕を伸ばした状態)、(2) 腕を曲げた状態、(3) 腕を曲げて上腕を力ませた状態、(4) 腕を曲げて 4kg のダンベルを持った状態、の 4 種類の状態でそれぞれ 10 秒間静止し、腕を平時に戻して、再び 10 秒間静止する手順で、各状態 10 秒の静止を 60 回繰り返して手首の脈波と上腕が駆血帯から受ける圧力を収集した。合計で 10 秒 $\times$ 60 回 $\times$ 4 状態 = 40 分のデータを収集した。収集したデータに対してウィンドウサイズ 2 秒、50% オーバーラップのスライディングウィンドウでパワースペ

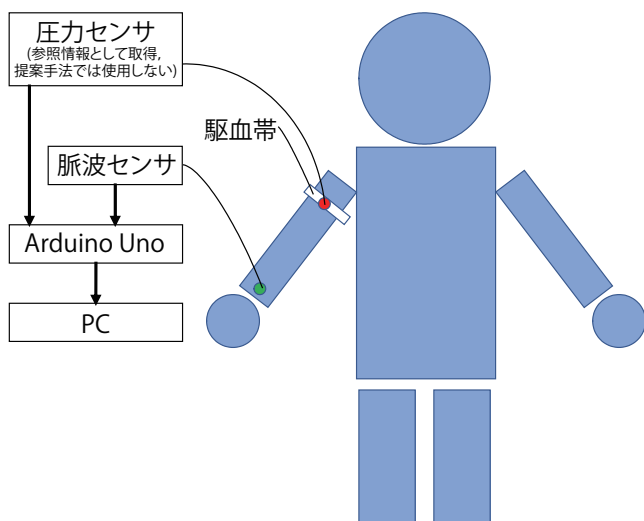


図 1 実験環境

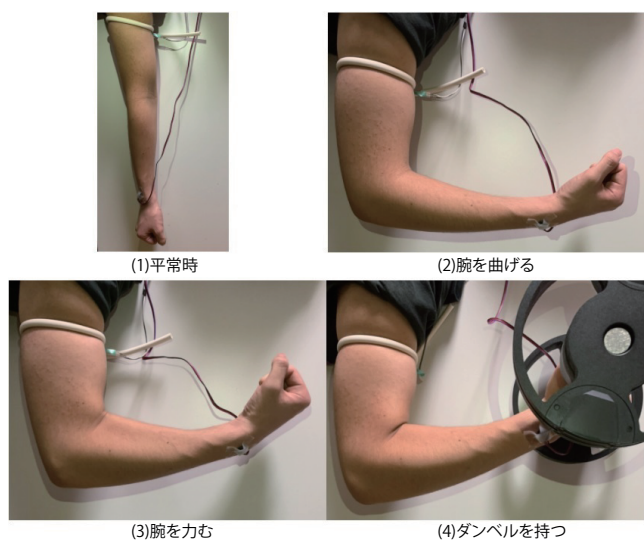


図 2 認識対象の 4 種類の腕の状態

クトルを計算し、2160 サンプルを用意した。得られたサンプルに対して 10 分割交差検証で各状態の認識を行った。

4.2 結果と考察

4.3 手首の脈波と上腕が駆血帯から受ける圧力の関係

収集した脈波データと上腕が駆血帯から受ける圧力の計測結果の一部を図 3 に示す。図より、駆血帯による上腕への圧力は (1) 平常時が最も小さく、(2) 腕を曲げた状態が次に小さくなり、(3) 腕を力んだ状態と (4) ダンベルを持った状態が最も大きく、同程度となっていることが分かる。これらは直観的な筋活動量の大きさとも一致する。また脈波の波形に関して、(1) 平常時と (2) 腕を曲げている状態では脈波のピーク形状は明確に表れているが、(3) 腕を力んだ状態では波形のピークが低く、(4) ダンベルを持った状態ではピークの判別が困難である。

また、(1) 平常時の脈波はピークに達した後に急速に下降するが、(2) 腕を曲げた状態ではピークに達した後に緩

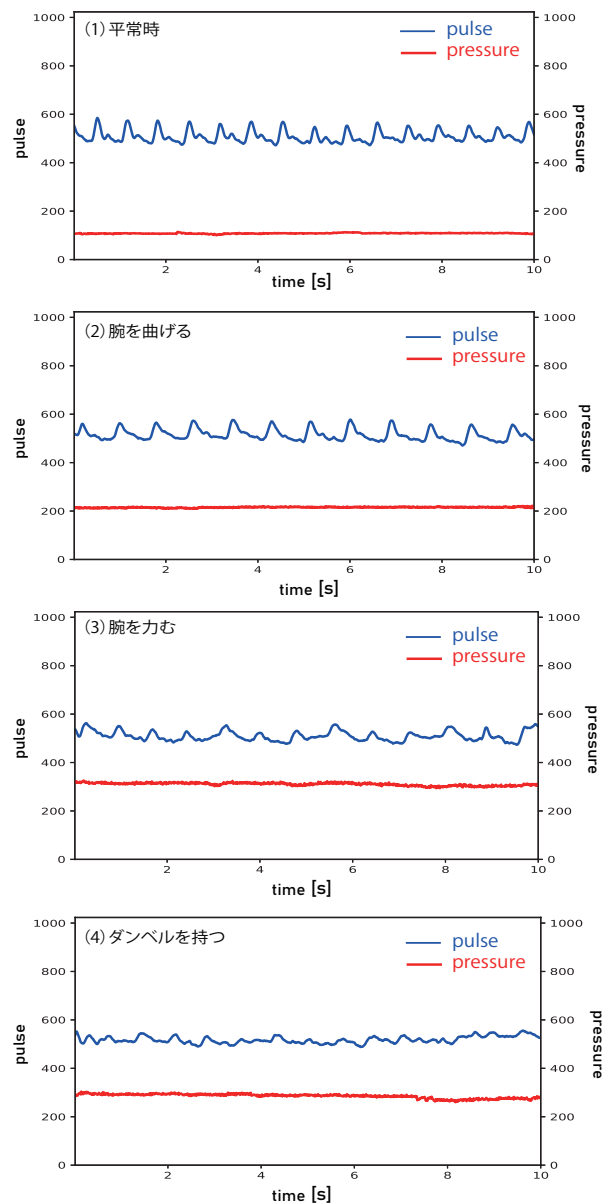


図 3 収集した脈波と圧力

やかに下降している。追加で腕を真横に伸ばした状態の脈波を計測したところ、(2) 腕を曲げた状態と同様にピーク後に達した後に緩やかに下降することを確認した。このことから、(1) 平常時は腕を下向きに伸ばしたことで、脈波が重力の影響を受けたと考えられる。つまり、平常時でも腕を水平に伸ばしているか、下向きにしているかを分類できる可能性が示唆された。(3) 力んだ状態に関しては実験中に毎回同じ強さで力むことが難しく、脈波の振幅や形状にばらつきが出た。このことは、後述する 4.4 節の腕の状態認識精度に影響を及ぼしたと考えている。

収集した 2160 サンプルの FFT パワースペクトルの各状態ごとの平均値を図 4 に示す。図より、(1) 平常時でパワースペクトルが最も大きくなり、その最大値は約 5.9 であった。同様にパワースペクトルの最大値は (2) 腕を曲げ

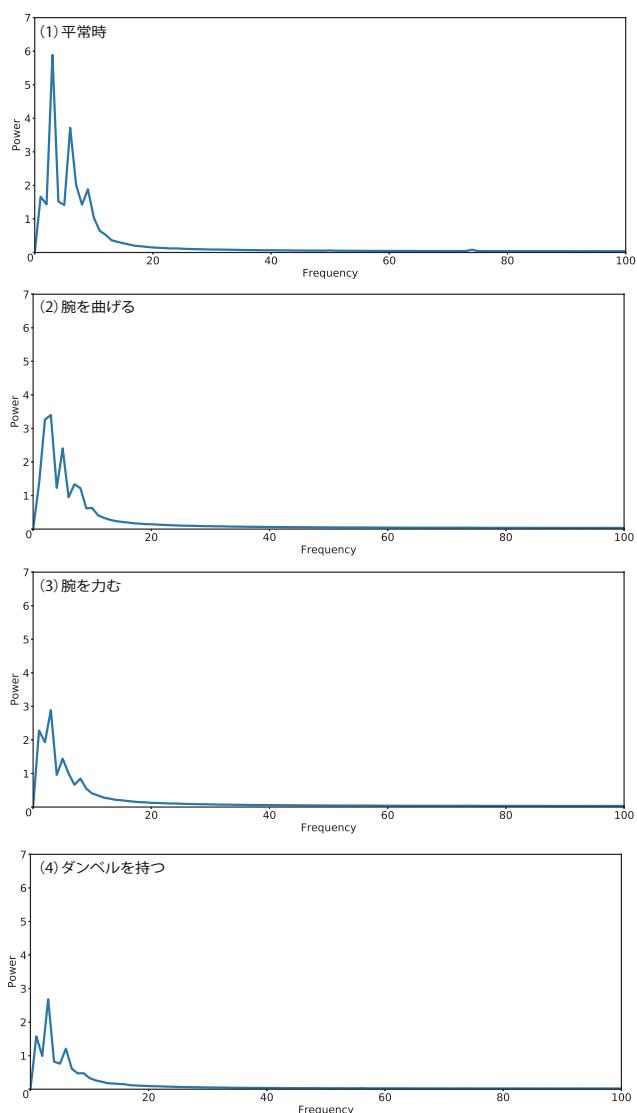


図 4 FFT 計算結果の平均値

た状態で約 3.4, (3) 腕を力んだ状態で約 2.9, (4) ダンベルを持った状態で約 2.7 となった。これらの結果は前述の上腕の圧力の順番と同じであり、直観的な筋活動量の大きさとも一致する。このように、上腕の筋肉が収縮するほど駆血帯が血管を締め付ける圧力が増加し、脈波の振幅が小さくなっていることがわかる。

4.4 脈波データを使用した腕の状態認識

ランダムフォレストを使用した腕の状態認識結果を表 1 に示す。また、混同行列を表 2 に示す。全サンプルデータに対する腕の状態認識精度は 79%であった。

表 1 より、(3) 腕を力んだ状態の F 値が 0.64 と最も低い結果となったが、他の 3 つの状態は F 値 0.79 以上となった。また、表 2 より、(3) 腕を力んだ状態と (4) ダンベルを持った状態は互いに誤認識が多いことが分かる。これは、図 3 および図 4 の (3), (4) に見られるように、(3) 腕を力んだ状態と (4) ダンベルを持った状態の脈波の波形と

表 1 腕の状態の認識結果

上腕の状態	適合率	再現率	F 値
(1) 平常時	0.94	0.88	0.91
(2) 腕を曲げる	0.84	0.81	0.82
(3) 腕を力む	0.59	0.70	0.64
(4) ダンベルを持つ	0.81	0.77	0.79

表 2 腕の状態の認識結果の混同行列

正解 \ 予測	予測			
	(1)	(2)	(3)	(4)
(1) 平常時	508	29	26	14
(2) 腕を曲げる	28	452	78	3
(3) 腕を力む	2	51	317	86
(4) ダンベルを持つ	2	8	119	437

パワースペクトルが類似しているためだと考えられる。この結果から、本実験においては腕を力むだけでもダンベルを持ったときと同等の筋活動量であったと推測できる。

5. 議論

本節では、提案手法の課題について述べる。

5.1 腕の状態認識に関する課題

評価実験の被験者が 1 人のみであり、筋肉量や血管の太さなどの個人差による影響について調査できていない。また、上腕に装着したバンドは実験中では取り外していないため、バンドの装着位置のずれによる影響を調査できていない。さらに、食後や運動後には脈波が大きく変化する [21][22] ため、同一人物のモデルでも認識できない可能性がある。今後は被験者の数とサンプルを増やすことで、より信頼度の高い結果を導出する予定である。

加えて、評価実験では筋疲労による筋肉の収縮を考慮していない。実験終了後には脱力時でも筋肉の収縮を感じるほど筋疲労を起こしており、認識結果に影響を及ぼした可能性がある。これはデータ収集時に十分な休憩を取る、または別日にデータを収集することで防ぐことができ、分類精度を上げることができると考えている。

安藤ら [20] によると、動脈を圧迫する外部圧力が動脈内圧より小さいときには外部圧力を大きくすると脈波の振幅は大きくなり、外部圧力が動脈内圧より大きいときには外部圧力を大きくすると脈波の振幅は小さくなることが報告されている。そのため、駆血帯の締め付け具合によっては筋肉の伸縮に伴い脈波が大きくなる可能性がある。しかし、安藤ら [20] は外部圧力をかけている部位の脈波について言及しており、本研究では外部圧力をかけた部位とは異なる、より末端の部位の脈波を計測しているため、同様の傾向がみられるかは不明である。よって、上腕にかかる圧力値に対する手首の脈波の振幅の変化を明らかにする必要がある。

5.2 筋活動量推定に関する課題

評価実験では被験者への負担が軽い 4kg のダンベルを持たせて脈波を計測したが、ダンベルの重量が増えると腕や手の振動が大きくなり、脈波の計測が困難になると考えられる。また、実験では 10 秒間静止した状態で脈波を計測したが、腕を早く動かすと脈波センサがずれて脈波の計測が困難になる。そのため、脈波データに対して腕の動きや力みによる振動を補正する必要がある。ウェアラブルセンシングにおけるセンサの位置ずれを推定・補正する手法 [23][12] がこれまでに提案されているため、これらの手法を応用することで腕の動きが大きい状態でも脈波を計測できる可能性がある。

また、脈波から 4 種類の腕の状態を認識することはできたが、筋活動量を推定するためには筋電位を取得し、筋電位と脈波を比較検証する必要がある。

6. おわりに

本研究では、脈波を利用した筋活動量推定手法を提案し、上腕の圧迫が脈波に与える影響について調査し、手首の脈波計測値から腕の状態認識を行った。評価実験の結果より、脈波から腕の状態を平均 79% の精度で認識することができた。また、腕を力んだ状態とダンベルを持った状態は互いに誤認識が多くなることが分かった。このことから、本研究で採取したデータに関して、腕を力んだ状態とダンベルを持った状態の筋活動量は同等であると推測できる。

提案手法を応用すれば、上腕の筋力トレーニングの回数計測に利用できる。脈波のみを使用することで、トレーニングとは関係ない腕の振りなどによって値が変動する加速度センサを用いたアプローチよりも正確な回数計測を実現できると考えている。今後は 5 節で述べた課題を解決するために、被験者数を増やしたうえで脈波センサを用いた筋活動量の推定を行う。

謝辞 本研究は、科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業さきがけ (JPMJPR1937) の支援を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] Masashi Toda, Junichi Akita, Shigeru Sakurazawa, Keisuke Yanagihara, Mihoko Kunita, and Kunio Iwata. Wearable biomedical monitoring system using textilenet, In Proceedings of the International Symposium on Wearable Computers (ISWC2006), pp.119–120, 2006.
- [2] Akira Hiraiwa, Noriyoshi Uchida, Katsunori Shimohara, and Noboru Sonehara. EMG Recognition with a Neural Network Model for Cyber Finger Control, Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers, Vol.30, No.2, pp.216–224, 1994.
- [3] Naoji Matsuhisa, Martin Kaltenbrunner, Tomoyuki Yokota, Hiroaki Jinno, Kazunori Kuribara, Tsuyoshi Sekitani, and Takao Someya. Printable elastic conductors with a high conductivity for electronic textile appli-

- cations, Nature Communications, Vol.6, Article number: 7461, 2015.
- [4] Shinichi Takahashi, Shintaro Chiba, and Asako Yagi. Sleep state monitoring system based on pulse wave measurement. In U.S. Patent Application No.15/508, p.304, 2017.
- [5] Kazuki Yoshida, and Kazuya Murao. Estimating load positions of wearable devices based on difference in pulse wave arrival time, In Proceedings of the International Symposium on Wearable Computers (ISWC2019), pp.234–243, 2019.
- [6] Tim Diente, Justin Schulte, Max Pfeiffer, and Michael Rohs. MuscleIO: Muscle-Based Input and Output for Casual Notifications, Journal of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies (IMWUT2018), Vol.2, Issue.2, No.64, pp.1–21, 2018.
- [7] Xu Zhang, Xiang Chen, Yun Li, Vuokko Lantz, Kongqiao Wang, and Jihai Yang. A Framework for Hand Gesture Recognition Based on Accelerometer and EMG Sensors, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.41, Issue.6, pp.1064–1076, 2011.
- [8] Donny Huang, Xiaoyi Zhang, T. Scott Saponas, James Fogarty, and Shyamnath Gollakota. Leveraging Dual-Observable Input for Fine-Grained Thumb Interaction Using Forearm EMG, In Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software Technology (UIST2015), pp.523–528, 2015.
- [9] Jess McIntosh, Charlie McNeill, Mike Fraser, Frederic Kerber, Markus Löchtefeld, and Antonio Krüger. EM-Press: Practical Hand Gesture Classification with Wrist-Mounted EMG and Pressure Sensing, In Proceedings of the ACM SIGCHI International Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI2015), pp.2332–2342, 2015.
- [10] T. Scott Saponas, Desney S. Tan, Dan Morris, Jim Turner, and James A. Landay. Making Muscle-computer Interfaces More Practical. In Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI2010). pp.851–854, 2010.
- [11] Christoph Amma, Thomas Krings, Jonas Böer, and Tanja Schultz. Advancing Muscle-Computer Interfaces with High-Density Electromyography, In Proceedings of the 33rd Annual ACM SIGCHI International Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI2015), pp.929–938, 2015.
- [12] Hamidreza Bayati, Jos´ e del R. Mill´ an, and Ricardo Chavarriaga. Unsupervised Adaptation to On-body Sensor Displacement In Acceleration-Based Activity Recognition, In Proceedings of the International Symposium on Wearable Computers (ISWC2011), pp.71–78, 2011.
- [13] 幸原伸夫. 治療につながる筋電図, 神経治療学, 33 巻, 2 号, pp.115–121, 2016.
- [14] 小西秀和, 則次俊郎, 高岩昌弘, 佐々木大輔. 筋電により人間の意思を反映したパワーアシストグローブの制御, 計測自動制御学会論文集, Vol.49, No.1, pp.59–65, 2013.
- [15] 森屋彰久, 鈴木琢治, 大内一成, 亀山研一. 脈波情報を用いた睡眠状態推定とその応用, ヒューマンインタフェース学会論文誌, 10 巻, 2 号, pp.207–214, 2008.
- [16] 堤野理貴, 伊藤淳子, 宗森純. 脈拍データに基づくファンの風を用いた安全運転支援システムの開発, 情報処理学会関西支部支部大会 2019 講演論文集, pp.C–03, 2019.
- [17] 内藤裕貴, 佐々木健. 光学式脈波センサの体動成分補償, 精密工学会学術講演会講演論文集, pp.101–102, 2011.
- [18] 川本貴志, 山崎信寿. 圧脈波誘発体表面振動による筋剛性変化の解析, バイオメカニズム, 21 巻, pp.207–218, 2012.

- [19] 御手洗彰, 棟方渚, 吉田彩乃, 櫻沢繁, 小野哲雄. 前腕の表面筋電を用いたジェスチャ認識の実験的検討, 情報処理学会研究報告, Vol.2016-HCI-168, 13 号, pp.1–6, 2016.
- [20] 安藤譲二, 山越憲一, 神谷瞭. 光電式脈波計測の応用, BME, 4 巻, 4 号, pp.24–32, 1990.
- [21] 石川兵衛, 星加泰宏, 籠島忠, 本庄昭, 長雄正博, 松井宏照. 指尖容積脈波に関する研究, 日本血栓止血学会, 血液と脈管 5 巻, 2 号, pp.153–156, 1974.
- [22] 奥村裕, 江口輝行, 龜井亮良, 高橋秀典. 運動後の自律神経活動と心理的效果, 保健医療学雑誌, 8 巻, 1 号, pp.44–49, 2017.
- [23] 端智士, 土肥徹次, 堀正峻. 血圧脈波の特徴量を用いたウェアラブルデバイスの位置ずれ量推定, Annual57 巻 Abstract 号, pp.S35_2, 2019.
- [24] PulseSensor.com, <http://pulsesensor.com/>.
- [25] Taiwan Alpha Electronic Co., Ltd., <http://www.taiwanalpha.com/en>.