

# 筋肉の非活動部位を活用した外科手術用の 筋電入力インタフェースの検討

御手洗 彰<sup>1,a)</sup> 棟方 渚<sup>1</sup>

**概要：**この論文では、手術時の端末操作のためのハンドジェスチャ入力インタフェースの検討を行う。近年、手術室における ICT 活用や手術の複雑化により、手術中に医師は執刀だけでなく、数種の端末を操作するなど複雑なタスクが要求されるようになった。医師は執刀のため術具を把持していることから、端末の操作は執刀医以外が担当するため、意図した操作ができない、欲しい情報が迅速に取り出せない、など執刀医が直接操作できないことによる問題が生じている。そこで、本研究では、執刀医が術具を把持しながらでも直接操作可能な入力インタフェースとして、手術中の執刀タスクで使用されない筋肉の非活動部位を利用した、筋電入力インタフェースの検討を行う。本研究では、手術タスクにおける筋肉の非活動部位がどの部位かを特定するために、鉗子を用いた縫合タスクを行う模擬手術環境において、どの部位の筋肉が非活動であるかを調査する。さらに、縫合タスク中にハンドジェスチャを入力する実験を行い、入力認識精度がどの程度正確か、縫合タスクのみと比較した時にかかる時間を評価して、手術時の端末操作のための入力インタフェースの実現可能性を検討する。

**キーワード：**入力モダリティ、ハンドジェスチャ列、筋電図、ジェスチャインタラクションデザイン

SHO MITARAI<sup>1,a)</sup> NAGISA MUNEKATA<sup>1</sup>

## 1. はじめに

近年、カルテの電子化やビッグデータを活用した効果的な治療施策立案、拡張現実（以下、AR）技術を活用した手術補助などが導入され、医療現場の ICT 化が進行している。特に、手術現場ではロボット支援下手術や AR 技術を用いた手術支援、CT による患者の身体を傷つけない患部の状態確認などが実現されている。一方で、術式に ICT 技術が活用されることによって、外科医は執刀のみでなく数種の情報端末への入力を適宜行う必要が生じており、手術が複雑化してきている。そのため、手術現場では端末操作を執刀医以外（看護師など）が行う場合があるが、間接的な操作のため執刀医の意図通りの操作を行うことが難しく、欲しい情報が素早く入手できないことによって、手術時間が延長する問題が生じている。具体的には、術中に MPR 画像（CT の断面画像）を使用しながら行う手術は、術中に患者の体内を非侵襲で確認しながら手術可能なため患部への器具挿入方向の確認や誤挿入の防止など安全性向上に

有効である [17]。しかし、撮像操作による手術時間の延長が問題点として指摘されており、この術式を適用できない事例がある。上記の例のように術式の複雑化により、時間の延長などが生じている問題について、我々はコンピュータヘシームレスに入力可能なインタフェースがないことが原因であると考えた。

術中タスクと共存した入力手法のアプローチの一つにハンドジェスチャ認識が挙げられる。ハンドジェスチャ認識では、手や腕の動作を入力として用いて入力を行うため、コンピュータのディスプレイなどを注視せずとも入力が容易であり、ユーザの活動を妨げずに入力することが可能である。ハンドジェスチャ認識による入力は主に赤外線 [4] や加速度 [10]、圧力 [8]、筋電位 [5] などのセンサ値を入力として、ハンドジェスチャを行った際のセンサ値を学習することで認識する。

上記のような先行研究では、手に何も把持していない素手の状態では高精度なハンドジェスチャ認識を実現しているが、物を把持した状態においては正確な入力を実現できていない。手術中では執刀医は様々な術具を両手に把持しながら、手術を行うため、物を把持した状況においても正

<sup>1</sup> 京都産業大学

<sup>a)</sup> i2086123@cc.kyoto-su.ac.jp

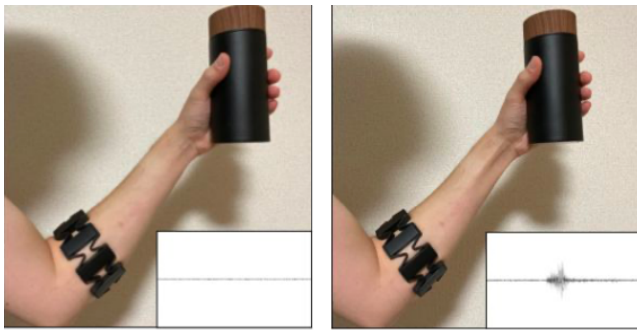


図 1 筋肉の非活動部位を活動させた際の筋電位の例。右図：タンブラーを把持した際の筋電位。左図：タンブラーを把持しながら、前腕の非活動部位の筋肉に力を入れた際の筋電位。

確に入力可能な入力インタフェースが必要である。物を把持した状態において正確な入力の実現できない原因として、術具を把持するなどのユーザの実世界におけるタスク（以下、メインタスクとする）によって入力モダリティが占有されているためであると考えた。例えば、手を入力モダリティとした場合、術具の把持や執刀などのメインタスクによって手が占有される。これによって、手を入力モダリティとするようなハンドジェスチャ認識入力インタフェースを用いることができない。そこで、本研究では、筋肉の非活動部位の自由度に焦点をあて、入力モダリティとしての応用に着目した。「両手に術具を把持しながら手術を行う」という場面を例として挙げると、メインタスクである術具の把持や執刀の際、各部位の筋活動が確認できる。しかし、それらの筋肉は最高限度に使用されている状態ではないため、非活動部位が存在する。例として、図1は、メインタスクとしてタンブラーを把持しながら（左図）、前腕の非活動部位の筋肉に力を入れた際の筋電位を示している。この方法では、腕の形状を一切変えることなく入力することができるため、メインタスクであるタンブラーの把持を物理的に阻害することなく入力することが可能である。本研究では、これを手術用の入力インタフェースの入力手段として応用することを目的として、インタフェースとしての実現可能性を調査するための実験を行う。次に、筋肉の非活動部位を用いた入力がメインタスクと共存可能かを調査し、筋肉の非活動部位を用いた筋電入力インタフェースの実現可能性を検討する。

## 2. 関連研究

本研究に関連する研究として、実世界のタスクを行いながら入力する手法の実現を目指す研究を紹介する。実世界のタスクと共存するジェスチャ入力は、ユーザのメインタスクを阻害さずコンピュータへの入力が可能な手法として検討されている。Wolfら[15]は、車のハンドル、カード、ペンをそれぞれ把持する3条件を設定し、ユーザにとって行いやすいハンドジェスチャを検討した。Sharmaら[14]

らは、6つ把持方法に基づいて、把持する対象物の大きさなどを考慮しながら、ユーザにとって実行が容易なハンドジェスチャの検討を行った。具体的には、Schlesinger[13]の古典的な分類法に基づいて、6つの異なる把持タイプにどのようなマイクロジェスチャが適しているかを調査するための誘発調査を実施した。これらの研究で得られたハンドジェスチャセットは、コンピュータ上で認識可能であることが確認されていないが、将来的に本研究で目指す術具を把持しながら行うハンドジェスチャ入力インタフェースに適用できる可能性がある。

一方で、ハンドジェスチャの認識技術に関して様々な手法が研究されている。手は人間の身体部位の中でも特に細やかな制御が可能であり、ハンドジェスチャによって多様な入力の表現が可能である[4]。その入力の多様さから本研究においても、ハンドジェスチャ入力に着目した。これまでの研究では、手首の屈伸運動[6]、[7]やアメリカ手話[3]、[11]のような手の形状を識別する手法が開発されてきた。また、前腕部の筋電位を測定することで指のピンチジェスチャなど、微小な動きの識別が可能となり、それを利用した入力インタフェースが開発されている[2]。本研究における、術具を把持した状況下では、手首などの動作に加えて微小な動きを要する可能性があるため、本研究では筋電位を用いたジェスチャ入力に着目した。

しかし、これらの技術は、ハンズフリーの状況を対象としたジェスチャ入力手法であり、物を把持するような状況で適用することはできない。それに対して、Saponasら[12]は筋電センサを用いて物を把持しているときのハンドジェスチャ認識システムを実現した。彼らの研究では、旅行用マグカップとノートパソコン用バッグの2つの把持条件で指のピンチジェスチャを認識する技術を開発し、高い精度でジェスチャの分類が可能であることを示した。しかし、実用を考えた場合、Saponasらの手法の有用性は限定的である。その理由として、彼らのジェスチャ認識技術は対象物を把持した状態のハンドジェスチャを学習する必要があるためである。つまり、我々が日常生活で把持している全ての物を学習する必要がある、そのようなデータを収集することは現実的ではないためである。これを解決するためには、把持の対象物に依存しない形で入力の学習を行う必要がある。

また、手術中においてジェスチャ入力を応用した研究が行われている。Nommmら[9]は、腹腔鏡手術において、執刀医の執刀動作を認識するためにVolume Bounding Box Decompositionを適用してカメラベースのジェスチャ認識を試みた。彼らの研究では、ロバストと許容できる精度で行動認識を実現している。次に、Fujiiら[1]は、腹腔鏡手術用の内視鏡を操作するための視線入力インタフェースを開発した。彼らのシステムでは、内視鏡に取り付けられたカメラに対して、執刀医がみているディスプレイの位置か

ら適切にパンやズーム操作を行い、執刀部位の視認性が向上するよう支援する。一方で、彼らのシステムは、執刀行為の支援に着目している。本研究では、執刀の直接的な支援ではなく、電子カルテや手術計画の閲覧などの情報端末の操作のユーザビリティを向上させる間接的な支援を目指す。

本研究では、執刀医が手術中に情報端末の操作を可能とする入力インタフェースの実現を目指す。物を把持しながら行う入力手法として、筋肉の非活動部位を入力モダリティとして応用することに着目して、筋電入力インタフェースの実現可能性を検討する。

### 3. 実験1：縫合作業における筋活動の調査

筋肉の非活動部位を調査するために、本研究では手術中のあるタスクに着目して、どの部位に筋肉の非活動部位が存在するか、またどのような状況下であれば入力可能であるかを調査するための実験を行った。具体的には、手術中の縫合タスクに着目して、実験参加者に人工皮膚に対して縫合を行わせ、その際の筋電位を測定し、分析した。

#### 3.1 実験参加者

10名（男性8名、女性4名、平均24.6歳）の実験参加者がユーザ実験に参加した。全ての実験参加者は情報系大学に所属しており、外科手術の経験はない。実験参加者は右利き9名、左利き1名であり、それぞれの利き腕に筋電位を測定するためのセンサを装着して実験を行った。

#### 3.2 手順

実験参加者を実験室に入れた後に、まず実験者が実験参加者に対して人工皮膚に対する縫合タスクについて説明を行った。その後、実験手順について説明した。次に、実験参加者の利き腕に筋電位を測定するためのセンサを取り付けた。センサは8チャンネルで構成されており、前腕部（6チャンネル）と肩部（2チャンネル）における筋電位を測定した（図2）。筋電位の測定には、日本光電工業社製の「WEB-7000」を使用した。

縫合タスクについて、図3に示す人工皮膚の部位に対して実験参加者に縫合タスクを行わせた。実験参加者は鉗子を用いた縫合作業の経験がなかったため、実験者によって縫合方法について説明を行った後に10分ほど練習を行った。実験参加者より、問題なく縫合できるようになった報告があった時点で練習を終了し、縫合タスクを開始した。

#### 3.3 分析手法

測定した筋電位は交流波であり分析に適さない。今回、我々は筋肉の活動がどれだけ活発であるかについて、筋電位を指標として調査するため、以下の数式により50ms間隔のRMS値を計算し非負の値として分析した。

$$RMS_{ij} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=j}^{N+j} EMG_{ik}^2}, \quad (1)$$

ここで、 $EMG$ は筋電位の値、 $i$ はチャンネル数、 $N$ はサンプル数を表す。つまり、チャンネル $i$ のサンプル $j$ 番目のRMS値を表している。今回の実験設定では、8chの筋電位であるため $i = (1, 8)$ 、筋電位の測定は2000Hzのサンプリング周波数であったため $N = 100$ で計算した。

次に、筋電位の大きさは実験参加者の筋肉量に依存して変化するため、実験参加者間での比較が難しい。そこで、本研究では、実験参加者の自覚内で最大の力を入れる、最大随意筋収縮（以下、MVC）を100%として正規化した値（以下、%MVC値）を用いた。%MVCは以下の式によって計算した。

$$\%MVC_{ij} = \frac{RMS_{ij}}{MVC_i} * 100 \quad (2)$$

ここで、 $RMS_{ij}$ は数式(1)の値、 $MVC_i$ はチャンネル $i$ のMVC値を表す。つまり、この数式ではチャンネル $i$ のサンプル $j$ 番目のMVC値を表している。以上より、計算した%MVC値を用いて、縫合タスクにおける筋肉の活動を分析した。

#### 3.4 結果

結果として、図4に各チャンネルが縫合タスク中に測定した最大の筋電位を示す（図の縦軸は各実験参加者%MVCの最大値を平均した値を表す。）。この結果から、F1、F2、F5チャンネルの筋電位の最大値が他のチャンネルより高く、実験中により大きな力が発揮されていたことがわかる。これらのチャンネルは前腕の手掌側に装着されており、縫合タスクの際に手首の屈曲動作が大きな筋電位を誘発したと考えられる。次に、縫合タスク中に計測した各センサの平均値を図5に示す。この図よりどの筋肉も平均では5%以下の活動であり、主要な筋肉の部位であっても縫合タスク中に常に力が加えられているわけではないことがわかる。以上の結果をまとめると、縫合タスクにおける大部分の時間では筋肉の活動はみられないが、短い時間では特に手掌側の筋肉が活動がみられることがわかった。

実験映像の観察より、手掌側の筋肉の活動時は、人工皮膚に針を挿入している際に特に発生していることがわかった。鉗子を用いて針を挿入する際には、図6のように手首が屈曲している様子が確認され、この運動によって大きい筋電位が発生していたことがわかった。この結果から、針の挿入以外の動作においては、筋電位を用いた入力之余地、つまり筋肉の非活動部位は存在すると考えられる。

### 4. 実験2：メインタスクと共存しながら行う入力インタフェースの実現可能性の調査

前章の実験では、手術中における縫合タスクの際の筋電

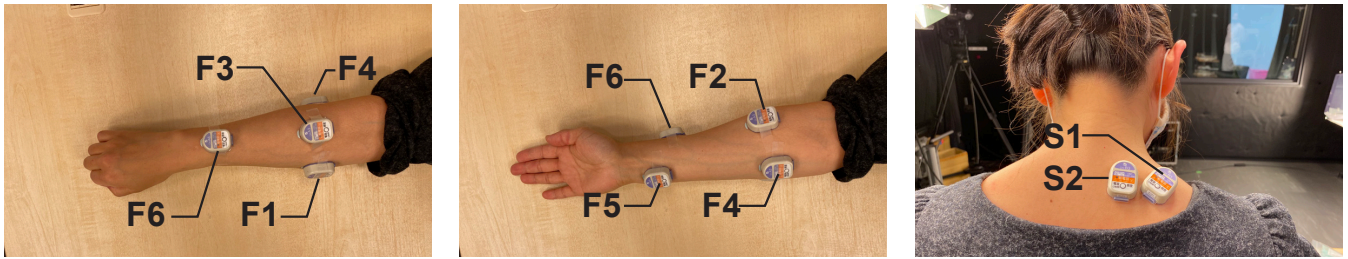


図 2 電極位置

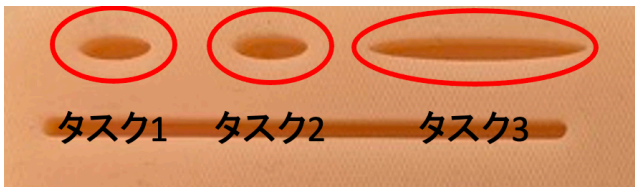


図 3 縫合タスク

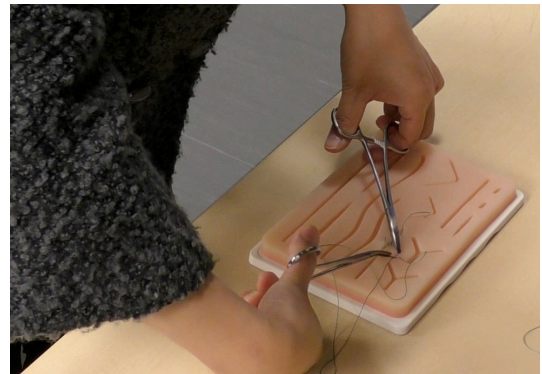


図 6 縫合タスク中に観察された手首の屈曲動作

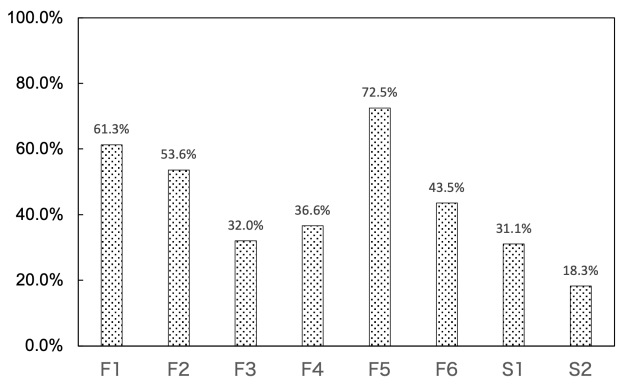


図 4 各チャンネルにおける筋電位 (%MVC) の最大値



図 5 各チャンネルにおける筋電位 (%MVC) の平均値

位を測定して、筋肉の非活動部位を調査した。その結果、特に手掌側の筋肉において、人工皮膚への針の挿入時に筋電位が発生している（筋肉が活動している）ことがわかった。その結果から、針の挿入動作以外であれば、筋肉の非活動部位が存在し、それをを用いた入力が可能であると考えられる。そこで、本実験では鉗子を把持しながら行う縫合タスクを行いながら筋肉の非活動部位を用いたハンドジェスチャによる入力を行い、どの程度の精度で入力可能か、

縫合タスクと筋電位を用いた入力が共存可能かについて調査する。5

#### 4.1 実験参加者

2名（男性1名、女性1名、平均34歳）の実験参加者が本実験に参加した。実験参加者は、情報系の大学に所属しており外科手術の経験はないが、前章の実験に参加しており、鉗子を用いた縫合作業を行った経験がある。実験参加者は右利き1名、左利き1名であり、それぞれの利き腕に筋電位を測定するためのセンサを装着して実験を行った。

#### 4.2 入力認識手法

入力を認識する手法として、我々が以前開発した筋肉の非活動部位を入力モダリティとするハンドジェスチャ認識手法を先行研究として用いた [16]。この手法は、ハンドジェスチャ列認識手法と呼ばれ、3回のハンドジェスチャを行うことで、1回の入力がされる方式である。前章の実験では、縫合タスク中の針の挿入動作時に大きな筋活動がみられたことから、通常のハンドジェスチャ認識手法では誤入力が発生する懸念がある。一方でハンドジェスチャ列認識手法では、入力に3回のハンドジェスチャの実行（ある程度大きな筋電位の測定）が必要なため、誤入力に対して堅牢であることから本手法を採用した。また、本手法は基本的な把持姿勢において物を把持した状態における入力の識別精度が高く、本実験における入力の識別精度においても高い結果となることが期待できる。本手法では、2種のハンドジェスチャを要するが、これについても先行研究

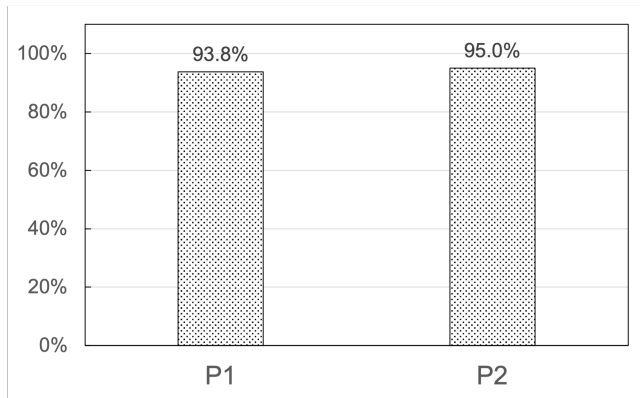


図 7 縫合タスク中に入力されたハンドジェスチャ列の識別精度

と同様のハンドジェスチャ（手首の掌屈ジェスチャと背屈ジェスチャ）を用いた。

本手法の適用にあたり、入力識別のための学習モデルが必要なため、実験前に実験参加者ごとに学習データを収集した。学習データの収集方法は [16] と同様の手法で行った。具体的には素手の状態におけるハンドジェスチャ列を 80 回の入力分収集し、k 近傍法による学習を行った。この学習モデルを用いて、縫合タスク中における入力を k 近傍法により正しく識別可能かを評価する。

#### 4.3 手順

実験参加者の利き腕に筋電センサを装着し、その後実験の説明を行った。実験参加者は、前章の実験のタスク 3 において、縫合タスクを行いながらその合間にディスプレイに表示された指示に従ってハンドジェスチャ列の入力を行った。ハンドジェスチャ列は合計で 20 回の入力を行った。

#### 4.4 結果

結果として、縫合タスク中に行ったハンドジェスチャ列の実験参加者ごとの識別精度を図 7 に示す。平均の識別精度は 94.4% であり、高い識別精度で入力可能であったことがわかった。一方で、縫合タスクにかかった時間を前章の実験結果と比較してみると図 8 のようになった。この図は、前章の実験と本実験時に縫合タスクを終えるのにかかった平均時間（秒）を表している。この結果から、縫合タスクのみと比較してジェスチャ入力を行うことで縫合タスク完了までにかかる時間が 37.2% 増加することがわかった。

### 5. 考察

実験 2 の結果より、縫合タスクと共存しながら、94.4% と比較的高い精度で入力を実現できた。一方で、ジェスチャ入力を行いながらの縫合タスクには時間の増加がみられる結果となった。ジェスチャ入力を行うことで縫合タスク完了までにかかる時間が増加することは、行う作業が増えて

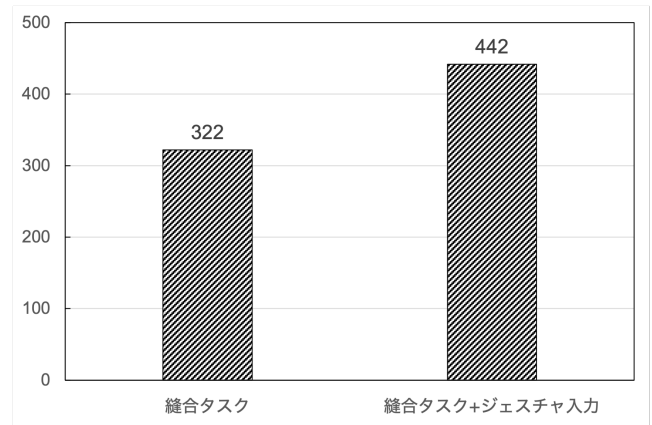


図 8 縫合タスクにかかった時間の比較（縦軸は時間（秒）を示す。）

いるため自明ではあるが、手術の効率化を目指す本研究においては、重要な観点であるといえる。本研究の実験結果より、縫合タスクのみと比較して 37% 時間が増加する結果となった。具体的には、縫合タスクのみより、ジェスチャ入力を加えた場合平均して 120 秒多くの時間を要した。このうち、ジェスチャ入力にかかった時間は平均 42 秒であり、残りの 78 秒は縫合タスクからジェスチャ入力に切り替える「間」や縫合作業に加えてジェスチャ入力も行う作業の認知負荷の増加によって作業時間が増大したと考えられる。この点については、まず実験参加者が手術経験を有さず、鉗子を用いた縫合作業に不慣れであったことが認知負荷の増大に繋がったと考えられる。

また、今回の結果について、本研究で実施した 2 つの実験に共通して、実験参加者が手術経験を有する医師ではなかったことは本研究の制限事項である。特に、測定された筋電位について、縫合作業によって筋電位が発生していたのか、鉗子を用いた縫合への不慣れさから力が入ってしまった筋電位が発生していたのかについては、切り分けることができなかった。また、実験 1 について、実験映像の観察から、医師が行う縫合作業においてはあり得ないと考えられる動作をしている箇所が何人かの実験参加者においてみられた。そのため、通常発生しない筋電位も発生していたと考えられる。それでもなお、縫合タスクにおいて、筋電位の平均値が小さな値となった結果を得ることができ、この点に関しては、縫合作業において筋肉の非活動部位を用いた入力の余地があることを本実験にて示すことができたと考えられる。また、本研究では鉗子を用いた縫合作業に着目し、調査を行っていたが、手術中に把持する術具や術式は多様であり、それらに関しても実現可能性があるかどうか調査を要する。また、今後の課題として、手術経験を有する医師に実験に参加してもらい評価を行う必要がある。

### 6. おわりに

本研究では、筋肉の非活動部位を手術中の端末操作にお

ける入力手段として応用することを目的として、筋電入力インタフェースとしての実現可能性を調査するための実験を行った。手術中における縫合作業に着目し、人工皮膚を用いた縫合タスクにおいて、どの部位の筋肉が活動するか、どのような動作で筋活動がみられるかを調査した。その結果、人工皮膚に針を刺す際の手首の屈曲動作において筋活動がみられたものの、その他の動作においては、大きな筋活動はみられず、筋電位を用いた入力を行う余地がある結果となった。次に、縫合作業を行いながら、ジェスチャ入力を行う実験を実施して、平均識別精度 94.4% の高い精度で入力を識別することができた。一方で、縫合タスクのみと比較して、37% 多くの時間を要する結果となっており、ジェスチャ入力にかかる時間や縫合作業とジェスチャ入力を同時に行う認知負荷の増大が時間増加の原因であったと考えられる。今後の課題としては、手術経験を有する医師に実験に参加してもらい、縫合作業などに習熟したユーザが対象となった場合に、筋肉の非活動部位を用いた入力インタフェースのユーザビリティについてさらに調査を行う。

**謝辞** 本稿の執筆にあたり、実験にご参加いただいた実験参加者の皆様に厚く御礼申し上げます。

## 参考文献

- [1] Kenko Fujii, Antonino Salerno, Kumuthan Sriskandaram, Ka-Wai Kwok, Kunal Shetty, and Guang-Zhong Yang. Gaze contingent cartesian control of a robotic arm for laparoscopic surgery. In *2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 3582–3589, 2013.
- [2] 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 and Technology*, UIST '15, page 523–528, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.
- [3] Hassaluk Jirathampradub, Chakarida Nukoolkit, Kaneungjit Suriyathumrongkul, and Bunthit Watanapa. A 3d-cnn siamese network for motion gesture sign language alphabets recognition. In *Proceedings of the 11th International Conference on Advances in Information Technology*, IAIT2020, New York, NY, USA, 2020. Association for Computing Machinery.
- [4] David Kim, Otmar Hilliges, Shahram Izadi, Alex D. Butler, Jiawen Chen, Iason Oikonomidis, and Patrick Olivier. Digits: Freehand 3d interactions anywhere using a wrist-worn gloveless sensor. In *Proceedings of the 25th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '12, page 167–176, New York, NY, USA, 2012. Association for Computing Machinery.
- [5] Jonghwa Kim, Stephan Mastnik, and Elisabeth André. Emg-based hand gesture recognition for realtime biosignal interfacing. In *Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent User Interfaces*, IUI '08, page 30–39, New York, NY, USA, 2008. Association for Computing Machinery.
- [6] Zhiyuan Lu, Xiang Chen, Zhangyan Zhao, and Kongqiao Wang. A prototype of gesture-based interface. In *Proceedings of the 13th International Conference on Human Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, MobileHCI '11, page 33–36, New York, NY, USA, 2011. Association for Computing Machinery.
- [7] Jess McIntosh, Asier Marzo, Mike Fraser, and Carol Phillips. Echoflex: Hand gesture recognition using ultrasound imaging. In *Proceedings of the 2017 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '17, page 1923–1934, New York, NY, USA, 2017. Association for Computing Machinery.
- [8] Jess McIntosh, Charlie McNeill, Mike Fraser, Frederic Kerber, Markus Löchtefeld, and Antonio Krüger. Empress: Practical hand gesture classification with wrist-mounted emg and pressure sensing. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '16, page 2332–2342, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.
- [9] Sven Nomm, Alar Leibakt, Juri Vain, and Fujio Miyawaki. Application of volume bounding box decomposition for surgeon's hand gestures recognition. In *IECON 2010 - 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pages 1076–1080, 2010.
- [10] J. K. Perng, B. Fisher, S. Hollar, and K. S. J. Pister. Acceleration sensing glove (asg). In *Digest of Papers. Third International Symposium on Wearable Computers*, pages 178–180, 1999.
- [11] J. Rekimoto. Gesturewrist and gesturepad: unobtrusive wearable interaction devices. In *Proceedings Fifth International Symposium on Wearable Computers*, pages 21–27, 2001.
- [12] T. Scott Saponas, Desney S. Tan, Dan Morris, Ravin Balakrishnan, Jim Turner, and James A. Landay. Enabling always-available input with muscle-computer interfaces. In *Proceedings of the 22nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '09, page 167–176, New York, NY, USA, 2009. Association for Computing Machinery.
- [13] G. Schlesinger. *Der mechanische Aufbau der künstlichen Glieder*, pages 321–661. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 1919.
- [14] Adwait Sharma, Joan Sol Roo, and Jürgen Steimle. Grasping microgestures: Eliciting single-hand microgestures for handheld objects. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '19, page 1–13, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.
- [15] Katrin Wolf, Anja Naumann, Michael Rohs, and Jörg Müller. A taxonomy of microinteractions: Defining microgestures based on ergonomic and scenario-dependent requirements. In Pedro Campos, Nicholas Graham, Joaquim Jorge, Nuno Nunes, Philippe Palanque, and Marco Winckler, editors, *Human-Computer Interaction – INTERACT 2011*, pages 559–575, Berlin, Heidelberg, 2011. Springer Berlin Heidelberg.
- [16] 彰 御手洗 and 渚 棟方. 筋肉の非活動部位を入力モダリティとして用いたハンドジェスチャ認識手法の提案. Technical Report 49, 京都産業大学, 京都産業大学, nov 2021.
- [17] 有馬 嵩博, 葉師寺 俊剛, 柳澤 哲大, 有村 仁志, and 大野 貴史. 術中 mpr 画像 (arcadis orbic 3d) 使用下手術の検討. *整形外科と災害外科*, 69(4):854–857, 2020.