

手術ロボット操作時における ウェアラブルセンサを用いた疲労度推定手法

大西鮎美¹ 東南 颯¹ 寺田 努¹ 服部 稔² 好中久晶² 寿美裕介² 恵木浩之² 塚本昌彦¹

概要: ダヴィンチサージカルシステムに代表されるロボット支援による腹腔鏡下手術は、術者が直接患者の腹腔内に入れた鉗子を操作する手法に比べて、精度の高い手術を可能にただけではなく、術者の精神的・肉体的なストレスも軽減したといわれているが、それでも術者は自身の疲労や集中力の低下に気付かないまま手術を続けてしまったり、疲労を感じていても無視して続けてしまったりする問題がある。この疲労の蓄積や集中力の低下をリアルタイムで数値的に算出し、手術中の術者に知らせることができれば、適切なタイミングで休憩を促すなど、手術効率や手術ミスリスクを改善できる。そこで本研究では、先行研究から手術ロボット使用中の術者が疲労を感じやすい体の部位等に小型のウェアラブルセンサを取り付けることで、ロボット操作の妨げになることなく術者の体の状態をセンシングし、定量的に疲労度を推定する手法を提案する。本研究では、手術ロボットの練習用シミュレータのタスクを長時間行い、シミュレータが算出するスコアを術者の疲労度の表出として推定する。ウェアラブルセンサから得られたデータと、映像から記録した瞬き回数からそれぞれ平均値、分散値を特徴量セットとして算出し、それぞれの特徴量ごとに Random Forest を用いた交差検証を行い、1~3 回目のタスクのスコアを学習データとして用いて 4 回目のスコア (59.3) を推定した。結果は、首と左腕の筋電位センサデータを合わせた特徴量セットの平均絶対誤差が 1.67、視線・瞳孔径センサデータの特徴量セットの平均絶対誤差が 2.19 であり、他のセンサと比べて小さいことが分かった。

1. はじめに

患者を開腹することなく施術ができる腹腔鏡下手術は、痛みが軽い、傷口が小さく目立たない、術後の回復が早いなどのメリットがある一方で、術者は腹腔内を直接見られず、モニタに映し出された腹腔内の映像を見ながら鉗子という細長い器具を操作して患部の縫合や切除を行う必要があるため、習得が難しい、手術時間が長くなるといった欠点がある [1]。そこで、1999 年に Intuitive Surgical 社によって開発されたダヴィンチサージカルシステム [2] は、術者が没入型の立体映像を見ながら遠隔で装置を操作すると、術者の手の動きがロボットに忠実に伝わり、手術器具が連動して手術を行えるというものであり、人の目よりも精巧な視野を得る、手振れを補正し精巧な鉗子操作ができる、人の手よりも多くの 3 本のアームを操作できる等の利点があり、より精度が高く、効率の良い手術が可能になった [3]。さらにこのシステムは、従来の手法であった、術者が長時間患者の側で不自然な姿勢での立位保持を強いられるものに対して、座位で施術ができ、かつ清潔厳守の術野

から離れた場所で操作ができるなど、術者の肉体的・精神的な負担も軽減した [4]。

一方で、手術ロボット操作による長時間の腹腔鏡下手術では、術者が自身の疲労や集中力の低下に気付かないまま手術を継続したり、疲労を感じていても自信の判断で手術を継続してしまうといったことが問題の一つとして挙げられている。Lee らの調査では、「手術ロボットによる施術中に疲労を感じた時どうしているか?」という質問に対して、236 人中 85 人 (36%) が「疲労を無視して続ける」と答えている [5]。

そこで筆者らは、センシング技術を用いることでこの疲労度や集中力の低下を検知し、術者にフィードバックすることができれば、術者に適切なタイミングでの休憩を促す等、手術の効率や手術ミスリスクを改善できるのではないかと考えた。近年、IT の分野においてウェアラブルセンシングデバイスを用いて疲労度を推定する研究は数多く行われており、特に、長時間にわたる作業で疲労が蓄積しやすいものとして、車の長距離運転に関する研究が例に挙げられる。Rongrong らは、脳波、筋電位、呼吸を計測できるウェアラブルセンサを用いて、実際に高速道路を長時間運転する被験者の疲労度を隠れマルコフモデル (HMM) を

¹ 神戸大学大学院工学研究科

² 広島大学大学院医系科学研究科

用いて動的に検出している [6]. Jung らは、車のハンドルに導電性の布地電極を備えた埋め込み型心電図 (ECG) センサーを取り付け、ノンストップでの 2 時間以上の運転におけるドライバの心拍変動を分析することで、ドライバの疲労度や眠気を推定している [7]. 運転以外でも、例えば Maman らは、職場での肉体的疲労を推定するために、心電センサ、加速度センサを 4 個 (胸, 左手首, 左足首, 腰) 用いて、疲労を検出するモデルを構築している [8]. このように、人の行動や生体のデータを認識できるウェアラブルセンサを用いることで、疲労度を推定している研究は数多く存在する.

そこで本研究では、数種類のウェアラブルセンサ被験者に装着し計測を行い、疲労度の推定を行う. 前述の疲労度推定を行っている研究等から、加速度・角速度センサ、筋電位センサ、視線・瞳孔径センサ、心電センサ、座面圧センサを用いることとする. なお本研究では、mimic 社から販売されているダヴィンチシステムの練習用シミュレータである dV-Trainer[9] を用いて、このシミュレータをプレイした際のスコアを客観的に術者の疲労度の正解データとする. 被験者は各種センサを装着した状態でこの dV-Trainer を、疲労が蓄積すると考えられる 1 時間程度プレイし、スコアの変化を疲労度の表出として、センサデータからそのスコアを推定する. また、本研究では、主観的な疲労度も同時に調査する. 例えば、横山らは、疲労度を心電センサなどからドライビングシミュレータをプレイするドライバの疲労度を推定しているが、推定する疲労度の正解データとして、疲労の自覚症調べから、心拍データに重回帰分析した「ねむけ」、「不安定」、「不快」、「だるさ」の 4 項目を推定できる可能性があったとしている [10][11]. 本研究においても、主観的な疲労度も同時に調査するために、シミュレータのタスク終了ごとに被験者にアンケートも実施し、シミュレータのスコアや推定した疲労度の値とも比べながら考察を行う. アンケートには、Hubert ら [12] が手術ロボットによる腹腔鏡下手術の術者の精神的な負荷を調査する際に用いていた BorgCR10[13], NASA-TLX[14] を使用する.

本論文は以下のように構成されている. 2 章で関連研究について述べ、3 章で提案手法について説明する. 4 章で評価実験と考察を行い、5 章で本論文のまとめと今後の課題について述べる.

2. 関連研究

本章では、手術ロボット操作時の能力や疲労に関する研究および、センシング技術を用いた疲労度推定に関する研究を紹介する.

2.1 ロボット支援手術に関する研究

手術ロボットの操作性を改善する研究やスキル評価、疲

労度評価等の研究が行われている. 手術ロボットの最大の弱点として、術者への力覚・触覚フィードバックが無いというものが挙げられる. Okamura は、ロボット支援手術用の触覚フィードバックを作成する技術的課題について説明し、模擬手術タスクにおける触覚フィードバックの有効性を評価している [15]. Meli らは、高精度な触覚フィードバック付きのロボットアームのコントローラデバイスを提案しており、触覚フィードバックがある場合のタスクのパフォーマンスの向上を確認している [16]. Reiley らは、フォースセンサを用いて、コンソール画面にリアルタイム視覚的な力覚フィードバックを表示する支援システムを提案しており、この視覚的な力覚フィードバックは、主に初心者のロボット操作には有効に働き、一方で経験豊富な外科医には有効ではないことを示唆している [17].

Lee らは、医師へのアンケートによって手術ロボット使用による疲労のたまりやすい部位を調査しており、指 (22.5%), 首 (21.4%), 腰 (15.2%), 背中 (12.3%), 目 (9.7%), 肩 (9.5%), 手首 (9.4%) の順に術者は疲労を感じやすいとしている [5]. Hubert らは、筋電、心拍のセンシングと NASA-TLX, BorgCR10 による主観的疲労度評価によって、手術ロボットによる腹腔鏡下手術は、ロボットを用いないものと比べて術者への負担が優位に少ないことを示している [12]. この研究では、筋電においては運動量の増加、心拍においては心拍数の増加を身体的負荷の増加としてとらえている. 同様に、Armijo らは、ワイヤレス表面筋電位センサを用いて、通常の腹腔鏡下手術とロボット支援のある手術での疲労する部位の違いを調査している [18].

Egi らは、手術ロボットシミュレーションのタスクを用いて、ロボット支援手術の習得に術者の空間認知能力が重要であるかどうかを調査しており、空間認知能力の違いはダヴィンチサージカルシステムを習得する初期段階では影響しないと述べている [19]. Havemann らは、dV-Trainer の仮想現実シミュレーションがダヴィンチシステムの有効な練習法であるのかを調査するため、ロボット手術の様々なレベルの経験を持つ外科医を募り、経験レベルとシミュレータのスコアを評価している [20]. 結果として、dV-Trainer は基本的な能力の評価やトレーニングツールとして有効であったとしている.

このように、センシングによる手術ロボットのスキル評価や疲労のたまりやすい部位の調査、機能拡張等が行われているが、術者の疲労度や集中度をセンシングにより推定する研究は行われていない. そこで、本研究では、前述した調査で示唆されている手術ロボットに特有の疲労しやすい部位でかつ術者の操作を妨げない程度の小型のウェアラブルセンサが装着できるような部位を選定し、数種類のセンサを用いて術者の行動を分析し、疲労度を定量的に表す手法の構築を目指す. そこで、客観的に術者のスキルを数値で表すことができる手術ロボットシミュレータのスコア

の変化を、疲労がたまりやすい部位に取り付けたセンサから推定することで、術者の疲労度を定量的に推定できると考える。

2.2 センシング技術を用いた疲労度推定に関する研究

近年、スマートウォッチ等ウェアラブルデバイスを装着することで、ユーザの行動生理データを認識し、それによってユーザの疲労度を推定する研究が数多く行われている。疲労度を表すとされているデータが得られるセンサは様々な種類のも存在し、前節の研究と合わせて手術ロボットを操作する術者に取り付けられるようなセンサを選ぶ際の参考とする。

Mokaya らは、スポーツ等における骨格筋の過剰な運動による負傷を防ぐために、力覚センサ、加速度センサ、筋電位センサを用いて、運動環境における骨格筋疲労の度合いを定量化している [21]。江口らは、筋電位センサを用いて、頭部装着型ディスプレイ (HMD) とスマートフォンで長時間動画を視聴した際の首への筋疲労の違いを、筋電図の高速フーリエ変換から得られた周波数パワースペクトルを用いて推定しており、HMD での動画視聴の場合のほうが首への負担が少ないとしている [22]。Lee らは、ドライバの指に光学式心拍 (PPG) センサ、ハンドルに加速度・角速度センサを取り付けることで、スマートウォッチを通してドライバに眠気を警告するシステムを作成しており、最大 96.3% 覚醒指数の予測精度を確認している [23]。Tsao らは、手作業によるマテリアルハンドリング (MMH) の肉体的疲労を推定するために、呼吸・心電図 (RSPEC) センサ、皮膚電気活動 (EDA) センサを用いて、3つのレベルに分類された被験者の知覚疲労を推定している [24]。伊藤らは、ドライビングシミュレータを使用する被験者の視点の停留と座面荷重重心の変化を分析することでドライバの注意力の低下を検出している [25]。東川らは、瞬きのデータを用いて疲労状態や集中状態の変化から休憩をとるために適切なタイミングを提示する手法を提案している [26]。

このような研究を踏まえたうえで、本研究では、手術ロボットを操作する際の術者の装着性や、操作の妨げになる可能性などを考慮し、眼鏡型の視線・瞳孔径センサ、手首に取り付けられる加速度・角速度センサ、胸部に直接装着できる心電センサ、筋電位センサ、座面センサを疲労度の評価に使用することとする。筋電位センサの取り付け位置の詳細は次章にて記述する。また、特に腕周りのデータを得る際に使用するセンサは、小型でワイヤレスのものが望ましく、本研究では、座面センサ以外はすべてワイヤレスで計測できるセンサを選んだ。

3. 評価実験

センサを用いて術者の行動を計測することで手術ロボットシミュレータのスコアを疲労度として推定できるかを調



図 1 dV-Trainer[9]

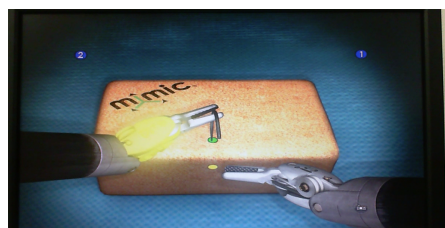


図 2 Suture sponge タスク画面

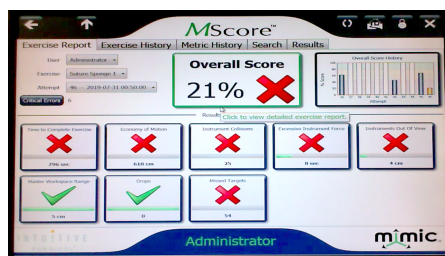


図 3 シミュレータのスコア画面

査するため、評価実験を行った。

3.1 手術ロボットシミュレータ

疲労度の推定を行う実験に用いる手術ロボットシミュレータは、mimic 社の dV-Trainer とした (図 1)。これは、視界やコントローラはダヴィンチサージカルシステムと同様の条件で、術者はモニタに映し出されたタスクをこなす、鉗子の操作等を練習できるものであり、各タスクの終了ごとに術者の技術の評価する結果 (スコア) が表示される。このタスクには、2章で紹介した手術ロボットの操作におけるスキルや主観的疲労を評価するための研究で用いられている Sture sponge タスクを用いた [19], [20], [27]。術者は、図 2 のような弾力のあるスポンジの決められた穴から縫合用の針を通し、もう一方の穴から針を抜き出すという操作を十数回繰り返す。術者が見ているタスク画面は外部ディスプレイにも表示でき、本実験ではタスク画面も同時にウェブカメラにより記録した。評価する項目は図 3 のもので、本研究では、図中央の Overall Score を疲労の客観的な正解データとして扱った。

3.2 センサ構成

1章, 2章を踏まえ, 用いるセンサは以下のものとする.

- 3軸加速度・角速度センサ (図4)
- 視線・瞳孔径センサ (図5)
- 心電センサ (図6)
- 座面圧センサ (図7)
- 筋電位センサ (図8)

3軸加速度・角速度センサは ATR-Promotions 社製の小型無線多機能センサ (TSND151)[28] を用いた. 装着位置は, 図9のように両手首とし, データはワイヤレスで PC へ送信した. サンプル周波数は 50Hz である. 視線・瞳孔径センサはトビー・テクノロジー社製の Tobii Pro グラス 2[29] を用いた. 眼鏡型デバイスからえられたデータは有線につながれたデバイスに保存される. また, 図10のように, Tobii Pro グラス 2 はワイヤレスでリアルタイムで装着者の眼球の様子を PC 画面にて確認することができるため, この眼の映像を用いて筆者が瞬きを時間軸に沿って記録した. 視線・瞳孔径センサのサンプル周波数は 50 Hz である. 心電センサはユニオンツール社製の WHS-2[30] を用いた. 図11 は心電センサの装着イメージで, 心電センサに丸型の電極パッド2枚を取り付け, 胸部に張り付ける. サンプル周波数は 40 Hz で, データはリアルタイムで BLE 通信にて iPhone に送信される. 座面圧センサは住友理工社製の SR ソフトビジョン [31] を用いた. サンプル周波数は 5 Hz でリアルタイムで有線にて PC へ送信され, 座面の 256 箇所 of 圧力データと使用者の重心データを記録した. なお, 本実験では重心データのみ扱った. 筋電位センサは SPORTS SENSING 社製の DSP ワイヤレス筋電センサ [32] を用いた. サンプル周波数は 1000 Hz で, 専用の無線通信モジュール [33] によって PC と通信を行いリアルタイムのセンサ値を確認できる. 全データは筋電位センサ本体に保存されているため, 実験後に有線で PC へ記録した. また, 筋電位センサを装着する位置は, 2章でも紹介した, Lee ら, Hubert ら, Armijo らの研究から, 手術ロボット使用中に疲労がたまりやすい部位を選び, 各腕の指伸筋, 指屈筋, 首裏の僧帽筋 (両側) の計 6 箇所それぞれセンサを装着した (図12). これらのセンサをすべて装着した状態が図13で, 極力術者の行動を妨げないように考慮したセンサ構成とした. この評価実験により得られたセンサごとの疲労度の推定精度から, 今後の実験で用いる推定に有効そうなセンサを選定することも目的である.

3.3 実験方法

実験手順は図14の流れになっており, 被験者は各センサを装着した後, dV-Trainer のタスクを開始する前に Borg CR10 を記入する (NASA-TLX は記入しない). その後, 10分弱のタスクをこなし, タスク終了のタイミングで Borg



図4 3軸加速度・角速度



図5 視線・瞳孔径センサ [29] センサ [28]



図6 心電センサ [30]



図7 座面圧センサ [31]



図8 筋電位センサと通信デバイス [32][33]



図9 加速度センサの装着位置

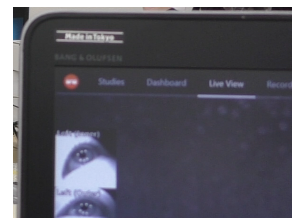


図10 視線・瞳孔径センサによる眼の映像

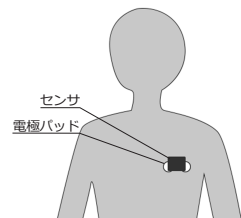


図11 心電センサの装着イメージ

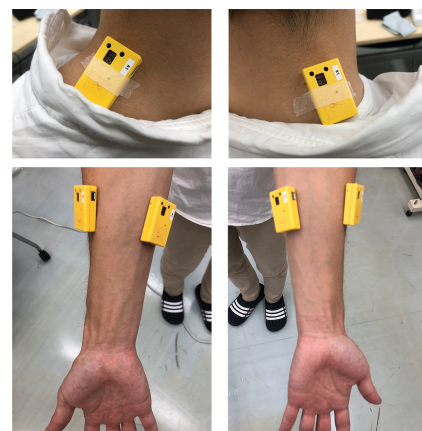


図12 筋電位センサの装着位置

CR10, NASA-TLX を記入する. これを 4 試行繰り返す. 実験時間はアンケート記入も含め 40 分程度で, センサの

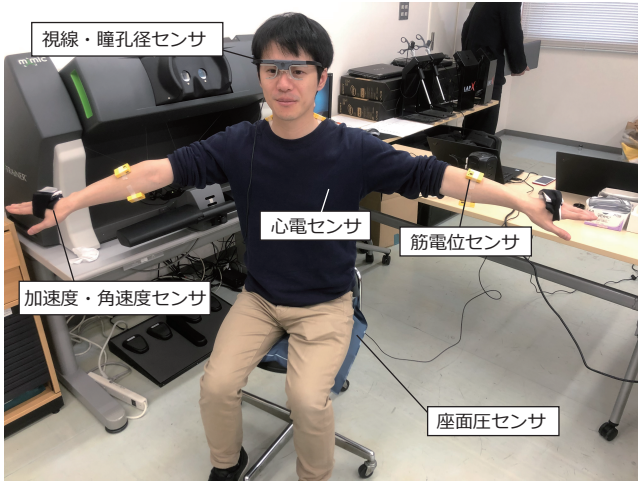


図 13 センサ構成

装着, 脱着も加味すると合計で 60 分程度要した。本論文では, リアルタイムの解析はせず, センサデータを得た後で一括でデータ処理を行う。また, 各センサデータの時刻を合わせるために, 同時にビデオカメラによる撮影も行った。実験は図 15 に示すような広島大学病院の医学部棟内の実習室で行った。

ここで, センサから得られるデータから特徴量を抽出するために, ウィンドウ幅およびスライド幅を設定する。本論文において, 図 16 のようにセンサ値から特徴量を抽出する幅のことをウィンドウ幅と呼ぶ。また, ウィンドウをずらす幅で, 特徴量を計算する間隔のことをスライド幅と呼ぶ。図 16 ではスライド幅を 1/2 ウィンドウとした場合の例である。本実験ではウィンドウ幅およびスライド幅をそれぞれ 10000 ms に設定し, スライド幅はそれぞれのセンサのサンプリング周波数とした。

疲労度推定にはセンサ値の変化を利用するが, 得られた値をそのまま使用するのではなく, 挙動を効率的に把握するために特徴量抽出と呼ばれる処理を行う。得られた生データから抽出した特徴量は, 3 軸加速度・角速度センサデータの平均値・分散値, 筋電位センサデータの平均値・分散値, 心電センサデータの平均値・分散値, 座面圧センサデータ(重心の座標)の平均値・分散値, 視線・瞳孔径センサの視線データの分散値, 瞳孔径データの平均値・分散値とした。例として, ウィンドウ幅を n サンプル, 得られる各軸の加速度データをそれぞれ $x_{acc_i}, y_{acc_i}, z_{acc_i} (i = 1, 2, \dots, n)$, 時刻の離散値を T としたとき, x 軸加速度データの平均値 $\mu_{x_{acc}}(T)$ および分散値 $\sigma_{x_{acc}}^2(T)$ は以下の式で表される。

$$\mu_{x_{acc}}(T) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{acc_i} \quad (1)$$

$$\sigma_{x_{acc}}^2(T) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mu_{x_{acc}} - x_{acc_i})^2 \quad (2)$$

他の軸についても同様である。便宜上これらの特徴量を下

記の通りにまとめたものを一つの特徴量セットとする。

$$\begin{aligned} F(T) = & \{x_{acc}(T), y_{acc}(T), z_{acc}(T), \\ & \mu_{x_{acc}}(T), \mu_{y_{acc}}(T), \mu_{z_{acc}}(T) \\ & \sigma_{x_{acc}}^2(T), \sigma_{y_{acc}}^2(T), \sigma_{z_{acc}}^2(T)\} \\ = & \{f_1(T), f_2(T), \dots, f_9(T)\} \end{aligned} \quad (3)$$

本研究における疲労度推定には, Waikato 大学を中心に開発されているデータマイニングツール WEKA[34]を用いる。今回は分類器に Random Forest を用いて交差検証を行い, 各データセットからシミュレータのスコアを推定する。Random Forest は, 決定木を弱学習器とする集団学習のアルゴリズムであり, ランダムサンプリングされた学習データの特徴量から多数の決定木を作成する。交差検証とは, 統計学において標本データを分割して, その一部をテストデータ, 残りを学習データとして解析する検証手法である。今回はシミュレータのタスク数が 4 回であるため, 1 試行分のデータをテストデータとし, 残りの 3 試行分は学習データとしたものとして結果を得る。

本実験で推定した特徴量セットは以下である。表記の簡易化のため, 文末の括弧内の表記で記述する。

- 座面圧センサの重心座標 x_{gr_i}, y_{gr_i} , 重心座標の平均値 $\mu_{x_{gr}}(T), \mu_{y_{gr}}(T)$, 重心座標の分散値 $\sigma_{x_{gr}}^2(T), \sigma_{y_{gr}}^2(T)$ (座面圧センサ)
- 視線・瞳孔径センサの視線座標の分散値 $\sigma_{x_{gp}}^2(T), \sigma_{y_{gp}}^2(T)$, 瞳孔径 PD_{R_i}, PD_{L_i} , 瞳孔径の平均値 $\mu_{PD_R}(T), \mu_{PD_L}(T)$, 瞳孔径の分散値 $\sigma_{u_{PD_R}}^2(T), \sigma_{p_{PD_L}}^2(T)$ (視線・瞳孔径センサ)
- 心電センサの心電値 $PQRST_i$, 心電値の平均値 $\mu_{PDRST}(T)$, 心電値の分散値 $\sigma_{PDRST}^2(T)$ (心電センサ)
- 瞬きのタイミング $W_i(T)$, 過去 10 秒間の瞬きの回数 $W_{sum}(T)$ (瞬き回数)
- 左腕の加速度・角速度センサの加速度 $x_{lacc_i}, y_{lacc_i}, z_{lacc_i}$, 加速度の平均値 $\mu_{x_{lacc}}(T), \mu_{y_{lacc}}(T), \mu_{z_{lacc}}(T)$, 加速度の分散値 $\sigma_{x_{lacc}}^2(T), \sigma_{y_{lacc}}^2(T), \sigma_{z_{lacc}}^2(T)$, 角速度 $x_{lgyro_i}, y_{lgyro_i}, z_{lgyro_i}$, 角速度の平均値 $\mu_{x_{lgyro}}(T), \mu_{y_{lgyro}}(T), \mu_{z_{lgyro}}(T)$, 角速度の分散値 $\sigma_{x_{lgyro}}^2(T), \sigma_{y_{lgyro}}^2(T), \sigma_{z_{lgyro}}^2(T)$ (加・角速度(左腕))
- 右腕の加速度・角速度センサの加速度 $x_{racc_i}, y_{racc_i}, z_{racc_i}$, 加速度の平均値 $\mu_{x_{racc}}(T), \mu_{y_{racc}}(T), \mu_{z_{racc}}(T)$, 加速度の分散値 $\sigma_{x_{racc}}^2(T), \sigma_{y_{racc}}^2(T), \sigma_{z_{racc}}^2(T)$, 角速度 $x_{rgyro_i}, y_{rgyro_i}, z_{rgyro_i}$, 角速度の平均値 $\mu_{x_{rgyro}}(T), \mu_{y_{rgyro}}(T), \mu_{z_{rgyro}}(T)$, 角速度の分散値 $\sigma_{x_{rgyro}}^2(T), \sigma_{y_{rgyro}}^2(T), \sigma_{z_{rgyro}}^2(T)$ (加・



図 14 実験手順



図 15 実験環境

角速度 (右腕))

- 加・角速度 (左腕) と加・角速度 (右腕) を合わせたもの (加・角速度センサ (左腕・右腕))
- 左腕の指伸筋の筋電位センサの EMG の値 EMG_{Led_i} , EMG の平均値 $\mu_{EMG_{Led}}(T)$, EMG の分散値 $\sigma_{EMG_{Led}}^2(T)$, 左腕の指屈筋の筋電位センサの EMG の値 EMG_{Lfd_i} , EMG の平均値 $\mu_{EMG_{Lfd}}(T)$, EMG の分散値 $\sigma_{EMG_{Lfd}}^2(T)$ (筋電位センサ (左腕))
- 右腕の指伸筋の筋電位センサの EMG の値 EMG_{Red_i} , EMG の平均値 $\mu_{EMG_{Red}}(T)$, EMG の分散値 $\sigma_{EMG_{Red}}^2(T)$, 右腕の指屈筋の筋電位センサの EMG の値 EMG_{Rfd_i} , EMG の平均値 $\mu_{EMG_{Rfd}}(T)$, EMG の分散値 $\sigma_{EMG_{Rfd}}^2(T)$ (筋電位センサ (右腕))
- 左側の僧帽筋の筋電位センサの EMG の値 EMG_{Ltr_i} , EMG の平均値 $\mu_{EMG_{Ltr}}(T)$, EMG の分散値 $\sigma_{EMG_{Ltr}}^2(T)$, 右側の僧帽筋の筋電位センサの EMG の値 EMG_{Rtr_i} , EMG の平均値 $\mu_{EMG_{Rtr}}(T)$, EMG の分散値 $\sigma_{EMG_{Rtr}}^2(T)$ (筋電位センサ (首))
- 筋電位センサ (左腕) と筋電位センサ (右腕) を合わせたもの (筋電位センサ (左腕・右腕))
- 筋電位センサ (左腕) と筋電位センサ (首) を合わせたもの (筋電位センサ (左腕・首))
- 筋電位センサ (右腕) と筋電位センサ (首) を合わせたもの (筋電位センサ (右腕・首))
- 筋電位センサ (左腕) と筋電位センサ (右腕) と筋電位センサ (首) を合わせたもの (筋電位センサ (左腕・右腕・首))

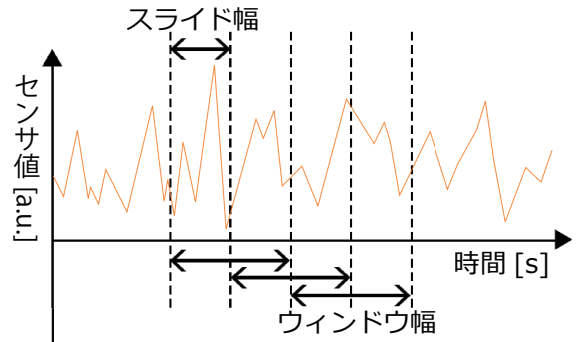


図 16 特徴量の抽出方法

表 1 被験者 A のシミュレータのスコア

	タスク 1	タスク 2	タスク 3	タスク 4
被験者 A	50.7	67.9	57.2	59.3

3.4 実験結果と考察

被験者 A の dV-Trainer のスコアを表 1 に示す. このスコアに対して, RandomForest アルゴリズムにより, 1~3 回目のスコアを学習データとして用いて, 4 回目のスコア (59.3) を推定した結果の誤差を表 2 に示す. また, 主観的な疲労度を調査するために実施した Borg CR10, NASA-TLX の結果は図 17, 図 18 のようになった. 比較的誤差が少ない結果となった特徴量のセットは, 筋電位センサデータと視線・瞳孔径センサデータであった.

まずは, 筋電位センサの場所に関して詳しく考察を行う. 左腕・右腕の筋電位センサ (指伸筋, 指屈筋) の単体での推定誤差にあまり差はなく, 両方の特徴量セットを用いた推定結果もあまり誤差は変わっていない. また, 首の筋電位に関しては, 単体では推定精度は高くない. しかし, 左腕の筋電位センサと首 (僧帽筋) の筋電位センサと合わせることで推定誤差が比較的大きく減っていることがわかる. また, 両腕・首のすべての筋電位センサの特徴量セットにより推定した誤差とくらべても左腕・首の二つの特徴量セットによる誤差のほうが低くなっていることから, この被験者においては右腕の筋電位センサの特徴量は疲労度を推定する妨げになっていると考えられる. 原因として, 被験者の利き腕は右利きであり, 動かすことに慣れており全てのタスクを通して, あまり右腕のパフォーマンスによるスコアの差が出なかった可能性が考えられる. しかし, 図 17 の被験者 A の Borg CR10 の結果を参照すると, 右手首・右腕・右肩に感じた疲れが実験の終盤にかけて大きくなっていることがわかるので, 疲れがスコアに反映されていないとは言い難い.

また, 筋電位センサに関しては, 単純にサンプリング周波数が 1000 Hz と他のセンサと比べて大幅に高く, 学習データ数が多いため推定精度が比較的良かった可能性がある. 座面圧センサはサンプリング周波数が 5 Hz と低いた

表 2 被験者 A の推定結果

	平均絶対誤差	平均二乗誤差	相対絶対誤差	相対二乗平方根誤差
座面圧センサ	4.43	4.69	373.3%	395.1%
視線・瞳孔径センサ	2.19	2.91	189.4%	250.9%
心電センサ	3.35	4.16	287.4%	357.3%
瞬き回数	4.99	6.17	427.3%	528.2%
加・角速度センサ (左腕)	3.14	3.90	269.4%	334.7%
加・角速度センサ (右腕)	2.86	3.53	245.9%	302.9%
加・角速度センサ (左腕・右腕)	3.13	3.68	269.2%	316.4%
筋電位センサ (左腕)	2.08	2.08	178.7%	178.8%
筋電位センサ (右腕)	2.18	2.35	187.3%	201.8%
筋電位センサ (首)	3.35	3.95	288.1%	338.9%
筋電位センサ (左腕・右腕)	2.08	2.09	178.6%	179.9%
筋電位センサ (左腕・首)	1.67	1.82	143.8%	156.1%
筋電位センサ (右腕・首)	2.14	2.33	183.5%	200.0%
筋電位センサ (左腕・右腕・首)	1.76	1.88	151.0%	161.1%

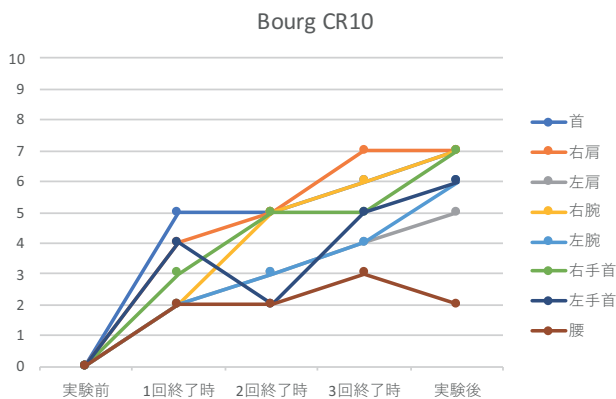


図 17 被験者 A の Borg CR10 の結果

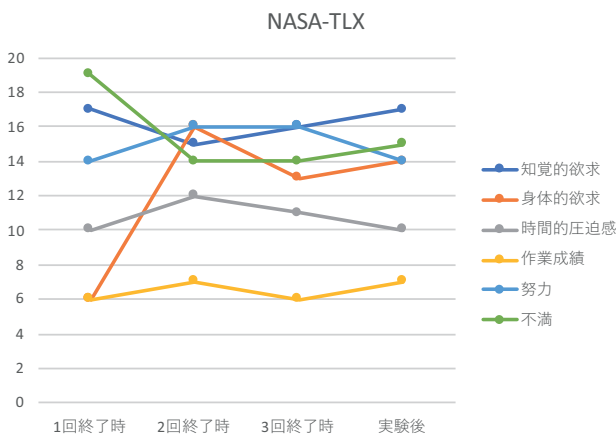


図 18 被験者 A の NASA-TLX の結果

め、瞬き回数の特徴量に次ぎ誤差が大きくなっていると考えると妥当である。また、瞬き回数の誤差が一番大きい、これは瞬き回数のグラフからもわかるように、被験者 A はどの試行においても 10 秒に 1 回以下の回数しか瞬きをしておらず、参考となる特徴的なデータが少なかったことが原因と考えられる。本研究では、使用したセンサの関係で

瞬きの回数しかカウントができなかったため、瞬きからより推定精度を上げるには、眼電位センサのような瞬きの強さも同時に記録できるセンサを用いることで瞬きに関する特徴量の数を増やすことが必要と考えられる。一方で、視線・瞳孔径センサはサンプリング周波数は 20Hz であり、他のセンサと比べても大差ないが、他と比べると誤差が小さいことがわかる。図 19 に視線・瞳孔径のセンサ値を示す。最低スコアのタスク 1 と最高スコアのタスク 2 を比べると、タスク 1 は視線座標、瞳孔径のブレが多いのに対し、タスク 2 ではどちらもブレが収まっているように見える。このことから、これらのセンサ値はスコアを推定するうえで有効に働いたのではないかと考えられる。サンプル数で考えると筋電位センサの 20 分の 1 でありデータが軽いため、将来的にリアルタイムで疲労度を算出するシステムを運用することを想定すると、この視線・瞳孔径センサのほうが有用であるといえる。

加速度・角速度センサに関しては、図 20 に示されているように、筋電や視線センサはタスク 1 から 4 を通して変化の仕方が似通っている。これは、タスクの性質上、毎回ある回数を過ぎると縫合の針を上から下に通していたものを下から上に通すような指示や、針を持つ手を左右入れ替えさせたりする指示が入るため、どのタスクにおいてもそのタイミングで加速度や角速度が大きく変化したものと思われる。よって、より細かな手の動きなどを確認するのであれば、特徴量のウィンドウサイズを短くするなどの工夫が必要であると考えられる。また、加速度・角速度においても、右腕のみの時より両腕の特徴量を用いて推定した時の誤差の方が大きくなってしまっているため、一概にデータ数を増やせば推定精度が良くなるわけではないと分かった。

本研究で用いたセンサの特徴量はサンプリング周波数が違うため、全てのセンサの特徴量を任意に組み合わせることはできなかった。そのため、今後は、それぞれのセンサ値をアップサンプリングもしくはダウンサンプリングし、

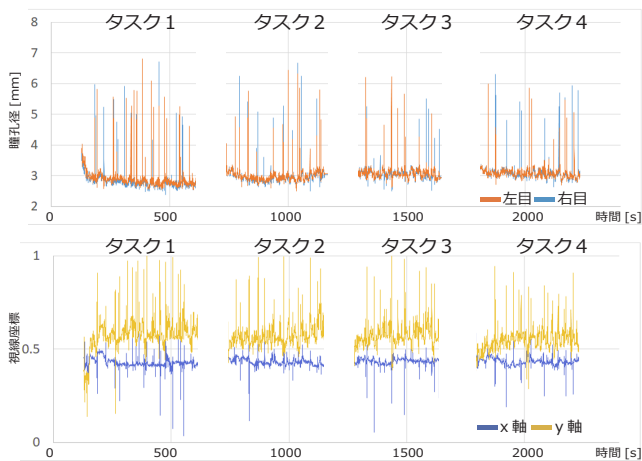


図 19 被験者 A の視線・瞳孔径センサ値

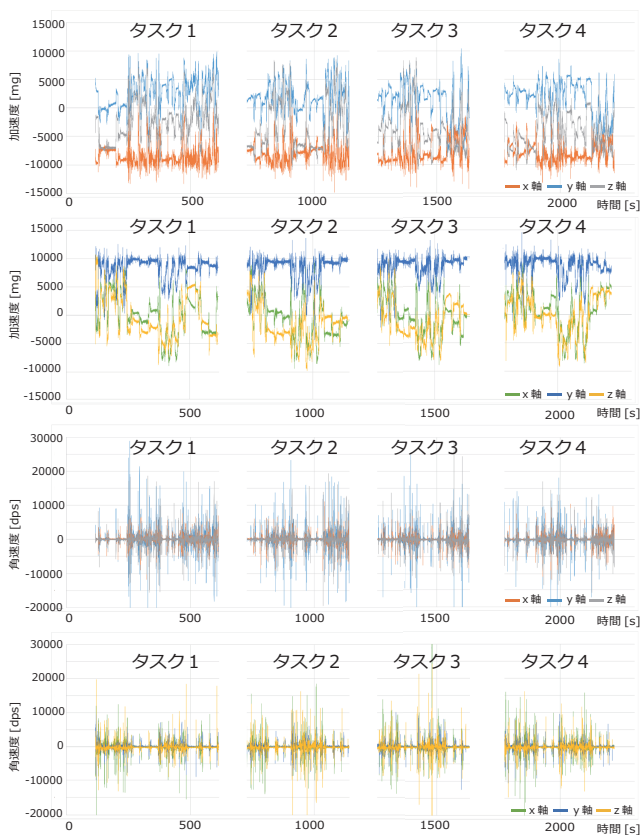


図 20 被験者 A の加速度・角速度センサ値

特徴量の数をそろえて様々な特徴量セットの組み合わせで推定を試みる必要がある。筋電位センサにおいて左腕と首の特徴量の相性が良かったように、例えば、座面の重心の移動と首の筋電位の値を掛け合わせるなど、予期できないような組み合わせで推定精度が高くなる可能性がある。逆に、加速度センサの x 軸の動きだけ用いるなど、特徴量の数を減らして推定することも有効であると考えられる。

本研究では、用いた特徴量について、まずはすべてのセンサにおいて平均値と分散値のみを使用したが、2 章でも述べたように、疲労や集中力を表すと考えられているセンサに特有の特徴量の出し方が存在するため、今後はそれぞ

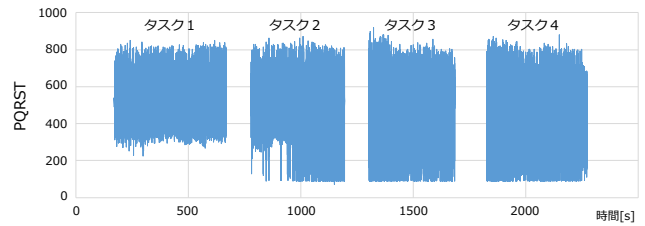


図 21 被験者 A の心電センサ値

れのセンサデータを深掘りし、より推定精度の高くなる特徴量を見出すことが課題として挙げられる。例えば、心電センサの値は、図 21 に示されるように、タスクごとにそれぞれ形の特徴はあるが他のセンサよりも誤差が大きく表れていた。そこで、心電センサにおいては、PQRST データから心拍間隔を算出し、その後スペクトル解析をすることによって LF/HF と呼ばれる値が得られる [35]。これは被験者のストレス状態もしくは集中状態を表すとされており、術者の疲労度推定に有効である可能性が高い。

4. まとめ

本研究では、手術ロボット練習用のシミュレータの術者に 3 軸加速度角速度センサ、筋電位センサ、視線・瞳孔径センサ、心電センサ、座面圧センサを用い、得られたデータから操作者の疲労度を推定する手法を提案した。提案システムを用いた評価実験では、センサデータから平均値・分散値を特徴量として抽出し、シミュレータのスコアを疲労度の正解データとして推定した。それぞれの特徴量ごとに Random Forest を用いた交差検証を行い、1~3 回目のタスクのスコアを学習データとして用いて 4 回目のスコア (59.3) を推定した結果、左腕の指伸筋・指屈筋、僧帽筋の筋電位センサデータを合わせた特徴量セットによる平均絶対誤差は 1.67 となり、最小の値となった。今後はより推定精度の高くなるように特徴量の算出方法を工夫する。また、今後は被験者を増やし、学習データの数を増やしていくとともに、術者のロボット操作の妨げにならないようにセンサを選定していくことも課題である。

謝辞 本成果の一部は、国立研究開発法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) の支援によるものである。ここに記して謝意を表す。

参考文献

- [1] 長浜赤十字病院: 腹腔鏡下手術の利点と欠点, <https://www.nagahama.jrc.or.jp/about/diagnosis/geka/naishikyo/fukukukyo/pros-cons>.
- [2] Intuitive Surgical: da Vinci Systems, <https://www.davincisurgery.com/da-vinci-systems/about-da-vinci-systems##>.
- [3] 東京医科大学病院: ダヴィンチの魅力, <https://hospinfo.tokyo-med.ac.jp/davinci/charm/index.html>.
- [4] 武中 篤: ロボット支援手術の利点と問題点, 日本内分泌・

- 甲状腺外科学会雑誌, Vol. 31, No. 2, pp. 83–86 (2014).
- [5] G. I. Lee, M. R. Lee, I. Green, M. Allaf, and M. R. Marohn: Surgeons' Physical Discomfort and Symptoms During Robotic Surgery: a Comprehensive Ergonomic Survey Study, *Surgical Endoscopy*, Vol. 31, Iss. 4, pp. 1697–1706 (Apr. 2014).
- [6] F. Rongrong, W. Hong, and Z. Wenbo: Dynamic Driver Fatigue Detection Using Hidden Markov Model in Real Driving Condition, *Expert Systems with Applications*, Vol. 63, pp. 397–411 (Nov. 2016).
- [7] S. Jung, H. Shin, and W. Chung: Driver Fatigue, and Drowsiness Monitoring System with Embedded Electrocardiogram Sensor on Steering Wheel, *IET Intelligent Transport Systems*, Vol. 8, No. 1, pp. 43–50 (Jan. 2014).
- [8] Z. S. Maman, M. A. A. Yazdi, L. A. Cavuoto, and F. M. Megahed: A Data-Driven Approach to Modeling Physical Fatigue in the Workplace Using Wearable Sensors, *Applied ergonomics*, Vol. 65, No. 2017, pp. 515–529 (Nov. 2017).
- [9] Mimic Technologies, dV-Trainer: <https://mimicsimulation.com/dv-trainer/>.
- [10] 横山清子, 高橋一誠: 心拍変動時系列による自動車運転時の主観的疲労感推定の基礎的検討, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol. J96-A, No. 11, pp. 757–262 (Nov. 2013).
- [11] 自覚症調べ: <http://square.umin.ac.jp/of/service.html>.
- [12] N. Hubert, M. Gilles, K. Desbrosses, J. P. Meyer, J. Felblinger, and J. Hubert: Ergonomic Assessment of the Surgeon's Physical Workload During Standard and Robotic Assisted Laparoscopic Procedures, *International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, Vol. 9, Iss. 2, pp. 142–147 (Mar. 2013).
- [13] BorgCR10, <https://eprovide.mapi-trust.org/instruments/borg-cr10-scale-r>.
- [14] NASA-TLX, <https://humansystems.arc.nasa.gov/groups/tlx/>.
- [15] A. M. Okamura: Haptic Feedback in Robot-Assisted Minimally Invasive Surgery, *Current opinion in urology*, Vol. 19, No. 1, p. 102 (Jan. 2009).
- [16] L. Meli, C. Pacchierotti, and D. Prattichizzo: Experimental Evaluation of Magnified Haptic Feedback for Robot - Assisted Needle Insertion and Palpation, *International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery*, Vol. 13, Iss. 4, p. e1809 (Feb 2017).
- [17] C. E. Reiley, T. Akinbiyi, D. Burschka, D. C. Chang, A. M. Okamura, and D. D. Yuh: Effects of Visual Force Feedback on Robot-Assisted Surgical Task Performance, *Journal of thoracic and cardiovascular surgery*, Vol. 135, No. 1, pp. 196–202 (Jan. 2008).
- [18] P. R. Armijo, C. K. Huang, R. High, M. Leon, K. C. Siu, and D. Oleynikov: Ergonomics of Minimally Invasive Surgery: an Analysis of Muscle Effort and Fatigue in the Operating Room between Laparoscopic and Robotic Surgery, *Surgical endoscopy*, Vol. 33, No. 7, pp. 2323–2331 (July 2019).
- [19] H. Egi, M. Hattori, T. Suzuki, H. Sawada, and H. Ohdan: The Significance of Spatial Cognitive Ability in Robot-Assisted Surgery, *Surgical endoscopy*, Vol. 29, Iss. 5, pp. 1130–1136 (May 2015).
- [20] M. C. Havemann, T. Dalsgaard, J. L. Sorensen, K. Rossaak, S. Brisling, B. J. Mosgaard, C. Hogdall, and F. Bjerrum: Examining Validity Evidence for a Simulation-Based Assessment Tool for Basic Robotic Surgical Skills, *Journal of Robotic Surgery*, Vol 13, Iss. 1, pp. 99–106 (Feb. 2019).
- [21] F. Mokaya, R. Lucas, H. Y. Noh, and P. Zhang: Burnout: a Wearable System for Unobtrusive Skeletal Muscle Fatigue Estimation, *Proc. of the 2016 15th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)*, pp. 1–12 (Apr. 2016).
- [22] 江口綾亮, 寺田 努, 塚本昌彦: HMD とスマートフォンでの長時間動画視聴による首への負担の比較, コビキタスウェアラブルワークショップ 2019 (UWW 2019), p. 4 (Dec. 2019).
- [23] B. G. Lee, B. L. Lee, and W. Y. Chung: Smartwatch-Based Driver Alertness Monitoring with Wearable Motion and Physiological Sensor, *Proc. of the 2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 6126–6129 (Aug. 2015).
- [24] L. Tsao, L. Ma, and C. T. Papp: Using Non-Invasive Wearable Sensors to Estimate Perceived Fatigue Level in Manual Material Handling Tasks, *Proc. of the International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics*, pp. 65–74 (July 2018).
- [25] 伊藤 誠, 稲垣 敏之: 運転に対する注意低下の検出のためのセンサフュージョンアプローチ, 自動車技術会 2006 年春季大会, pp. 1–4 (2006).
- [26] 東川知生, 山本景子, 倉本 到, 辻野嘉宏: デスクワーク時における瞬目に基づく疲労蓄積の検出と適切な休憩タイミングの提示, 情報処理学会研究報告 (ヒューマンコンピュータインタラクション), Vol. 2012, No. 1, pp. 1–6 (Jan. 2012).
- [27] W. Robison, S. K. Patel, A. Mehta, T. Senkowsk, J. Allen, E. Shaw, and C. K. Senkowski: Can Fatigue Affect Acquisition of New Surgical Skills? A Prospective Trial of Pre- and Post-Call General Surgery Residents Using the da Vinci Surgical Skills Simulator, *Surgical Endoscopy*, Vol 32, Iss. 3, pp. 1389–1396 (Mar. 2018).
- [28] ATR-Promotions: 小型無線多機能センサ (TSND151), <https://www.atr-p.com/products/TSND121.html>.
- [29] トビー・テクノロジー: Tobii Pro グラス 2, <https://www.tobiipro.com/ja/product-listing/tobii-pro-glasses-2/>.
- [30] ユニオンツール: WHS-3, http://www.uniontool.co.jp/product/sensor/index_020102.html.
- [31] 住友理工: SR ソフトビジョン, <https://www.sumitomoriko.co.jp/product/health/srsv/index.html>.
- [32] SPORTS SENSING: DSP ワイヤレス筋電センサ (乾式, 演算なし, SS-EMGD-SM), https://www.sports-sensing.com/products/sensor/dspvital/dspemg_ds.html.
- [33] SPORTS SENSING: ハイパワーデータ送受信装置 (SS-RF24TR2), https://www.sports-sensing.com/products/sensor_accessory/rf24tr.html.
- [34] WEKA, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.
- [35] M. Malik: Heart Rate Variability, *Circulation*, Vol. 93, No. 5, pp. 1043–1065 (Apr. 1996).