

# 学習データの選択による心拍情報からの身体活動強度推定の高精度化に関する研究

千葉 昭宏<sup>1,a)</sup> 伊勢崎 隆司<sup>1</sup> 麻野間 直樹<sup>1</sup> 吉田 和広<sup>1</sup> 渡部 智樹<sup>1</sup> 水野 理<sup>1</sup>

**概要:** 身体の動作の激しさを表す身体活動強度は、Metabolic Equivalents (METs) という単位で表され、スポーツのトレーニング等に活用されている。建設現場や製造現場等において作業員の身体活動強度を計測することができれば、労務管理等への活用できると考えられる。しかしながら、従来より利用されてきた加速度センサを用いた手法では、高強度の運動や加速度変化の小さい運動では誤差が大きくなるという課題があり、激しい運動や様々な動作をする作業員の身体活動強度推定への活用は難しかった。そこで、本研究では、心拍情報から身体活動強度を推定する。多様な動作に対応するために、学習データを選択して回帰分析する手法を提案する。

## Study of Improving Accuracy of Estimating a Physical Activity from Heart Rate by Selecting Learning Data.

CHIBA AKIHIRO<sup>1,a)</sup> ISEZAKI TAKASHI<sup>1</sup> ASANOMA NAOKI<sup>1</sup> YOSHIDA KAZUHIRO<sup>1</sup> WATANABE TOMOKI<sup>1</sup>  
MIZUNO OSAMU<sup>1</sup>

### 1. はじめに

身体の動作の激しさを表す身体活動強度は、Metabolic Equivalents (METs) という単位で表され、スポーツのトレーニング等に活用されている。また、日常生活において健康の増進のために必要な身体活動強度の指針が厚生労働省から示されており [1]、スポーツだけでなく、日常生活においても身体活動強度は有益な情報として活用されている。特に、オフィスワーカー等に比べて、日常的に身体を動かす建設業等の作業員にとって、労務中の身体活動強度の情報の取得は関心が高いと考えられる。健康保険組合連合会によれば、業態別にみた内臓脂肪症候群該当者の割合は、建設業が 16.71% と最も高い [2]。身体活動強度は、消費カロリーへの変換が可能とされており [3]、身体活動強度を正確に推定することができれば、それから消費カロリーを算出し、摂取カロリーの制限や健康管理に応用できると考えられる。

本研究では、適切なカロリー摂取や労務管理への応用を見込んで、作業員の身体活動強度をウェアラブルな心拍センサ等の情報から正確に計測することを目的とする。作業中の身体活動を作業員自身が把握したり、遠隔地にいる監督者が作業員の状態を把握したりすることを見越して、リアルタイムな身体活動強度推定を実現する。単一のタスクではなく、複数のタスクに対応することを目指す。

### 2. 先行研究

従来より人の身体活動強度を計測する方法として、腰部等に装着した加速度センサの情報を用いる手法が提案されてきた [4], [5]。こうした加速度センサを用いた推定手法は、ユーザへのセンサの取り付けが簡便で、負担が小さいという利点がある一方で、身体活動強度を過小評価するとの指摘があった [6]。また、加速度センサの計測可能な範囲を超えるような高強度の運動では有効に機能せず [7]、歩行と重量物運搬のように、体動差が小さい運動でも誤差が大きい [8] という課題があった。

ウェアラブルなセンサ等を用いて計測される生体情報に

<sup>1</sup> 日本電信電話株式会社 NTT サービスエボリューション研究所  
NTT Service Evolution Laboratories.

<sup>a)</sup> chiba.akihiro@lab.ntt.co.jp

注目して、心拍情報から活動量を推定した例がある [9]。本研究で対象とするような、建設業や製造業等の作業員は、身体活動強度の高い作業を日常的に行っていると考えられ、加速度センサを用いた従来手法で推定精度が低いと考えられる。そこで、本研究では心拍情報から身体活動強度を高精度に推定する。

### 3. 提案手法

本研究では、身体活動強度と相関が高いと考えられる心拍情報から、身体活動強度を推定することに取り組む。心拍情報と身体活動強度が非線形な関係であると予想されることから、学習データを選択することで、局所的に線形な回帰分析する手法を提案する。身体活動の状態を反映していると考えられる 3 軸加速度のノルム（体動 ACC）を参考に学習データを選択する。

#### 3.1 身体活動強度の算出

身体活動強度 PA は、安静時の酸素摂取量に対する、その時の酸素摂取量の比で定義される [8]。本研究では、安静時の酸素摂取量の平均値  $\overline{VO_{2rest}}$  を基準として、(1) 式に示すように作業中の酸素摂取量  $VO_{2i}$  を  $VO_{2rest}$  で除して身体活動強度 PA を算出する。

$$PA_i = \frac{VO_{2i}}{VO_{2rest}} \quad (1)$$

$$\overline{VO_{2rest}} = \frac{\sum_{i=1}^{N_{rest}} VO_{2i}}{N_{rest}} \quad (2)$$

ここで、 $i$  は、 $VO_2$  がブレスバイブレス法によって一呼吸ごとに記録されるステップを示し、 $N_{rest}$  は、安静時 5 分間の呼吸回数を示している。解析には、 $PA_i$  を用いる。

#### 3.2 心拍間隔 RRI

Electrocardiogram (ECG; 心電図) の波形の中で R 波のピークの間隔を RR Interval (RRI) と呼ぶ。RRI (単位 msec) と瞬時心拍数 HR (単位 bpm) は、 $RRI = \frac{60000}{HR}$  のように、反比例の関係にあり、瞬時心拍数が大きくなると、RRI の値は小さくなる。本研究では、この RRI を入力として、身体活動強度を推定する。なお、ECG から RRI の算出は、本研究で使用した心拍センサ WHSm-1 の内部で実行され、解析には、図 1 に示すような、この心拍センサの出力する時系列 RRI データを使用する。

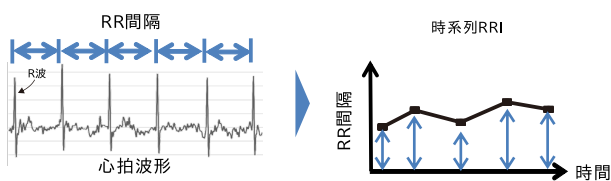


図 1 時系列 RRI データ

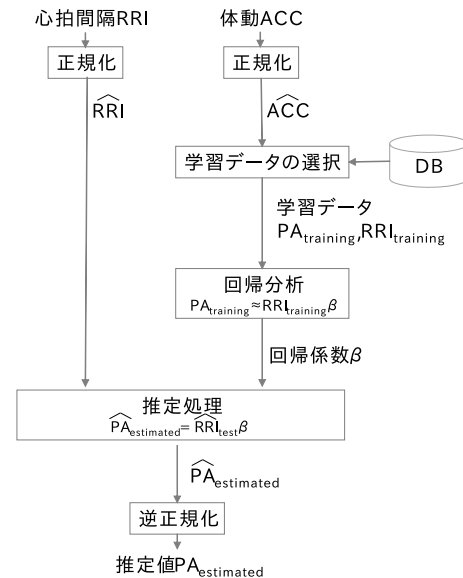


図 2 提案手法の処理

#### 3.3 RRI からの身体活動強度の推定

ここでは、本稿で提案する身体活動強度の推定手法を説明する。図 2 に、提案手法の処理フローを示す。

**事前処理** 事前にデータベース (DB) には、十分な量の身体活動強度 PA、心拍間隔 RRI、体動 ACC が蓄積されているとする。PA と RRI、ACC には、ウィンドウ幅 30 秒、スライド幅 5 秒のメディアンフィルタをかけた。メディアンフィルタを用いるのは、タスクによってウィンドウ幅内のデータ点数が異なるためである。

**正規化** 心拍センサから出力される心拍間隔 RRI と体動 ACC を入力として、次式に従って正規化をする。

$$\hat{x} = \frac{x - \mu_x}{\sigma_x} \quad (3)$$

ここで、 $x$  は、RRI または ACC の値、 $\mu_x$  および  $\sigma_x$  はそれぞれ、DB 内の  $x$  に対応した項目の平均値と標準偏差である。

**学習データの選択** 正規化された ACC を基に DBの中から学習に用いる PA と RRI を抽出する。まず、DB内の身体活動強度  $PA_{training}$  および心拍間隔  $RRI_{training}$  を体動  $ACC_{training}$  を基準にいくつかのデータ群に分割する。今回、DB内の  $ACC_{training}$  を 10 分割し、それに対応して  $PA_{training}$  および  $RRI_{training}$  も 10 分割した。なお、ACC が同値の PA または RRI が存在するため、分割したそれぞれのデータ群に含まれるデータの個数は等しくない。データベースの中から、正規化された ACC に最も近い  $ACC_{training}$  を探し、その  $ACC_{training}$  の含まれるデータ群の  $PA_{training}$  と  $RRI_{training}$  を学習データとして選択する。

**回帰分析** 選択された RRI を説明変数、PA を被説明変数として回帰分析し、回帰係数  $\beta$  を算出する。

**推定処理** 正規化された RRI に回帰係数  $\beta$  を掛けあわせ

て、正規化された推定値  $\hat{P}A$  を得る。

**逆正規化** 最後に次式に従って正規化の逆の処理をして、推定値  $PA$  を得る。ここで、 $\mu_{PA}$  および  $\sigma_{PA}$  は、DB 内の  $PA$  の平均値および標準偏差である。

本研究では、提案手法の有効性を検証するために、学習データを選択せずに推定した結果をベースラインとして解析する。

## 4. 実験

本実験では、被験者に建設作業等で想定される動作を行わせ、その時の酸素摂取量および心電データ、加速度データを計測した。動作中の正確な身体活動強度は酸素摂取量計を用いて、酸素摂取量として計測した。

### 4.1 被験者

本研究では、性差が生体情報に与える影響を小さくするために、被験者を男性に限定した。被験者 21 人に関する情報を表 1 に示す。被験者の中で喫煙者は 6 人だった。

項目	平均	標準偏差
年齢	32.4	9.1
体重, kg	69.6	12.3
身長, cm	173.3	4.4

### 4.2 実験環境

実験は、後述する階段を使用したタスクを除いて、天候に左右されず、気温および湿度変化の少ない屋内で実施された。実験開始時に室温と湿度を計測したところ、室温  $16.4 \pm 1.6^\circ$ 、湿度  $49.0 \pm 2.7\%$  であった。転倒による事故を防止するために、床には大きさ  $2000 \text{ mm} \times 1000 \text{ mm} \times 5 \text{ mm}$  のゴムシートを 12 枚敷き詰めた。被験者は、実験中、このシートの上で作業した。



図 3 実験環境

### 4.3 計測器および実験用具

本実験に使用した計測器および実験用具を表 2 に示した。正確な身体活動強度を計測するために、酸素摂取量計を用いて一呼吸ごとの酸素摂取量  $VO_2$  を計測した。また、作業中の RRI を計測するために、ウェアラブルな心拍センサ WHSm-1 を用いた。WHSm-1 は、電極パッドを付けた状態で胸部に直接貼り付け、RRI を計測した。また、同時に内蔵された加速度センサによって得られる 3 軸加速度のノルムを計測した。WHSm-1 は、ある RRI を計測してから次の RRI を計測するまでの期間の加速度の処理の仕方に「移動平均」と「ピークホールド」の二つがある。「移動平均」では、その期間の加速度の平均値を記録し、「ピークホールド」では、その期間の加速度の最大値を記録する。本実験では、身体の動きの大きさを評価するために、「移動平均」で計測した。さらに、参考として身体活動強度を HJA-750C を用いて計測した。HJA-750C は、加速度センサを内蔵し、身体活動強度を 10 秒ごとに記録する。

### 4.4 実験手順

図 4 に本実験の手順を示した。実験開始前に、被験者へ酸素摂取量計のマスクの装着、心拍センサ WHSm-1 の胸部への貼付、活動量計 HJA-750C のベルトへの固定を行った。まず初めに、安静時の酸素摂取量  $VO_{2rest}$  と安静時の RRI を計測するために、5 分間着座で安静状態を保つよう指示した。次に、実験中の事故防止と活動前のウォーミングアップのためにラジオ体操第一を行わせた。体操の実施にかかる時間は、約 3 分間であった。体操後、再び 5 分間着座で安静状態を保つよう指示した。この安静以降、タスクと安静を繰り返し作業させて、作業中の酸素摂取量  $VO_2$  と RRI を計測した。一人の実験にかかる時間は、約 3 時間であった。実験は、午前 9 時から 12 時の間と午後 2 時から午後 5 時までの時間帯で実施した。21 人の被験者の内、13 人は午前中の時間帯に計測し、8 人は午後の時間帯に計測した。水分補給時等を除いて、作業開始から作業終了まで、計測器は身に着け続け、センサデータを計測し続けた。



図 4 実験手順

### 4.5 作業タスク

本研究では、実際の作業現場での動作時の身体活動強度を正確に計測することを目指すとともに、特定の業種に絞ることなく、幅広い作業に対応するために、作業現場で想定される動作の中でも一般と考えられる下記の 9 つのタスクを設定した。それぞれのタスクは、タスク後に休憩を取りながら、連続して 3 回実施した。

表 2 計測器および実験用具

名称	個数	型番	備考
酸素摂取量計	1	ミナト医科学, AE-100i	酸素摂取量 VO <sub>2</sub> の計測のために用いた
心拍センサ	1	ユニオンツール, WHSm-1	心拍間隔 RRI および体動の計測のために用いた
市販活動量計	1	オムロンヘルスケア株式会社, HJA-750C	既存手法として身体活動強度の計測のために用いた
トレッドミル	1	ALINCO, AFW1014	歩行・走行・運搬のタスク実施のために用いた
手押し車	1	日本ハンガーボード, アルミフレーム一輪車	手押し車のタスク実施のために用いた
重り	4		10 kg の砂を詰めた土嚢を使用した。

- 歩行：トレッドミル上を時速 3 km で 3 分間歩く。
- 走行：トレッドミル上を時速 7 km で 3 分間走る。
- 階段昇り：実験実施場所の階段を 1 分間の間、昇り続ける。
- 階段降り：階段を 1 分間の間、降り続ける。
- ロープ引き：端に 10 kg の重りをつけたロープを、3 分間引き続ける。
- 運搬：10 kg の重りを抱えた状態で、トレッドミル上を時速 3 km で 3 分間歩く。
- 手押し車：40 kg の重りを載せた手押し車を、3 分間移動させ続ける。
- 支持：直立の状態から 10 kg の重りを抱え上げ、3 分間その姿勢を維持する。
- 荷下ろし：10 kg の重りを地面から抱え上げ、再び地面に下ろす動作を 3 分間繰り返す。

基本的な動作として、「歩行」と「走行」のタスクを設定した。作業現場で重量物を運搬することを想定して、「運搬」のタスクを設定した。また、高所作業等を想定して、「階段昇り」、「階段降り」のタスクを設定した。「荷下ろし」のタスクは、運送業や製造業等で、その場で重量物を上げ下げする動作を想定して設定した。「支持」のタスクは、建設業等で内装用のパネルや装置を設置するために、重量物を支持する動作を想定して設定した。運送業や建設業で想定される手押し車を用いた運搬作業を想定して「手押し車」というタスクを設定した。最後に、建設業等でクレーンでつるした重量物を引き寄せするような作業を想定して、「ロープ引き」というタスクを設定した。

#### 4.6 タスクパターン

本実験では、タスクの実施順序が、身体活動強度および心拍数に与える影響を小さくするために、9 タスクの順序を 4 種類のパターンに分けた。それぞれのパターンのレーベンシュタイン距離 [10] が 9 になるように設計した。レーベンシュタイン距離とは、自然言語処理の分野で活用され、文字列と文字列の類似の指標である [10]。本研究では、タスクの順序を文字列の順序とみなして、タスクパターン同士でタスク順が類似しないよう、なるべくレーベンシュタイン距離が大きくなるよう組み合わせを選択した。レーベンシュタイン距離は、python-Levenshtein というパツ

ケージ [11] を用いて、python で計算した。

表 3 タスクパターンの一覧

パターン	A	B	C	D
task1	歩行	走行	階段昇り	ロープ引き
task2	走行	歩行	階段降り	運搬
task3	階段昇り	運搬	手押し車	荷下ろし
task4	階段降り	支持	荷下ろし	歩行
task5	ロープ引き	手押し車	支持	階段降り
task6	運搬	荷下ろし	ロープ引き	走行
task7	手押し車	階段昇り	歩行	支持
task8	支持	階段降り	走行	階段昇り
task9	荷下ろし	ロープ引き	運搬	手押し車

## 5. 結果

### 5.1 タスクごとの身体活動強度

21 人の被験者のタスク時の酸素摂取量から算出した身体活動強度を図 6 に示した。また、表 6 にタスクごとの身体活動強度の平均値と標準偏差を示した。

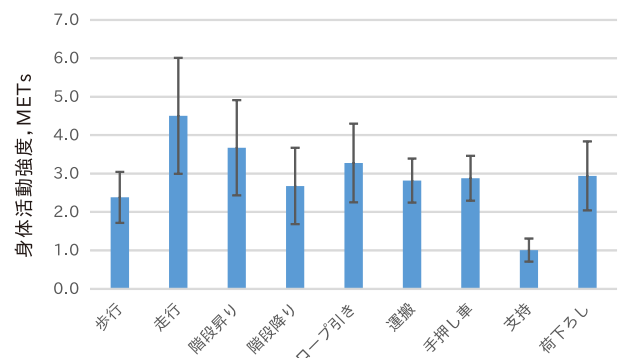


図 6 タスクごとの身体活動強度

### 5.2 身体活動強度と RRI の関係

身体活動強度 PA と RRI の関係を調べるために、21 人の休憩中を含むデータをプロットした (図 7)。タスクごとに PA と RRI は平均した。相関係数  $r = -0.55 (p < .01)$  だった。



図 5 一部のタスクの作業中の様子 (被験者は筆者)

表 4 タスクごとの身体活動強度 (単位 METs)

タスク名	歩行	走行	階段昇り	階段降り	ロープ引き	運搬	手押し車	支持	荷下ろし
平均	2.4	4.5	3.7	2.7	3.3	2.8	2.9	1.0	2.9
標準偏差	0.7	1.5	1.2	1.0	1.0	0.6	0.6	0.3	0.9

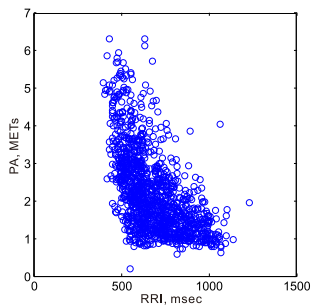


図 7 身体活動強度と RRI の関係

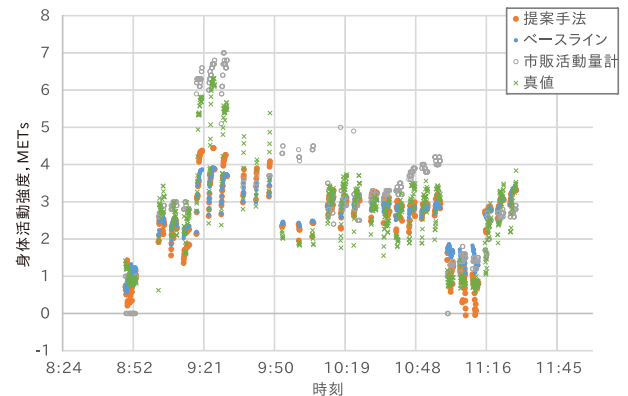


図 9 推定結果の一例 (パターン A)

### 5.3 推定結果

図 8 に提案手法によって推定した結果とベースラインを示した。走行と階段昇りのタスクにおいては、有意水準 1%で提案手法の誤差がベースラインより小さかった。また、加速度センサを用いた手法として市販活動量計の値を参考に示した。図 9 に全被験者の中で、提案手法による推定値と真値の絶対誤差の平均が最も小さかった被験者の推定結果を示した。

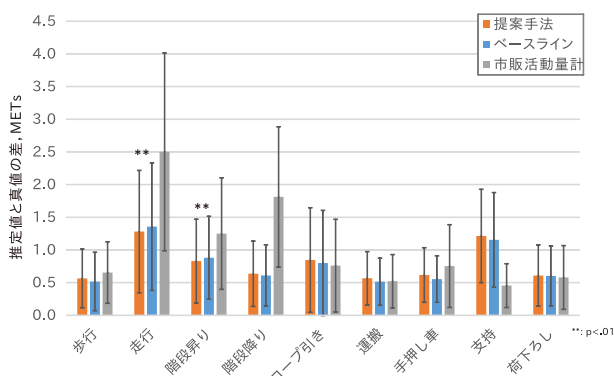


図 8 推定値と真値の絶対誤差

表 5 推定値全体の誤差

	提案手法	ベースライン	活動量計
全体の誤差の平均	0.81	0.78	0.92
全体の誤差の標準偏差	0.69	0.70	1.01

## 6. 考察

### 6.1 身体活動強度

図 6 および表 4 より、本実験で設定したタスクの内、最も身体活動強度が大きかったのは、「走行」の 4.5 METs であり、最も小さかったのは、「支持」の 1.0 METs であった。身体活動強度の定義より、「走行」タスクおよび「支持」タスク中の身体活動強度は、それぞれ安静時の 4.5 倍、1.0 倍だったと考えられる。改訂版『身体活動のメッツ (METs) 表』[12] によれば、時速 6.4 km のランニング時の身体活動強度は、6.0 METs、時速 8.0 km のランニングでは、8.3 METs とされている。本実験では、時速 7 km で走らせたことから、6.0 METs を超えることが予想されたが、実際には 6.0 METs より小さかった。今回の被験者は、日常的に肉体労働に従事していたため、日頃から運動習慣があり、今回のタスクでは負荷が小さかった可能性がある。また、RRI と身体活動強度が非線形な関係であることが予想されたが、図 7 より、実際にやや非線形な関係であることが確認できた。

### 6.2 心拍情報からの推定と加速度情報からの推定の比較

図 8 より、市販活動量計で計測した加速度情報からの推定結果は、「走行」や「階段昇り」、「階段降り」で心拍情報

からの推定結果に比べて、誤差が大きいがわかる。これは、走行や階段昇降のように加速度の変化が大きいタスクでは、身体活動強度との比例関係が保たれなくなることが要因と考えられる。一方で、「支持」のタスクでは、心拍情報からの推定結果に比べて、誤差が小さかった。本実験において「支持」のタスクは、体動が安静時と同程度であるが、身体活動強度は安静時よりも大きくなると予想して設定した。しかしながら、図6に示したように、実際には安静時と同等の身体活動強度であった。そのため、市販活動量計は、加速度の情報から安静時に近い推定値を算出し、誤差が小さくなったと考えられる。

### 6.3 提案手法とベースラインの比較

提案手法は、「走行」や「階段昇り」のような身体活動強度が高い活動において、ベースラインよりも絶対誤差が小さかった。身体活動強度が高い活動では、心拍情報と身体活動強度の非線形性が強く現れるため、提案手法が有効と考えられる。本研究の目的は、建設業や製造業等の身体活動強度の高いタスクでの推定誤差を小さくすることであり、提案手法によって目的が達成できたと考えられる。一方で、表5より、タスク全体の誤差の平均は、ベースラインのほうが小さかった。今回の実験では、3 METs程度のタスクが多かったため、それらのタスクでの誤差が小さかったことが要因と考えられる。

図9より、9:21ごろの比較的身体活動強度の高いタスク中および11:16前の比較的身体活動強度の低いタスク中の推定値が、ベースラインよりも真値に近いことがわかる。ベースラインでは、すべてのデータを使用するために、平均的な推定値が出力される傾向があるが、提案手法では、現在の入力(RRIおよびACC)に適していると考えられるデータが選択されるために、身体活動強度の高い/低いタスクでの推定精度が高くなると考えられる。図9のような、リアルタイムの身体活動強度の推定値を作業員のスマートフォンのような端末や、遠隔地の監督者のPC画面等に表示できれば、労務管理等に活用できると考えられる。

本研究では、心拍情報と身体活動強度の局所的な線形性に着目し、線形回帰分析により、身体活動強度を推定したが、ニューラルネットを使って心拍数を推定した例[13]もあり、今後、統計的な手法を取り入れることでより精度を改善できると考えられる。

### 6.4 環境による影響

本研究では、気候の変動が生体情報に与える影響を小さくするために、屋内の気温および室温が保たれた環境で実験した。今後、屋外のような環境での実験を通じて、環境の変動が身体活動強度に与える影響を検討したい。また、本研究では、一人の被験者に対して午前または午後の3時間程度の作業を実施した。実際の労働時間を考えると、日

内での生体情報の変動[14]が推定に影響すると考えられるため、今後、継続的に長期に生体情報を計測し、推定精度を検証したい。実際の作業現場での提案手法の有効性の検証、女性への対応は今後の課題としたい。

## 7. 結論

本研究では、ウェアラブルな心拍センサ等の情報から身体活動強度を正確に計測することを本研究の目的とし、リアルタイムな身体活動強度推定を実現した。実作業現場を意識して、単一のタスクではなく、複数のタスクに対応することを目指し、様々なタスク中の身体活動強度を推定した。

心拍情報と身体活動強度の非線形な関係に着目し、学習データを選択することで、局所的に線形な回帰分析をする手法を提案し、比較的身体活動強度の高いタスクで有効であることを示した。

本研究では、作業中の身体活動を作業員自身が把握したり、遠隔地にいる監督者が作業員の状態を把握したりすることを見越して、リアルタイムな推定を実現した。

本稿で推定対象とした身体活動強度は、消費カロリーへの変換が可能とされることから[3]、提案手法を用いた、作業員の身体活動強度の正確な推定は、作業員の健康管理等への応用が考えられる。

## 参考文献

- [1] 厚生労働省:健康づくりのための身体活動基準2013. <http://www.mhlw.go.jp/stf/houdou/2r9852000002xp1e-att/2r9852000002xpqt.pdf>.
- [2] 健康保険組合連合会:平成25年度特定健診・特定保健指導の実施状況に関する調査分析. [http://www.kenporen.com/study/toukei\\_data/pdf/chosa\\_h27\\_4.pdf](http://www.kenporen.com/study/toukei_data/pdf/chosa_h27_4.pdf).
- [3] Ainsworth, B. E., Haskell, W. L., Leon, A. S., Jacobs, D. R., Montoye, H. J., Sallis, J. F. and Paffenbarger, R. S.: Compendium of physical activities: classification of energy costs of human physical activities., *Medicine and science in sports and exercise*, Vol. 25, No. 1, pp. 71-80 (1993).
- [4] Ohkawara, K., Oshima, Y., Hikiyama, Y., Ishikawa-Takata, K., Tabata, I. and Tanaka, S.: Real-time estimation of daily physical activity intensity by a triaxial accelerometer and a gravity-removal classification algorithm, *British Journal of Nutrition*, Vol. 105, No. 11, pp. 1681-1691 (2011).
- [5] Oshima, Y., Kawaguchi, K., Tanaka, S., Ohkawara, K., Hikiyama, Y., Ishikawa-Takata, K. and Tabata, I.: Classifying household and locomotive activities using a triaxial accelerometer., *Gait & posture*, Vol. 31, No. 3, pp. 370-4 (online), DOI: 10.1016/j.gaitpost.2010.01.005 (2010).
- [6] Plasqui, G. and Westerterp, K. R.: Physical Activity Assessment With Accelerometers: An Evaluation Against Doubly Labeled Water\*\*, *Obesity*, Vol. 15, No. 10, pp. 2371-2379 (online), DOI: 10.1038/oby.2007.281 (2007).
- [7] 笹井 浩行, 引原 有輝, 岡崎 勸造, 中田 由夫, 大河原一憲: 加速度計による活動量評価と身体活動増進介入への活用, *運動疫学研究*, Vol. 17, No. 1, pp. 6-18 (2015).
- [8] 中沢 孝: 科学技術動向研究健康長寿のために重要な身

- 体活動量の測定に係る課題, 科学技術動向 = Science & technology trends, No. 139, pp. 23–29 (2013).
- [9] Dauncey, M. J. and James, W. P.: Assessment of the heart-rate method for determining energy expenditure in man, using a whole-body calorimeter., *The British journal of nutrition*, Vol. 42, No. 1, pp. 1–13 (1979).
- [10] Navarro, G.: A Guided Tour to Approximate String Matching, *ACM Comput. Surv.*, Vol. 33, No. 1, pp. 31–88 (online), DOI: 10.1145/375360.375365 (2001).
- [11] python Levenshtein: . <https://pypi.python.org/pypi/python-Levenshtein>.
- [12] 独立行政法人国立健康・栄養研究所：改訂版『身体活動のメッツ (METs) 表』. <http://www0.nih.go.jp/eiken/programs/2011mets.pdf>.
- [13] Feng Xiao, Yimin Chen, Ming Yuchi, Mingyue Ding and Jun Jo: Heart Rate Prediction Model Based on Physical Activities Using Evolutionary Neural Network, *2010 Fourth International Conference on Genetic and Evolutionary Computing*, IEEE, pp. 198–201 (online), DOI: 10.1109/ICGEC.2010.56 (2010).
- [14] Cohen, C. J.: Human circadian rhythms in heart rate response to a maximal exercise stress., *Ergonomics*, Vol. 23, No. 6, pp. 591–5 (online), DOI: 10.1080/00140138008924773 (1980).