

行動センシングデータを利用した作業負荷算出手法に関する研究 Evaluation Method of Physical Workload in Working Environment Using Human Behavior Data

大森崇弘^{1*} 白山 晋¹
Takahiro OHMORI¹ Susumu SHIRAYAMA¹

¹ 東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻

¹ Department of Systems Innovation, School of Engineering, The University of Tokyo

Abstract: 技術・技能伝承を、作業者に対する行動センシングからの行動分析によって検討するといういくつかの試みがある。特徴的な行動パターンを抽出し、作業内容、作業者の熟練度、行動パターンを結びつけるというものである。しかしながら、この際に作業負荷が考慮されることは少ない。伝承すべき技術・技能であっても作業者に過大な負荷をかけるようなものは好ましいものではない。このため、作業負荷算出法が必要と考えられるが、行動センシング自体の問題もあり負荷算出法は模索の段階にある。そこで、本研究では作業負荷算出手法の構築のために必要となる要素技術の確立を試みる。

1 はじめに

技術・技能伝承を、作業者に対する行動センシングからの行動分析によって検討するといういくつかの試みがある [1]。データ分析から特徴的な行動パターンを抽出し、作業内容、作業者の熟練度、行動パターンを結びつけるというものである。

一方、作業現場においては、負担の大きな姿勢での長時間の作業や重量物の運搬などによる腰痛や膝痛が問題となっている。こういった労働環境を改善するため、筋骨格系疾患リスクを分析・評価する手法として OWAS や RULA などが提案されている [2][3]。しかし、これらの手法は人間が目視で評価をしなければならぬ手間や難しさが存在する。このため、記録や分析を簡易にする手段として、どういった行動を行なっているかを作業者が装着した、あるいは作業環境に設置したセンサのデータから自動的に判別する試みがなされている [4]。

さて、伝承すべき技術・技能であっても作業者に過大な負荷をかけるようなものは好ましいものではない。しかしながら、技術・技能伝承のための行動センシングで作業負荷の算出までをスコープとするものはほとんどない。また、作業負荷算出までを対象とした行動センシングは多いとはいえない。これは以下に述べる行動センシングに対するいくつかの課題が原因である。

一般的にセンサデータを用いた行動識別は、データ

取得、特徴量抽出、学習そして認識のステップからなる。データ取得では、カメラや加速度センサなどを装着あるいは設置する個数や場所を考慮した上で利用する。特徴量抽出ではノイズ除去や学習効率の向上、計算量の削減などを目的としてセンサから得られた元の時系列から平均や分散、スペクトルといった定量的な特徴量や存在するエリアなどの定性的な情報を求める。そして学習では特徴量から機械学習によって識別器を作成し、新たなデータに対しての認識を行う。各ステップで様々な手法が提案されているが、既存研究には以下の課題がある。

- 実験室環境かつ基礎的な動作の識別が大半であり、実作業環境への応用が少ない。また複雑な動作への適応がなされていない
- データの計測や処理に専用装置が必要な場合が多い
- 制約条件を考慮しつつ環境に合わせてセンサを選択してシステムを構築する必要があるが、複数のセンサを組み合わせ方法についての研究例は少ない
- 計測データやユーザーごとにブレがあること、行動間の関係性や力学的制約、行動の始点と終点の境界などの行動認識の特殊性について考慮しなければならない

本研究では、伝承すべき技術・技能であっても作業者に過大な負荷をかけるようなものは好ましいもので

*連絡先：東京大学大学院工学系研究科
〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1
E-mail: sirayama-lab@nakl.t.u-tokyo.ac.jp

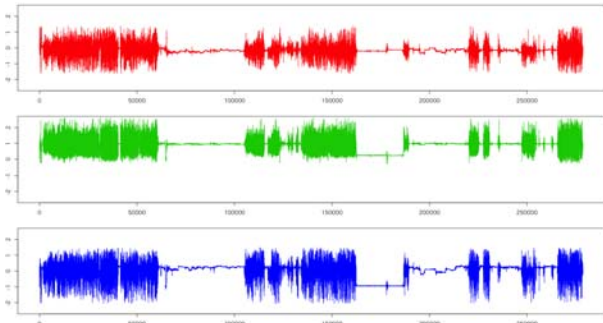


図 1: 加速度データの一例

はないという点に着目し、行動センシングからの作業負荷算出法の開発を目的とする。本稿では、作業現場において客観的かつ短時間で実施可能な作業負荷算出の枠組みを示し、簡易でかつ作業の邪魔とならない作業データの計測方法と複数のセンサデータを組み合わせた詳細な行動識別手法を提案する。

2 提案手法

2.1 データ取得

iPhone, あるいは iPod の 3 軸加速度センサをメインのセンサとして用いる。データ取得用のアプリケーションソフトウェアとして Hasc Logger[5] を用いた。後述する実験 1,2,4 では腰部に装着した 1 つを利用し、実験 3 では胸部にも装着して 2 つ利用した。また、実験 4 ではこれに加えてカメラと RFID, そして iPhone のジャイロセンサを用いた。図 1 に取得した 3 軸の加速度データの一例を示す。

2.2 特徴量抽出

取得した 3 次元時系列加速度データから、図 2 に示すスライドウィンドウ方式で平均と標準偏差を求める。この処理によりノイズの影響を軽減でき、また系列長を短くできるので計算時間の短縮が可能となる。センサ 1 個あたり 3 方向の平均と標準偏差の計 6 次元のベクトル時系列が特徴量として算出される。

2.3 系列の分割

本研究では、行動においてマルコフ過程が存在していることを仮定する。その上で、系列データにおけるデータ間の時間連続性を考慮した確率的な識別が可能となる点から隠れマルコフモデル (HMM) を用いる。

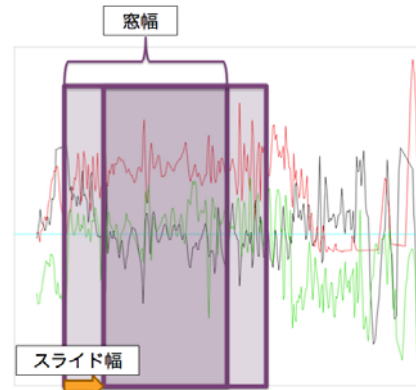


図 2: スライディングウィンドウの模式図

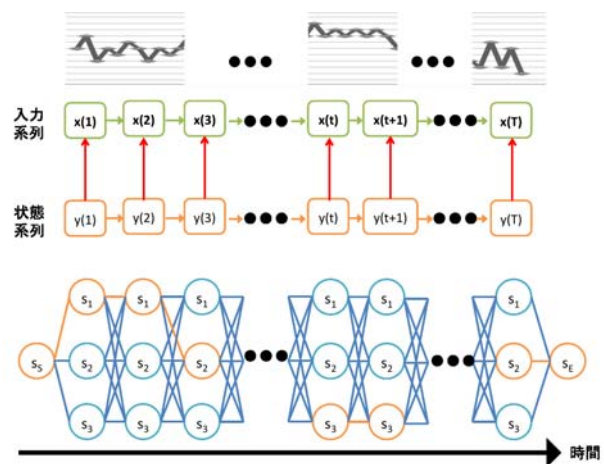


図 3: HMM による系列分割

ここで HMM を利用した行動時系列の識別の仕組みを図 3 に示す。横軸は時間であり、入力系列はセンサデータから算出された特徴量の系列となる。状態系列とは HMM のその時点において可能性が高いと推定される状態を要素とする系列である (図の例では s_1 から s_3 の 3 状態)。HMM では入力系列を出力する尤度が最も高いモデルパラメータを推定し、出力と最尤パラメータを与えられた時の尤度が最も高くなる最適状態系列を推定する。HMM の状態が「歩く」や「走る」といった動作に対応すると考えることで最適状態系列から系列の分割ができる。

また、本研究では Lee らの研究 [6] を参考に HMM による段階識別を行う。この方法によって、加速度センサごとの特徴量系列を段階的に入力として用いて多変量連続値 HMM を拡張していくことで、複数データから段階的に動作識別の粒度を細かくしていくことを可能にする。

さらに、HMM を用いた状態推定では、多くの場合、状態数は恣意的に決定されるが、本研究では AIC を用いて HMM の状態数を決定する。AIC は最適推定パラ

メータ $\hat{\theta}$, 訓練データ系列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_T\}$, パラメータの次元 d , 状態数 N として以下の式で表される.

$$AIC = -2 \sum_{t=1}^T \log(p(x_t|\hat{\theta})) + 2(d - N) \quad (1)$$

この方法は段階的識別にも応用でき, センサを追加することで新たにどの程度の状態を増やせるかを決定できる.

2.4 動作認識

分割した系列がどのような動作に対応するかの自動認識には, 中村らの研究 [7] を参考にカルバックライブラー情報を拡張させた手法を用いる.

はじめに, 状態 s_1 と s_2 の持つシンボル出力確率が従う多変量正規分布を P , および Q とする. P , および Q の平均ベクトル μ_1, μ_2 と分散共分散行列 Σ_1, Σ_2 に対して, 次式によってカルバックライブラー情報を算出する.

$$D_{KL}(P|Q) = \frac{1}{2} \left[\log \frac{|\Sigma_2|}{|\Sigma_1|} + \text{tr}(\Sigma_2^{-1} \Sigma_1) + (\mu_1 - \mu_2)^T \Sigma_2^{-1} (\mu_1 - \mu_2) - d \right] \quad (2)$$

ここで, d は次元数である.

次に, 求められたカルバックライブラー情報量から, 識別動作と学習済動作との距離 $Dist(P, Q)$ を次式によって算出する.

$$Dist(P, Q) = \frac{1}{2} (D_{KL}(P|Q) + D_{KL}(Q|P)) \quad (3)$$

$Dist(P, Q)$ が閾値以下ならば識別行動と学習済動作と同一とすることで, HMM による相対的な識別結果に対して絶対評価を行うことが可能になる. その結果, 計測のブレなどに対して推定の頑健性が向上するものと考えられる.

2.5 動作認識の詳細化

詳細な動作認識を加速度情報のみで行うことは難しい. 例えば, 溶接をとまなう作業工程に対して, 加速度のみの行動センシングでは, 溶接を行っているか否かを判断することは難しい. このような場合, 同じような動作, あるいは姿勢であっても作業負荷が大きく異なるため, 加速度情報に加えて別種の情報が必要になる.

本稿では, 天井カメラなどから得られた広域の映像情報を利用する. ただし, 映像情報のみで動作を識別することが難しい場合という条件を課している. 例えば, 溶接光が映像に映り込み, 作業者が映像から判別

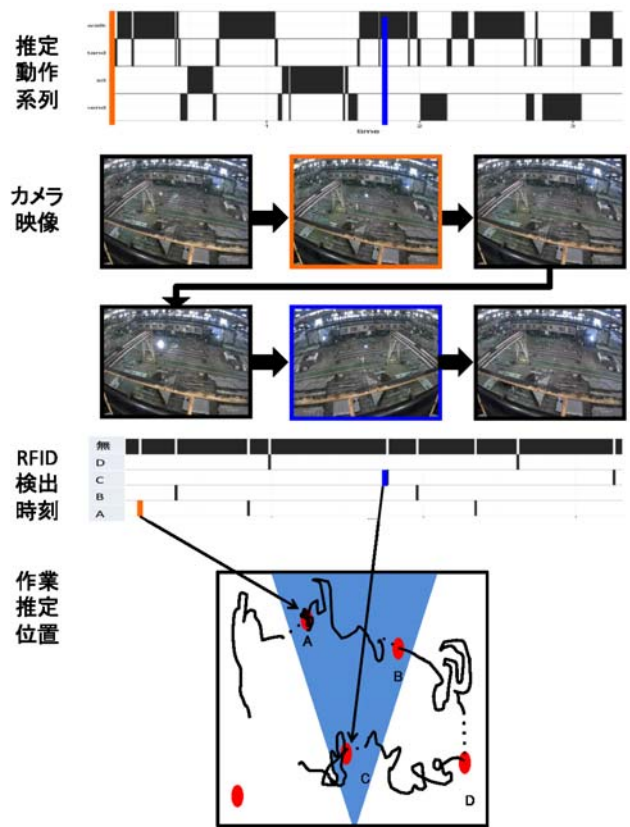


図 4: 複数センサを組み合わせた作業情報取得システム

できない場合であっても作業者がその位置にいることがわかれば溶接作業を行っていることを推定できる. この際, 加速度情報と映像情報の関連付けが必要になるが簡単ではない. 映像中の作業者の識別が難しいためである.

そこで, 映像中の作業者の位置の推定から, 加速度情報と映像情報を結びつけるための方法を検討した. 本稿では, 加速度センサーとして作業者が持つ iPhone に付けられた RFID リーダによって, 作業空間内の RFID タグを介して, RFID タグの位置, タグの情報が読み込まれた時刻, および加速度情報の紐付けを行う. また, 作業空間内で RFID タグを高密度で設置できない場合を考慮し, 検出された RFID タグの位置から数秒間は加速度センサーとジャイロセンサーによる位置推定を行う. 具体的には, iPhone のジャイロセンサーによって姿勢角推定を行い, これを元に加速度の値をセンサ座標から世界座標へと変換し, 重力加速度の影響を除去した世界座標系での加速度を求め, 積分処理を行うことにより位置を推定する.

システムの概要を図 4 に示す. RFID タグの映像中の位置は既知であるとする. RFID のタグ検出時刻とそのタグ付近に作業者が写っているカメラ映像の時刻を元に各種センサの時刻同期を行い, 映像による情報

獲得を容易にする．図中では，各センサの同じ時点について同じ色で対応を示している．

2.6 作業負荷算出

動作ごとに負荷指標を設定しておくことで，動作の認識結果から作業負荷を自動的に算出できる．本稿では，負荷指標は身体活動の強度が安静時の何倍に相当するかで定義される METs を参考に設定した [8]．ある時点の METs 値を単位時間負荷とし，開始からの METs 値の総和を累積負荷とする．これらの負荷量により作業全体での評価や作業における問題動作箇所の明確化が作業を計測したセンサデータから自動で行うことが可能となる．また，映像などの他のセンサデータを用いることで作業環境の影響も考慮した負荷の評価に関しても定義を拡張することで簡単に行うことができる．ただし，作業負荷算出結果の検証には，心電図，呼吸機能などの生理検査や血液などの検体検査からの疲労度の推定結果との比較や，作業員に対するアンケートやヒアリング調査が必要になる．これは今後の検討課題である．

3 実験

以下において，HMM の状態間遷移は全ての状態間で起こるものとし，また出力が単一正規分布に従うと仮定した．また，初期パラメータは対象に則して任意に決定するケースが多いが，本稿では，特徴量に対して k を HMM の状態数として k -means 法によるクラスタリングで設定する．学習・認識はデータ取得後に行う．

3.1 実験 1

腰部に装着した iPhone により約 50 分間の 2 地点間の移動を計測し，加速度データから算出した特徴量を入力として HMM によって識別を行った．取得した生データと特徴量の時系列を図 5 に示す．左から順に生データ，平均，標準偏差，また上から順に x 軸， y 軸， z 軸に対応する．

図 6 上図に各時点における正解行動を示す．これは計測者が手作業によって「歩く・階段の昇り降り・ゆっくり歩く・直立する・座る」の 5 個の状態のうち，当該時間の行動がどれに相当するかを判断し，記録したものである．

識別結果を図 6 下図に示す．縦軸が状態の識別子となっており，1 が「歩く」，2 が「階段を登り降りする」，3 が「ゆっくり歩く」，4 が「立ち止まる」，5 が「座る」に対応していると考えられる．横軸は時間（分）である．この図より加速度データを用いて HMM によ

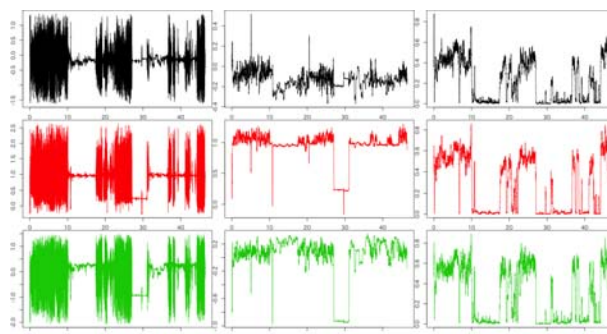


図 5: 生データ (左)，平均 (中)，標準偏差 (右)

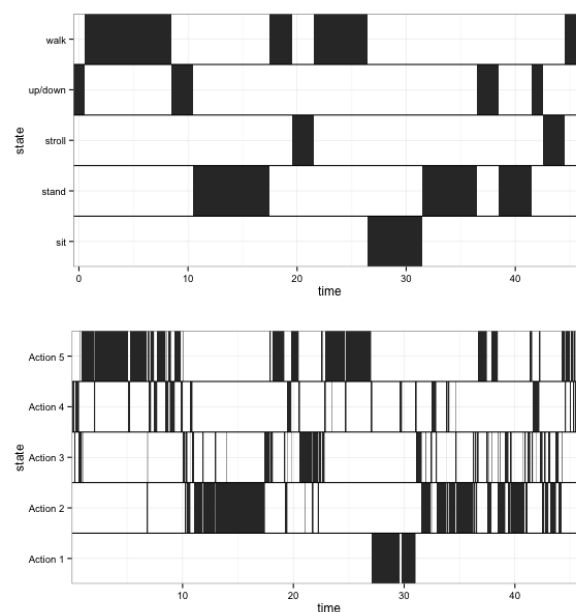


図 6: 正解行動 (上) HMM による識別結果 (下)

て動作の識別が可能であることがわかる．上述の正解行動との比較では正解率は 65.3 %であった．

また，識別結果から算出される作業負荷量を図 7 に示す．ここで図の横軸は時間（分），左軸が動作に対応する負荷指標，右軸が累積負荷に対応し，棒グラフが単位時間負荷，折れ線グラフが累積負荷を表す．

3.2 実験 2

実験 1 と同じ条件で「歩く・前屈みで立つ・直立・座る・荷運び・しゃがむ」など下肢姿勢が異なる静止動作も含めた約 6 分の行動について識別を行った．同様に正解行動を記録し，比較した結果，60 %程度の正解率が得られた．腰部のセンサからでは識別が難しいと考えられる「荷運び」を「歩く」と考えた場合の正解率は約 80 %であった．なお，紙数の関係で結果の図は割愛した．

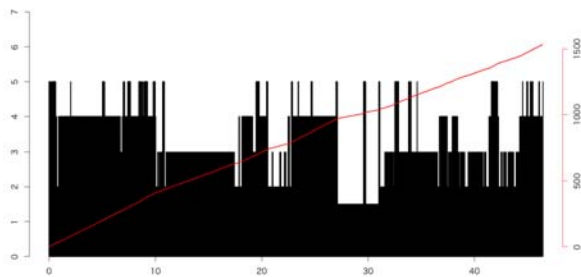


図 7: 推定動作に基づく作業負荷 (実験 1)

3.3 実験 3

工場作業において想定される荷物の運搬や溶接作業では上半身を大きく動かす動作も分離できることが望まれるが、腰部のセンサのみでは上体姿勢の識別は難しいと考えられる。そこで、腰部・胸部の2つの加速度センサを用いて移動や下肢姿勢変化に加えて上体動作の推定を行った。

対象は約7分間の「歩く・しゃがむ・直立・座る・走る・ラジオ体操第一」の動作から構成される行動とする。ラジオ体操は運動時間が規定された全身運動であることから採用したが、動作が規定されており、個人間の差異が少ないことから認識モデルの個人適応の為に利用できる可能性がある。

本実験は動作種数が多く、HMMによる全ての動作の識別は難しいと想定されるため状態数はAICを考慮して決定した。腰部のみの場合、胸部も利用した場合、それぞれ6と9である。図8上図に状態数が6の場合(腰部のみ)を、下図に状態数が9の場合(腰部と胸部)の識別結果を示す。軸の定義は、図6と同じである。3分半付近からのラジオ体操の運動に対して、胸部のデータを追加した方がより多くの状態に識別できていることが明らかにされた。本実験では動作種数に対して状態数が少ないことから、状態あたりに複数の動作が含まれていると考えられ、分離基準の解釈が難しい。しかし、図8を詳細に調べると、ラジオ体操の中でも上体の動きの大小によって識別がなされていることがわかる。この実験より、工場など上半身の動きが多い場面でも提案手法が適用できる可能性が示唆される。

3.4 実験 4

実作業に適用する準備として、RFIDタグ4つとカメラを設置した仮想作業現場においてRFIDリーダーとiPhoneを腰部装着した作業者が「歩く・しゃがむ・座る・立つ・座って溶接(仮想)・しゃがんで溶接(仮想)」

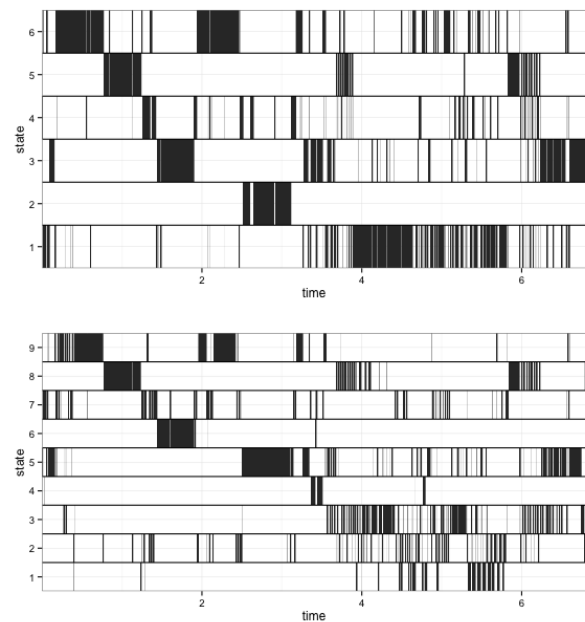


図 8: 状態数の違いによる HMM による識別結果の比較。状態数 6 (上) と状態数 9 (下)

といった動作を含む約3分間の行動を行い、映像から仮想的に溶接作業を行っている情報を得ることで動作の識別を詳細化する。

図9上図にHMMによる識別結果と加速度センサに同期された映像から溶接を行っていると推測される期間を太枠で示す。ここで図の横軸は時間(分)、縦軸はHMMの状態でラベルは対応すると考えられる動作であり、上から順に「歩く・立つ・座る・しゃがむ」である。また、図9下図に上図の左右の太枠区間それぞれの1フレームに対応するカメラ映像を示す。図からわかるように、加速度のみからは難しい作業の識別を映像によって補うことができる。

推定動作から算出される作業負荷について図10にHMMによる識別結果をそのまま用いた場合(上)と映像からの情報により詳細に識別した場合(下)の比較を示す。図の様式は図7と同じである。作業の詳細識別によって、より正確に負荷が算出できるものと考えられる。

4 おわりに

技術・技能伝承のために行われる作業者の行動センシングと分析において、作業負荷が考慮されていないこと、および行動センシング自体に課題があることを指摘し、行動センシングからの作業負荷算出手法の構築のために必要となる要素技術の確立を試みた。

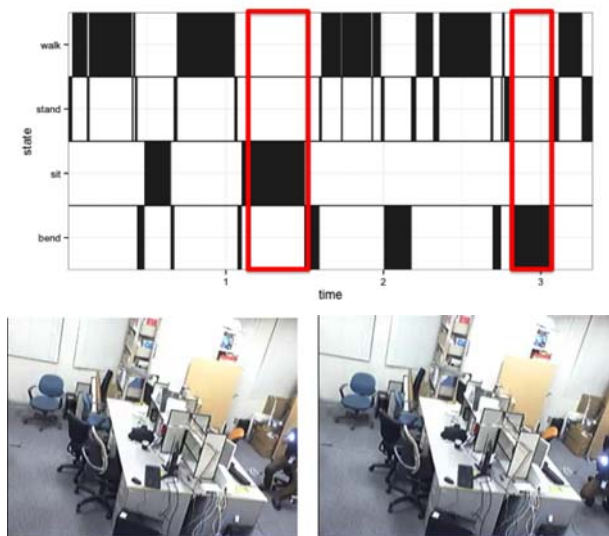


図 9: HMM による認識結果と映像からの溶接作業区間情報 (上) と仮想溶接作業の映像 (下)

具体的には、非侵襲性を有し、客観的かつ短時間で作業の記録と解析を行うことができる複数のセンサのデータを組み合わせた詳細な行動識別手法として、加速度データに対する HMM をベースとした段階的な行動認識手法と、RFID による映像情報の紐付けによる詳細化手法を提案した。また、METs を援用した作業負荷指標によって作業負荷の算出を行う手法を提案した。

作業を難易度別に分けて設定した 4 つの実験に適用することで提案の有用性や可能性を示した。

今後の課題として、作業の継続による負荷増大を考慮した作業負荷指標の適正化や、技術・技能伝承のために行われる作業者の行動センシングとの融合が挙げられる。

参考文献

- [1] 綿貫啓一: パーチャルトレーニングと OJT を融合した技能伝承, O plus E, 第 32 巻 6 号, pp.695-700, 2010
- [2] 宮寄朋浩, 片岡正登: イチゴ栽培システムにおける作業姿勢に. 基づく農作業の労働負荷測定および評価法の確立, 長崎総農林試研報 (農業部門), 第 30 巻, pp.29-39, 2004
- [3] 張允誠: 作業に伴う筋骨格系疾患の発症リスクを配慮した作業管理システムに関する研究, 東京大学大学院工学系研究科環境海洋工学専攻博士論文, 2010

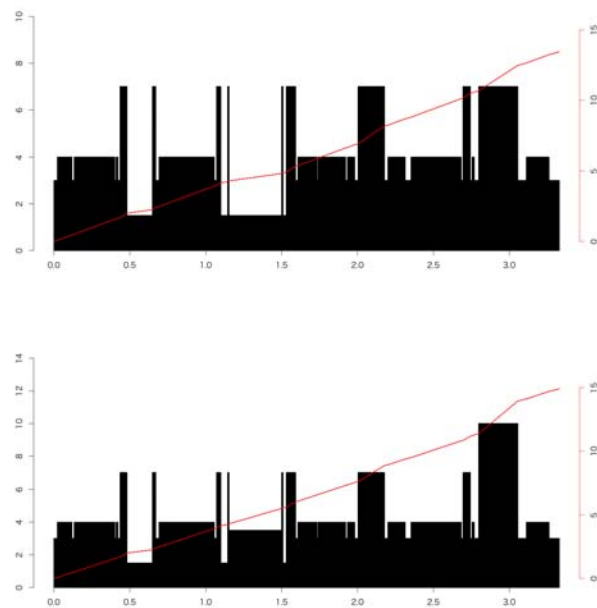


図 10: 加速度のみの場合 (上) と映像を組み合わせた場合 (下) の作業負荷の比較

- [4] 情報通信研究機構: 日常行動・状況理解に基づく知識共有システムの研究開発, 民間基盤技術研究促進制度成果報告書, 平成 20 年度 (CD-ROM), 16-05, 2009
- [5] 人間行動理解のための装着型センサによる大規模データベース構築, Human Activity Sensing Consortium, <http://hasc.jp/>
- [6] Lee, Y.-S. and Cho, S.-B.: Activity Recognition Using Hierarchical Hidden Markov Models on a Smartphone with 3D Accelerometer, in Proceedings of the 6th international conference on Hybrid Artificial Intelligent Systems, Vol.1, pp.460-467, 2011
- [7] 大川和宏, 中村仁彦: 統計的モデルを用いた運動認識用階層構造の自動構築, ロボティクスシンポジウム予稿集, Vol.12, pp.418-423, 2007
- [8] 竹井仁, 柳澤健, 岩崎健次, 富田浩, 齋藤宏: 歩行における Physiological Cost Index と METs との関係, 理学療法学, 第 20 巻 5 号, pp.294-299, 1993