

ラバン身体動作表現理論に基づいた疲労推定

梶原 祐輔 (立命館大学 情報理工学部, kajiwara@de.is.ritsumeikan.ac.jp)

清水 潤一 (金沢大学 大学院自然科学研究科, jshimizu@blitz.ec.t.kanazawa-u.ac.jp)

上田 芳弘 (石川県工業試験場, ueda@irri.jp)

木村 春彦 (金沢大学 自然科学研究科, kimura@blitz.ec.t.kanazawa-u.ac.jp)

Estimation of physical fatigue based on Laban Movement Analysis

Yusuke Kajiwara (College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University, Japan)

Junichi Shimizu (Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa University, Japan)

Yoshihiro Ueda (Industrial Research Institute of Ishikawa, Japan)

Haruhiko Kimura (Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa University, Japan)

要約

日本は、観光先進国になるべく、観光資源の魅力を高めるための文化財の理解促進・活用、長期滞在と消費拡大を目的とし、周囲の環境をセンシングする技術(IoT技術)を活用が期待されている。IoT技術を用いて取得した大量のビッグデータから個人の属性を推定し、個人の属性に合わせた「おもてなし」サービスを提供することで、観光客のリピータを確保する。この個人の属性としては、外国人旅行者の言語の他に、性格や疲労度、気分などがあげられる。本研究では疲労に着目し、監視カメラを用いて取得した大量のデータ(ビッグデータ)を活用し、歩行者の肉体的疲労を高精度に推定する手法を提案する。既存研究で述べられている疲労の特徴に加え、ラバン身体動作表現理論に基づいた特徴量(ラバン特徴量)を用いることで疲労度の推定精度を向上させる。推定精度を比較した結果、ラバン特徴に対して特徴選択を行った場合の推定精度が97.1%となり、ラバン特徴を考慮することで高精度に肉体的疲労を推定できた。推定結果は、おもてなしサービスに利用され、肉体的疲労している観光客が快適に観光できるようになる。リピータの増加も期待される。

キーワード

肉体的疲労推定, ラバン身体動作表現理論, ニューラルネットワーク, 平均情報量, キネクト

1. はじめに

日本は、観光先進国になるべく、観光資源の魅力を高めるための文化財の理解促進・活用、長期滞在と消費拡大を目的とした観光まちづくり、ソフトインフラ改善によるストレスフリーな観光環境の構築を進めている(観光庁, 2016)。その結果、現在では訪日外国人旅行者数は約2,000万人に達し、旅行者の消費額も約3.5兆円に達した。今後、さらに訪日観光客数を増加させるべく、2020年までに、通信機能を有したモノとモノがつながり、周囲の環境をセンシングする技術(IoT技術)を活用した「IoTおもてなしクラウド事業」において、外国人旅行者の個人の属性に応じた観光情報を提供することを目指している。

この個人の属性としては、外国人旅行者の言語の他に、性格や疲労度、気分などがあげられる。これらの性格や疲労度、気分などの個人の特性を大量のセンサデータ(ビッグデータ)から推定できれば、疲労している観光客に観光客の現在の気分や性格に合ったカフェテリアや交通手段を推薦するなどの個人の属性に合わせたサービスをいつでもどこでも提供することができる。

既存研究において、YG性格検査(岡堂, 1975)などのアンケートやブログ履歴(Roshchina et al., 2011; Minamikawa et al., 2011)、歩行から性格を推定する手法(植村他, 2015)が提案されている。また気分はその日の血圧などのバイタルサイ

ンと日照量などの気象情報からその日の気分だけでなく、2週間後までの気分を7割の精度で予測できることが明らかとなった(梶原他, 2015; Kajiwara et al., 2016)。疲労は、足裏にかかる圧力の変遷(Yonekawa et al., 2009)が提案された。広告への注目度、荷物の有無、性格、疲労を歩速や歩幅、体幹のぶれなどから推定した研究もなされている(植村他, 2015)。一方で、これらの推定精度は低く、またユーザビリティの面からも実用化する上で十分でないのが現状である。

そこで本研究ではIoT技術を用いて取得した大量のデータ(ビッグデータ)を活用し、歩行者の肉体的疲労を高精度に推定する手法を提案する。また歩行者にセンサなどを装着することなく、疲労を推定できることがユーザビリティの面からも望ましい。そこで、我々は町や道路、駅構内に設置してある監視カメラに着目した。監視カメラの映像から歩行動作を取得し、その歩行動作から肉体的疲労を推定することで、歩行者が特殊な機器を装着、あるいは持つことなくサービスを楽しむことができる。

歩行動作と疲労を調査した既存研究においても、疲労時は歩幅や歩速などの歩行の安定性が損なわれることが示されている(Arif et al., 2010)。また松浦ら(2013)は、加速度センサとKinectを用いて右半身の関節の座標から抽出された肘の角度の平均と標準偏差、両肩の高低差の平均と標準偏差、身体の左右のぶれの平均、接地時の最大加速度を算出し、疲労度を推定した。本研究では、疲労度の推定精度を向上させるために上記の特徴量に加え、ラバン身体動作表現理論に基づいた特徴量(ラバン特徴量)を用いる。

ラバン身体動作表現理論は、ユーザの心理状態と身体動作

の関係を表した理論で、舞踊やロボットの身体動作表現（中田他, 2001）や感情の推定にも応用されている（Zacharatos et al., 2013）。Zacharatosらは集中、瞑想、興奮、不満を80%以上の精度で識別できることを示した。また疲労したさいに状況によって感情が変化することも報告されている（斉藤, 2012）。歩行で疲労したさいに変化する感情については言及されていないが、観光名所を歩いて回っている最中は満足感が喚起される。一方、駅構内では歩行が目的ではないため、疲労したさいは不満などの負の感情が喚起される。既存研究では疲労時の感情を考慮し、疲労度を推定していない。松浦らが疲労を推定する上で用いた特徴量に加え、感情の推定に有効なラバン特徴量を併用することで、疲労度の推定精度の向上が期待できる。

本稿では、松浦らの特徴量に加え、感情を推定するラバン特徴量を併用することで、疲労度の推定精度が向上することを示す。また実験では被験者に目的もなく、階段を往復してもらうことで、歩行自体を目的としない駅構内での疲労状態を再現する。2章ではラバン特徴量の算出方法と機械学習を用いた疲労度推定手法について説明する。3章では提案手法と既存研究を比較した実験を行い、提案手法の有効性を検証する。4章で結論と今後の展望を述べる。

2. ラバン特徴量を用いた肉体的疲労の推定

本研究では監視カメラを用いて、観光客の関節の3次元座標を取得し、ラバン特徴を求め、これらのラバン特徴を機械学習に学習させることで、肉体的疲労を推定する（図1）。推定した肉体的疲労は、おもてなしサービスに利用され、観光客は快適に観光を楽しむことができる。

本研究では、頭、首、両肘、両手首、両肩、体幹、両足、両足首を含む20個の関節部位の3次元空間上の動きを取得し、その動きからラバン特徴量を算出する。Space effortを示す歩行者の全身の関節の標準偏差とWeight effortを示す膝及び足首の角度の平均値、Time spaceを示す左右の肘、肩、足首、膝の角速度の平均値、Flow effortを示す体幹の加速度スペクトルの平均情報量を算出した。

Space effortは身体動作の偏りを示しており、全関節のぶれによってあらわされる。そこで、本研究では全関節の標準偏差をSpace effortとして採用した。小西ら（1997）は大腿四

頭筋の筋疲労によって筋力が低下すると、足首および足の関節角度が減少することを明らかにした。したがって、膝及び足首の角度の平均値を力強さと関係の深いWeight effortとして採用した。Time effortは身体動作の速さを示す。したがって、左右の肘、肩、足首、膝の角速度の平均値をTime effortとして採用した。Flow effortは身体動作の滑らかさを示す。身体動作が滑らかであれば、各周波数のスペクトルの生起確率が拮抗するため、加速度スペクトルの平均情報量が高くなる。したがって、体幹の加速度の時系列スペクトルの平均情報量をFlow effortとして採用する。平均情報量は式（1）で求められる。

$$H = \sum P_i \times \log_2 P_i \quad (1)$$

H は平均情報量、 P_i はある事象が起こる確率（生起確率）である。本研究では加速度スペクトルの各周波数成分における振幅を各事象の生起確率として平均情報量を算出した

次にラッパーアプローチを用いて、ラバン特徴の中から疲労を推定する上で、有用な特徴を選択する。ラッパーアプローチは、まずラバン特徴の中から N 個の特徴を選択し、選択した機械学習に入力し、疲労を推定し、推定精度を求める。そしてこの推定精度が最大となる組み合わせを探索する。組み合わせ問題は遺伝的アルゴリズム（Goldberg, 1989）を用いて解く。遺伝的アルゴリズムは生物の遺伝子配列の組み換えによる環境適合を模したアルゴリズムで、NP困難な問題において、準最適解を多項式時間で探索することができる。

次に選択された特徴量を説明変数として、教師あり機械学習に入力し、疲労を推定する。目的変数は疲労状態と平常状態である。機械学習にはニューラルネットワーク（Rumelhart, 1988）を用いる。ニューラルネットワークは入力層、中間層、出力層から構成される。入力層、中間層、出力層にはそれぞれ多数のユニットがあり、各層のユニットはリンクで結ばれている。リンクには結合荷重が付与されており、この結合荷重を変化させることによって、疲労状態と平常状態を推定できる。結合荷重はバックプロパゲーションによって最適化される。入力層には説明変数が入力され、中間層の活性化関数を通し、出力層に疲労状態、平常状態の確率が出力される。入力層と出力層のみでは、線形な問題しか対応できないが、非線形な活性化関数を通すことによって、非線形な推定問題に対して対応できる。

3. 疲労度推定実験

3.1 実験方法

ラバン特徴に対して特徴選択を行った場合の推定精度（RFS）とラバン特徴量（RF）を用いた場合の推定精度と既存研究の特徴（松浦, 2013）を用いた場合の推定精度（PF）を比較した。本実験では、肉体疲労の推定するために、ユーザに運動をさせ、疲労状態を作った。Arifら（2002）は運動強度60%を超えた場合に歩行の安定性に影響があったため、その状態を疲労状態と定義している。そこで本研究でも運動強度が60%を超えた状態を疲労状態と定義した。運動強度は式（2）で算出した。

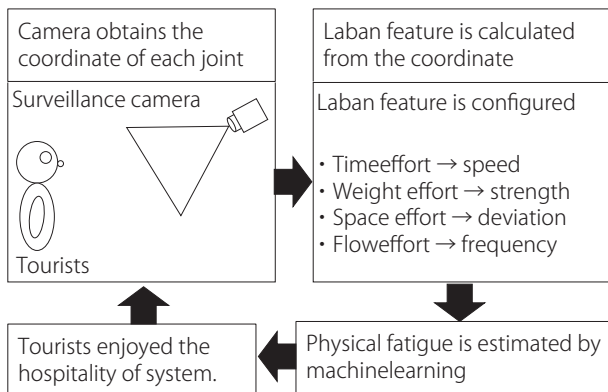


図1：ラバン特徴による肉体的疲労の推定

$$HRR = (C - R) / (M - R) \quad (2)$$

HRRは運動強度、Rは安静時の心拍数、Cは現在の心拍数、Mは最大心拍数である。最大心拍数は式(3)で求められる。

$$M = 220 - AGE \quad (3)$$

AGEは年齢である。心拍数はCONTEC社製のPulse Oximeterを用いて測定した。今回対象とした被験者は、20代の男性11名である。被験者ごとに平常状態と疲労状態をそれぞれ20回ずつのデータを取得した。疲労状態を作り出すために、被験者には階段を上り下りしてもらい、運動強度を60%に保持した。

疲労状態のデータ取得のさい、歩行開始時と終了時に心拍数を測定し、運動強度の確認を行った。被験者にはKinectに向かって、180cm歩行してもらい、その歩行動作を記録した(図2)。ユーザの関節の3次元座標はMicrosoft社製のKinectv1を用いて測定した。Kinect v1で取得できる関節はすべてを使用した。

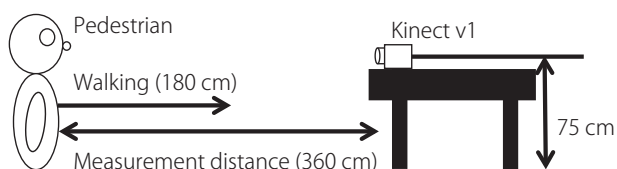


図2：実験環境

評価値には、再現率Recallと適合率Precisionの調平均であるF値を用いた。適合率はシステムが出力した推定結果の信頼性の指標であり、再現率は推定結果の網羅性指標である。システムを運用する上で適合率、再現率の両方が重要であるため、これらの調平均であるF値で推定精度を評価する。またシステムの汎化性能を評価するためには、未知のデータに対して正しく推定できる必要がある。そのため、評価方法には1データをテストデータ、それ以外をトレーニングデータとして学習するLeave-one-out-cross-validation (Kohavi, 1995) (LOOCV)を用いた。F値は式(4)で求めることができる。

$$F = 2 \times \text{Precision} \times \text{Recall} / (\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (4)$$

本実験では、この特徴選択をデータマイニングツールWekaを用いて行う。Wekaのライブラリを用いて特徴選択、探索およびLeave-one-out-crossvalidationを行った。特徴選択にはWrapperSubsetEval、探索方法は、GeneticSearchを用いた。WrapperSubsetEvalでLOOCVを行った。

3.2 実験結果

推定精度を比較した結果、ラバン特徴に対して特徴選択を行った場合の推定精度が97.1%となり、最も高かった(図3)。また11名中9名の推定精度がラバン特徴を用いた場合の方が既存研究の特徴を用いた場合より向上し、平均推定精度が約7.9%向上した。このことから、8割以上の方がラバン特徴を用いた場合の方が推定精度は向上する。ラバン特徴を用いた場合、既存研究の特徴を用いた場合より推定精度が向上した理由として、新たに追加したFlow effortの特徴が推定精度の向上に寄与したが挙げられる。

松浦らは肘の角度や身体の左右のぶれ、接地時の最大加速度からTime effortとSpace effort、Weight effortを考慮していたが、Flow effortについては考慮していなかった。歩行は全身で行うものであり、歩行動作から肉体疲労の推定を行う上で、歩行の力強さや速さだけでは不十分だと考えられる。またこの結果から肉体疲労した場合に歩幅や歩速などに乱れが生じ、歩行の滑らかさに影響を与えることが示唆される。

次に特徴選択に関する考察を行う。被験者Dと被験者Fの推定精度において、ラバン特徴を用いた場合の方が既存研究の特徴を用いた場合より低かった。一方、すべての被験者において、ラバン特徴の中で推定する上で有効な特徴を選択した場合の方が既存研究の特徴を用いた場合より高かった。ラバン特徴は既存研究の特徴に比べて、次元数が高く、ラバン特徴の中に推定する上で有効でない特徴を多く含まれていたと考えられる。以上のことからラバン特徴は肉体的疲労を推定する上で既存研究の特徴より有効だが、ラバン特徴には有効でない特徴も多く含まれるため、特徴選択が必要であることが明らかとなった。

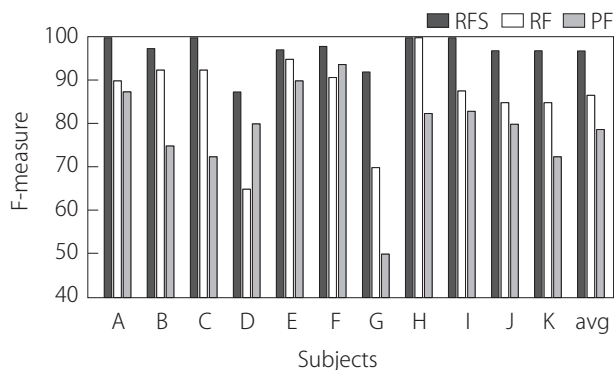


図3：各特徴を用いた際の推定精度

4. おわりに

本稿ではおもてなしを実現するために、監視カメラを用いた疲労度推定手法について述べた。疲労度推定の精度を向上するために、疲労度推定にラバン特徴を用いることを提案した。推定した結果、ラバン特徴を用いた場合の方が既存研究の特徴を用いた場合より約7.9%向上した。またラバン特徴に対して特徴選択を行うことで約97.1%の精度で疲労を推定できた。歩行動作は20代～60代で有意な差が見られないことが報告されている(Jin et al., 2014)ことから、本手法は20代男性のみの評価だったが、これらの年齢層にも有効であることが示唆される。だが、年齢や男女差について、本実験では証明できていないため、今後は老若男女に評価実験を行ってもらい、幅広い年齢層や男女差が本手法に与える影響を調査する必要がある。また歩行動作だけでなく、睡眠障害検知や体重増減の検知なども行い、おもてなしサービスの幅を広げていく。

引用文献

- 観光庁 (2016). 明日の日本を支える観光ビジョン. http://www.mlit.go.jp/kankochu/topics01_000205.html.
- Arif, M., Ohtaki, Y., Nagatomi, R., and Inooka, H. (2010). Analysis of the effect of fatigue on walking gait using acceleration sensor placed on the waist. *International Journ Engineering Intelligent Systems Electrical Engineering Communications*, Vol. 18, No. 2, 85.
- Arif, M., Ohtaki, Y., Nagatomi, R., Ishihara, T., and Inooka, H. (2002). Analysis of the effect of fatigue on walking gait stability. *Proceedings of 2002 International Symposium on Micromechatronics and Human Science*, 20-23.
- 植村喜弘・梶原祐輔・島川博光(2015). 足取り取得によるパーソナリティを考慮したユーザ状態の推定. 情報処理学会, Vol. 135, No. 12, 1555-1564.
- 岡堂哲雄 (1975). 心理検査学—心理アセスメントの基本—. 垣内出版.
- 梶原祐輔・中村宗広・木村春彦・大藪多可志 (2015). 疾病予防のための生体情報と気象情報を用いた気分予測システム. 電気学会論文誌C, Vol. 135, No. 6, 570-579.
- Kajiwara, Y., Kimura, H., and Oyabu, T. (2016). Mood prediction in consideration of certainty factor using multilayer deep neural network and storage-type prediction models. *Sensors and Materials*, Vol. 28, No. 4, 359-368.
- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search optimization and machine learning. Reading Menlo Park: Addison-wesley.
- 小西由里子 (1997). 大腿四頭筋の筋疲労による筋力低下が歩容に及ぼす影響. バイオメカニクス研究, Vol. 1, No. 1, 30-40.
- Kohavi, R. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 2, No. 12, 1137-1143.
- 齊藤良夫 (2012). 人間の疲れとは何か—その心理学的考察—. *The Journal of Science of Labour*, Vol. 88, No. 1, 13-24.
- Jin, B., Thu, T. H., Baek, E., Sakong, S., Xiao, J., Mondal, T., and Deen, M. J. (2014). Walking-age analyzer for healthcare applications. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, Vol. 18, No. 3, 1034-1042.
- 中田亨・森武俊・佐藤知正 (2001). ロボットの身体動作表現と生成される印象とのラバン特徴量を介した定量的相関分析. 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 2, 252-259.
- 松浦恒太・三田彰 (2013). Kinect と加速度計を搭載したロボットを用いた疲労推定 (ロボット・生命化建築, 2013 年度日本建築学会大会 (北海道) 学術講演会・建築デザイン発表会). 学術講演梗概集, 23-24.
- Minamikawa, A. and Yokoyama, H. (2011). Blog tells what kind of personality you have: Egogram estimation from Japanese weblog. *Proceedings of ACM 2011 Conference on Computer Supported Cooperative Work*, 217-220.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1988). Learning representations by back-propagating errors. *Cognitive modeling*, Vol. 5, No. 3, 533-536.
- Roshchina, A., Cardiff, J., and Rosso, P. (2011). A comparative evaluation of personality estimation algorithms for the TWIN recommender system. *Proceedings of 3rd International Workshop on Search and Mining User-Generated Contents*, 11-18.
- Yonekawa, K., Yonezawa, T., Nakazawa, J., and Tokuda, H. (2009). FASH: Detecting tiredness of walking people using pressure sensors. *IEEE in Mobile and Ubiquitous Systems: Networking & Services*, 1-6.
- Zacharatos, H., Gatzoulis, C., Chrysanthou, Y., and Aristidou, A. (2013). Emotion recognition for exergames using Laban movement analysis. *ACM in Proceedings of Motion on Games*, 61-66.

(受稿：2016年5月17日 受理：2016年6月11日)