

畳込みニューラルネットワークと慣性センサによる 運動支援システムの構築

森雅也[†] 大前佑斗[†]

[†]東京工業高等専門学校

1 はじめに

近年、数多くの国で若年層の肥満化が急速に進んでいる。原因として、エネルギーの過剰摂取や運動不足による消費カロリー低下などの日々の生活習慣の乱れが挙げられる。以上より、1日のエネルギー摂取量からどれだけのエネルギーを消費しなければならないか把握し、継続的に運動をする必要がある。これを支援する一つの方策として、運動の自動的な定量化が挙げられる。これを実現するためには、慣性センサなど人の動きを測定することができるデバイスを用いて、身体動作を自動判定することが必要である。慣性センサによる身体動作の自動判定に関する研究には、以下が存在する。

M. A. Alsheikh, *et al.*[1] はディープラーニング, L. Bao, *et al.*[2] は決定木, N. Ravi, *et al.*[3] は SVM とニアレストネイバー法, P. Casale, *et al.*[4] はランダムフォレスト法, J. Y. Yang, *et al.*[5] は階層型ニューラルネットワークをそれぞれ適用し、慣性センサデータから身体動作判定を実現している。判定対象は「階段を上る, 歩く, 走る, 座る」など、有酸素運動が主体である。有酸素運動ではなく、トレーニングを対象としたものについては、以下の研究がある。K. H. Chang, *et al.*[6] はナイーブベイズ法, D. Morris, *et al.*[7] は SVM, M. Gowing, *et al.*[8] はランダムフォレスト法によりウェイトトレーニング運動の実施回数を計測している。

本研究ではこれらを参考とし、機械学習と慣性センサを用いて運動動作や消費カロリーが容易に把握できる運動支援システムを提案する。

2 CNN の構築

畳込みニューラルネットワーク（以下、「CNN」とする）の構築方法として、(1) 手首の慣性センサから各運動動作の波形データと教師ラベルを取得するフェーズ、(2) 取得した波形データを加工するフェーズ、(3) CNN に (2) で加工したデータを挿入することで学習を行い、モデルを生成するフェーズの3つにより構成される。(1) のフェーズでは、左手首に慣性センサを取り付け、各運動動作における x/y/z 軸の加速度/角速度の波形データと、行った動作の教師ラベルを取得する。(2) のフェーズでは、CNN は通常画像処理に適用することが一般的ため、画像に合わせた行列表現が必要となる。したがって、取得した波形データを4重配列に加工し、画像データに見立てる。(3) のフェーズでは、加工したデータと教師ラベルのデータセットを CNN に挿入することで学習を行う。学習後のモデルを運動支援システムに適用することで、リアルタイムでの運動動作判定を行う。

3 システムの概要

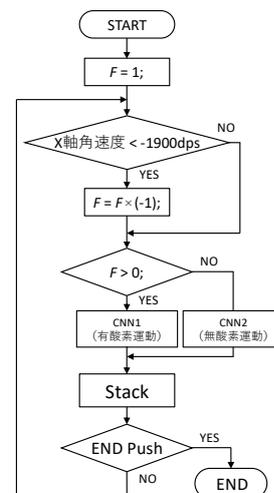


図 1: 提案するシステムのフローチャート

On Exercise Support System by using CNN and Inertial Sensor

Masaya Mori[†], Yuto Omae[†]

[†]National Institute of Technology, Tokyo College
1220-2, Kunugida, Hachioji, Tokyo, 193-0942 Japan
mori.masaya0905@gmail.com
yuto.omaeg@gmail.com

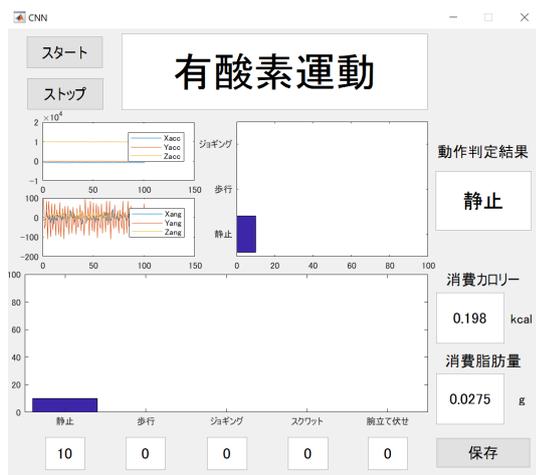


図 2: 運動支援システムのプロトタイプ画面

本研究で提案する運動支援システムは、左手首に慣性センサを取り付け、行った運動の波形データから運動動作判定を行い、最終的に行った運動動作の種類/回数/消費カロリーなどの計算をリアルタイムで行うものとする。

運動支援システムは図1に沿って処理が行われ、グラフィカルユーザーインターフェース(以下、「GUI」とする)は図2のように構築した。システムの概要として、まず初めに図2のスタートをクリックすると、 F に1が代入され、計測が開始される。 F とは、有・無酸素運動の運動動作判定の切り替えを行うための変数であり、 $F > 0$ の時は有酸素運動、 $F < 0$ の時は無酸素運動の運動動作判定を行う。また、計測中に左手首を左(X軸角速度 < -1900 dps)に回転させると、 $F = F \times -1$ となり、有・無酸素運動の運動動作判定が切り替わるように設計した。切り替わりは、図2の上部にて確認できる。さらに、計測中に得られた波形データは図2の左上に表示され、上部にはxyz軸加速度、下部にはxyz軸角速度が表示される。次に、取得した波形データを画像データに見立て、 $F > 0$ の時はCNN1(有酸素運動)に、 $F < 0$ の時はCNN2(無酸素運動)に画像データに見立てた波形データを挿入し、運動動作判定を行う。結果はStackに保存され、図2の右上に運動動作判定結果、下部に運動動作の回数が表示される。また図2の右下には、行った運動動作の消費カロリーの累計と、行った運動動作によって消費された脂肪量が表示される。最後に、図2のストップをクリックすると計測が終了され、右下の保存をクリックすると運動動作の種類/回数/消費カロリーなどが保存される。

4 終わりに

本研究では、機械学習と慣性センサを用いることによって、運動動作や消費カロリーが容易に把握できる運動支援システムを構築した。また、運動動作の消費カロリーだけでなく、消費された脂肪量を表示させることによって、行った運動に対する成果を明確に把握できるようにした。今後は、判定できる運動動作の種類を増やし、実用化を目指していきたい。

参考文献

- [1] M. A. Alsheikh, A. Selim, D. Niyato, L. Doyle, S. Lin, H. P. Tan, “Deep Activity Recognition Models with Triaxial Accelerometers”, *arXiv preprint arXiv:1511.04664*, 2015.
- [2] L. Bao, S. S. Intille, “Activity Recognition from User-annotated Acceleration Data”, *Pervasive Computing* pp.1-17, 2004.
- [3] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, M. L. Littman, “Activity Recognition from Accelerometer Data”, *the Association for the Advancement of Artificial Intelligence*, Vol.5, pp.1541-1546, 2005.
- [4] P. Casale, O. Pujol, P. Radeva, “Human Activity Recognition from Accelerometer Data Using a Wearable Device”, *Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*, pp.289-296, 2011.
- [5] J. Y. Yang, J. S. Wang, P. Y. Chen, “Using Acceleration Measurements for Activity Recognition: an Effective Learning Algorithm for Constructing Neural Classifiers”, *Pattern Recognition Letters*, Vol.29, No.16, pp.2213-2220, 2008.
- [6] K. H. Chang, M. Y. Chen, J. Canny, “Tracking Free-Weight Exercises”, *International Conference on Ubiquitous Computing*, pp.19-37, 2007.
- [7] D. Morris, T. S. Saponas, A. Guillory, I. Kerner, “RecoFit: Using a Wearable Sensor to Find, Recognize, and Count Repetitive Exercises”, *The 32nd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.3225-3234, 2014.
- [8] M. Gowing, A. Ahmadi, F. Destelle, D. S. Monaghan, N. E. O’ Connor, K. Moran, “Kinect vs. Low-cost Inertial Sensing for Gesture Recognition” *International Conference on Multimedia Modeling*, pp.484-495, 2014.