

# スマートフォンを用いた ボールリフティングスキル自動評価手法の検討

卯田 駿介<sup>1</sup> 馬場 哲晃<sup>1</sup> 串山 久美子<sup>1</sup>

概要：加速度，ジャイロや GPS 等のセンサを用いた身体運動分析に関する研究が報告されている中，著者らは，サッカーの個人トレーニングの一つ，ボールリフティングに着眼する．本稿では，スマートフォンのみで計測可能なボールリフティングスキル評価手法について報告する．被験者はスマートフォンをズボンの前ポケットに挿入し，任意の時間ボールリフティングを行う．その間に得られた加速度センサ値から，周波数解析を行い，リフティングスキル評価に有用な特徴量を実験・考察した．結果として経験者による主観的なスキル評価と分類されたクラス間に一定の類似を確認した．

キーワード：身体運動解析，周波数解析，機械学習，スマートフォンアプリケーション，ボールリフティング

## 1. 背景

プロスポーツ選手のみならず，一般ユーザにおいても，気軽にデジタルデバイスを利用したスポーツトレーニングをしたいといったニーズが広がり始めており，それには多くのユーザが保持し，手軽に利用可能なスマートフォンがしばしば利用されている．特に身体運動解析に関する研究については，スポーツにかぎらず多くの身体動作解析において利用されている．

スポーツトレーニングには多くの種類があるが，特別な機器を利用しなくとも，野球であれば素振りや壁投げ，バスケットボールではドリブル，サッカーであればリフティングといった具合に，ユーザが一人で反復練習を繰り返すものがある．これらは基礎的なスポーツトレーニングとして，競技相手が不在の際や，練習の合間等に頻繁に利用されている．本研究ではとりわけサッカーにおけるボールリフティング（以下リフティング）に着眼し，リフティングスキルを自動的に判別することで，反復練習における退屈さの低減，ユーザ間での競争意識に得点軸を導入することで，ゲーミフィケーション的アプローチからリフティングのエンタテインメント化を図る．

## 2. 先行研究

加藤ら [1] は深度センサ Kinect<sup>\*1</sup> を利用した，リフティング動作の解析手法を報告している．Kinect から身体の 3 次元データを取得し，取得したデータから左右股関節，膝，足首の計 6 点の内積を求める．求めた内積の中，2 つずつ，計 15 個の組み合わせでそれぞれの正規化相関関数を求め，リフティング習熟者と初心者それぞれの特徴を比較している．崔ら [2] はモーションキャプチャシステムにより合気道習熟者による，動作解析を行っている．体全体の身体動作を利用することで，精密な動作解析が行える一方で，ユーザがリフティングを行う際にわざわざ実験空間を設置することはユーザビリティの面から好ましくない．

ユーザが装着可能なウェアラブルデバイスによる運動解析には，アスリート全般の身体動作解析として，佐藤ら [3] は両腕足にとりつけた加速度センサ情報から kNN により”足を前に”，”地面を蹴る”といった身体動作識別を行った．谷川ら [4] は加速度センサにより，歩行状態及び加齢の影響に関する実験を行っている他，Pernek ら [5] はスマートフォン端末をユーザに持たせ，バドミントン運動時の加速度データから活動強度として，ユーザの心拍を推定する手法を報告しており，Fujiki [6] は運動強度取得のために適した加速度センサ装着部位に関する実験を行っている．運動強度だけでなく，小林ら [7] は加速度データからユーザの感情抽出を試みている．

<sup>1</sup> Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University  
6-6, Asahigaoka, Hino, Tokyo, 191-0065, Japan

<sup>\*1</sup> <http://www.xbox.com/ja-JP/kinect>

Knights ら [8] は加速度センサをスポーツトレーニングにおける学習用フィードバックとしての可能性を議論しており、加速度センサを利用してユーザが自らの身体情報を的確に把握し、トレーニングに有益であると述べている。このように、加速度センサを利用した動作分析については様々な領域で試みがなされている。

本研究では特にサッカーボールリフティングに着眼している点、具体的な身体動作を識別することが目的でなく、スキルを推定する点、反復運動を振動ととらえ、計測データを周波数解析することにより、リフティングスキルに関する特徴量を議論する点が、これまでの先行研究と異なる。

### 3. リフティングデータ収集

本研究では、ユーザが手軽にリフティングスキル評価を行う事ができるよう、スマートフォンのみを利用してリフティング動作分析を試みる。リフティングには足だけでなく、肩や頭などの様々な身体部位を利用してボールを地面に落とさず宙空に維持させる動作である。ただし本研究では脚を利用したものに限定する。また、リフティング時のスマートフォンの装着場所は被験者の利き足の前ポケットにした。そのため、加速度センサの3軸成分の絶対座標が固定されていない事を考慮した手法を検討した。

リフティングデータを収集するため、データ収集用のアプリケーションを作成した。スマートフォンは Apple 社<sup>\*2</sup>の iPhone5 を使用した。ソフトウェアは x-code<sup>\*3</sup> 上で作成し、openFrameworks<sup>\*4</sup> 等のライブラリを使用した。本アプリケーションで収集するデータを表 1 に示す。本アプリケーションは、30Hz でサンプリングを行い、毎フレームごとに 3 軸加速度センサの値  $a_x, a_y, a_z$ 、躍度の 3 軸成分 (3 軸加速度センサの値を単位時間微分した値)  $j_x, j_y, j_z$ 、躍度の 3 軸成分の絶対値の合計  $J$  を記録する。 $j_x, j_y, j_z, J$  の値はそれぞれ次式で得られる。

$$j_x = \frac{d}{dt}a_x, j_y = \frac{d}{dt}a_y, j_z = \frac{d}{dt}a_z \quad (1)$$

$$J(n) = |j_x(n)| + |j_y(n)| + |j_z(n)| \quad (2)$$

そして、 $J$  をサンプル数  $s$  個集めた時点で測定を終了し、 $s$  個のサンプルから  $J$  を高速フーリエ変換で周波数解析し、 $P(\omega)$  を導く、最後に測定した全てのデータを CSV 形式で保存する。サンプル数  $s$  は高速フーリエ変換を行うため、2 の累乗個必要である。サンプル数  $s$  とサンプリングレートがリフティング時間に影響を与える事を考慮し、今回はリフティングが 1 分程度で終わるよう、サンプル数  $s$  を 2048 個とした。

<sup>\*2</sup> <https://www.apple.com/jp/>

<sup>\*3</sup> <https://developer.apple.com/jp/xcode/>

<sup>\*4</sup> <http://www.openframeworks.cc/>

表 1 アプリケーションで収集したデータ

Table 1 Data of Collection

$a_x(n)$	加速度 x 軸方向の値
$a_y(n)$	加速度 y 軸方向の値
$a_z(n)$	加速度 z 軸方向の値
$j_x(n)$	躍度 x 軸方向の値
$j_y(n)$	躍度 y 軸方向の値
$j_z(n)$	躍度 z 軸方向の値
$J(n)$	$ j_x(n) ,  j_y(n) ,  j_z(n) $ の合計値
$P(\omega)$	J のパワースペクトル

#### 3.1 サンプリングレート

加速度を計測するサンプリングレートを考える上で、リフティング習熟者 3 人に 1 分間リフティングをしてもらい、リフティングのテンポを測定した。一分間に最もリフティングできた回数が 200 回で、1 回あたり 3.3Hz から 3.4Hz であることが分かった。標本化定理を考慮し、リフティングの運動周期を測定するには最低 6.5Hz 以上必要であると目安がついた。本研究ではこれを踏まえ、3 軸ともサンプリングレートを 30Hz とした。

#### 3.2 データ収集

前述のアプリケーションを用いて、リフティング習熟者のべ 30 人、初心者のべ 25 人のリフティングデータを収集した。ここで、習熟者と初心者の区別は、ボールを落とさずに 10 回以上連続でボールを蹴り続ける事ができる人を習熟者、そうでない人を初心者とした。被験者には、できる限りボールを落とさずに蹴り続け、ボールを蹴る部位は可能な限り足の甲を使うよう指示をした。測定の間、被験者にはスマートフォンを利き足のポケットに入れたまま、リフティングを行ってもらった。測定した全データの中、習熟者 2 人のデータにおいて、加速度データの欠損が見受けられた。これは iOS 側での処理遅延と考えられる為、これ以降のデータ分析には習熟者 28 人、初心者 25 人分のデータを使用した。

### 4. 特徴量の検討

収集したデータを基に、リフティングスキルの評価に用いる特徴量を検討した。表 2 に算出した全特徴量を示す。以下にその特徴量の算出方法を記述する。

#### 4.1 $j_x(n), j_y(n), j_z(n)$ から算出する特徴量

まず始めに  $j_x(n), j_y(n), j_z(n)$  から特徴量を検討した。リフティング習熟者と初心者の 3 軸躍度のグラフを図 1 に示す。習熟者の方が初心者に比べ z 軸座標の値が大きく変化している事が確認できる。これはボールを蹴る際に、最適なタイミングで一方向にのみ大腿部が運動している事を意味している。

そこで  $j_x(n), j_y(n), j_z(n)$  のそれぞれの合計の割合を

表 2 算出した特徴量  
Table 2 Feature Parameter

$V_j$	3 軸躍度の 3 軸成分の割合
$P_{MAX}$	パワースペクトル最大値
$F_1$	パワースペクトル最大値を与える周波数
$P_R$	共振性の度合い
$S_J$	躍度 $J(n)$ の合計
$\sigma_J$	躍度 $J(n)$ の標準偏差
$S_P$	パワースペクトル $P(\omega)$ の合計
$\sigma_P$	パワースペクトル $P(\omega)$ の標準偏差
$S_{PN}$	正規化パワースペクトル $P_N(\omega)$ の合計
$\sigma_{PN}$	正規化パワースペクトル $P_N(\omega)$ の標準偏差
$D_{PN}$	正規化パワースペクトル $P_N(\omega)$ の最大値の標準偏差

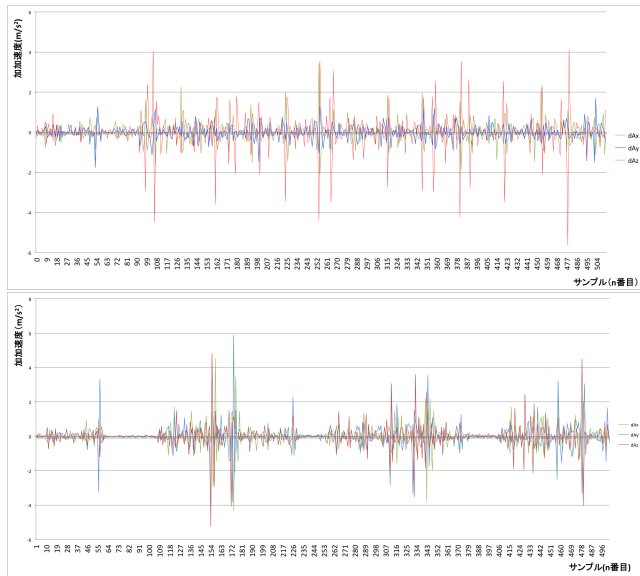


図 1 躍度 3 軸成分の値 . 上図 : 習熟者 . 下図 : 初心者  
Fig. 1 Jerk

特徴量とする  $V_j$  を次式で算出した .

$$V_j = \frac{R_{MAX}}{R_{min}} \quad (3)$$

$$R_{MAX} = \max\{R_{j_x}, R_{j_y}, R_{j_z}\} \quad (4)$$

$$R_{min} = \min\{R_{j_x}, R_{j_y}, R_{j_z}\} \quad (5)$$

$$R_{j_x} = \frac{\sum_{n=1}^s |j_x(n)|}{S_J} \quad (6)$$

$$R_{j_y} = \frac{\sum_{n=1}^s |j_y(n)|}{S_J} \quad (7)$$

$$R_{j_z} = \frac{\sum_{n=1}^s |j_z(n)|}{S_J} \quad (8)$$

#### 4.2 パワースペクトル $P(\omega)$ から算出する特徴量

次に、パワースペクトル  $P(\omega)$  から算出する特徴量を検討した。リフティング周期が 3.0Hz 程度、また低周波数帯にノイズが入ってしまう事を考慮して、今回データ分析で使用するパワースペクトル  $P(\omega)$  の周波数帯域は 0.4 から 5.0Hz とした。以降本論では特記しない限り、パワースペクトルの周波数帯域は 0.4Hz から 5.0Hz とする。

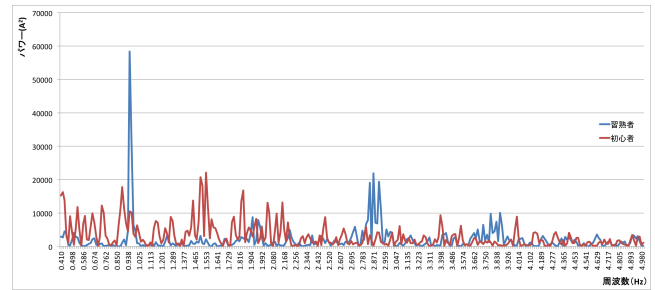


図 2 パワースペクトル . 青 : 習熟者 , 赤 : 初心者  
Fig. 2 The Figure of Power Spectrum

図 2 は習熟者と初心者のパワースペクトルを表している。青線が習熟者、赤線が初心者の  $J$  のパワースペクトルを示している。まず始めに注目すべきはパワーの最大値である。リフティング習熟者の値は、この例では  $60000[A^2]$  (A:振幅) である一方、初心者は  $20000[A^2]$  辺りである。このパワー最大値を  $P_{MAX}$  とし、一つの特徴量として利用する事にした。またパワー最大値  $P_{MAX}$  を与える周波数がリフティング時の運動周期を表していると考えられる。そこでパワー最大値を与える周波数  $F_1$  も一つの特徴量として利用する事にした。 $P_{MAX}$  及び  $F_1$  は以下の式で定義される。

$$P_{MAX} = \max\{P(\omega), \omega = 0.410, 0.425 \dots, 4.995\} \quad (9)$$

$$F_1 = \arg \max P(\omega) \quad (10)$$

また、リフティング習熟者のデータでは  $F_1$  の半倍周波数  $F_h$ 、2 倍周波数  $F_2$  にもパワーが集中している。これは両足でリフティングを行っている特徴と考えられる。そこで半倍周波数  $F_h$  のパワーと 2 倍周波数  $F_2$  のパワーから算出されるパワーをそれぞれ  $P_{MAX}$  と掛け合わせた値、 $P_{half}$ 、 $P_{double}$  を算出し、大きいほうの値を  $P_R$  として一つの特徴量とした。

$$P_R = \max\{P_{half}, P_{double}\} \quad (11)$$

$$P_{double} = P_{MAX} * P(F_2) \quad (12)$$

$$P_{half} = P_{MAX} * P(F_h) \quad (13)$$

加えて、パワーのばらつきやパワースペクトルの合計値に違いが見られると考え、パワーの合計値及び標準偏差を次式で求める事とした。

$$S_P = \int_{0.4}^{5.0} P(\omega) d\omega \quad (14)$$

$$\sigma_P = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{\omega=0.4}^{5.0} (P(\omega) - \frac{S_P}{s})^2} \quad (15)$$

#### 4.3 正規化したパワースペクトル $P_N(\omega)$ から算出する特徴量

$P_{MAX}$  の値が 1 になるよう、 $P(\omega)$  の値を正規化した値  $P_N(\omega)$  を算出する (式 16)。

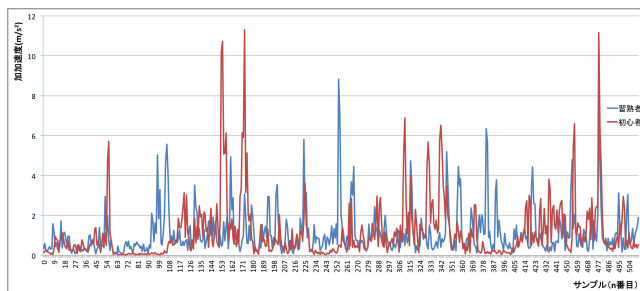


図 3 J の値．青：習熟者，赤：初心者

Fig. 3 Jerk

$$P_N(\omega) = \frac{P(\omega)}{P_{MAX}} \quad (16)$$

また，正規化する前と同様に，正規化したパワースペクトルにおいても，合計値  $S_{PN}$  と標準偏差  $\sigma_{PN}$  を

$$S_{PN} = \int_{0.4}^{5.0} P_N(\omega) d\omega \quad (17)$$

$$\sigma_{PN} = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{\omega=0.4}^{5.0} (P(\omega) - \frac{S_P}{s})^2} \quad (18)$$

より求める．さらに，最大値にパワーがどの程度集中しているかを表す特徴量の一つ算出するため，最大値の偏差値  $D_{PN}$  を

$$D_{PN} = \frac{1 - \overline{P_N}}{\sigma_{PN}} * 10 + 50 \quad (19)$$

で求めた．ここで  $\overline{P_N}$  は  $P_N$  の平均を表している．

#### 4.4 躍度の合成値 J から算出する特徴量

躍度の合成値 J のグラフを図 3 に示す．青線は習熟者，赤線は初心者の躍度の合成値 J の値を表している．習熟者は J の値のばらつきが小さいように見える一方，初心者の J の値はばらつきが大きいように見える．このばらつきは足の運びの規則性を表しており，例えば，突如 J が高くなっている箇所では，ボールの蹴り上げ運動を維持するために慌てて足を挙げたのではないかと考えられる．そこで J のばらつきを示す値を特徴量として，J の標準偏差を下式で求める事にした．

$$S_J = \sum_{n=1}^s J(n) \quad (20)$$

$$\sigma_J = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{n=1}^s (J(n) - \frac{S_J}{s})^2} \quad (21)$$

#### 4.5 2 値クラスでの考察

前章で算出した特徴量がスキル評価に用いる特徴量として適しているか確認するため，クラス分類を行い，その精度を k 交差検定法で確かめた．リフティングスキルに関して明確な評価基準はなく，習熟者が対象者の身体動作やリ

フティング回数を計測する等が一般的であり，客観的な評価が困難である．一方で習熟者と初心者については明快にそのクラス分けが主観的に可能なため，各特徴ベクトルのクラスには，習熟者がそうでないかの 2 値を事前にラベル付けした．クラス分類にはニューラルネットワークの多重層パーセプションを利用し，データマイニング用のフリーソフトウェア WEKA\*5 で 10 交差検定を行った．結果は 100%(F-Measure: 1) と非常に精度の高い結果を得た．

### 5. 課題・今後の展望

今回は，習熟者と初心者の 2 値クラスからリフティングスキル評価に適している特徴量を検討した．今後はこれらの特徴量を使って，リフティングスキルのスコアをつける特徴ベクトルや簡単な関数を作る予定である．またより適切なリフティング評価を行うために，今後はより細かいスキル評価を試す予定である．具体的には取得したデータのクラスタリングを行い，有識者の主観評価とクラス間の類似から有用な特徴量の決定やより詳細なスキルの点数化を行えるようにする．

一方で，他のスポーツトレーニングでも本研究と同様のアプローチでスキル判定を行うアルゴリズムを提案できると考えている．本研究では，運動周期や強さに着目して運動解析を試みたため，同様の特徴を持つスポーツ，例えば縄跳び，剣玉，フラフープなどのトレーニングにも応用できるのではないかと検討している．

### 6. 結論

本研究ではスマートフォンの加速度センサのみを用いてリフティングスキルの評価手法を検討した．収集したデータから特徴量を検討し，ニューラルネットワークによるクラス分類を行った．k 交差検定 (k=10) でクラス分類の精度を確認したところ，100%での識別を確認した．その結果を鑑みて，検討した特徴量がリフティングスキルと一定の類似を確認した．今後は，より信用性の高いスキル評価を行えるようにしたい．具体的にはより多くのリフティングデータを集めて，有識者複数人の主観評価とデータのクラスタリング結果からより最適な特徴量の検討を行う予定である．

#### 参考文献

- [1] 加藤佳祐，並木豊，戸辺義人，身体部位動作の相関性に基づくサッカーリフティング動作解析の試み，全国大会講演論文集，一般社団法人情報処理学会，2012-03-06，2012，1，P415-417
- [2] 崔 雄，関口 博之，八村 広三郎，モーションキャプチャを用いた居合道の熟練度に関する定量化，情報処理学会研究報告．人文科学とコンピュータ研究会報告 2008(100)，39-44，2008-10-11

\*5 <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

- [3] 佐藤 拓未他, アスリート用トレーニング支援システムの開発電子情報通信学会技術研究報告. MBE, ME とバイオサイバネティクス 110(460), 75-80, 2011-02-28 一般社団法人電子情報通信学会
- [4] 谷川 智宏, 太田 茂, 長尾 光城, 宮川 健, 携帯型 3 軸加速度計を用いた歩行状態の計測: 加速度による加齢の影響の評価川崎医療福祉学会誌 12(1), 103-107, 2002
- [5] Igor Pernek, Gregor Stiglic, and Peter Kokol. 2012. How Hard Am I Training? Using Smart Phones to Estimate Sport Activity Intensity. In Proceedings of the 2012 32nd International Conference on Distributed Computing Systems Workshops (ICDCSW '12). IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, 65-68. DOI=10.1109/ICDCSW.2012.34 <http://dx.doi.org/10.1109/ICDCSW.2012.34>
- [6] Yuichi Fujiki. 2010. iPhone as a physical activity measurement platform. In CHI '10 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '10). ACM, New York, NY, USA, 4315-4320. DOI=10.1145/1753846.1754146 <http://doi.acm.org/10.1145/1753846.1754146>
- [7] 小林 裕一, 大谷 淳, 身体動作解析による感情要素の抽出に関する考察電子情報通信学会技術研究報告. HIP, ヒューマン情報処理 106(143), 97-102, 2006-06-29
- [8] James F. Knight, Huw W. Bristow, Stamatina Anastopoulou, Chris Baber, Anthony Schwirtz, and Theodoros N. Arvanitis. 2007. Uses of accelerometer data collected from a wearable system. Personal Ubiquitous Comput. 11, 2 (January 2007), 117-132. DOI=10.1007/s00779-006-0070-y <http://dx.doi.org/10.1007/s00779-006-0070-y>