



## 挙上動作に基づく予期重量の推定

服部嗣生<sup>1)</sup>, 板井俊樹<sup>2)</sup>, 牧野泰才<sup>1,2)</sup>, 篠田裕之<sup>1,2)</sup>

1) 東京大学 情報理工学系研究科 (〒 113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1, hattori@hapis.k.u-tokyo.ac.jp)

2) 東京大学 新領域創成科学研究科 (〒 277-8561 千葉県 柏市 柏の葉 5-1-5, hattori@hapis.k.u-tokyo.ac.jp)

**概要:** 触覚の錯覚に関する研究の中では把持物体の重量に対する錯覚が多く知られている。このような触覚錯覚における評価は主に、心理物理実験などによる主観的評価によってなされることが多い。仮に挙上時の身体動作に基づいた重さ推定が可能になれば、触覚錯覚の効果の定量評価が期待できる。本研究では実際に挙上する前に人が想定する重量を予期重量と定義し、実際の重量と予期重量との差を挙上動作の骨格情報を用いて学習した。結果として学習データに含まれない未知被験者において予期重量より実際の重量が軽いか重いかを推定できることを示す。

**キーワード:** 重さ錯覚, 重さ推定, 機械学習

### 1. 緒言

触覚の錯覚に関する研究の中で、把持物体の重量に対する錯覚が多く知られている。Size-weight illusion や Color-weight illusion など、対象物体の見た目の大きさや形状によって人が知覚する重さに変化する [1]。このような触覚錯覚における評価は主に、心理物理実験などによる主観的評価によってなされることが多い。

このような錯覚においては、見た目によって想像する重量と、実際の重量との間に差が生じることになる。ここで、実際に挙上する前に人が想定する重量を「予期重量」と呼ぶことにする。このような錯覚では、予期重量と実際の重量との差があるため、挙上動作の変化にそれが反映される可能性がある。

本研究では、事前に予期重量を設定してから重量物体を挙上する動作を行ってもらい、その身体動作情報から予期重量と実際の重量との差を推定できるかどうかを検証する。挙上動作に基づいて予期重量との差が推定できれば、触覚錯覚の効果の定量評価する場合に活用できると期待される。

これまで、ものを持ち上げたときの物体の重量を身体動作から推定するという先行研究がある [2]。本研究ではこの推定システムを応用し、挙上物体と予期重量との差の推定を行う。具体的には、まず基準となる重量の物体を挙上してもらい、基準としては3種類の重量を用意した。次に、重量の異なる、あるいは基準と同じ重量のテスト物体を挙上してもらい、そのときに「基準物体と同じ重さであると思って持ち上げてください」という指示を出した。これにより、基準物体に比べて、同じ/重い/軽いという予期重量条件をランダムに設定する。これ以降、常に一つ前の挙上動作を基準として、同じように挙上動作計測を行いデータをモーションキャプチャにより計測した。このようにして計測された動作情報を利用し、実際の重量と予期重量との差を学習した。結果として、学習に利用していない被験者の動作から予期重量との差を推定した場合、すべての被験

者において実際の重量よりも予期重量が軽かったのか重かったのかを推定できることが確認された。

### 2. 重量推定システムの構築

#### 2.1 挙上動作の計測

本実験での挙上時の様子を図1に示す。本研究では、被験者の動作について、関節上に配置された21個のマーカをOptiTrackを用い100fpsで計測した。21点の関節座標から、先行研究 [3] を参考に各胴体部位の質量比を仮定し、重心の3次元座標を算出した。

挙上物体としてスーツケースを用いた。同一のスーツケースを3つ用意し、中に入れるおもりを変化させることで、見目が同一で質量が異なるようにした。スーツケース自体の質量は3.8kgであり、2kgのおもりを利用して、3.8kg、

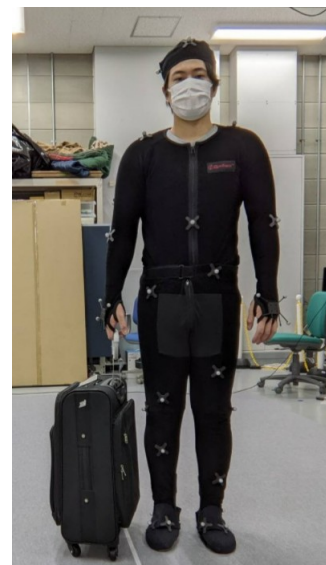


図 1: 挙上準備姿勢

5.8kg, 7.8kg の3種類の重量条件を実現した。以降, 3.8kg のスーツケースを「軽」, 5.8kg のスーツケースを「中」, と 7.8kg のスーツケースを「重」と表現する。被験者は図1のように利き手側にスーツケースを置くように直立し, スーツケースを上を挙上する。

このようにして計測されたデータを, 解析に適切なデータとなるように前処理を行った。まず, 計測フレームレートが一定ではなかったため, すべての骨格座標データを線形補間し 100fps となるようにリサンプリングを行った。また各試行で座標の原点と向きが同一になるように座標の回転と平行移動を行っている。

## 2.2 重量推定のニューラルネットワーク

ニューラルネットワークへの入力として, 今回は身体重心と手の座標を利用することとした。重心については, 質量推定ではなく動作予測に関する研究ではあるが, 許らによって, 身体動作において動作の準備段階で重心の移動と予測精度の関連性が強いことが示されている [4]。挙上動作においても重心に特徴的な動きが生じると考えた。また, 挙上された物体の挙動も, 予想重量との差で違いが現れると考え, 挙上する手の軌跡も学習に取り入れることとした。

学習モデルには6層の全結合型のニューラルネットワークを用いた。骨格の各関節は3次元座標で表されているため, 入力は2(箇所) $\times$ 3(次元) $\times$ 100(フレーム) = 600次元のベクトルとなる。出力は予想重量と実際の重量との差である。活性化関数は ReLU 関数を用いた。損失関数は MSE を用いた。パラメータ更新の最適化手法は Adam を用いた。また Batch Normalization と Early Stopping を用いた。

## 3. 実験

実験には10代と20代の男性被験者7名が参加した。各被験者は見た目に差のない3種類の質量の物体を持ち上げる動作を複数回行い, その様子を計測した。持ち上げ方手順としては以下になっている。

- (1) ランダムに3つのスーツケースのうちの一つを置く
- (2) 被験者はモニターに正対した状態で挙上対象を把持し, 挙上準備をする。このとき被験者は直前に挙上したスーツケースと同一の重量であることを期待して挙上するように指示が出されている。
- (3) モニターに3秒前から1秒間隔でカウントダウンの数字が表示される。
- (4) モニターに挙上開始の合図が表示されると同時に被験者は挙上を開始する。
- (5) 1秒以内に挙上動作を終え, 挙上状態で静止した後を下ろす。
- (6) (1)に戻って繰り返す。

挙上動作の開始タイミングはスクリーン上のカウントで指示をしていたが, 実際の持ち上げ開始時刻が被験者ごとに異なっていたため, 挙上側の手が静止状態から上方に2cm

動いた瞬間を動作開始時刻とし, 動作開始から1秒間に対応する100フレームを入力として用いた。

表1にスーツケースの重さ変化の頻度を示す。直前に挙上したスーツケースをX, 実際に挙上したスーツケースをYとしたときを(X $\rightarrow$ Y)というラベルで表現している。この表の頻度になるように, 一人の被験者あたりランダムに72回の挙上を行った。XとYが同じ重量の条件もあるため, 今挙上しているスーツケースが, 一つ前の物と同一かどうか判別できないように, 同一の条件の場合であっても毎回スーツケースを交換した。

未知被験者に対する予想重量と実際の重量との差の推定を行うために, 7人の被験者データの内6人のデータを学習データとし, 残りの1人のデータをテストデータとして回帰推定を行った。これを7人全ての被験者に対し行った。

予想重量と実際の重量との差の正解ラベルは以下のように設定した。

1. (軽 $\rightarrow$ 重) が+4kg
2. (軽 $\rightarrow$ 中) と (中 $\rightarrow$ 重) が+2kg
3. (軽 $\rightarrow$ 軽) と (中 $\rightarrow$ 中) と (重 $\rightarrow$ 重) が0kg
4. (重 $\rightarrow$ 中) と (中 $\rightarrow$ 軽) が-2kg
5. (重 $\rightarrow$ 軽) が-4kg

## 4. 結果

### 4.1 計測された重心の軌跡

いくつかの試行について, ある被験者の挙動における重心の軌跡を図2, 3に示す。ここで各軸は重心の座標を表す。色の薄い右下の位置が挙上開始時の重心位置であり, x座標が増す方向が被験者の右手の方向である。色が濃くなるにしたがって時間が経過していることを示す。

すべての被験者において, 挙上時の大まかな傾向は同じであった。つまり, 重量物体を挙上するために上半身を逆側に倒しながら持ち上げる様子が計測され, それが重心の揺動としてグラフのように計測された。

図2より, (重 $\rightarrow$ 重) と (軽 $\rightarrow$ 重) を比較した場合, つまり, 重いと予想してその予想どおりの重量のものを持ち上げた場合と, 軽いと予想して予想した重量よりも重い物体を持ち上げた場合, (軽 $\rightarrow$ 重) のときには, 持ち上げ始めてすぐに重心の傾きが不連続に曲がる点 ( $x = -0.008$  あたり) があることが確認できた。

逆に図3より, (重 $\rightarrow$ 軽) と (軽 $\rightarrow$ 軽) を比較した場合には, (重 $\rightarrow$ 軽) の方が軌道の傾きが小さくなっていることがわかる。つまり, 重い物体を持ち上げようと, 予備動作として大きく上半身を傾けて準備をしていたことが確認できる。

図4, 5は, それぞれの実際の挙動を示したものである。図4からは, 同じ重量の物体を挙上しているが, 挙上する手の最終的な到達高さが異なることが確認できる。図5でも同様に同じ重量の物体を持ち上げたときの比較であるが, 手の上昇タイミングが異なり, (重 $\rightarrow$ 軽) 条件の方が, 早いタイミングで挙上側の手が上昇していることが確認できる。

表 1: 各被験者のラベルごとの計測回数

ラベル	(軽→軽)	(軽→中)	(軽→重)	(中→軽)	(中→中)	(中→重)	(重→軽)	(重→中)	(重→重)
試行回数	12	6	6	6	12	6	6	6	12

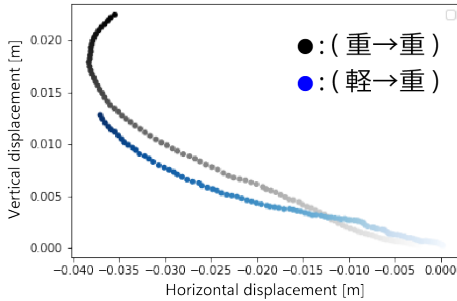


図 2: (重→重) と (軽→重) の重心の軌道の比較

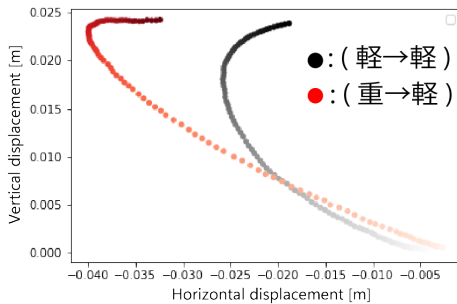


図 3: (軽→軽) と (重→軽) の重心の軌道の比較

このような挙動は、必ずしもすべての被験者について同様に出ているというわけではないが、少なくとも同じ重量の物体を挙上しているときでも、予期重量の違いにより重心の挙動や手の運動に変化が現れることが確認できた。これをニューラルネットワークの入力として利用する妥当性をこのようにして検証した。

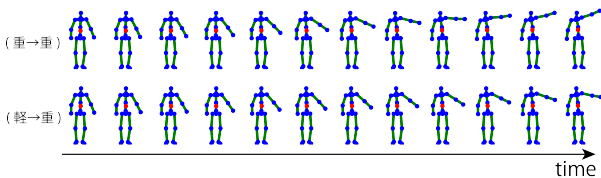


図 4: (重→重) と (軽→重) の挙上動作の比較  
 挙上開始から 1 秒間の骨格情報を時系列順に並べた。  
 (軽→重) では (重→重) の場合より挙上側の手の最高到達点が低いことがわかる。

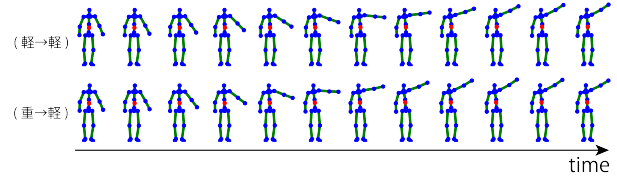


図 5: (軽→軽) と (重→軽) の挙上動作の比較  
 挙上開始から 1 秒間の骨格情報を時系列順に並べた。  
 (重→軽) の方が (軽→軽) の場合より早いタイミングで挙上側の手が上昇していることがわかる。

4.2 推定結果

図 6 はテストデータとして、ある一人の被験者を利用したときの推定結果である。横軸は予期重量と実際の重量との差を示す。用意した予期重量との差は-4kg から 2kg 刻みで+4kg までの 5 つであるため、横軸に対しては離散的な値となる。縦軸は推定結果であり、こちらは回帰として連続値として出力できるようにしたため、平均と標準偏差で表現されている。

橙色の直線は予期重量と実際の重量の差の推定が正解ラベルと同一になる場合の理想的な直線を表す。青色の点は各正解ラベルに対応する推定結果の平均を、緑色の線は各正解ラベルに対応する推定結果の標準偏差を表す。

本結果は、7名の被験者の結果の中で最もよく直線に乗った結果を示したものである。理想的な直線と同様に右肩上がりに推定されることが確認できた。他の被験者をテストデータとして用いた場合でも同様に、予期重量が実際の重量より重いほど重く、軽いほど軽いと推定される傾向が見られた。ただし、推定誤差が大きかったり、ばらつきがこの結果よりも大きい被験者も見られた。

5. 考察

先行研究において、挙上物体の重量を推定するときには個人ごとの挙上動作の差が大きく、汎用的な学習モデルの作成が難しかったという報告があった。これは被験者ごとの筋肉量や体格などの違いにより、挙上動作に個人差が大きく反映されたものと考えられる。

一方、今回予期重量との差を推定するという形にしたことで、挙上前の準備に対する入力の違い、という形で、挙上動作に変化が現れた。実際の重心移動の推移を見ると、基本的には予期重量が重いほど上半身を傾かせて持ち上げやすく準備しているのに対して、持ち上げ始めて実際の重量が予期重量より重ければ途中で傾きを変え調整し、軽ければそのままの勢いで持ち上げてしまってから後で重心が中

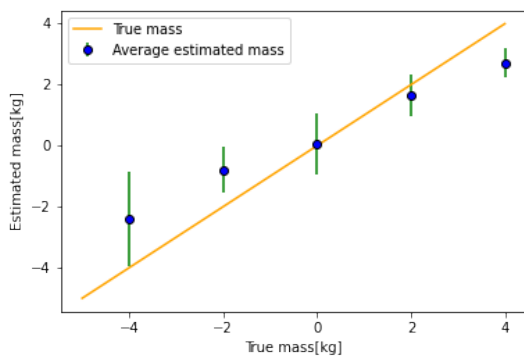


図 6: 一人の被験者の予期重量と実際の重量との差の推定結果

心側に大きく戻ってくる、というような挙動をしているように観察された。これは、個人差に比較的依存しにくい特徴であり、今回の結果のように、6名と少ない被験者のデータでの学習でも、未知被験者の予期重量との差を推定できるという結果につながったと考えられる。

ただし、推定精度については各被験者によってばらつきが大きく、予期重量との差を必ずしも定量的に推定できる精度ではなかった。被験者によって重心や挙上側の手の軌道の変化が予期重量の変化に対してばらつきがあったからだと考えられ、今後の研究課題である。

この精度がどの程度向上するかは今後のさらなる研究が必要となる。例えば今回のデータセットでは、 $\pm 0$ となるデータの量が他の条件よりも多かった。その結果、学習器としては平均である0と推定したときに誤差が小さくなるため、正解に対応するラインに対して推定値の傾きが小さくなってしまったと考えられる。これは、今回の結果以外の被験者でも同様の傾向であった。条件間のデータ数を適切に設定することで、精度が向上する可能性がある。

本研究の応用として、各種の重さ錯覚について、対象の大きさや色などの見た目から感じられる予期重量と実際の重量との差が挙上動作に現れると考えれば、錯覚の強さについて、被験者の主観を含まない量で評価できる可能性がある。今回は2kg刻みの3種類の重さで比較したが、予期重量との差がより小さいときにどの程度推定が可能であるかは今後の検証が必要である。

## 6. 結言

本研究では物体の挙上動作の骨格情報から予期重量と実際の重量の差の推定可能性を検証した。まず挙上動作における骨格情報を観察すると、予期重量と実際の重量との差が重心や挙上物体の軌道に影響を及ぼしていることが分かった。実際に、変化の生じた重心と挙上側の手の骨格情報を用いることで、未知被験者の予期重量と実際の重量との差を推定することができた。推定精度には個人差があったが、予期重量と実際の重量のどちらが重いのか、もしくは軽い

のかといったレベルの比較はできる精度であった。このような手法は、主観的評価に頼っていた触錯覚に関する研究において、客観的評価指標として利用できるかと期待される。

## 謝辞

本研究は科研費（基盤 B）21H03479 の支援を受けた。

## 参考文献

- [1] Susan J. Lederman and Lynette A. Jones : Tactile and haptic illusions, IEEE Transactions on Haptics, Vol. 4, pp. 273–294, 2011.
- [2] Tomoki O. and Yasutoshi M. and Hiroyuki S. : Weight Estimation of Lifted Object from Body Motions Using Neural Network, Haptics: Science, Technology, and Applications, pp. 3–13, 2018.
- [3] Park, SB., Kim, SY., Hyeong, JH. et al. : A study on the development of image analysis instrument and estimation of mass, volume and center of gravity using CT image in Korean, J Mech Sci Technol, Vol. 28, pp. 971–977, 2014.
- [4] Chaoshun X., Masahiro F., Yasutoshi M., and Hiroyuki S. : Investigation of Preliminary Motions from a Static State and Their Predictability, J. Robot. Mechatron, Vol. 33, pp. 537–546, 2011.