Public Figures as Training Material for Error-less Learning for MCI

Yuan Ma, Kecheng Lai, Tsutomu Fujinami
Japan Advanced Institute of Science and Technology,

Abstract

Error-less learning (EL) refers to a learning method without experiencing errors during learning process. Some have proven that the training through EL can improve the memory function of people who exhibit mild cognitive impairment (MCI) and also that of people in early stage of dementia (PwD). There is however an issue in deploying the learning method, namely, participants are often not interested to take part in the training. In this study, we introduce masks of public figures to the learning method to motivate target users to take part in the training to improve their memory.

Key words

Mild Cognitive Impairment, Error-less learning, Cognitive training, Memory rehabilitation, Face-name association

1. Introduction

Mild Cognitive Impairment (MCI) can be early symptoms of dementia (Nordlund et al., 2005). It can also be seen as a transition from a normal condition to an early stage of dementia (Petersen and Negash, 2008). People exhibiting MCI are most likely to suffer from dementia in near future (Petersen, 2011; Gauthier et al., 2008). Others point out that people exhibiting MCI will be demented for a year with the possibility from 16 to 41% according to Kurz et al.(2009).

Cognitive training aims to improve the cognitive function of the elderly with dementia or MCI. Some studies found that error-less learning (EL) may help them to improve the function of working memory more effectively than other types of learning methods such as errorful learning (EF) (Kurz et al., 2009; Akhtar et al., 2006; Hyer et al., 2015; Roberts et al., 2016).

Learners can complete some task with fewer errors when the learning program is designed

based on EL method. Participants are presented a target with some clue in a training for memory rehabilitation. Participants are then asked to remember the target with the clue. Participants are examined to see the effects of training with a cued test, where they are asked to recall the target along with the clue. They are further asked to recall targets without clues when the rehabilitation training ends to investigate the effect of training (Baddeley and Wilson, 1994; Akhtar et al., 2006; Roberts et al., 2016;).

The ways the targets shown to learners are different between the error-less learning (EL) and the errorful learning (EF). Participants are shown targets with associated clues when the learning program is designed based on EL, but they are only shown clues and are forced to conjecture the associated targets with them when it is designed based on EF The following example illustrates how these two methods are different by referring to the findings by Akhtar et al.'s (2006). The researcher gives a subject 'WA' as clue, which is the first two letters of the target word,

'WATER'. The experimenter tells him under EL condition, "I am thinking of a word beginning with 'WA' and the word is 'WATER'". He tells under EF condition, "I am thinking of a word beginning with 'WA'. Can you guess what it is?"

The effect of training usually is better under the condition of EL than that of EF. Akhtar et al.(2006) summarized the advantages of training based on EL in three aspects. Firstly, EL always results in positive performance than EF. Secondly, EL allows learners to feel a higher degree of self-efficacy than EF does when those two methods are applied to the memory task. Learners feel more benefited from EL than from EF. Thirdly, the effect of training can be transferred to other tasks when they are trained under EL condition, namely, they can apply better what they learnt to deal with unfamiliar tasks, resulting in acquiring new items of information.

2. Hypothesis and originality

The training effect of EL on MCI participants is significantly positive. However, people exhibiting MCI may be resistant to EL training due to uninteresting topics for training such as word lists or the face-name association (Clare et al., 1999; Akhtar et al., 2006). EL training may be more acceptable and effective for them if materials used are more familiar to them.

The present study aims to make targets of memory task attractive to trainee to encourage them to engage in a training based on the result by Akhtar et al. (2006). We discuss whether the effect of training, that is, the improved memory, may last for a while when the participants remember things for other occasions. We employ masks depicting public figures, which influence people

positively, because they always seem to be more attractive than ordinary people or unfamiliar caregivers when they try to associate a face with a name and vise versa. Furthermore, wearing masks on face may be more interesting than the conventional way for presentation with pictures or words when the experimenter presents targets to participants.

We hypothesize that using interesting objects such as masks for training may result in a successful outcome consistent with the findings by Akhtar et al.'s(2006) in real life situations. Participants will also be examined for their attitudes towards the training through post-test interviews and we expect positive feedbacks from participants.

3. Method

3.1 Participants

Twenty MCI patients living in nursing homes will be selected. The experiment is planned by following an approach called within-subjects design (WSD).

3.2 Material

3.2.1 Public figures

We collected photos of famous Japanese, who give us positive impressions. Selected public figures are supposed not to be familiar with participants. Eventually, no less than 40 public figures are employed as memory targets, and are categorized into four groups, each group of which contains at least ten figures. Two groups are used as materials for EL training and two other groups are used as materials for training under EF condition. The photos are printed on films to produce masks with MIMAKI UJF-3042HG printer (Figure 1) and Forming 690 Forming Machine (Figure 2).

The masks are used for our experiment of memory where subjects are asked to associate a face with a name. The faces of public figures are used as clues to remember names as target.



Figure 1. MIMAKI UJF-3042HG



Figure 2. Forming 690

3.2.2 Judgement of Learning (JoL)

JoL is composed of a question and scoring standard that taken from Akhtar et al.'s(2006) design. In this session, participants will be asked to evaluate their own performance by valuing it with a numeric figure, from 0% to 100%, where 0% means unlikely while 100% is likely to apply for their judgment. Their evaluations will be kept for further reference.

3.2.3 Post-test interview

The questions for the post-test interview are about the evaluation of this experiment. The questions are typically "Please briefly talk about your views on this cognitive training", "Do you think it is fun or boring?", "Do you think you can benefit from it?". We also ask them whether they prefer EL or EF training.

3.3 Procedure

Each presentation is a trial. A learning task

consists of 10 trials. Participants perform a task every day. The entire learning process takes 4 days, in which EF and EL tasks are performed alternately every other day. Each task takes about 60 to 90 minutes.

3.3.1 Presenting Targets

The experimenter wears a mask of public figure in the presenting session and appears in front of the participants. Under the FL condition, participants are directly informed of the name of public figure, where the experimenter says "Hello, look at me, I'm Saburo Kitazima (a instance of public figure)", for example. Under the EF condition, participants are encouraged to guess the name of person, where the experimenter says "Hello, look at me, do you know who I am?", for example. The associated face is shown in Figure 3. Participant are informed of the correct answer if they fail to guess three times who he is.



Figure 3. The face of Saburo Kitazima as mask

3.3.2 Learning

Participants are asked to write down a name on a sheet of paper and to turn it over in case they see it again after each time they are presented a face to associate it with a name.

3.3.3 Judgement of Learning (JoL)

After each trial, participants are invited for self-evaluation about learning effect.

3.3.4 Cued recall

After each daily task, participants take a cued recall immediately, which represents the learning effect of that day. Participants are

presented ten masks, each of which depicts a public figure in this task and invited to write names of people whose faces are depicted with these masks. Participants are not forced to make a guess when it is difficult for them to remember a name.

4. Data collection

Data are collected the following way. Firstly, collect participants' JoLs in each trial. Secondly, collect the cued recall accuracy that are calculated after each training task. Finally, collect post-test interviews of self-evaluation, which are regarding participants' attitude towards this experiment.

5. Discussion

5.1 Expected results

We expect that collected data will allow us to observe training effects of this experiment. Firstly, the accuracy of cued recalling task indicates the effect of training on the day, which is measured by increased degree of associations between faces and names. The accuracy is also considered to represent the prime effect of training. The accuracy under EL condition is expected significantly better than that under EF condition. Secondly, the judgement of learning (JoL) is a self-report by participants, which shows the effect of self-evaluation of training. This result is combined with accuracy of cued recalling task and we analyze whether the self-evaluation is consistent with actual effects. JoL is also considered in discussing whether the participants themselves are convinced of the effects they have experienced in the training. We expect that participants will report that they consider their performance improved better under EL condition than under EF condition. Ιf both accuracy

self-evaluation under FL condition is significantly better than under EF, then the new materials employed in this experiment can be considered to have led to similar effects of training as reported by Akhtar et al.'s(2006).

The outcome from the post-test interview is expected to be promising because the contents in this evaluation are around engagement of training, and a positive feedback indicates that the employed training materials are attractive to participants.

5.2 Limitation

The present experiment is based within-subject design (WSD), namely, participants take part in both EL and EF trainings alternately. Therefore, interference may happen on training effects across two conditions if extensive training effects migrate from one to the other. For instance, assume that participants are trained by EL method on the first and the third day while they are trained by EF method on the second and fourth day. The effect observed on the fourth day may be due to the EL method carried out in preceding days. A similar issue also exists in the study by Akhtar et al.'s(2006), which is mainly caused due to the characteristics of WSD. Between-subject design (BSD) may solve the above issue by employing two groups of participants that correspond to different conditions respectively, say, EL and EF in this case.

Furthermore, BSD may also solve the baseline issue by employing two groups that correspond to different material conditions like between masks and pictures, letters or other traditional presenting way, which is not discussed in this study. Therefore, we cannot conclude whether the effect of training using

public figures masks is better than the other training carried out under the same conditions except of materials. This study can be extended in future to study the long-term effects of mobility if collected data support

our hypothesis and if trainee can improve their memory for the face-name association task through the training method explained above.

References

- Akhtar, S., Moulin, C. J. A., and Bowie, P. C. W. (2006). Are people with mild cognitive impairment aware of the benefits of errorless learning? *Neuropsychological Rehabilitation*. **16(3)**. 329-346.
- Baddeley, A., and Wilson, B. A., (1994). When implicit learning fails: Amnesia and the problem of errore limination. *Neuro psychologia*. **32(1)**. 53-68.
- Clare, L., Wilson, B. A., Breen, K., and Hodges, J. R. (1999). Errorless learning of face-name associations in early Alzheimer's disease. *Neurocase*. **5(1)**. 37-46.
- Gauthier, S., Reisberg, B., Zaudig, M., and Petersen, R. C. (2008). Mild cognitive impairment. *The lancet*. 367-9518 15 21.
- Hyer, L., Scott, C., Atkinson, M. M., Mullen, C.
 M., Lee, A., Johnson, A., and Mcckenzie,
 L. C. (2015). Cognitive training program to improve working memory in older adults with MCI. *Clinical Gerontologist*.

- Kurz, A., Pohl, C., Ramsenthaler, M., and Sorg C. (2009). Cognitive rehabilitation in patients with mild cognitive impairment. *International Journal of Geriatric Psychiatry.* **24**. 163-168.
- Nordlund, A., Rolstad, S., Hellstrom, P., Siogren, P., Hansen, S., and Wallin, A. (2005). The goteborg MCI study: mild cognitive impairment is a heterogeneous condition. *Journal of Neurology, Neurosurgery, and Psychiatry.* **76**. 1485-1490.
- Petersen, R. C., and Negash, S.(2008). Mild Cognitive Impairment: an overview. *CNS spectrums*. **13**. 45-53.
- Petersen, R. C. (2011). Mild cognitive impairment. *New England Journal of Medicine*. 364-23.
- Roberts, J. L., Anderson, N. D., Guild, E., Ann Cry, A., Jones, R. S. P., and Clare, L.
- (2016). The benefits of errorless learning for people with amnestic mild cognitive impairment. *Neuropsychological Rehabilitation*.

アンダースロー投手の新たな優位点の発見に向けて -打者からの投球の見えの実験的検討-

Toward finding new advantages of a submarine pitcher

-An experiment on appearance of a pitched ball from a batter's perspective-

櫻井豊 鳥居拓馬 日髙昇平 1

Yutaka Sakurai¹, Takuma Torii¹, Shohei Hidaka ¹

¹ 北陸先端科学技術大学院大学 ¹Japan Advanced Institute of Science and Technology

概要:本研究では、アンダースロー投手の新たな優位点の発見を目指して打者の観点からの投球の見えを実験的に検討する. 発見手法の第一歩として Unity を用い投球シーンを再現した動画を作成し、アンダースローとオーバースローそれぞれの投球法に対して、打者の手元を通過する球の位置の予測にどれほど差が生じるかという実験を行う.

1. はじめに

近年プロ野球の世界では、セイバーメトリクス^山という野球ゲームの統計データの分析やバイオメカニクスによる身体データの分析により、従来の経験型の野球からデータ駆動型の野球に変わってきている。これにより、対戦回数が少ない選手に対しても対策がとれるようになった。また、数値化されることで選手の特徴や得意・苦手を発見しやすくなった。このことにより、打者は慣れていない投手に対しても対応できるようになり、投手は慣れない打者であってもその打者の苦手な球種・コースに絞って投げるようになった。

その結果、オーバースローが主流になる一方で、アンダースロー投手は急激にその数を減らしている. 過去には人数は多くはなくとも、数十人のアンダースロー投手が日本プロ野球界に存在していた. しかし、近年は急激に数を減らし、2018年ではプロ野球(NPB)で活躍する選手は 3 人のみになっている. その原因としては、左打者の増加やセイバーメトリクスに基づき対策されるようになってことや、指導者不足によりそもそも教わる方法が少ないことなどが挙げられる. しかし、アンダースローにはアンダースローにしかできない特徴や潜在的な利点[2]がある

ため、著者らは、アンダースローは過去の遺産としてしまってはいけないと考えている.

過去の先行研究では、投球動作の分析に関する研究 ^[3]はされているが、ほとんどがオーバースローを前提とした内容である。また、アンダースローに関する動作分析の研究^[4]もあるが、ほとんどが障害や疲労に関する内容あり、他の投球動作と比較したときのアンダースローの優位点に関する研究は未だされていない。そこで我々は、他の投球動作とアンダースローを比較して実験を行うことが必要であると考えた。

以下,近年野球の統計量として利用されているセイバーメトリクスを紹介し,統計データ分析の観点からの検討の可能性,およびバーチャルリアリティ(VR)空間を利用した投球動作の見えの実験について述べる.

1.1. セイバーメトリクス

セイバーメトリクスとは、統計による分析から選手の評価や戦略を考える分析手法である.この指標を用いることで、客観的な分析が可能となり、定量的に選手の良し悪しが見積もれるようになった.この指標を利用することで、選手の今後の成績予測や

苦手分析が可能になり、アンダースローの長所が新たに発見しやすくなると考える.

近年では野球を観戦する側にもよく知られるようになり、選手が活躍するかどうかの指標にUZR(Ultimate Zone Rating)や OPS(On-base plus slugging)などのセイバーメトリクスの指標を用いて議論されることが多くなった。これにより、野球を数値により分析しやすくなり、楽しみ方が増えたとも考えられる。

問題点は、セイバーメトリクスだけだと、過去の成績を統計にしているので、未来の予測が可能ではないということである。実際に、去年のプロ野球においてもセイバーメトリクスによる指標が参考にならない選手が生じた。そこで、機械学習による分析手法を分析手段の候補として次に考える。

1.2. 機械学習

近年では、様々な分野で機械学習を使用した分析が話題になっている. そこで我々も野球のデータ分析にこうした機械学習の分析手法が利用できるのではないかと考えた.

機械学習を使用することで、投手の過去の成績、 打者の過去の成績から最も打たれないであろう配球 を AI が分析し、実践することが可能になる。また、 投手の投球コースや配球の平均値も利用することで、 より詳細な優位性が発見しやすくなる。この機械学 習を使用することで、打者に"慣れさせない投球法" または"慣れていても打てない投球法"を発見する ことが可能になる。この手法により、配球面に関し ては AI が考えてくれるので、アンダースローの優位 点が発見しやすくなると考える。

課題としては、プロ野球(NPB)の場合、アンダースロー投手自体が少なく、更に一部のデータしか公開していないため、十分な投球データ得られないことである.従って、投球動作のデータを得る方法の一つとして、VR 空間を用いて投球動作の見えを再現する実験について考える.

1.3. VR 空間

近年では VR (仮想現実) を使った動作研究がある. また、 $VIVE^{[5]}$ や $Oculus^{[6]}$ などによる VR ヘッドセットが登場したことにより、VR 空間を気軽に体験・分析しやすくなった. 最近のプロ野球でも、特に DeNA という野球チームが VR を用いた練習法を取り入れているので、実用性も十分にあると考えている.

VR を使った研究は、シミュレーションと組み合わせることで、実際の投手なしでもさまざまな投球パターンを試せるという利点がある。この利点は、投手頻度の少ないアンダースローの利点を調べるの

に適している.

一方で、VR 実験の課題の一つは、 VR 空間を用いた際には装置の重量やバットの重量の現実との違いの問題で実際の打席との相違点は必ず発生してしまうので、その差をどれだけ埋められるかどうかである.

2. 研究目的

以上の投球動作の分析方法の利点等を踏まえて,本研究では VR とシミュレーションを用いて,アンダースローの利点を探究する.本研究では,VR を用いて投球シミュレーションを行い,打者の反応の違いを調べることで,投球の違いがバッティングに及ぼす影響を明らかにすることを目的とする.また,様々な投球の中からアンダースローに着目し,アンダースローと他の投球を比較したときのバッティング成績からアンダースローの優位性を新たに発見することを目的とする.

3. 仮説

アンダースロー投手,渡辺俊介氏はその著書^[2]でアンダースローの利点に関する仮説を述べている.渡辺氏によると,アンダースローの利点は他の投球法にはない浮き上がる球を投げられること,また,投球中に間を作ることにより打者のタイミングを外しやすいことがあると述べている.一方で,リリースポイントの低さは重要とは限らないとも述べている.

我々はこの仮説に加え、球の落差がアンダースローの優位点になるのではないかという仮説を立てた.アンダースローは下から投げることにより浮き上がるように見えるが、実際にはボールはマウンドから打席までの距離 18.44m の間に上がってから落ちている.ボールの落ちる方もうまく使い、落差の高低と配球の高低を自在に使い分けることで、打者は変化球、速度だけでなくボールの高低差も考えなくてはならなくなり、思考の要素が増え、その結果打者がボールをとらえにくくなると考えた.そこで我々は、以下のような予備実験を計画した.

4. 予備実験

予備実験では、アンダースローの方がオーバースローより球軌道の予測精度にずれが生じるかどうかを確認する。実験条件は、オーバースローとアンダースローの二種類を比較する。ボールの初期条件は色々変えるが、空気抵抗なしを仮定し、ボールの軌道は放物線に従うとした。また、マウンドから打席までの距離はプロ野球仕様の18.44mとした。将来的には空気抵抗を考慮し、より現実に即した投球シミ

ュレーションを用いる予定である. 具体的には,以下のような計画を立てる. 本発表では,予備実験の結果を報告する.

- ① Unity で球を投げるモーションを作成する.
- ② ストライクゾーンを 3×3 分割し、{低め,真ん中,高め} × {内角,真ん中,外角} の9マスの他,ストライクゾーンの外部に1マスを設け、合計で5×5 = 25 種類の投球位置を用いる. 投球位置をランダムに指定する.
- ③ ストレートを投じる. 球速は, オーバースロー 140~145km/h, アンダースロー125~130km/h を用いる.
- ④ 被験者を10人程度呼び、オーバースローとアンダースローのそれぞれ10球の球軌道を予測してもらう。被験者には5×5マスのどこに球が来るのかを投球直後から投球終了まで予測させる
- ⑤ 各条件の投軌道毎に予測精度を分析する.予備実験が終了し、結果を分析し次第、本実験を開始する.

5. 研究計画

本実験では VIVE^[5]という VR 装置を用いる. 本実験は予備実験と異なり, VR 装置を用いるので, 映像に立体感が生じるため, ボールに対する視点移動, 恐怖感などの効果が追加され, より現実に近い 結果になると予想される.

本研究では、VR を用いて投球シミュレーションを用いたバッティング動作の分析を行う。VR を使用するにあたっては $VIVE^{[5]}$ を使用し、VR 空間上の環境設定は Unity で作成する。また、実空間上のバッティングに関しては、野球用バットに $VIVE^{[5]}$ トラッカーを取り付けて実際にバットを振って実験を行う。図 1 は実験計画のフローチャートである。

以下,図1の各項目の概要である.

現実に即した球軌道の作成:実際の投球では速度だけではなく、回転数、空気抵抗等の要素が入る.また、これにより変化球も投げられるので、各要素を VR 空間に実装し、ボールの変化の効果を調べる.

打球反応:予備実験の予測課題ではボールの到達位置を通知することで打者(被験者)への予測的中率のフィードバックを与えたが、本実験では実際にバットを振ってもらい打球速度を算出することで、予測的中率と飛距離のフィードバックを与える.

シミュレーション: $VIVE^{[5]}$ を取り付けて VR 空間で実験を行う. 条件は以下である.

• ボールの射出位置は,オーバースロー(上),

- スリークウォーター(上中), サイドスロー(中), アンダースロー(下) の4パターンを用いる.
- ストライクゾーンを 3×3 分割し、 $\{$ 低め、真ん中、高め $\}$ × $\{$ 内角、真ん中、外角 $\}$ の 9 マスの他、ストライクゾーンの外部に 1 マスを設け、合計で $5\times5=25$ 種類の投球位置を用いる.
- 投球位置ごとに、球速、変化球、回転方向を変更し、さまざまな球軌道を扱う.

打者が打ちづらい:他の位置(投げ方)と比較して下位置(アンダースロー)で投げた時に打者が打ちづらいかどうかを比較するために,打者にそれぞれの投げ方で10球ずつ打ってもらい,予測精度と飛距離を比較する.被験者には野球経験者(大学生または社会人)を呼んで行う.

アンダースローで実現可能:バイオメカニクスの観点から打者が打ちづらいと評価された球軌道が人体で実現可能かを調べる.

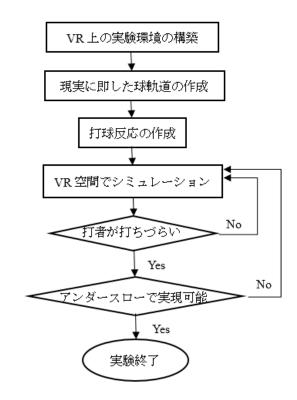


図1 実験計画のフローチャート

6. まとめ

アンダースローの新規優位点の発見に向け,実験計画の提案と仮説,予備実験の実施計画を述べた.

予備実験の結果により、今後の VR を使用した仮説検証のための本実験が修正を加えつつ本格的に開始できると考えている.

今後の課題としては、新規優位性を発見するため に様々な分析手法や手段を用いて研究や実験を行い うことが求められる.

謝辞

本研究は科学研究費補助金 JP16H05860, JP17H06713 の助成を受けて行われた.

参考文献

- [1] データで楽しむプロ野球 http://baseballdata.jp/ (2019/03/01 参照)
- [2] 渡辺俊介, "野球 アンダースロー", 株式会社ベースボールマガジン社, 2016
- [3] 宮西智久ほか, "野球の投球動作におけるボール速度に対する体幹および投球腕の貢献度に関する3次元的研究", 体育学研究41, p23-37, 1996
- [4] 高崎恭輔ほか, "アンダースロー投法の動作分析-『動作中の関節運動が持つ意義』に着目して-", 関西理学 7, p43-49, 2007
- [5] https://www.vive.com/jp/(2019/03/01 参照)
- [6] https://www.oculus.com/(2019/03/01 参照)

筋力運動における活動筋疲労困憊状態の自覚的疲労と筋疲労の 関係性に関する検討

堀 篤史 藤波 努†

† 北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 先端科学技術専攻 〒 923–1211 石川県能美市旭台 †† 北陸先端科学技術大学院大学 知識科学系 ヒューマンライフデザイン領域 〒 923–1211 石川県能美市旭台 E-mail: †{atushi1192,fuji}@jaist.ac.jp

あらまし 筋力トレーニングにおける活動筋の疲労度を適切に判定することは難しいとされている。そこで、自覚的 運動強度と筋肉の生理的情報の関係性を調べることで主観的判断時における筋疲労の科学的特徴の調査を目的とする。

キーワード 筋疲労, 自覚的運動強度, 筋力運動, 筋電図

1. はじめに

近年、健康志向の高まりに伴い、フィットネスクラブやスポー ツジムに通い、スポーツや運動をする人が多く見られる[1]。代 表的な運動の一つに筋力トレーニング(以下、筋トレ)が挙げ られる。筋トレでは、鍛える目的毎に推奨されているトレーニ ング方法論が存在する。筋肥大を目的したトレーニング方法論 の一つとして,筋肉を疲労困憊状態まで追い込むことで効果が 最大されると言われている方法がある[2].しかし、活動筋の適 切な筋疲労困憊時を判断することは難しいため、筋トレを行う ユーザの主観的判断により判定されている。筋疲労感の主観的 判断には自覚的運動強度 (RPE) が用いられるが、RPE と筋 肉の疲労困憊状態に着目し、これらの明確な関係性については 明らかにされていない。そこで本研究では、自覚的運動強度と 筋肉の疲労困憊状態の関係性を調べるため, 心拍数や筋酸素, 筋の動き、筋放電量などの様々な生体データを測定し、筋肉疲 労困憊状態の主観的判断時における活動筋の科学的特徴の調査 を目的とする.

ここで、図1に沿って、二頭筋の伸展運動を例に自覚的疲労 度と筋疲労の関係性が曖昧であるために起こるとされる非効果 的運動の具体例を示す. ユーザ A,B が筋肥大を目的とし,筋肉 を疲労困憊状態まで追い込もうとする場面を想定する。ユーザ Aは、筋肉を鍛える意志がかなり高いが、筋肉が疲労困憊状態 にもかかわらず運動を続けようとしているため、腕以外の筋部 位も動員させて行おうしている。そのため、適切なフォームで 行うことができず、効果的に運動が行えていない。また、ユー ザBは意識が低く、諦めぐせがあるため、筋肉の疲労状態が限 界まで達していないにもかかわらず、疲労を感じたところで運 動をやめてしまったため、十分な運動量を確保できずに終えて しまっている. そのため, ユーザ B も効果的に運動が行えてい ない、このように、自覚的疲労度と筋疲労の関係性が曖昧であ るため、非効果的な運動を行うことが想定される. 以上より、 この関係の曖昧性を取り除くような科学的特徴の調査を目的と し、科学的特徴の発見を目指す.

以下,2章にて,関連研究との比較を述べ,3章にて,提案手法を説明する.最後に4章にて,まとめと今後の展望を述べる.

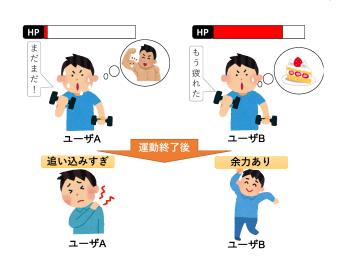


図 1 非効果的運動例

2. 関連研究

以下に, 自覚的疲労と筋疲労の関係性について, 本研究との 差異を示す.

中谷らは、筋力運動における活動筋の自覚的疲労感を独自のSスケールを考案し、生理的強度との関係を検討すとともに、感じ方や性差、年齢、年代差、部位別に差が認められるかどうか検討した。また、Sスケールを用いたトレーニングを行い、引力、筋持久力、筋活動量なども検討している。その結果、Sスケールを筋力運動の指標として利用可能であると報告している[4]. さらに、Sスケールを強度指標とした自重負荷による筋力トレーニングを用いたプログラムが、筋機能を中心とした体力測定項目を向上させる効果について検討している[5]. 下肢の筋機能にを評価項目で有意な向上が認められたと報告している。しかし、自覚的運動強度を用いて、筋疲労困憊状態に着目されていない。本研究では、活動筋の疲労状態、特に筋疲労困憊状態に着目し、自覚的疲労と筋疲労の関係性を明らかにすることを目指す.

Robertson らは、筋トレに特化した自覚的運動強度として OMNI-RES scale を考案しており、物理的および生理的強度の 関係から上腕二頭筋の伸展運動や膝伸展運動において有効な指標を示していることを報告している[3]. しかし、OMNI-RESを用いて活動筋の筋疲労困憊状態に着目されていない。本研究では、活動筋の疲労状態、特に筋疲労困憊状態に着目し、自覚的疲労と筋疲労の関係性を明らかにすることを目指す。

以上より、自覚的運動強度を筋疲労疲労困憊状態に着目した 報告はされていない。よって、提案する手法では、自覚的疲労 と筋疲労の関係性を明らかにできるような生体データの調査し、 自覚的疲労と筋疲労の関係性を明らかにすることを目指す.

3. 自覚的疲労度と筋疲労の関係性の調査

3.1 概 要

本節では、自覚的疲労度と筋疲労の関係性の調査について述べる。提案する手法では、自覚的運動強度と筋電図を用いて自覚的疲労度と筋疲労を推定し、これらの関係の曖昧性を明らかにできるような生体データの調査を行う。具体的には、自覚的疲労度を自覚的運動強度を用いて推定し、筋疲労は筋電図を用いて推定を行う。これらの関係性を繋ぐようなデータを取得し、自覚的運動強度、筋電図、生体データの3つ要素から活動筋の適切な筋疲労困憊状態を推定する。

3.2 自覚的疲労度の推定

ここでは、自覚的疲労度を推定するために用いる自覚的運動 強度について述べる.

自覚的運動強度(RPE)とは、運動時の主観的運動強度を数字で表したものである [4]. 代表的な RPE に、Borg Scale が挙げられる。例えば、ウォーキングやジョギングなどのような沢山の酸素を取り入れて脂肪を燃焼させる有酸素運動を例にする。有酸素運動を効率的に進めるには、運動強度や持続時間など正しく設定する必要があるが、厳密に設定を行わずともこの運動強度を目安に用いることができるため、この手法が広く普及している。表 1 のように、0 から 10 の 11 段階評価で、1 段階ずつに最大筋力のおよそ 10 %未満の力を発揮していると表されている。本研究では、筋トレにおける自覚的疲労の推定を行うため、筋トレに特化した自覚的運動強度の OMNI-RES010 scale を用いた測定を検討する.

表 1 OMNI-RES scale

指標	自覚度
0	extremely easy
1	
2	easy
3	
4	somewhat easy
5	
6	somewhat hard
7	
8	hard
9	
10	extremely hard

3.3 筋疲労推定

ここでは、筋疲労を推定するため筋電図を用いた推定方法に ついて述べる。

筋疲労を推定する方法の一つに筋電図が用いられる [4][5]. 筋 疲労の評価では、周波数解析が指標として広く用いられている. 具体的には、筋疲労によって生じる特徴の一つである筋電図のパワースペクトルお低周波帯域へ移行を読み取ることで筋疲労 推定を行う. この低周波への移行が起こる要因としては、運動単位動員の増加減少や筋繊維伝導速度変化など様々な要因が関係している. さらに、考えられる要因がとして、高周波を示す速筋繊維から動員されるため、筋の持続収縮により披露しやすい速筋繊維から働くなくなり、低周波帯に移行される.

本研究では、筋肉疲労を推定するため、上記で述べた筋電図 を用いた周波数解析による測定を検討する.

3.4 提案手法の検討

ここでは、自覚的運動強度と筋電図を用いて自覚的疲労度と筋疲労を推定し、これらの関係の曖昧性を明らかにできるような生体データの調査について述べる。自覚的疲労と筋肉疲労については、前節で述べた方法を検討しており、これらの関係性の曖昧性を明らかにできるような生体データの測定を考えている。筋肉に関する生体データとして、筋酸素や筋温度、筋音など様々な生体データを測定し、それらの相関関係や特徴を主観的判断の曖昧性を取り除くことができると考えられる。

以上のように、本研究では、様々な生体データを測定することで、それらのデータと自覚的疲労と筋疲労の3つのデータの相関関係や特徴を発見することを目指し、自覚的疲労と筋疲労の関係性に関する調査方法を検討する。

4. まとめと今後の展望

筋力運動における自覚的疲労と筋疲労の関係性に関する検討を行った. さらに、自覚的疲労と筋疲労それぞれの推定方法の検討とそれら関係性の曖昧性を明らかにできるような生体データの調査についても検討した. 今後は、どのようなデータを測定するべきなのか判断し、それらを測定し、自覚的疲労と筋疲労の曖昧性の検討するための実験の設計を行う. 将来的には、本研究で発見できる筋疲労に関するデータの相関関係や特徴は、筋トレユーザだけでなく、介護士や看護師などの筋疲労の測定にも活用することができると考えている. したがって、様々な肉体労働者の筋疲労を測定することを可能にし、疲労を考慮したよりよい労働環境で働くことができると期待できる.

文 献

- [1] フィットネスクラブの動向 経済産業省
- [2] Strength training methods and the work of Arthur Jones smith D, J Exerc Pyhsiol Online 2004;7:52-68
- [3] Concurrent validation of the OMNI perceived exertion scale for resistance exercise, Robertson et al., 2003
- [4] 筋力運動で用いる自覚的疲労スケールの開発とトレーニングへの応用,中谷敏昭,寺田和史,上英俊,塩見玲子,白石晃,灘本雅一,2010
- [5] 活動筋の自覚的疲労感を強度の指標とした自重負荷トレーニングの有効性:中高年者を対象とした無作為化対照試験による検討,寺田和史,塩見玲子,上英俊,灘本雅一,中谷敏昭,2012
- [6] 筋電と血流の同時計測による筋疲労推定,仁田原千尋,2006

[7] 随意収縮および電気刺激による筋疲労後の筋電図学的解析,佐藤寿晃,森直樹,千葉登,2006

声楽の習熟度に関連する音響特徴量に基づく 歌声の評価方法に関する研究

Study on Metrics for Women Singing Voice based on Frequency Features Related to Skill-Development of Singing Voice

吉田 祥¹ 香山 瑞恵² 池田 京子³ 山下 泰樹⁴ 山口 道子⁵ 小畑 朱美⁵ 谷 友博⁵ 浅沼 和志⁶ 伊東 一典²

Sho Yoshida¹, Mizue Kayama², Kyoko Ikeda³, Yasuki Yamashita⁴, Michiko Yamaguchi⁵

Akemi Obata⁵, Tomohiro Tani⁵, Kazushi Asanuma⁶, Kazunori Itoh²

¹信州大学大学院総合理工学研究科 ¹ Graduate School of Science & Technology, Shinshu University ²信州大学工学部

> ² Faculty of Engineering, Shinshu University ³ 信州大学教育学部

³ Faculty of Education, Shinshu University ⁴ 長野県工科短期大学校

⁴ Nagano Prefectural Institute of Technology ⁵ 武蔵野音楽大学

Musashino Academia Musicae
 国立高専機構長野高専
 NIT Nagano College

Abstract: In this research, we aim to develop quantitative metrics for singing voice based on frequency features related to skill-development of singing voices. Our metrics represent quantitative strength and proportion of 'singer's formant' related frequency components in singing voice. In this paper, we discuss the relation between singing skill and our metrics.

1 はじめに

歌声研究分野において,歌唱力と音響特徴量の関係について長年にわたって検討がなされている.ここでの音響特徴量とは,歌唱データを分析することにより出現する特徴量のことである.声楽歌唱の習熟度と音響特徴量との関連については,J.Sundberg [1-2]など,これまでに100件を超える研究論文が上梓されている.しかし,これらの研究は声楽のプロ歌手の歌声を対象としたものが多く,声楽初学者の歌唱指導と各音響特徴量の関係についてはまだ議論が十分にされていない.

また、声楽の指導は指導者の主観による評価をなされることが多い、このことには以下の課題がある.

- 同じ歌声に対して指導者ごとに評価が異なる
- 同じ歌声の特徴に対して、指導者ごとに指導 の表現が異なる
- 指導語に曖昧な表現(例えば,として,「頭 の後ろから声を出す」や「横隔膜に浮き袋を 持つ」)が用いられる

すなわち、学習者に指導内容が伝わりづらく、学習の効率性と適切性が損なわれる可能性がある.

2 歌声評価に関する先行研究

我々は、これまでに声楽初学者を対象とした歌声の習熟度と音響特徴量の関係を研究してきた. 山辺らは、声楽での歌唱指導で用いられる評価語を整理し、それらの用語を用いた歌唱指導前後の歌声のパワーとピッチに関連する音響特徴量を比較した. その結果、複数の音響特徴量が歌唱指導により変化することが確認され、それらの特徴量が歌声に対する心理的印象に影響を与えることを明らかにした[3].

また,野田らは,声楽の習熟度に関係するとされる周波数帯域の強度と割合の定量化を行い,声楽初学者に特化した歌声評価指標として整理した.そして,初学者とプロ歌手の歌声分析から,これらの評価指標値の上昇が習熟度を上げるために必要であることを示した[4].

3 研究目的

本研究の目的は、声楽の習熟度に関連する音響特 徴量による歌声評価方法を開発し、客観的な歌声評 価を実現することである.この目的に対して、ここ では以下の2つの研究課題を設定した.

- I. 歌声評価指標を用いて, 声楽の習熟度を区別可能であるか.
- II. 指導者の印象評価と提案指標との関係はどう なるのか.

これらの研究課題に基づき、先行研究で提案された歌声評価指標の妥当性を検証し、歌声評価指標としての汎用性を明らかにする.

4 歌声評価指標

歌声は特異なスペクトル形状を持つことが知られている。その1つが3kHz付近のスペクトルピークであり、一般にSinger's formantと称される[1,5]。この特徴は母音の違いに依存せず、特に男声の「響く声」「艶のある声」を特徴付けるといわれる。また、典型的な良い歌声の条件として、ヴィブラートやSinger's formantの存在が指摘されている。これらの特徴を有することは「(良い)歌声らしい」という聴感的印象となるという[6]。

本章では、本研究で提案する歌声評価指標について述べる. ここでは Singer's formant に相当する周波数帯域 (2.4~4.0 kHz) の成分に着目する. この帯域の周波数成分の割合と強さを定量化した.

4.1 周波数成分の割合

歌声データに対する高速フーリエ変換(Fast

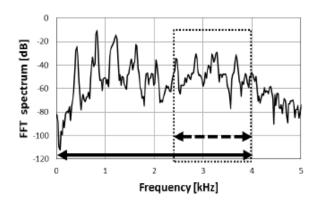


図1 SFRの定義

$$RMS = 10^{\left(\frac{d + 80}{20}\right)} \tag{1}$$

SFR =
$$\frac{2.4\sim4.0 \text{ kHz o RMS 値の合計}}{4.0 \text{kHz までの RMS 値の合計}} \times 100$$
(2)

Fourier Transform : FFT) の結果に基づき, 高次倍 音成分の割合を算出する. 歌声データの FFT により 基本周波数と倍音がピークとして現れる. FFT の分析条件は窓関数: ハミング窓, フレーム周期: 10 ms, 窓長: 30 ms である.

FFT 後のデータにおける振幅スペクトル特性の大きさを d とすると、RMS 値は式(1)により求められる. RMS から歌声の Singer's formant が含まれるとされる $4.0 \, \text{kHz}$ までの帯域成分のうち、 $2.4 \sim 4.0 \, \text{kHz}$ の帯域の合計値の割合を SFR とし、式(2)で算出する. この値が大きいほど Singer's formant 相当の周波数領域に倍音成分が集中していることを表す.

4.2 周波数成分の強さ

4.2.1 LPC 包絡線の算出方法

歌声に対するLPC包絡線から高次倍音成分の強さ を算出する.LPC包絡線は以下の手順で求める.

- 1. 音声データを読み込む
- 2. 音声波形の中心部分を切り出し波形 x とする
- 3. プリエンファシスフィルタをかける
- 4. ハミング窓をかける
- 5. LPC 次数 12 として、FFT のサンプル数 N, 自己相関関数のサイズを τ として、波形 x の自己相関 r を以下の式(3)で求める
- 6. 自己相関 r を用いて、LevinsonDurbin アルゴリ ズムから LPC 係数を算出する

手順 3.ではプリエンファシスフィルタを用いる. このフィルタは、音声のスペクトルを平坦化しダイナミックレンジを圧縮することで実効的な SNR を

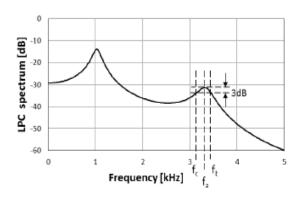


図2 Q値の定義

$$Q = \frac{f_a}{f_b - f_c} \tag{4}$$

高める. また,手順 5.の自己相関関数は先行研究[4] での分析時の計算式とは異なり,サンプル数から自己相関関数のサイズを減じた値で除算する.

4.2.2 Q 値

4.2.1 項に示した手順で求められた LPC 包絡線を用いて、倍音成分の強さとしての Singer's formant 相当の周波数成分の鋭さを算出する. LPC 包絡線における Singer's formant 相当の周波数領域の鋭さを Q値とする. 2.4~4.0 kHz の帯域において、最大ピークの周波数を fa、ピークの両側に-3dB となる周波数を fb、fc(fb > fc)として、Q値を式(4)から算出する. Q値が大きいほど周波数成分が狭い範囲に集中していることを表す.

5 初学者とプロ歌手との比較

本章では、4章で示した歌声評価指標を用いて、 習熟度の異なる声楽初学者群とプロ歌手群を比較する。その結果に基づき、提案指標の妥当性を男声・ 女声それぞれについて検証、考察する。

5.1 分析環境

分析対象とした被験者の歌声データ数を表 1,2 に示す. 男声の声楽初学者は,教育学部音楽教育コースの 2~4 年生(以下,教育学部生)9 名と音楽大学声楽科の 1名(以下,音大生)である.教育学部生の声種はバリトンが6名,テノールが3名である.音大生の声種は,バリトンである.また,男声プロ歌手のプロフィールを表 3 に示す.女声被験者の声種は全員がソプラノである.教育学部音楽教育コースの 2~4 年生 52 名と音楽大学声楽科の 1,2 年生 7名である.また,女声プロ歌手のプロフィールを表 4 に示す.

分析で使用する楽曲は、声楽指導者の意見からイタリア歌曲「Caro mio ben」(作詞:不明、作曲: Tommaso Giordani)とした.被験者は、曲全体を独唱する.各被験者につき1回の収音で2回ずつの歌

表 1 各収音時期の歌声データ数 (男声)

	教育学部生	音大生	プロ歌手
2015 年度	0	0	0
2016 年度	26	0	12
2017 年度	24	4	0
2018 年度	24	8	0

計 98 データ

表 2 各収音時期の歌声データ数(女声)

	教育学部生	音大生	プロ歌手
2015 年度	120	0	0
2016年度	70	0	8
2017 年度	143	50	0
2018 年度	92	56	0

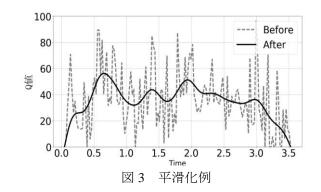
計 539 データ

表3 男声プロ歌手の情報

収音時期	所属 演奏キャリア	指導歴	声種
	藤原歌劇団・28 年	26年	Bs. Br.
	藤原歌劇団・29 年	6年	Br.
2016年	東京二期会・38年	29年	Bs. Br.
2016 +	藤原歌劇団・26年	15 年	Br.
	藤原歌劇団・18 年	17 年	Br.
	東京二期会・20年	14 年	Ten.

表 4 女声プロ歌手の情報

収音時期	所属 演奏キャリア	指導歴
2016 T	関西二期会・21年	12年
	東京二期会・34年	22年
2016年	東京二期会・36年	30年
	東京二期会・33年	29 年



唱をさせた. 収音は音の反響しない静かな部屋で行い、レコーダは LS-P2 (OLYMPUS)を使用した. 被験者にはレコーダから 2 m 離れた正面立位で歌唱させた. 音声はサンプリング周波数 44.1 kHz, 量子化ビット数 16 bit で収音した. 分析対象とするデータは、声楽指導者が録音した 2 つの歌声データとした. 特に、「Caro mio ben」内の歌詞「cessa」と「tanto」のワンフレーズを評価対象区間とし、SFR と Q 値を適用する. これらの歌声の収音時期と取得データ数を表 1, 2 に示す.

また、分析結果の傾向を明確化するためにローパスフィルタ(以下、LPF)を用いる。本手法では、グラフの急な立ち上がりや立ち下がりの整形に適しているベッセルフィルタを適用する。実際の平滑化例を図3に示す。グラフの横軸は時間軸、縦軸はQ値である。また、グラフの破線が平滑化前、グラフの実線が平滑化後を表す。

5.2 可視化方法の妥当性

本分析では、分析結果の可視化を簡略化するため 各データの中央値のみをグラフ上にプロットし、可 視化を行う.ここでは、各被験者の習熟度を分析結 果の中央値のみで表現することの妥当性を検証する.

ワンフレーズの歌唱を分析した結果と中央値とを 比較するために動的時間伸縮法(以下, DTW)を用 いる. DTW では、波形同士のアライメントと差分計算を同時に行い、両者の類似度が求められる.

今回は、表 2 に示した歌声データからランダムに選んだ 2 データに対して、時系列データの DTW と中央値のみの DTW を算出する。取得歌声データに対する総当たり組数 72631 回(cessa 区間 269C2 回 +tanto 区間 270C2 回)の比較の結果、相関係数が 0.70~0.80 となった。このことから、各被験者の習熟度を分析結果の中央値のみで表現することの妥当性が示唆された。以下、本稿では全ての被験者の分析結果を中央値のみで表す。

5.3 分析結果

図4は男声 cessa 区間,図5は男声 tanto 区間,図6は女声 cessa 区間,図7は女声 tanto 区間に対する分析結果を表す.いずれのグラフも横軸が SFR であり,縦軸はQ値である.グラフ内の赤点は教育学部生,青点が音大生,緑点がプロ歌手を示す.

これらの図では、評価対象区間に関わらず、赤点で示される教育学部生のデータが SFR, Q 値ともに 女声は 10 以下, 男声は 20 以下に集中していた.

5.4 考察

本節では、研究課題Iに対してSFRとQ値を用いることによって異なる習熟度群同士を区別できる可

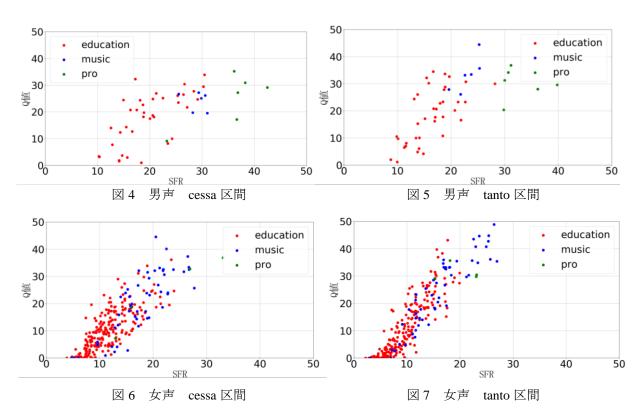


表 5 男声 t 検定の結果

	cessa 区間		tanto	区間
	SFR	Q値	SFR	Q値
プロ歌手群 vs. 教育学部生群	***	n.s. p=0.11	***	***

*: p<.05 , **: p<.01, ***: p<.001, n.s.: p>.05

表 6 女声 t検定の結果

		,,		
	cessa 区間		tanto	区間
	SFR	Q値	SFR	Q値
音楽大学生群 vs. 教育学部生群	***	***	***	***
プロ歌手群 vs. 音楽大学生群	n.s. p=0.12	n.s. p=0.55	n.s. p=0.20	n.s. p=0.29
プロ歌手群 vs. 教育学部生群	***	**	***	***

*: p<.05 , **: p<.01, ***: p<.001, n.s.: p>.05

能性について性別ごとに考察する.

各習熟度群同士の対応がないため、等分散性を調べる F 検定を行った後、t 検定を行った. 有意水準 1%でt 検定を行った結果を表 5,6 に示す. ただし、男声の音大生は被験者が 1 名のため、t 検定の対象外とする. まず、男声では教育学部生群とプロ歌手群を比較すると cessa 区間の Q 値を除いて、有意水準 1%で有意差が確認された. Singer's formant は母音の違いに依存せず、特に男声の「響く声」「艶のある声」を特徴付けるといわれる. これらのことから、SFRを用いることによって、声楽の習熟度の異なる被験者同士を区別できることが示唆される. また、評価指標の SFR を用いることによって、教育学部生とプロ歌手との習熟度の差をより明確に区別できることが示唆される.

一方,女声では評価対象区間,評価指標に関わらず,教育学部生群と音大生群,プロ歌手群を比較すると有意な差となった.このことから,SFRとQ値

を用いることによって、教育学部生より専門的に声楽を学んでいる音大生、プロ歌手との習熟度の差を 区別できることが示唆される.

しかし、プロ歌手群と音大生群においては、評価対象区間、評価指標に関わらず、評価指標の数値差が有意とはならなかった。プロ歌手群と音大生群には習熟度の差はあるが、その差を今回使用した歌唱データに対する SFR と Q値では表現できない可能性がある。さらに、野田らの研究では SFR が 9.9 以下の場合、指導者の聴感的印象は良くはならないことが分かっている[4]. 音大生とプロ歌手の過半数は SFR が 9.9 以上のため、どちらの群も聴感的印象が悪い評価とはならず、評価指標に差が表れなかったと考える。

6 聴取実験

本章では5章を踏まえ、研究課題 II に対して、実際の歌唱指導現場における歌声評価項目と本研究の歌声評価指標との相関係数に基づき検証する.また、本研究の歌声評価指標における歌声の客観的評価の基準となるよう閾値を検討する.これらから、声楽の習熟度を評価可能な新たな評価方法を議論する.なお、本章では女声声楽データのみを対象とする.

6.1 被験者選定

指導者に聴取させる被験者の歌声を、表2の被験者データから選定する.選定基準として用いたグラフを図8,9に示す.SFRとQ値の数値が異なる被験者A~Lまでの12データを選定した.cessa区間とtanto区間の同じアルファベットの被験者は同一の被験者である.

また,野田らの研究によって SFR が 9.9 以下の場合,指導者の聴感的印象は良くはないことが分かっている[4]. 図 8,9 中の青色の縦線は SFR が 9.9 を表し,橙色の横線は Q 値が 5.6 を表す.また,被験者 A は SFR9.9 以下 Q 値 5.6 以下,被験者 B は SFR9.9 以下 Q 値 5.6 以上,被験者 C は SFR9.9 以上 Q 値 5.6 以下,被験者 D は SFR9.9 以上 Q 値 5.6 以上となる.

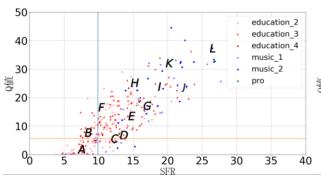


図8 cessa 区間の被験者選定

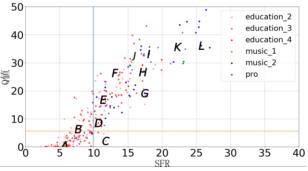


図9 tanto 区間の被験者選定

表 7 選定された被験者のメタデータ

被験者 ID	所属	学年	収音時期
A	教育学部	2	2016_04
В	教育学部	2	2017_10
С	教育学部	2	2016_02
D	教育学部	3	2018_04
Е	教育学部	3	2018_02
F	教育学部	4	2016_04
G	音大	2	2018_10
Н	音大	1	2017_10
I	音大	1	2018_10
J	音大	2	2018_10
K	音大	1	2017_10
L	音大	2	2018_04

選定された被験者データのメタデータを表7に示す.

6.2 印象評価項目と評価指標との相関

本節では、指導者の印象評価と歌声評価指標との 関係を分析するため、聴取実験によって得られた歌 声評価シートの点数と図 8,9 との相関係数を算出す る. 相関係数を算出する際に、歌声評価シートの点 数は全指導者の評価点の最大値と最小値を除いた平 均値を用いることとする.

6.2.1 実験環境

本項では、6.1節で選定した被験者を用いて行った 聴取実験とその分析方法について述べる. 聴取実験 を行う声楽指導者は演奏キャリア、指導歴ともに十 分にある女性3名と男性1名である(以下、指導者). 指導者は、各被験者の歌唱全体を CD 音源から聴取 し、評価対象区間についての習熟度の評価を行う. 使用楽曲、評価対象区間は5章と同様である. 印象 評価に影響を及ぼさないよう指導者に被験者の情報 を伏せている. また、実験の公平性の観点から、指 導者には事前に習熟度評価を相対評価ではなく絶対 評価で行うよう指示した.

6.2.2 歌声評価シート

指導者は歌声評価を行う際に声楽指導者とともに独自作成した歌声評価シートを使用する. 指導者が行う歌声評価の観点を声帯・発音・音程・抑揚・ブレス・響き・声質・ヴィブラートの主要 8 項目に絞った. そして, 各項目に対して 10 点刻みの 100 点満点で採点を行わせる. その後, 評価対象区間の歌声全体の完成度を 100 点満点で評価を行う. さらに, 採点を行った 8 項目以外にも良い点や気になる点がある場合には自由記述させた.

6.2.3 実験結果

聴取実験から得られた歌声評価シートの点数と図

表 8 相関係数の算出結果

	SI	₹R	Q	値
	cessa	tanto	cessa	tanto
声带	0.71	0.67	0.62	0.65
発音	0.33	0.56	0.28	0.69
音程	0.19	0.23	0.28	0.49
抑揚	0.46	0.30	0.40	0.39
ブレス	0.55	0.62	0.54	0.67
響き	0.52	0.49	0.44	0.56
声質	0.65	0.54	0.62	0.65
ヴィブ ラート	0.42	0.39	0.45	0.49

8,9 との相関係数を算出した結果を表8に示す.表8の結果から,歌声評価の8項目の中で最も相関が高かったのは,cessa 区間のSFRが声帯,cessa 区間のQ値が声帯と声質,tanto区間のSFRが声帯,tanto区間のQ値が発音となった.

6.2.4 考察

相関係数0.4以上となった歌声評価項目は,声帯,ブレス,響き,声質の4項目であった。これらの項目については相関があると判断される。また,評価指標別ではSFRにおいて声帯,Q値において声帯と声質が0.6以上の高い相関があった。このことから,研究課題IIに対して,本研究の歌声評価指標のSFRは声帯,Q値は声帯と声質との関係性が示唆される。

6.3 女声の歌声評価指標の閾値設定

6.3.1 閾値設定

6.2 節から,本研究で用いている歌声評価指標と相関の高い歌声評価項目が明らかとなった. そこで本節では,これらの項目を用いて女声での歌声の客観的評価を実現できるような閾値の設定を試みる.

閾値には、声帯、ブレス、響き、声質の 4 項目全ての点数が 50 点以上となると印象評価は良くなると仮定し、cessa 区間、tanto 区間ともに被験者 G, H, I, J, K の分布する範囲を「良い声」とする。また、先行研究[4]の閾値設定から SFR が 9.9 または Q 値が5.6 に一番近い被験者同士の平均値を良い印象評価とはならない「良くない声」となる閾値とする。さらに、被験者が存在しない、または被験者 D のような歌声印象評価の点数と歌声評価指標の数値とのズレが確認できる場合、本研究の評価方法では歌声習熟度が判定困難な「グレーゾーン」とする。

6.3.2 閾値と評価指標値との関連

閾値設定の結果を図 10, 11 に示す. 図 10 は cessa 区間,図 11 は tanto 区間の結果であり、青色が「良

い声」の範囲,赤色が「良くない声」の範囲,灰色が「グレーゾーン」の範囲を示す.聴取実験の被験者をそれぞれ緑字で示す.

cessa 区間の「良くない声」の閾値は SFR が 9.4 以下, Q 値が 6.2 以下,「良い声」の閾値は SFR が 14.2 以上 24.4 以下, Q 値が 15.0 以上 34.7 以下となった. また, tanto 区間の「良くない声」の閾値は SFR が 9.2 以下, Q 値が 7.4 以下,「良い声」の閾値は SFR が 14.4 以上 24.0 以下, Q 値が 18.0 以上 35.9 以下となった. それ以外の範囲は全て「グレーゾーン」である.

6.3.3 考察

図 10, 11 の結果より, 歌声評価指標の閾値設定が 本研究の歌声評価指標における歌声の習熟度の客観 的評価ができるかについて考察を行う.

考察を行う際,5章で用いた「良い声」の基準となるプロ歌手の分析結果を図10,11の結果に当てはめる.その結果,cessa区間は4名中1名のプロ歌手が図10の「良い声」の範囲に該当した.また,tanto区間では4名中全員のプロ歌手が図11の「良い声」の範囲に該当した.評価対象区間によって結果に差が出た原因として,評価対象区間の母音の影響が考えられる.これらのことから評価対象区間であるtanto区間においては、閾値の妥当性が示唆された.

7 おわりに

本研究の背景には、声楽初学者の歌唱指導と各音響特徴量の関係の議論が十分でないことや、声楽指導は、指導者の主観による評価を用いて行われることが多く、学習者に指示や指導内容が伝わりづらく、効率の良い学習とは言えないという問題があった。そのため、本研究ではこれまでに、声楽の習熟度に関連する周波数特性の強度と割合の定量化を検討してきた。そして、本稿ではこれまでの研究成果をふまえ、2つの研究課題から声楽の習熟度に関連する

音響特徴量による歌声評価方法を開発し,客観的な 歌声評価を実現することを目的とした.

5章では、研究課題Iに対して、過去に提案されてきた歌声評価指標を異なる習熟度の被験者に適用することによって、歌声評価指標の妥当性とその汎用性について分析した。その結果、これらの歌声評価指標を用いることによって、異なる習熟度の被験者を区別できることが明らかになった。

6章では、研究課題 II に対して、指導者の印象評価と歌声評価指標との関係を分析するため、独自の歌声評価シートを用いた聴取実験を行い、指導者の印象評価を得た、聴取データはすべて女声歌唱である。その結果、歌声評価指標と実際の声楽指導現場の指導者が行う歌声評価の観点との相関が高い歌声評価項目が明らかとなった。また、これらの項目に関する評価値に基づき、本研究の歌声評価指標の関値を設定し、歌声の客観評価が可能であるかについて分析した。このことから、評価対象区間の母音の影響は受けるが、閾値の妥当性が示唆された。

しかし、歌声の評価に際して、4 名の指導者の声の嗜好や指導方針の影響は否めない。良い声を評価する観点は多様であり、評価方法を一意に決めるのは難しい。そのため、これらの歌声評価指標では歌声の良し悪しを判断できない「グレーゾーン」の存在も明らかとなった。

今後の方針として、この「グレーゾーン」を歌声評価可能な範囲としていくために、さらに多くの被験者に対して、この閾値を適用し分析する必要がある. また、この歌声評価手法を実際の声楽指導現場で用いていくことを考慮し、歌声の自動評価システムの実現も検討していく.

謝辞

本研究は科学研究費補助金基盤研究(C) 18K02817 の 助成を受けた.

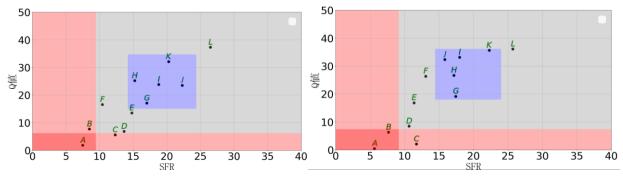


図 10 cessa 区間の閾値設定

図 11 tanto 区間の閾値設定

参考文献

[1] W.T.Bartholomew, "A Physical Definition of Good Voice – Quality in the Male Voice" J. Acoust. Soc. Am, Vol.55, pp.838-844, 1934.

- [2] J.Sundberg, "The KTH synthesis singing" Advances in Cognitive Psychology . Special issue on Music Performance, Vol.2, Nos.2-3, pp.131-143, 2006.
- [3] 山辺大貴他, "歌声の心理的印象と音響特徴量との対応付けによる歌唱の習熟度評価に関する基礎的検討," 信学技報応用音響, Vol.112, No.266, pp.61-66, 2012.
- [4] 野田美春他, "歌唱の習熟度に関連する周波数特性に基づく音響特徴量を用いた初学者とプロ歌手の歌声評価", 信学技報教育工学, Vol.115, No.444, pp.35-40, 2016.
- [5] J. Sundberg. Articulatory interpretation of the 'singing formant'. J. Acoust. Soc. Am, Vol.55, No.4, pp.838-844, 1974.
- [6] 齋藤毅他, "歌声らしさの知覚モデルに基づいた歌声 特有の音響特徴量の分析," 日本音響学会誌, Vol.64, No.5, pp.267-277, 2008.
- [7] 佐久間雄輝他, "歌声の習熟度に関連する周波数特性 からみた音響特徴量," 信学技報教育工学, Vol.114, No.441, pp. 45-50, 2015.
- [8] 齊藤毅,後藤真孝, "歌唱指導による音響特徴量の変化とその歌唱力への影響",信学技報応用音響, Vol.109, No.100, pp.1-6, 2009.
- [9] 山下泰樹他, "歌声の習熟度に関連する音響特徴量の 母音分布", 情処研報音楽情報科学, Vol.118, No.26, pp.1-6, 2018.

LED と 9 軸センサを用いたノルディックウォーキングポール用 情報提示システムの開発

Development of a system that provides information using LED and 9-axis sensor for Nordic walking pole

川原 暉弘 1* 穐山 寬人 1 小嶋 啓介 1 田中 大貴 1 坂口 憲 $^{-2}$ 藤本 直明 1 山本 正彦 1 大海 悠太 1

Kihiro Kawahara¹ Hiroto Akiyama¹ Keisuke Kojima¹ Daiki Tanaka¹ Kenishi Sakaguchi² Naoaki Fujimoto¹ Masahiko Yamamoto¹ Yuta Ogai¹

¹東京工芸大学 ¹Tokyo Polytechnic University ²株式会社テクノソリューション ²Technosolution Co., Ltd.

Abstract: Walking sticks and poles have been widely used by the handicapped elderly, and the optically challenged to assist walking. In healthy subjects, poles have been used to move the body with more ease, such as in climbing and Nordic walking. We consider that the nordic walking poles would be able to perform instructions in how to move better using LED lights and sensors. In this study, we affixed a small microcontroller, 9-axis sensor, and NeoPixel LED light tape to a pole using anchorages created by a 3D printer. We then designed an algorithm that changes the color of the LED depending on how the pole is moved.

1 背景

杖やポールは歩行を補助するために広く用いられて いる。例えば、足元が不自由なお年寄りの杖や盲人の白 杖、また健常者においても、登山やノルディックウォー キングのような身体を動かす場面でも用いられている。 そのポールの動かし方について、登山やノルディック ウォーキングでは熟練者と初心者で異なる挙動が観測さ れている[1]、[2]。このポールに装着したセンサによっ てポールの情報を取得し、現在の状況やよりよい動か し方の教示を LED を用いて行うことができるのでは ないかと考えている [3]。ポールの動かし方によって、 上手な動かし方ができているかということや、疲労度、 進む道の方向、現在の速度、IoT によるメッセージの 着信、周囲の人とのコミュニケーションなど様々な情 報を利用者に提示することができる。本研究では、小 型マイコンと 9 軸センサ、LED テープライトを 3D プ リンタで作成した固定具によりポールに固定し、ポー ルの動かし方から様々な LED の色がでるアルゴリズム を考案し、実装、動作実験を行なった。

*連絡先:東京工芸大学工学部電子機械学科 〒 243-0297 神奈川県厚木市飯山 1583 E-mail: electric.khero@gmail.com

2 開発したシステム

各パーツをノルディックウォーキング用ポールに取り付けた様子を図 1 に示す。このシステムの構成要素として、Raspberry Pi Zero W マイコン、LED テープライト、9 軸センサ (InvenSense MPU-9250)、小型モバイルバッテリ、ポータブル Wifi を用いている。





図 1: 各パーツをポールに取り付けた様子。(a) モバイルバッテリをノルディックウォーキング用ポールの上部に設置した。(b) Raspberry Pi Zero W、9 軸センサ、LED テープライトを取り付けている([3] より)。

上記のシステムを各 LED を制御できるよう、NeoPixel

WS2812B を用いた LED テープライト (LED144 個、1m) と、Raspberry Pi Zero W からの情報を送る Arduino Nano を用いて改良した (図 2)。それらの接続の様子を図 3 に示す。センサからの情報は約 0.01 秒毎に取得できている。Raspberry Pi に電源を入れると自動的にプログラムが起動し、センサ情報を元に LED の色が変わるようになっている。





図 2: 開発したシステムの様子。加速度センサの値により、青色 (図 (a)) や緑色 (図 (b)) を出すことができる。

9 軸センサには加速度、ジャイロ、地磁気センサがそれぞれ 3 軸づつ搭載されている。加速度 X 軸方向がポールを前後に動かす方向、ジャイロ Z 軸がポールを前後に振る回転方向、地磁気 X 軸と Z 軸で東西南北を取得できるように、ポールにセンサが取り付けられている。

ポータブル Wifi は外部 PC から ssh などにより Raspberry Pi をリモート制御するために用いているが、LED とセンサの制御は Raspberry Pi のみで行っているため、リモート制御はそれらには必要としていない。

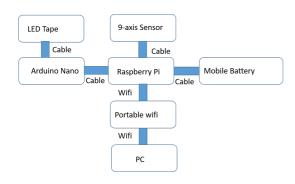


図 3: システム構成図。

3 実験

歩行時のセンサ情報の評価として、ノルディックウォーキング初心者に本システムを搭載したポールを利用させて歩いてもらった。その時の 2 秒間の加速度 X 軸の元データと、10 回分 (0.1 秒) の移動平均を求めた結果のグラフを図 4 に示す。元データで値が大きく動いている瞬間は、地面にポールを突いた瞬間であり、約 1 秒に一回行なわれているのが見てとれる。また、元データにあるノイズやポールを突いた瞬間の揺らぎについて、10 回分の移動平均を求めることで除去することができた。結果、移動平均後では加速度 X 軸は約 -1g ~ 1g の間、ジャイロ Z 軸は約 -30deg/s ~ 30deg/s の値を取ることが分かった。また、地磁気 X 軸と X 軸の結果から逆三角関数を用いることでどの向きに現在向いているのかを求めることができた。

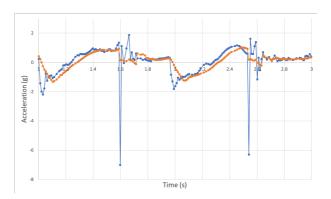


図 4: 初心者がノルディックウォーキングをした際の、2 秒間のポールの加速度 X 軸の元データ (青) と、その 10 回分の移動平均 (橙) のグラフ。縦軸の単位は重力加速度 g、横軸は秒である [3]。

それらの結果から、RGBのR(赤)は加速度X軸の値を30%-100%に変換、G(縁)はジャイロZ軸の値を30%-100%に変換、B(青)は地磁気X軸とZ軸の値から逆三角関数により方角を求めて30%-100%に変換することにより、ポールの動かし方からLEDの色を変化させることができた。実際に屋外で稼動実験をしてみたところ、動作自体は問題なく行えたが、昼間はLEDの光が見辛かった。HSV表現でいう彩度(Saturation)と明度(Value)は最大値を取り、色相(Hue)の変化で表現をした方が情報を乗せやすいと考えている。

4 考察、まとめ

ノルディックウォーキング用ポールの情報を9軸センサで取得し、各 LED の色を変えるポータブルシステムが構成できた。しかし、現状では昼間では LED が見辛く、色相だけを変化させる情報提示方法がよいと考

えている。例えば、一番上部の LED に最新の加速度情報を色相により出力し、下の LED に伝播していくという情報提示方法 (図 5) を取ることが可能である。それにより、熟練者と初心者のポールの使い方の違いを可視化できると考えている。

図 5: 一番左の色相を右に伝播させていく表現方法を シミュレーションで表現した。上図から時間が経過し たのが下図になる。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP17K13125 の助成を受けたものであり、また「平成28年度文部科学省私立大学研究ブランディング事業」の助成も受けている。ユニバーサル未来社会推進協議会の「教育・コミュニケーションロボットの研究開発」のテーマとしても実施している。

参考文献

- [1] 大海 悠太, 森 芳弥, 山本 正彦, ノルディックウォーキングにおけるポールワーク特徴提示の影響, 人工知能学会全国大会 (第 31 回) 予稿集 (2017)
- [2] 坂口 憲一, 仲山 加奈子, 工藤 裕, 大海悠太, 山本 正彦, 登山時の身体負担軽減に向けたセンサー装 着型登山用ストックの動作計測, 日本機械学会シンポジウム:スポーツ工学・ヒューマンダイナミクス 2018(SHD2018) (2018)
- [3] Yuta Ogai, Hiroto Akiyama, Kihiro Kawahara, Keisuke Kojima, Daiki Tanaka, Kenishi Sakaguchi*, Naoaki Fujimoto, Masahiko Yamamoto, Development of a Pole that Provides Information Using Color of Light, Proceedings of 1st International Symposium for Color Science and Art 2019 (2019)

The Application of Motion Capture and SVM for Rapid Diagnosis of Shoulder Pain

Yu Hou, Tsutomu Fujinami
Japan Advanced Institute of Science and Technology,

Abstract:

The objective of this research is to discuss whether motion capture devices and SVM (Support Vector Machine) can effectively help doctors to diagnose shoulder pain. We focus on shoulder pain due to muscle injuries. Motion capture devices have been rarely adopted for medical diagnosis. It is more difficult than deciding on a treatment to diagnose causes of shoulder pains because it has to be diagnosed in greater accuracy. We propose a method to diagnose patients effectively using machine-learning technique. We employ several techniques such as random forest, sliding window and grid search to improve the performance of the classifier. We also employ a method called cross validation to prevent overfitting. The results were checked against the diagnosis carried out by a human doctor. Our approach is useful based on the evaluation result for medical diagnosis.

1.1 Background

Computer-aided medical diagnosis has made a great success in recent years. One such example is medical imaging. Few attempts have been done, however, for physical diagnosis. We employ a motion capture device to collect data and propose a method using SVM for diagnosis with a hope to help human doctors to carry out medical diagnosis.

There are fewer young, healthy individuals in the workforce because of the aging society. The shortage of worker force is evident for a variety of jobs, including jobs related to health care. The workloads for younger doctors are expected to increase greatly in the future. A computer-aided physical diagnosis may reduce doctors' workload if advanced technologies are employed in diagnosing patients. The increasing population means that the rehabilitation/physical therapy market is also

expanding. It is, however, very difficult to fill the gap between the demand and supply with manpower.

Shoulder pain is a symptom of shoulder joint disease, which may result in a decrease in range of motion. Shoulder pain is age-related, thus it is rarely found among young people. This research focuses on the shoulder pain due to muscle injuries. We only consider pains due to problems with muscles, excluding other cases such as fractured bones. Muscle pain at shoulder can be caused due to many reasons. A fall or

accident may cause a shoulder pain by being injured. Stress from overuse or arthritis can be other causes. You could also overdo in long-term deskwork. Shoulder pain is sometimes felt in another condition such as arthritis.

1.2 Objective

The objective of our research is to discuss the possibility use of high-tech applications for medical diagnosis. We employ motion capture devices to collect data and apply a method using SVM to them to diagnose shoulder injuries. The method should help human doctors to reduce time as shown in Figure 1. We adopt active tests for clinical physical diagnosis to distinguish patients from healthy people. Our method is particularly useful for patients to go through the movements required for active test. The data of speed and angle are then analyzed to identify severe minor injuries of patients. Figure 1 illustrates the overview of our approach.

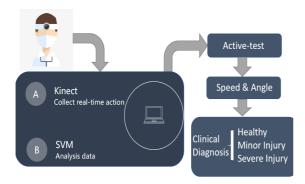


Figure 1 Objective

Kinect is employed to collect data real-time of patients' motions, whose data are analyzed using SVM. Active-test is a useful clinical measure for physical diagnosis. Speed of movements and angles between joints inform us of the different among subjects when they are tested with the same active test.

2. Related Research

2.1 Kinect 2 is used to collect patients' range of motion [1]. They collected the motion trajectory of patients. Researchers use the data to build a database to determine whether or not the patients are recovered.

2.2 Acceleration sensor is used to collect the

acceleration of the patient's moving arm when they take part in a rehabilitation exercise [2]. SVM is used to examine deviations of data collected from patients to determine whether they are recovered.

3.1 Research work

In this research, Microsoft Kinect 2 was employed as a motion capture device to collect data of subjects' motions in real-time. The main diagnostic method of this research is active-test, a commonly used clinical examination method. The test is consisted of some basic motions of the shoulder joints, which includes horizontal abduction, adduction, vertical extension, adduction and internal, external rotation. Figure 2 shows the procedure employed for this research.

In this research, doctor used the passive-test (another commonly used clinical examination method, in which doctors ask patients to complete the checking actions) to determine the shoulder condition of the subjects. They were divided into three groups, the first of who is consisted of healthy people, the second of who people with minor injuries, and the third of who people with severe injuries. All the data are put into SVM to make a diagnosis classifier with the training data. The classifier can be used for clinical physical diagnosis after it is evaluated to be accurate though tests.

- Data collection: Subjects are asked to complete the active-test movements in front of Kinect 2.
- Data analysis: The motion data are processed into trajectory data and are fed into SVM as training data.
- Classifier: The accurate classifier is completed after testing stage.

Microsoft's Kinect 2(Figure 3) is employed as the research device to collect data of

subjects. Kinect 2 is a marker-less, cheap technology recently introduced from the video gaming industry to dealing with our task of clinical diagnosis. Compared with other optical motion capture devices, Kinect does not require people to wear a special clothing nor markers on them.

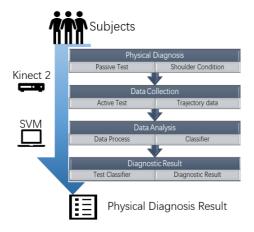


Figure 2 Research Form



https://www.ebay.co.uk/itm/OFFICIAL-Microsoft-X BOX-ONE-KINECT-2-2-0-V2-MOTION-SENSOR-FREE-UK-POST-/181539809075

Feature	Kinect 2
Color stream	1920*1280 at
	30FPS
Depth stream	512*424
Depth distance	0.4m – 4.5m
Defined skeleton joints	25
Operation system	Windows 10

Figure 3 Kinect 2 and Performance Parameter

3.2 Behavior Model

Shoulder movements include stretching, rotation and adduction, as shown in the Figure 4. Complex movements require to combine different muscles to perform

various movements in coordination with multiple muscle groups. The complexity of shoulder movement makes the shoulder more vulnerable to injury.

Peri-shoulder muscle

Peri-shoulder muscle is a general term for several muscles around the shoulder, including biceps, deltoid, trapezius, pectoralis major and latissimus dorsi. Its main functions are flexion, extension, abduction and adduction. Due to the complexity of the physiological structure of the shoulder, the function of the shoulder muscles cannot be completely explained separately.

Rotator cuff muscle

Rotator cuff, also known as shoulder cuff, is a dynamic and stable structure of shoulder joint, which is composed of supraspinatus muscle, infraspinatus muscle, subscapularis muscle and teres muscle. The rotator cuff muscle is relatively unitary in function. The rotator cuff muscle function is highly directional and easy to judge.

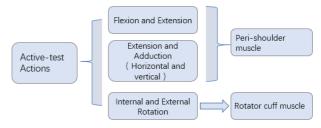


Figure 4 Active-test Actions

According to the above characteristics, we divide the shoulder movements into two types, namely, one is the abduction and adduction movement, which is mainly based on the peri-shoulder muscle function. The other one is rotational movement, which is mainly based on the rotator cuff muscle function. These two types of shoulder movements are examined for the diagnosis in this research.

4.1 Preliminary Experiment and Result

In order to make this research accurate, we focus on acceleration to analyze the conditions for shoulder movement because some researchers found a correlation between acceleration and muscle injury [3]. We thus adopt acceleration as a measure of shoulder movement. The purpose is to distinguish subjects into three groups based on three clinical conditions. The three conditions are whether they are healthy, whether they barely complete the active test, or they suffer from shoulder muscle injury.

Through the analysis of acceleration, we car use acceleration to figure out the difference among healthy people, another people with minor injuries and other people with severe injuries. The results are as follows: healthy people showed high acceleration peak and the change of acceleration is obvious while patients showed low acceleration peak and the change of acceleration is weak as shown in the Figure 5.

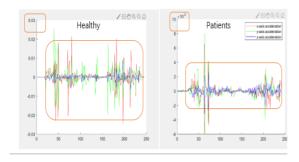


Figure 5 results of acceleration

4.2 Subjects

Shoulder movement data were collected from 30 subjects in this research. The subjects were all students and stuffs at JAIST, all of who suffer from muscle injuries due to long-term hard work or arthritis. We could not however find subjects who suffered from the shoulder pain caused by

physical labor or sports injuries. We collected for each subject the motion data for about an hour. Active and passive tests were carried out separately of the data collection and required another one hour.

The results of diagnoses of subjects' shoulder conditions are shown as Figure 6.

- 4 are minor injuries severe injuries, 4 are severe injuries, and 22 are healthy people in the extension and adduction active-test.
- 4 are minor injuries severe injuries, 7 are severe injuries, and 19 are healthy people in the rotation active-test.

	Minor Injury	Severe Injury	Healthy
Peri-shoulder muscle	4	4	22
Rotator cuff muscle	7	4	19

Figure 6 Physical diagnosis results

4.3 Research process

We asked the subjects to stand 2 meters away in front of Kinect2. At the same time, subjects were asked to execute movements for the active test as explained below.

- (1) Flexion and Extension: The straight right arm points down the ground, in which the angle is defined to be zero degree. He moves his right arm up to 180 degrees, pointing to the ceiling. After reaching the apex, the right arm is rotated and released back to the initial position as shown in Figure (7). Then, he executes the same action with his left arm.
- (2) Vertical Extension and Adduction: With the right arm extended, he performs the vertical abduction to the head position. After reaching the peak, he moves his arm down

to the initial position (the vertical adduction) while the arm is kept as close as possible to the ear and the palm is kept downward as shown in Figure (8). Then, he does the same action with his left arm.

- (3) Horizontal Extension and Adduction: With the right arm extended, he performs the horizontal adduction and abduction. After the adduction, he completes the abduction. At least 45 degrees of adduction and 90 degrees of abduction must be observed. The palm is perpendicular to the ground as shown in Figure (9). Then, he does the same action with his left arm.
- (4) Shoulder External and Internal Rotation: The motion starts with a particular posture, that is, his elbow and forearm must form the right angle, that is, 90 degrees, the upper arm and the torso must from the right angle, the, fingers extended straight with the hand down, as shown in Figure (10). He is asked to move up vertically his right arm to point to the ceiling by rotating his shoulder and move it back to the initial position as shown in Figure (10). He is also asked to move down his right arm by 75 degrees from the initial position and he returns it to the starting position as shown in Figure (11). The subject is asked to turn his body to left by 30 degrees while he moves his right arm for this test. He turns to right when he moves his left arm similarly.

Subjects were required to perform these actions as slowly as possible, that is, for at least 3 seconds because Kinect 2 sometimes fails to capture quick motions., They are also asked to keep the speed constant to avoid catching noises due to failure of motion modeling by software. We collected real-time motion data from these subjects with a software developed using SDK. We collected data for each subject, each of who went through 5 active tests for

the left and right sides, resulting in 10 data in total. The data can be used to show the conditions over trajectories of two arms concerning two muscle groups, one of which is the condition of peri-shoulder muscle group and the other is that of rotator cuff muscle group.



Flexion and Extension Figure 7



Vertical Extension and Adduction Figure 8



Horizontal Extension and Adduction Figure 9



Shoulder External Rotation Figure 10



Shoulder Internal Rotation Figure 11

4.4 Workflow

The size of motion data collected is different among each subjects since the time required for the active test varies depending on subjects, We thus preprocessed the data so that each datum of a subject falls into a particular range of size. The preprocessed data allows us to compare them effectively. Preprocessed data are analyzed as follows:

- Data reduction. We used a sliding window to segment the data into 500 items. This step reduces the data size significantly. Another method called random forest is further employed to identify possible features of data [4] while reducing the data size, too.
- Prevent overfitting: Cross-Validation statistically divides data into subsets to prevent over-fitting due to complexities of models [5].
- Testing Classifier: We verified that the classifier could accurately determine these subjects with injuries of shoulder muscles using another set of data collected from different subjects [6].

4.5 Result

We used data collected from five subjects to verify the classifier obtained with the method explained above. One of the five subjects was a person with and the other four were healthy people aged from 20 to 30 years old. Three of them were female and the other

two were male. The first author, who is a doctor, examined physical conditions of each subject before collecting motion data. He also touched their muscles as part of physical examination to observe their ability to move shoulders.

The first author found through physical examination that the person with frozen shoulder could not lift his arm, in both abduction and rotation. His condition was more serious than the others. The other four subjects showed no significant stagnation or pains for any actions. The first author found by touching the subject that the person with frozen shoulder had some trouble in adhesion in rotator cuff while no abnormality was found in the other parts of his shoulder joint.

We verified through tests that our method could distinguish subjects with the shoulder muscle injury. The results of SVM's diagnosis were consistent with the doctor's physical examination. Our method can be applied to diagnose shoulder muscle injury.

5. Discussion

Our method can diagnose patients with the same accurate as human doctors without passive-test (Figure 12), thus saving 15 to 20 minutes for diagnosis. It can change physical diagnosis from time-consuming manual labor to time-saving and labor-saving computer work. Computers can be employed to complete preliminary, massive and repetitive diagnosis.

System	Active test	(15-20 minutes)
Doctor	Active test	Passive test

Figure 12 Contrast Result

6. Summary

We proposed to apply a motion capture device and SVM. We adopted several techniques in designing our method such as sliding windows, random forest and cross-validation. The method should release human doctors of the medical diagnosis of shoulder pains. There are however several limitations of our research. Firstly, the data size is not large enough to construct classifiers that accurately diagnose patients with pains.

7. Future Study

Shoulder joint is the most complex part of human body. It can execute omnidirectional motion and rotational motion. We proposed a method employing a motion capture device and SVM to the examination of shoulder joints. The method can accurately detect problems with selected features enough satisfying the requirements. We believe that our method can be applied to examining other joints, too. In future studies, however, I can get better and more convincing results by expanding the sample size of data, include physical labors and sportsmen.

Bibliography:

[1] Kinect Motion Capture Data for Rehabilitation Treatments. 2012 Fourth International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems. The authors: Adso Fern'ndez-Baena; Antonio Susín; Xavier Lligadas

[2] Intelligent Shoulder Joint Home-Based

Self-Rehabilitation Monitoring System. Sep 2013 International Journal of Smart Home. The authors: Jiann-I Pan, Hui-Wen Chung, J. Huang

[3] Gait event detection using linear accelerometers or angular velocity transducers in able-bodied and spinal-cord injured individuals. Gait & Posture, Volume 24, Issue 4, December 2006, Pages 502-509. The authors:Jasiewicz JM, Allum JH, Middleton JW, Barriskill A, Condie P, Purcell B, Li RC.

[4][5] Random Forest and Support Vector Machine based Hybrid Approach to Sentiment Analysis Yassine AL AMRANI, Mohamed LAZAAR

[6] Support Vector Machines in a real time tracking architecture Benjamin Castaneda

少林寺拳法における逆突きの熟練度評価モデルの構築

An Expertise Evaluation Model on Reverse Punch in Shorinji Kempo

鈴木和樹¹ 伊藤毅志¹ Kazuki Suzuki ¹, Takeshi Ito¹

¹電気通信大学大学院情報・ネットワーク工学専攻
¹ Graduate School of Engineering and Informatics,
The University of Electro-Communications

Abstract:

In this research, we tried to construct a proficiency evaluation model assuming to use for learning support with the reverse punch in Shorinji Kempo as a theme. First of all, from the survey questionnaire conducted beforehand for seven experts, we investigated the index which is considered important in the backstroke of Shorinji Kempo. As a result, I found an important method that multiple experts point out. After that, a measurement experiment on reverse punch was conducted against three groups of inexperienced group, experienced group, experienced group, experienced group, experienced group, experienced group and skilled group in all indices. Next, a proficiency evaluation model was proposed using indices that showed significant differences from the measurement experiment. We evaluated six participants with different degrees of skill using the proposed evaluation model, and compared with subjective evaluations by experts. The root mean square error (RMSE) between the evaluation by model and one by experts was 0.91 from the evaluation of 2 out of 3 experts, and even a large error was 2.1. Spearman's rank correlation coefficient also showed a strong correlation of 0.7 or more with each expert. From this, we confirmed that the proposed evaluation model is evaluating close to the subjective evaluation by experts. From this result, we confirmed that the effectiveness of the proposed method of the skill evaluation model used in this study.

1 序論

武道や茶道, 華道などでは, 技術面と精神面どちらも学ぶことが求められる. その習得においては, まずは技術的な型を学び, その後精神面の修養がなされる. 本研究で題材とする少林寺拳法でも, 初心者においては, 基本的な型の習得が求められる. その土台の上でより高度な技術の習得が行われていく. そして, その過程で型に込められた精神的な意味の理解が求められ, より深い武道の精神が培われていく

ここで挙げた型の修得と精神面の修養は、学習指導要領の改訂により 2012 年より始まった武道必修化の中の修得目標としても掲げられている[1]. しかし、初心者が型を習得するには、そもそも一定の時間がかかる上に、学校教育という限られた時間での指導であるという点も考えると、次の二つの問題が挙げられる.

一つ目は教える側のリソースの問題である. 教員は新種目への対応に加えて, 教員数は減少傾向にあ

り教員のリソースが足りていない[2]. 二つ目は型の指導自体の難しさである. 学習者が型を習得するためには、見本と自分の動きの違いに気づき、自分の動きを調整して見本に近づけることが必要である. しかし、型というものは言語化が難しいため、学習者自身、何がどこまで達成できているのか実感することが難しい. ひたすら反復練習を強要されるだけの学習では学習者のモチベーションも上がらない. また、一人ひとりに合わせて非言語的な体感の違いを指摘することも指導者のリソース的に難しい.

こういった背景から武道の型の修得を効率的に促す手法が求められている。本研究では少林寺拳法を題材として、武道の学習における型の学習をモデル化し、熟練度を点数化して学習者に視覚的に提示することで効率的に修得支援を行う手法について考察する。

2 少林寺拳法

2.1 少林寺拳法とは

少林寺拳法とは、宗道臣が人づくりと平和で物心 共に豊かな社会の実現を目的として 1947 年に香川 県多度津町で創始した武道である[3]. 宗道臣は、中 国在住時に学んだ拳技に創意工夫を加えて、多くの 人が楽しみながら学べるような新しい技術体系を目 指して整理、再編して少林寺拳法を広めていった. 少林寺拳法は人々の心身の修練と平和的手段による 社会変革を目指して創始されたため、単純に腕力の 強い人や技の上手な人を育てるためではなく、老若 男女幅広く学べるように作られている.

2.2 少林寺拳法における逆突き

少林寺拳法における逆突きは、最も基本的な技の ひとつとして入門後すぐに習う技である。逆突きは 入門後だけでなく昇級・昇段審査の時にも必ず審査 される技であり、段位問わず様々な技の中でも逆突 きが用いられている。そのため、少林寺拳法の技の 中でも初心者から熟練者までの間で使用頻度が高く、 熟練度による違いが出やすい技であると言える。そ のため、本研究のテーマ課題として設定した。

まず逆突きの動作の流れを下の図1に示す.逆突きは通常,構えた状態から「運歩」と呼ばれる前後に動く動作とセットとなる一連の突きの動作から構成される.本研究でもその考えに従って,実験で扱う逆突きを運歩とセットで行うことにした.以降,簡単のため本研究での「逆突き」とは以下の3つの動作によって構成される技のことを表し,各動作に着目する時は番号で呼称する.例えば"前に一歩入る"動作は,"手順1"と表す.

手順1:前に一歩入る 手順2:逆突きを行う 手順3:後ろに一歩下がる

3 関連研究

3.1 動作計測に関する研究

計測技術の発達を背景に様々なスポーツ・武道において動作計測の研究が盛んに行われている. 題材は多岐にわたり,スポーツでは野球やバスケットボール,フェンシングなど型(フォーム)が重要となる種目で特に多くの研究が行われている[4][5][6].

武道においてもスポーツ分野と同様に型が重要となる剣道や空手,少林寺拳法などで研究が行われている[7][8][9].動作計測の研究の延長として実験によって群間で違いの見られた特定部位の数値データを用いた学習支援システムの開発を目的とする研究も行われている[10][11][12].これらの研究の目的は主に,異なる熟練度の参加者の特定の動作を行った時の特定の部位の数値的な違いを明らかにし,それらのサニードバックすることである。しかし,スポーツ・武道の動作を一部分のみのデータだけで説明することは十分とは言えず,また一部分のデータのみを用いた学習支援も十分とは言えない。十分な学習支援を行うためには,学習者の動きを総合的に評価するシステムが必要である。

これまでの動作計測の研究では、動作計測機器として慣性センサ、もしくは MoCap のどちらか一方が用いられている. 慣性センサは特定の部位を高精度で計測でき、MoCap は複数の部位をある程度の精度で計測することができる. 計測したい動作に合わせて計測機器を使い分けることが重要である. 斎藤らは、2 つの慣性センサを用いて野球投球時の体幹回旋と前腕回内の角速度と投球スピードの関係を調査した[4]. 結果として体幹回旋と体幹前傾が投球スピードに影響を与えることを確認した. この研究からも素早い回旋動作に対して、慣性センサの有効性が確認できる. しかし、慣性センサの欠点である多数の点を計測できない問題により、体幹背部と右前腕の2点と投球スピードの関係のみしか計測できてい



図 1 逆突きの動作の流れ

ないため、その他の身体部位が投球スピードに与える影響を調査できていない. 次に岩本らは MoCap を用いてボクシングのストレートパンチ時の腰の回旋角度や角速度、角度変位時間などを計測した[13]. 結果として、未経験者と経験者の間で最大回旋角度と最大角速度で有意差があったが、角度変位時間では有意差がなかった。ここで有意差がなかった角度変位時間のようなタイミング・時間に関する指標は計測機器のサンプリングレートの影響を受けやすい. そのため、慣性センサに比べてサンプリングレートで劣る MoCap では計測データに影響が出る可能性がある.

これらの研究から、慣性センサと MoCap のどちらか一方のみを用いるだけでは、スポーツ・武道などの素早い動作が求められる分野において、学習者を総合的に評価するモデルを構築することは難しい、そのため、本研究では精度の高い慣性センサと全身を計測できる MoCap を併用することで計測できる評価指標を増やし、対象を総合的に評価することを目指す.

3.2 熟練度評価モデルに関する研究

動作計測の研究から発展し、動作の様々な部位を見て熟練度を評価するモデルの研究が行われている. 近年では、居合道を題材とした熟練度評価モデルの研究として、崔らと高橋らの研究がある[14][15]. 崔らは未経験者と経験者を熟練度で分類することを目的として主成分分析とクラスター分析を用いた分類を行った. 高橋らは熟練者の主観評価を客観的な指標に置き換えることを目的として、熟練者の評価から相関分析法により熟練者評価モデルを構築し、MoCap の計測データから構築した評価モデルと比較した.

これらの研究より、熟練度評価モデルの構築手法の有効性が示唆された.しかし、崔らの研究では、モデルの評価が2値分類に留まっており、学習支援に用いるには不十分である.高橋らの研究では競技で用いられる型を題材としており、競技の評価指標をモデルにそのまま利用できた.しかし、本研究で題材とする逆突きのように評価指標が明確に定まっていない題材に対して高橋らのモデル構築手法をそのまま用いることは難しい.

そのため本研究ではまず、逆突きで重要とされる 部位などを複数人の熟練者に対して調査し評価指標 を選定する.そして、未経験者・経験者・熟練者の 3 群に対して熟練度によって違いが現れる評価指標 を調査する.最後に、実験により熟練度によって違いの現れた評価指標を用いて熟練度を数値化できる モデルの構築を目指す.

4 予備調査

4.1 目的

少林寺拳法の指導者とされる四段以上の人を対象 に逆突きを指導する際に留意すべき点や重視される 身体部位などについてアンケート調査を行い,調査 結果をもとに熟練度評価モデルの作成に必要な評価 指標を明らかにする.

4.2 手法

4.2.1 調査対象者

少林寺拳法四段[~]七段の指導者 7 名(経験年数 Ave. = 28.43 年 S.D. = 11.15 年)

4.2.2 質問内容

調査対象者には、「指導で着目する身体部位」、「熟練度によって違いが出やすい身体部位」など指導に関する6項目の質問に回答させた.

4.3 結果

自由記述形式の回答を分析するために以下に示す タグを用いてタグ付けを行ったところ回答内容を分 類することができた.

- ・構え…"手の高さ"、"手の握り"
- ・手…"突きの軌道・引き","逆手の引きつけ"
- ・肩腰…"肩腰の回旋","肩腰の連動","体幹のブレ"
- ・足…"突いた時の両足の幅", "前足の開き具合"
- ・その他…"スムーズさ", "気合", "動作の意味"

この中で、"手の握り"、"気合"以外のタグは2人以上が言及していた.次に指導で着目する身体部位と熟練度によって違いが出やすい身体部位に対する回答結果を表1に示す.

表 1. 身体部位に関する調査の回答結果

	頭	手	腕	肩	腰	足	その他
指導時	0	2	0	3	4	7	1
熟練度	1	3	0	2	4	5	2

指導時に関する質問では足が最も票数が多く,次に多かったのは腰であった.熟練度に関する質問では,足が最も票数が多く,次に多かったのは手であった.

4.4 考察

調査結果で行ったタグ付けに用いたタグの中から 複数人が言及していたものを評価指標とした.ただ し,"動作の意味"に関しては計測できないため本研 究では除外した.

表 2. 定義した身体との対応関係の評価指標

分類されたタグ	身体との対応関係の評価指標	計測装置
	肩・腰の最大回旋角度	
肩腰の回旋	肩・腰の <mark>最大角速度</mark>	慣性センサ
肩腰の連動	肩・腰の回旋し始めの時間差	慣性センサ
突き手と逆の手の引きつけ	左腕の最小関節角度	MoCap
	右手・左手の胴体の長さに対する高さ	
構えの時の手の位置	右腕・左腕の初期関節角度	MoCap
	両手の高さの差	
突いた時の両足の幅	初期足幅と突き時の足幅の差	MoCap

次に分類されたタグについて計測するために身体 との対応関係を定義した.本研究では、崔らと岩本 らの研究を参考に評価指標を定義した.タグ毎に定 義した評価指標を表 2 に示す.

5 実験

5.1 目的

未経験者・経験者・熟練者の3群間において調査アンケートで得られたタグに関する評価指標を慣性センサと MoCap を用いて計測する. そして得られた評価指標のデータを分析することで熟練度による違いを明らかにし、タグに関する評価指標の有効性を確認する.

5.2 手法

5.2.1 実験参加者

未経験者 6 名…武道未経験, 経験年数(Ave.=0 年, S.D.=0年)

経験者 12 名…初段, 経験年数(Ave.=3 年, S.D. = 0.5 年)

熟練者 6 名…四段以上, 経験年数(Ave.=25 年, S.D. = 13 年)

5. 2. 2 測定装置

慣性センサ:株式会社スポーツセンシング DSP 乾

式筋電センサ(加速度/角速度) \times 2, サンプリングレート 1kHz, 無線形式, 加速度レンジ \pm 16G, 角速度レンジ \pm 2000dps.

Motion Capture: Noitom Perception Neuron2.0, サンプリングレート 120Hz, 有線形式,加速度レンジ±16G,角速度レンジ±2000dps.

5.2.3 手続き

実験参加者には実験で行う動作が逆突きであること, 慣性センサ及び MoCap を身体に装着すること, 身体を計測することなどの実験の説明を行った。その後, 未経験者には教示動画を 30 分程度視聴させ, その場で逆突きの練習をさせた. この時使用した教示動画は中学校武道必修化指導書映像集の "左中段構え"と"内受け突きの攻者(逆突き)"の映像である [16].

計測装置を装着する前に評価指標に必要な身体情報を、MoCapに付属している身体計測マニュアルに従い計測した[17]. 慣性センサと MoCap を装着後、参加者には計測開始の合図として音に合わせて逆突きを1回行うように教示をした. 計測は以下の流れで行った.

- 1. 初期状態として左中段構えの状態にさせる.
- 2. その状態を MoCap の Zero 地点に設定する.
- 3. 計測開始の合図として音による合図をする.
- 4. 音に合わせて参加者に逆突きを1回行わせる.

これを 1 回の計測として、この一連の行動を各参加者 10 回行わせた。

5.3 結果

各評価指標の群間の有意差検定を行う前に Kolmogorov-Smirnov 検定を用いて正規分布との適合度を調べた. 結果,未経験群は 4 つの指標を除いて,経験群は全ての指標で,熟練群は 1 つの指標を除いて p>.05 となり正規分布にしたがっていると仮定できた. 次に各評価指標に関する群間の有意差検定の結果を表 3 に示す.

表 3. 各評価指標に関する群間の有意差検定の結果

タグ名	評価指標名	未-経	未-熟	経-熟
	肩の最大回旋角度	**	**	-
肩腰の回旋	腰の最大回旋角度	**	**	**
肩腰の凹脈	肩の最大角速度	**	**	-
	腰の最大角速度	**	**	**
肩腰の連動	肩と腰の回旋し始めの時間差	**	**	*
突いた時の両足の幅	右足の引き寄せ距離	**	**	-
	胴体に対する左手の高さ	**	**	-
	胴体に対する右手の高さ	**	**	-
構えの手の位置	左腕の初期角度	**	**	-
	右腕の初期角度	**	**	**
	両手の高さの差	**	**	-
突き手と逆の手の引きつけ	左腕の最小角度	**	**	*

**:p <.01 *:p <.05 -:p >.05

5.4 考察

少林寺拳法未経験者群と経験者群,熟練者群の計3群における計測結果について考察する.表3より全ての評価指標において未経験者と他2群の間では平均値に有意差があった.このことから,熟練度に影響を与える評価指標を定義できたことを確認した.そして,未経験者とその他2群で有意差があった評価指標は,熟練度評価モデルの評価指標として利用できると考えられた.

6 熟練度評価モデル

6.1 目的

実験により得られた経験者のデータから初段までの熟練度を評価できる評価モデルを構築する. そして、構築した評価モデルが熟練度の異なる参加者のデータに対して行った評価と熟練者の主観評価を比較することで構築したモデルの精度を検証する.

6.2 手法

経験群のデータは正規分布に従っていると仮定できたため、正規分布の性質を利用して熟練度を 10 段階で評価できるモデルを提案する. 正規分布には $\mu\pm\sigma$ の範囲に約 68%のデータが分布しており、 $\mu\pm2\sigma$ の範囲には約 95.5%、 $\mu\pm3\sigma$ の範囲には約 99.6%といった性質がある. この性質を利用してある指標のデータxが得られた時に、式(1)により算出したzスコアの値が分布のどの位置に存在するかによって熟練度を決定した.

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma} \tag{1}$$

スコア付けの間隔は、zスコアの値が±3.0より外側

を 0 点, ±0.3の範囲を 10 点としてそこから±0.3間隔で 9,8,7 点とした. 各評価指標を 10 点満点で採点し, それらをタグ毎に平均してタグの点数とした. 最後に各タグの点数を全て平均して総合点とした.

6.3 検証

検証では表 4 に示す実験とは異なる参加者を 6 名 用意し、実験と同様の手順で逆突き 1 回のデータを 計測した. この時、ビデオカメラで逆突きの様子を 撮影し、その様子を熟練者 3 人に評価させた. 熟練 者には"あなたが思い浮かべる平均的な初段の選手 を 10 点満点として採点してください"という教示を 与えた.

表 4. 検証参加者の段位と経験年数

	24 Delimo viv H - 1241m		
参加者名	級位・段位	経験年数	
参加者 A	なし	0 年	
参加者 B	なし	0 年	
参加者 C	6級	1年	
参加者 D	4 級	1年	
参加者 E	初段	2 年	
参加者 F	初段	3 年	

6.4 結果

熟練者の主観評価結果とモデルの評価結果を表 5 に示す. 分析では主観評価と評価モデルの点数を比較するために二乗平均平方根誤差(RMSE)とスピアマンの順位相関係数を算出した. 加えて各評価指標の寄与率を算出するために, モデルの各評価指標の点数を説明変数, 熟練者の平均点を目的変数とした標準重回帰分析を行った. RMSE, 順位相関係数の結果を表 6 に, 標準重回帰分析の結果を表 7 に示す.

表 5. 各熟練者の主観評価と評価モデルの評価結果

参加者	熟練者 A	熟練者 B	熟練者 C	熟練者平均	評価モデル
A:未経験	3	2	5	3.3	4
B:未経験	3	3	7	4.3	3
C:6 級	5	8	7	6.7	7
D:4 級	7	7	10	8	7
E:初段	9	9	10	9.3	9
F:初段	10	10	10	10	10

表 6. 熟練者評価とモデル評価の RMSE と相関係数

	熟練者 A	熟練者 B	熟練者C
RMSE	0.91	0.91	2.1
順位相関係数	0.94	0.92	0.77

表 7. 標準重回帰分析の結果

タグ名	評価指標名	標準回帰係数
	切片	0
	肩の最大回旋角度	-0.059
戸腰の同ち	腰の最大回旋角度	0.059
肩腰の回旋	肩の最大角速度	0.34
	腰の最大角速度	0.20
肩腰の連動	肩と腰の回旋し始めの時間差	0.36
突いた時の両足の幅	右足の引き寄せ距離	0.15
	胴体に対する左手の高さ	0.074
	胴体に対する右手の高さ	0.13
構えの手の位置	左腕の初期角度	0.013
	右腕の初期角度	-0.18
	両手の高さの差	-0.039
突き手と逆の手の引き	左腕の最小角度	-0.030

6.5 考察

6.5.1 主観評価と評価モデルの比較

評価モデルと熟練者の主観評価について考察を行う.表5より評価モデルは熟練度が上がるにつれて高い点数をつけることができている.表6のRMSEの結果について,熟練者A,Bの行った主観評価とのRMSEは1点以内であり,評価モデルを用いても熟練者Cとの間でRMSEが2.1と比較的大きな誤差があった原因として,熟練者Cの採点方式が加点方式であったためと考えられる.熟練者Cは評価後のする方式を取っていた.そのため、決かト時に、10個の評価項目を挙げ、それら1項目につき1点を加点する方式を取っていた.そのため、熟練者Cの評価は他の熟練者と比べても高い点数であったと考えられる.結果、評価モデルの採点結果と比べて、未経験者の点数について誤差が大きくなりRMSEが大きくなったと考えられる.

同じく表 6 のスピアマンの順位相関係数の結果について、各熟練者と評価モデルの間で 0.7 以上の強い相関が見られた. このことからも評価モデルが熟練者の主観評価に近い精度で採点できたと言える.

6.5.2 評価指標の寄与率

表7の標準重回帰分析の結果について考察を行う. 各指標の標準回帰係数については、最も寄与率の高かったのは肩と腰の回旋し始めの時間差であった. 肩腰の連動は、実験前の調査アンケートでも複数の熟練者が言及していた重要な指標であった.この点について寄与率からも、肩腰の連動は少林寺拳法の 逆突きにおいて重要とされる指標の一つであること が確認できた.

次いで大きかった肩と腰の最大角速度は、肩腰の回旋のキレを表している.少林寺拳法では、肩腰の回旋が十分かどうかも重要な指標の一つである.初心者のころは十分に肩腰を回旋させているかを測る回旋角度が着目されている.しかし、熟練度が上がるにつれて肩腰の回旋角度だけでなく角速度、つまり肩腰の回旋のキレが熟練度を測るうえで重要な指標になってくることが示唆された.

7 結論

本研究では、少林寺拳法における逆突きを題材として、学習支援に用いることを想定した熟練度評価モデルの構築を目指した. 本研究の結論として、熟練者の主観評価に近い精度で初段までの熟練度を評価できるモデルを構築できた. このことから、構築したモデルを用いることで指導のハードルを下げ、指導の時間的コストを削減できるなど、指導者の負担を軽減できる可能性がある.

今後は調査アンケートにあった突きの軌道・引きなどの評価指標を追加することでモデルの精度を高める. 熟練度評価モデルを用いた学習支援の効果について考察を行う必要がある.

参考文献

- [1] 文科省: 中学生学習指導要領解説 保健体育編, http://www.mext.go.jp/component/a menu/education/mic ro_detail/_icsFiles/afieldfile/2011/01/21/1234912_009.p df (2008)
- [2] 山崎博敏: 今後の小中学校教員需要の動向について、 国立教員養成大学・学部大学院附属学校の改革に関 する有識者会議(第1回)配付資料2,_ http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chousa/koutou/077
 - /gijiroku/__icsFiles/afieldfile/2016/09/21/1377405_1_3.p df (2016)
- [3] 一般社団法人 SHORINJI KEMPO UNITY: 少林寺拳法 読本, 財団法人少林寺拳法連盟, (2010)
- [4] 斎藤健治, 井上一彦, 井上伸一: 加速度センサにより 計測した野球投球時の体幹および前腕の運動と投球 スピードの関係, 人間工学, vol.48, No.1, pp40-47, (2012)
- [5] 安松谷亮宏,曽我真人,瀧寛和:バスケットボールのシュート時の熟練者と初心者の全身フォーム比較分析と学習支援環境の設計,人工知能学会全国大会, Vol.25, pp1-4, (2011)
- [6] F. Malawski, B. Kwolek.: Real-Time Action Detection and

Analysis in Fencing Footwork., 40th International Conference on Telecommunications and Singnal Processing (TSP), pp.520-523, (2017)

- [7] 大野達哉,中村充,中野雅貴,他: 剣道の正面打撃動作に関する研究-腰の移動に着目して-, 武道学研究, vol.47, No.2, pp85-101, (2014)
- [8] 大道等: "突き"動作の重心三次元解析, 武道学研究, Vol.20, No.2, pp185-186, (1987)
- [9] 喜福康郎,池上康男:少林寺拳法,空手の有段者および未経験者の突きのフォームのフィルム分析,日本体育学会,Vol.33,17-1005-0576,pp.452,(1982)
- [10] 林敬佑,吉田健治,堀内匡:モーションセンサを用いた打撃動作の認識と可視化に関する検討,日本知能情報ファジィ学会誌,vol.27, No.6, pp936-941, (2015)
- [11] 河田俊, 安田和弘, 岩田浩康: フリースロー初心者の ための BF 型セット・フォーム習得支援 RT の開発, 日本機械学会論文集, Vol83, No.851, pp(2017)
- [12] Shih-Yu Huang, Kuei-Pin Kuo, Yi-Hsuan Lin.: A golf swing analysis system using Wii balance board and Kinect sensors for novice players., Multimedia Tools and Applications, Vol.74, pp.10679-10696, (2015)
- [13] 岩本直也, 藤大樹, 勝平純司, 他: ボクシング・ストレートパンチの動作分析-三次元動作分析システムを用いて-, 理学療法科学, vol.27, No.3, pp.341-344, (2012)
- [14] 崔 雄, 高橋健太郎: 身体動作の特徴パラメータを用いた居合道の熟練度に関する定量化, 武道学研究, vol.45, No.1, pp.35-45, (2012)
- [15] 高橋淳二, 板東央晃, ロペスギョーム: 居合道における熟練度評価基準の分析とモーションキャプチャ計 測による定量評価, 日本バーチャルリアリティ学会 論文誌, vol.21, No.3, pp.541-548, (2016)
- [16] 日本武道協議会: 日本武道協議会設立 40 周年記念中学校武道必修化指導書映像集 Vol.3.
- [17] Noitom: Perception Neuron 2.0 Skeleton measurement, https://www.aiuto-jp.co.jp/download.php?id=49, (2019-1-18)