

経験バンクに基づくジャグリング学習支援システムの提案

高原慧^{1,a)} 脇坂崇平^{1,b)} 荒川陸^{1,c)} 檜山敦¹ 稲見昌彦¹

概要: 身体スキル学習において、教示者が学習者の習熟状態・適性を見定め、適宜教示を行うことが必要となる状況がしばしば存在する。本発表では、ボールジャグリングを対象として、独習時にも学習者が適切な教示を取得可能な学習支援システムを提案する。本システムは、1. 学習時映像からの姿勢・ボール軌道等の検出、2. 検出情報に基づく習熟状態算出、3. 習熟状態に対応する教示が記録されたデータベース（経験バンク）の三点により構成される。

1. 背景

効果的にスポーツの上達をするためには、本人の習熟状況や適性にあった練習を見つけだし、学習をすることが重要である。自身の適性に見当のついていない初心者にとっては、熟練者による教示に従って練習をすることが一般的であるといえる。近年の社会情勢を受け、熟練者から直接教示を受けることは困難になっており、初心者個人で可能な効率的な学習の需要は高まっている。

一方で、画像処理等による人のセンシング技術の発展により、身体動作の特徴を抽出解析して、個々人の身体スキル学習を支援する試みがなされている。例えば各種スポーツのパフォーマンスを上げることを目的とした研究 [4], [7] が具体例としてあげられる。これらのスポーツの学習では、個人特有の特徴や癖をノイズとして扱い、矯正をすることで学習の支援をする傾向がある [4]。しかし、身体スキルの習得には習熟状況や適性に応じた様々な道筋があり、それを踏まえた学習支援を行う重要性がある。

この研究では学習対象となる身体スキルとして、ボールジャグリングの基本技であるボールカスケード (BC) を対象とする。BC の身体動作解析に関連した研究は古くから存在する。Shannon はボールを保持している時間 t_l 、ボールが空中にある時間 t_f 、手がボールを保持していない時間 t_u (図 1 参照) と BC に用いる手の数 H 、ボールの数 N についての方程式 (1) を定式化した ([2], [3] 参照)。

$$\frac{t_l + t_f}{t_l + t_u} = \frac{N}{H} \quad (1)$$

BC が成立している際、 t_l, t_u, t_f は式 (1) に従う。BC が成

立している状況ではこの等式を満たすように t_f, t_l, t_u の値を保つ必要があり、そのような身体運動を学習することによって習得できる BC は、高度な身体スキル学習のタスクとして習熟に関する研究が行われてきた。ボール数 3 での BC (3BC) のスキル習得に関する Beek らの研究 [1] では、習熟状態を示す指標として、 t_l, t_u から成る以下の式で定義されるボール保持率 k を提唱している。

$$k = \frac{t_l}{t_l + t_u} \quad (2)$$

実際に熟練者は、初心者に比べて統計的に k が小さいことが報告されている [6], [11]。ボール保持率はボールと手の周期運動の巧拙を評価しているが、教示者が意識する要素についての直接的な指標ではない。また、学習の初期過程ではこの値が大きい群と小さい群に二分されることが報告されており [6], [10]、この指標では個人ごとの性質を十分にとらえた習熟状態を表現できないと考えられる。

このような個人ごとの習熟度状態や適性に依じて課題解決を支援する枠組みとして、経験サプリメントというア

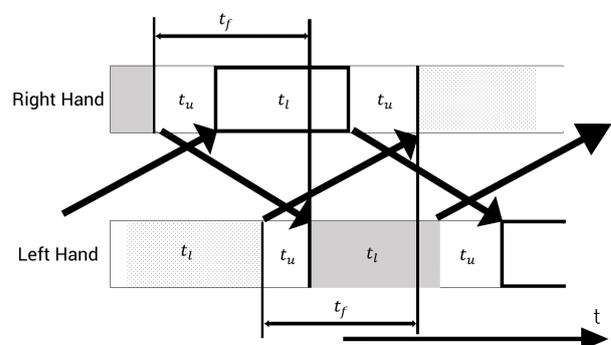


図 1 t_f, t_l, t_u の関係の概略図。[6] をもとに作成した。矢印はボールの移動を表し、 t_l の間ボールは手で保持されてから投げられる。 t_l : ボールが手にある時間、 t_f : ボールが空中にある時間、 t_u : 手がボールを保持していない時間。

¹ 東京大学 先端科学技術研究センター

a) takahara@star.rcast.u-tokyo.ac.jp

b) wakisaka@star.rcast.u-tokyo.ac.jp

c) arakawa@star.rcast.u-tokyo.ac.jp

アイデアが提唱されている。[8], [9]。これは情報処理技術によって個々のユーザーに対応した課題解決手法を蓄積・解析し(経験バンク), 他のユーザーが経験バンクから適宜情報を取得・利用する枠組み, 手法をさす。

2. 目的

本研究では, 熟練者不在の状況下においても効率的な教示を自動的に生成できるシステムの構築を目的とする。そのために必要となるのは主に以下の三点となる:

- 個々人の習熟レベル/適性を捉える定量的指標の開発
- 習熟状況と対応した教示の作成
- 教示を呈示するユーザーエクスペリエンスの開発

本稿では一つ目の定量的な習熟度指標の開発についてを中心に扱う。

2.1 個々人の習熟レベル/適性を捉える定量的指標の開発

3BC 学習過程での上達の道筋は一本のルートではなく, それぞれの上達方法に合わせた支援をする必要がある。個人の適性に合わせた支援のために, ボール保持率以外の要素についても具体的に指標として定める。指標をスカラーではなくベクトル化することによって単一指標ではなしえない個人の習熟レベルや適性を表現でき, 多角的にスキルの習熟状態を評価することができる。これにより, 複雑な要件を満たすスキルの達成度を評価することができる。

そのためにはまず, 実際に教示者が初心者を教える際に注目する点を, 定量的指標に落とし込む必要がある。例えば, (1) 肘の軌道が安定しているか, (2) 左右対称な動きができていないか, (3) ボールの高さが安定しているかの3点が, 代表的な注目点として挙げられる。他に重要かつ典型的な注目点としては, 手首の運動軌跡, キャッチ・リリース点の身体からの相対位置および安定性などがあるが, 今回はまず, 上述の3点に対応させて, 肘平均位置, 肘軌道安定性, ボール軌道頂点の安定性を算出対象の習熟度指標とした。

(A) 肘平均位置

(B) 肘軌道安定性

(C) ボール軌道頂点安定性

A は, 腰中心を基準とした。水平方向・鉛直方向それぞれについての影響と, 左右の対称性を見るために左肘 x, y 座標の平均の絶対値 $|\mu_{\text{elbowL},x}|, |\mu_{\text{elbowL},y}|$, 右肘 x, y 座標の平均の絶対値 $|\mu_{\text{elbowR},x}|, |\mu_{\text{elbowR},y}|$ の4つの変数で取り扱う。

B は標準偏差を用いて評価する。A 同様に左肘 x, y 座標の標準偏差 $\sigma_{\text{elbow}}, \sigma_{\text{elbowL},x}, \sigma_{\text{elbowL},y}$, 右肘 x, y 座標の標準偏差 $\sigma_{\text{elbowR},x}, \sigma_{\text{elbowR},y}$ の計4つの変数で取り扱う。

C については軌道頂点の高さの平均の絶対値 $|\mu_{\text{Top}}|$ と標

準偏差 σ_{Top} を用いて評価する。A と同様に腰中心を基準位置に取った。

2.2 習熟状況と対応した教示の作成

習熟レベル, 癖を適切に捉える定量的習熟度指標を用いて, 詳細な習熟状態に応じた教示を提示することで, 個人ごとにチューニングされた学習を行うことができる。図2は経験サプリメントのコンセプト図である。(I) 学習者の運動を映像をもとにセンシングによって習熟状態を評価する指標を算出する。(II) 同時に熟練者が映像から最もよいと考えた教示を判断する。(III) 習熟状態と教示の組をデータベース(経験バンク)に蓄積する。経験バンク上では教示による習熟状態の変化がグラフ構造で評価される。(IV) その結果をもとに, 経験バンク利用者に経験サプリメントとしてのアクチュエーションを行う。

2.3 教示を呈示するユーザーエクスペリエンスの開発

本研究が最終的に開発するシステムの概念図を図3に示す。

ユーザーはジャグリング時の映像を撮影し, それをオンラインのサーバーにアップロードする。サーバー上で映像から習熟状態あらゆる指標を3節で説明するシステムにより算出する。習熟状態をもとに2.2項のデータベースを用いることによりユーザーの上達に必要な教示を提示する。

3. 習熟度指標算出システム

本節では映像から習熟度の指標を導出するシステムの実装について説明を行う。まず, システムのアルゴリズム実装について述べる。これは映像から身体位置やボールの位置といった基礎的な特徴を抽出するアルゴリズムとそれを用いて習熟度指標を計算するアルゴリズムとから成る。次に現状のハードウェア実装について述べる。

3.1 アルゴリズム実装

3.1.1 姿勢検出

姿勢検出には OpenPose[5] を使い, 身体の関節 25 点及び左右の手の関節各 21 点の軌道を検出する。また, ユーザーの身長情報と関節座標の位置関係の対応をとって映像のスケールを求める。鼻から足元の高さ方向の座標の差を計算し, ユーザーの身長と比較して画素値から長さへの変換パラメータを算出している。

3.1.2 ボール軌道検出

ボール軌道を検出するには, すべてのボールを識別する必要がある。本研究ではボールの識別を行うために, 互いに十分異なる色のボールを用いる。円の代表色を事前に求め, その色前後の色域 (RGB 色空間) でマスクをかけることによりボールを検出する。得られた軌道の一列を図4に

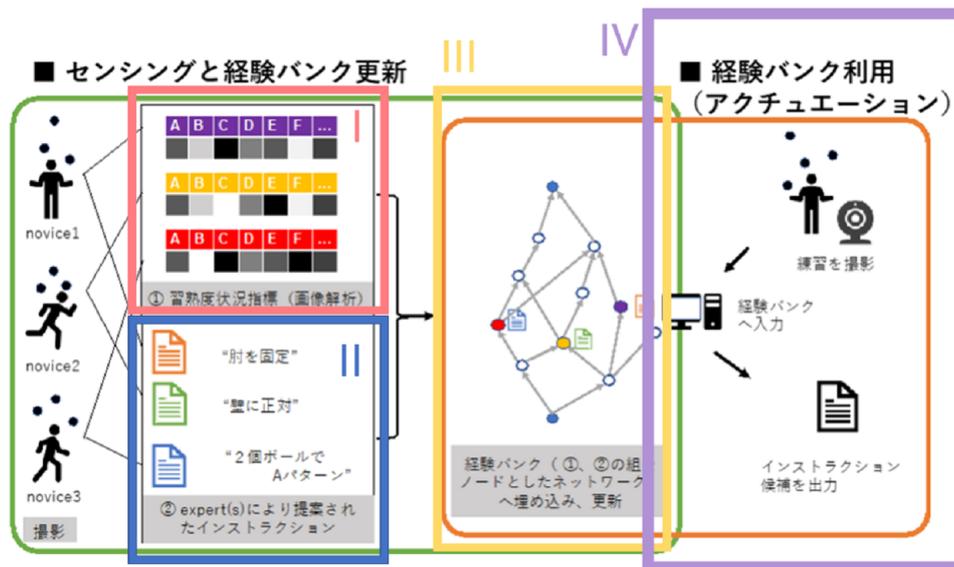


図 2 経験バンクのコンセプト図. (I) 指標の検出. (II) 教示の作成. (III) 経験バンクへの蓄積. (IV) アクチュエーション

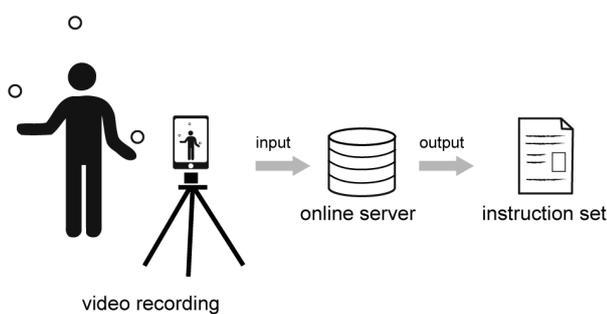


図 3 ユーザーエクスペリエンスの概念図

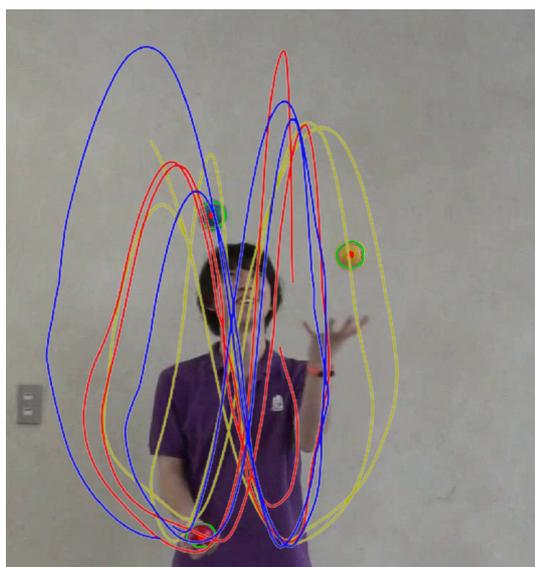


図 4 ボール軌道検出結果 (S3). それぞれの軌跡は対応する 3 色のボールの軌跡を表す.

3.1.3 キャッチ・リリース判定

式 (2) の値を算出するためにユーザーがボールをキャッチしているか否かの判定を行う. ボールのキャッチリリース時刻の判定には [1], [6] を参考に, ボールの軌跡の変曲点から導出する. 変曲点は位置の二階の時間微分の情報であり, 加速度に対応する. 運動方程式によりボールの軌跡が変曲する時刻ではそれに対応する力がかかることになる. 軌跡時間変化の二階微分が負から正に変わったタイミングをキャッチ, その逆をリリースとして判定する.

3.1.4 習熟度指標導出

これまでのアルゴリズムを用いて 2 節で述べた 3 つの習熟度指標 $k, \sigma_{\text{elbow}}, \sigma_{\text{Top}}$ を算出する. k は式 (2) で定められる値を用いる. σ_{elbow} については左右の対称性を含めた特徴を抽出するため x, y 座標および左右それぞれ別個に値を求める. 同様に頂点の安定性 σ_{Top} についてもボールの軌道の頂点の y 座標の標準偏差を用いる. 肘安定性指標, ボール軌道頂点安定性指標導出時の実データ例を図 5 に示す.

3.2 ハードウェア及び計測条件設定

映像の計測には Sony α 6300 を用い, フレームレートは 120fps, 解像度 1080*1920 での計測を行う. 被写体をおおよそ高さ 1000 ピクセルの範囲に収め, ボールについては 30 ピクセル以下となるよう撮影倍率を調整する.

4. 予備評価

システムで導出された指標が実際にユーザーの習熟度状態や癖を捉えているかについての予備的評価を行った.

熟練者一名 (S1), 初心者二名 (S2,S3) が 3 BC を行って

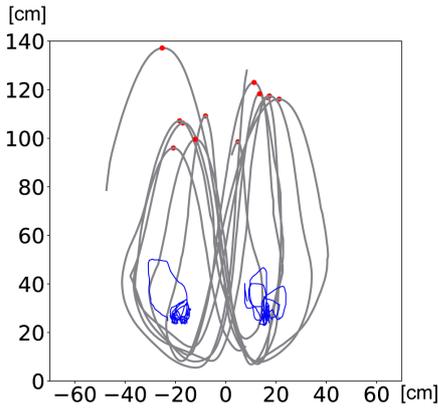


図 5 計測結果 (S3) を図示。グレー：肘軌道、赤：ボール軌道頂点、青：左右の肘軌道。

表 1 各被験者における習熟度指標。S1: 熟練者, S2 および S3: 初心者。平均値については腰中心が基準。単位は cm (\$ k \$ を除く)。

| | S1 | S2 | S3 |
|--|--------------|--------------|---------------|
| k | 0.79 | 0.69 | 0.79 |
| $ \mu_{\text{elbowL},x} , \mu_{\text{elbowL},y} $ | [22.4, 28.5] | [24.5, 26.9] | [15.8, 31.0] |
| $ \mu_{\text{elbowR},x} , \mu_{\text{elbowR},y} $ | [22.2, 26.9] | [18.1, 29.8] | [19.0, 29.4] |
| $\sigma_{\text{elbowL},x}, \sigma_{\text{elbowL},y}$ | [2.0, 2.5] | [3.0, 1.7] | [2.8, 4.8] |
| $\sigma_{\text{elbowR},x}, \sigma_{\text{elbowR},y}$ | [1.4, 1.6] | [3.2, 2.6] | [3.8, 4.8] |
| $ \mu_{\text{Top}} , \sigma_{\text{Top}}$ | [91.3, 6.1] | [88.7, 9.8] | [115.3, 12.2] |

いる動画を撮影し、2.1 節で定義した指標を算出した。S2, S3 はともに、安定はしないが数回に一回は 15 キャッチ程度可能なレベルであった。

それぞれ 3BC 開始直後の 3 キャッチ経過した時点から 2 サイクル計 12 回連続キャッチ分を切り出して解析に用いた。結果を表 1 に記す。ボール保持率 k については、S1, S3 よりも S2 の方が有意に値が低い。このことから、個々人の習熟状態・適性を判定するには、少なくとも他の指標を組み合わせる必要があることがわかる。一方で S2 の $\sigma_{\text{elbowL},y}$ 以外のすべての肘安定性指標において、S1 の値はもっとも低い。これは、肘がより安定しているということを示している。ボールの軌道安定性をみると、S1 が他二人に比べて大きく安定していることがわかる。

肘の安定性についてなど熟練者の意識する事項について直接的な指標を用いることで、表現できる習熟状態の幅を広げ、個々人に適切な教示を提示できる可能性がある。

5. 結論と今後の展望

経験バンク構築の第一段階として、習熟度指標算出手法を開発した。指標算出のために 3BC 映像から姿勢の検出、ボール軌道検出、キャッチ・リリースの判定を行い、肘の安定性などのジャグリング学習において重要な要素をデータから抽出した。熟練者と初心者の 3BC 映像を用いて 3 種の習熟指標を算出した。教示の際に注目する代表的な要素についての直接的な指標を用いることで、ボール保持率

で導かれる習熟度より詳細な状態を取り扱える可能性が示唆された。

今後は被験者実験を通じて習熟度指標に対する教示を蓄積し、経験バンクを構築する。経験バンクを用いてユーザーに必要な教示を提示するオンラインシステムを開発し、実際に運用することによりユーザー体験のフィードバックを得る。ここで、システムのメインターゲットとなる初心者のみならず、教示者が教示する際にも本システムを利用してもらい、そこで得られたフィードバックをもとに検討している。経験バンクの構築にあたり、アプリ化の開発中である。今回提案したシステムは特殊な計測機器を必要としないため、アプリ化することによってより多くのデータを取得できると考えている。そのための課題として、スマホのカメラのような低フレームレート、低解像度の条件での精度を検証する必要がある。また、ユーザーにとって使いやすくなるようにインターフェースの調整を行っていく。

6. 謝辞

本研究は JST,CREST, JPMJCR16E1 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] Beek, P. J. and van Santvoord, A. A. M.: Learning the Cascade Juggle: A Dynamical Systems Analysis, *Journal of Motor Behavior*, Vol. 24, No. 1, pp. 85–94 (1992). PMID: 14766500.
- [2] Beek, P.: *Exploring the Dynamics of Juggling*, Vol. 55, pp. 229–246 (1988).
- [3] Beek, P.: Timing and Phase Locking in Cascade Juggling, *Ecological Psychology - ECOL PSYCHOL*, Vol. 1, pp. 55–96 (1989).
- [4] Button, C., Macleod, M., Sanders, R. and Coleman, S.: Examining Movement Variability in the Basketball Free-Throw Action at Different Skill Levels, *Research Quarterly for Exercise and Sport*, Vol. 74, No. 3, pp. 257–269 (2003). PMID: 14510290.
- [5] Cao, Z., Simon, T., Wei, S.-E. and Sheikh, Y.: Real-time Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, *CVPR* (2017).
- [6] Hashizume, K. and Matsuo, T.: Temporal and spatial factors reflecting performance improvement during learning three-ball cascade juggling, *Human Movement Science*, Vol. 23, No. 2, pp. 207–233 (2004).
- [7] Raina, A., Lakshmi, T. G. and Murthy, S.: CoMBaT: Wearable Technology Based Training System for Novice Badminton Players, *2017 IEEE 17th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, pp. 153–157 (2017).
- [8] Wakisaka, S., Hiyama, A. and Inami, M.: Transmission of Experiences with Augmented Human Techniques, *Proceedings of the 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, p. 740–744 (2017).
- [9] 国立研究開発法人科学技術振興機構：経験サブ

リメントによる行動変容と創造的協働, , 入手先
(https://www.jst.go.jp/kisoken/crest/project/1111083/1111083_09.html)

- [10] 山本耕太: 3 ボールジャグリング学習過程における時空間的変数の変化 (2013).
- [11] 市川 淳: 身体スキルの習得における個人特有の運動に関する検討, 認知科学, Vol. 25, No. 1, pp. 126-126 (2018).