

# 遷移確率を用いたソフトウェアディフェンスによるフェイント動作学習環境 Learning Environment for Feint Motion by Software Defense Using Transition Probabilities

幸田 尚也<sup>\*1</sup>, 大芝 健允<sup>\*1</sup>, 松浦 健二<sup>\*1</sup>, 谷岡 広樹<sup>\*1</sup>, 後藤田 中<sup>\*2</sup>, 和田 智仁<sup>\*3</sup>  
Naoya KOHDA<sup>\*1</sup>, Katsumi OSHIBA, Kenji MATSUURA<sup>\*1</sup>, Hiroki TANIOKA<sup>\*1</sup>, Naka GOTODA<sup>\*2</sup>, Tomohito  
WADA<sup>\*3</sup>

<sup>\*1</sup> 徳島大学

<sup>\*1</sup> Tokushima University

<sup>\*2</sup> 香川大学

<sup>\*2</sup> Kagawa University

<sup>\*3</sup> 鹿屋体育大学

<sup>\*3</sup> National Institute of Fitness and Sports in Kanoya

Email: ma2@tokushima-u.ac.jp

**あらまし:** 本研究では、バスケットボールのフェイントスキルに着目し、学習支援を行う。先行研究では、練習環境の提供のために、オフENSEの動作に追従するディフェンスをソフトウェアで実装し提示していた。しかし、より実践的には追従だけでなく動作の予測を行いディフェンスすることが求められる。そのため、本研究では学習者の動作予測を行うための遷移確率モデルの導入を行った。この遷移確率を用いて作成したディフェンスについて評価を行う。

**キーワード:** 学習支援, 支援モデル, フェイント動作, 動作予測, 遷移確率

## 1. はじめに

本研究では、バスケットボールの1対1場面におけるオフENSE側のピボット動作によるフェイントに着目する。フェイント動作など攻守の対面場面のスキル学習においては練習相手が必要不可欠となる。しかし、練習相手が常に存在するとは限らない。そのため、Kohda ら<sup>(1)</sup>は、学習者に対し追従するソフトウェアディフェンスを作成・提示し、練習環境の提供を行っている。しかし、実際のフェイント動作においてディフェンスは追従だけでなく動作の予測を行うこともある。そのため、本研究では学習者の動作予測を行うために、確率遷移モデルを用い、動作予測を行うソフトウェアディフェンスを作成する。また、この作成したソフトウェアディフェンスについて評価を行う。

## 2. システム概要

Kohda ら<sup>(1)</sup>の研究では、学習者の動作に追従するソフトウェアディフェンスを用いて練習環境の提供を行っている。しかし、実際のフェイント動作におけるディフェンスは、オフENSEの動作に追従するだけでなく、動作予測の下で動くこともあるため、実際に近い環境を提示するには動作予測のモードも必要となる。

動作予測を行う方法としていくつか方法がある<sup>(2)</sup>。本研究では、学習者にリアルタイムでディフェンスを提供する。ここで、システムは学習者の動作計測から学習者の動作予測までの時間が人間の認知速度より短いという制約がある。そのため、本研究では、短時間で実行可能である確率遷移モデルを用いて動

作予測を行う。また、この確率遷移モデルは人間・システムとも理解可能なモデルである。

本研究におけるシステム概要を図1に示す。このシステムは、モデル作成部とディフェンス提供部の二つに分けられる。このモデル作成部では、事前に学習者の動作予測を行うための確率遷移モデルを作成する。ディフェンス提示部では先行研究同様のシステムを有する。また、学習者の動作計測は、リアルタイムで計測可能な加速度センサを用いる。先行研究では、この加速度の値から学習者を追従するディフェンスを作成していた。本研究ではこれに加え、モデル作成部で作成した確率遷移を用いる。これにより、学習者の状態に応じて動作を予測し、能動的なソフトウェアディフェンスの提示を行う。

確率遷移を作成する上で、実践的なフェイント動作の状態を定量的な形で得る必要がある。そのため、本研究では、動画像から人間の骨格情報の特徴点が取得可能なOpenPose<sup>(3)</sup>を用い、フェイント動作の定量化を行う。この結果から、フェイント動作の状態分けを行い、遷移確率を求める。その時使用する特徴点として、幸田ら<sup>(4)</sup>の研究を参考にフリーフット、ボール、鼻の3点を用いた。これらの特徴点より、フェイント動作を四肢・上半身の動作の有無が判断可能になる。この動作の組み合わせによってラベル付けを行い、フェイント動作を分類し、確率遷移モデルを作成する。また、このときディフェンスは、現在のオフENSEの動作から次の動作の予測を行う単純マルコフ過程による予測とした。

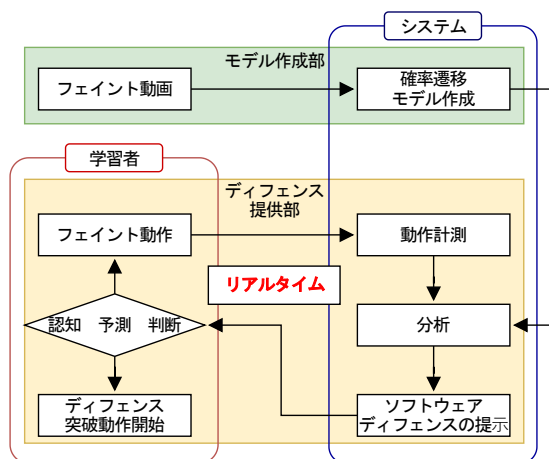


図1 システムフロー

### 3. 評価実験

#### 3.1 実験概要

提案ディフェンスが学習者に対してどの様に評価されたか実験を行った。本研究で用いる確率遷移モデルは、バスケットボール経験者4名22試行を元に作成した。また、作成したディフェンスは学習者にプロジェクトを用い提示を行った。また、本実験の被験者として、バスケットボールの初学者の20代男女16名とした。

本実験は被験者の動作に基づき動作するソフトウェアディフェンスを提示する。それゆえ、被験者にまず環境に慣れてもらう必要がある。そのため、初日に予備試行として、先行研究を模して作成した追従し動くディフェンスに対して5回練習を行う。その後、2日目から被験者を2群に分ける。A/B群に対しては、先に提案手法である確率遷移を使用し動作予測を行うシステムAを用いた訓練を各日5試行2日間行う。その後、動作予測を行わないシステムBを用いた訓練を5試行2日間行う。また、B/A群はこの逆の順で行う。先にシステムBを用いて練習を行い、その後、システムAを用いて練習を行う。本実験では、両群に対して、各試行後に使用したシステムについてのアンケートを行った。また、最終日に本実験で使用したシステム全てに対するアンケートを行った。

#### 3.2 実験結果

各試行後、被験者に「提示されたディフェンスは自分の動作に対して予測していたと思いますか?」という内容を5件法で被験者に問うた。そのため、各システムとも延べ32件の回答を得た。この結果、システムAは延べ26人、システムBは延べ25人がポジティブな回答をした。また、ネガティブな回答としてシステムAに対して延べ0人、システムBは延べ4人であった。これに加えて、システムBの回答はAに比べて比較的大きな分散が見られた。そのため、予測したと感じるかの判断は個人差が存在すると思われる。また、最終日にシステムA,Bにおいて、より予測していた方を被験者に問うた。この結

果、システムA,Bとも8人と同数であった。

次に予備試行に対してシステムA,Bを用いて訓練を行った時の加速度の向上率の比較を行う。この結果、加速度がシステムAを用いた時 $0.014[m/s^2]$ 、システムBの時 $-0.032[m/s^2]$ 上昇した。このことから、提案システムを用いた方がより素早い動作で訓練を行うようになった。そのため、予測を行うシステムは訓練においてオフENSEの加速度向上に寄与する可能性が示唆された。

#### 3.3 考察

最終アンケートでは、システムA,Bに有意な差がなかった。本研究では、経験者の動作を元に確率遷移モデルを作成した。そのため、すべての被験者に対して一様に適用できたとはいえない。そこで、初日の予備施行において素早い動作を行った上位6名の被験者の回答を抽出したところ、6名中4名が「システムAが予測を行った」と回答し、提案システムに高い評価をした。この結果から、確率遷移モデル生成に使用した動きに近い被験者に対する予測が成功している可能性が考えられた。

### 4. まとめ

本研究では、確率遷移モデルを用いて学習者の動作予測を行うソフトウェアディフェンスを提案し、評価を行った。この結果、提案システムを用いることで、より素早い動作で訓練を行ったため練習に有効であると示唆される。また、確率遷移モデルを作成した群に近い被験者に対しては、動作予測が昨日した様に感じられる。このため、今後の課題として、学習者ごとの適応的な確率遷移モデルを作成し、各学習者に対して効果が得られるようにする必要がある。

#### 謝辞

本研究はJSPS科研費JP18H03344の助成を受けたものです。

#### 参考文献

- (1) Kohda, N., Matsuura, K., Tanioka, H. et al. "Technology-Supported Single Training for One-on-One in Basketball Matches", Proceedings of IEEE TALE2018, pp. 236-242 (2018)
- (2) 中井真人, 角田善彦, 孫財東, 村越英樹, 林久志, 網代剛: "OpenPoseによるバスケットボール投入予測", 人工知能学会全国大会論文集第32回全国大会, pp.3Pin139-3Pin139 (2018)
- (3) Cao, Z., Simon, T., Wei, S. E. et al. "Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields", In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 7291-7299 (2017)
- (4) 幸田尚也, 箭野柊, 松浦健二, 谷岡広樹, カルンガル ギディンシステイフィン, 和田智仁, 後藤田中: "フェイント学習におけるソフトウェアディフェンス設計の改善", 教育システム情報学会第44回全国大会講演論文集, pp.169-170 (2019)