

# 集団の協調パターン形成を目的とした仮想環境での視線行動の分析

## Analysis of Gaze Behaviors in Virtual Environments for Cooperative Pattern Formation

渡邊紀文 \*<sup>1</sup>      糸田孝太 \*<sup>2</sup>  
Norifumi Watanabe      Kota Itoda

\*<sup>1</sup>産業技術大学院大学      \*<sup>2</sup>慶應義塾大学  
Advanced Institute of Industrial Technology      Keio University

In a goal type ball game such as soccer and handball, a plurality of players who can pass are searched for, and each player's intention is estimated and a player who can pass is selected. Furthermore, it confirms the position and behavior of enemies that exist around passable players, estimates their intentions, and determines teammate players who pass the pass most successfully. In order to realize instantaneous intention estimation and judgment subject to strong temporal and spatial constraints, cooperative patterns shared within the group are considered to exist. Therefore, in this research, we presented to subjects a first-person perspective of professional soccer players by using virtual environment, and analyzed the gaze behaviors pre- and post-training. Based on the results, we discuss that subjects switch their behavior by estimating the intention of otherplayers who pass and receive to subject by presenting the visual information based on the first-person perspective.

### 1. はじめに

我々は日常生活において他者の行動からその意図を推定しその結果に基づいて自己の行動戦略を決定する。日常生活の多くの場合においては、1対1のコミュニケーションが主となり、自己の内部モデルと照らし合わせて他者の意図を推定する。しかし意図を推定すべき対象が複数存在する集団行動においては、着目すべき他者を決定し、その意図が推定できた段階で更に別の他者の意図を推定するといった連鎖的な意図の推定を行う必要がある。具体的にはサッカーやハンドボールといったゴール型ボールゲームにおいては、パス行動時にパスが可能な味方を複数探索し、それぞれの意図を推定してパスが可能な選手を選択する。更にパス可能な選手の周囲に存在する敵の位置や行動を確認してその意図を推定し、最もパスが成功する味方選手を決定する。このような時間的・空間的に強い制約を受けた瞬時の意図推定および判断を実現するためには、集団内部で共有される協調パターンが存在すると考えられる。そこで本研究では、このような人間の協調パターンをモデル化したエージェントの作成を目指し、サッカーにおいて協調パターンを形成することが重要であるパスシーンに着目した実験を行い、被験者が新たにパス行動を獲得する際の視線行動を分析して、その意図推定の過程を明らかにする。

実験では仮想環境を利用してプロのサッカー選手の一人称視点を訓練データとして与え、学習前後の被験者の視線行動を分析する。選手のポジション・トラッキングデータを元に協調行動を仮想環境で再現し、特定の場면을繰り返し提示する事でパス行動におけるボールホルダー及びレシーバーの選択行動を獲得し、その前後における視線行動の変化の分析とその評価を行う。その結果を基に、一人称視点による視覚情報の提示により、被験者がパスを出す選手およびパスを受ける選手の意図を推定して視線行動を切り替えることができるのか議論する。

### 2. 先行研究

協調行動を実現したエージェントモデルとして、ロボカップサッカーシミュレーションを利用した研究が行われている。秋山らはアクション連鎖探索フレームワークという探索木を作成し、オンラインで有効なアクションの連鎖をエージェントに実装したことで、サッカー戦術の連動性について研究を行った [4]。また人間の視線行動から、団子状態を解消したチームワーク形成において必要なパラメータを抽出し、新たなサッカープレイヤーのエージェントモデルを構築することで、チームワーク形成の違いによる試合への影響を分析した研究が行われている [5]。このようにエージェントなどを利用したモデル研究では、データを元に繰り返し実験を行い、人間と同様な行動を再現することはできるが、協調パターン形成における選手の意図を推定することは困難である。

一方人の行動に関する協調パターンの研究では、試行間での行動決定過程を分析する必要があるため、協調パターンを獲得している選手および未獲得の選手それぞれの行動を繰り返し実施する必要がある。従来のスポーツ行動分析においては、実際のフィールドでチームメンバーによってミニゲーム形式で場면을再現する形式 [1] がとられ、参加するメンバーや天気によって状況は変化してしまい再現性が低い実験であった。ディスプレイを用いて表示する形式 [2, 3] も行われていたが、再現性は高い一方で、被験者の視線行動を基本として状況を切り替えるには 360 度に近い曲面ディスプレイ等の大掛かりな装置が必要である事や、敵や味方が自分の目の前にいるといった臨場感に乏しい事が問題となっていた。

このような刺激の再現性及び人間の意図推定の問題に対し、近年一人称視点で広視野角の仮想環境を提示可能なヘッドマウントディスプレイが安価で開発され、多くの認知訓練で利用されている [6]。これらのデバイスを利用する事で、選手の訓練に仮想環境が使われ、その有効性も示されている [7, 8]。このように集団行動における行動実験や分析において、仮想環境を用いた研究が広く行われるようになってきている。本研究においても、仮想環境を用いて一人称視点の入力による集団行動を被験者に提示することで再現性及び臨場感の問題を解決し、さらに繰り返し実験可能な仮想エージェントを利用することで

連絡先: 渡邊紀文, 産業技術大学院大学産業技術研究科, 東京都品川区東大井 1-10-40, watanabe@aait.ac.jp

実際の場面に近い環境での行動変化を分析する。

### 3. HMD と仮想環境を用いた実験環境

実験では、頭部に装着する事で仮想環境を提示する事が可能なヘッドマウントディスプレイ (FOVE 社製 FOVE 0) を利用した。HMD の性能は視野角が約 100° であり、ヘッドトラッキング機能に加えてアイトラッキングシステムが搭載されている。これにより、仮想環境を提示しながら被験者の視線移動を分析することが可能となる。なお仮想環境については、Unity Technology 社製のゲームエンジン“Unity3D”を用いて構築した。

仮想環境において選手の役割を果たすエージェントはチーム毎に赤と白で色分けされ、フィールドを含むパラメータは実際の選手や試合の規定を基に作成を行った [11](図 2)。

実験は頭部と HMD の位置を揃え、被験者は選手の中の 1 体と視野を共有する事で行った。これによりフィールドを見下ろすような俯瞰映像ではなく、一人称視点で行動を決定する、より実際の場面での判断に近い形での行動を分析する事が可能である。また、被験者エージェントの身体を透過処理する事により自らの身体で周囲の物体が隠れてしまう事を防いでいる。仮想環境と実験の様子を図 1 に、また仮想環境における主なパラメータを表 1 に示す。



図 1: FOVE 0 を装着した被験者と実験環境 (被験者の目の前のディスプレイに表示されている画面と同じものが HMD に提示される)

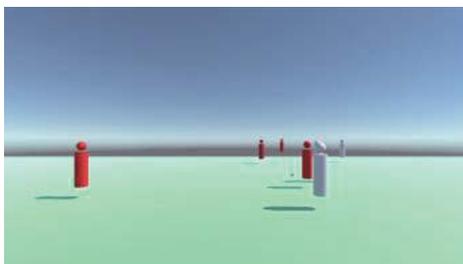


図 2: 被験者の一人称視点での仮想環境

表 1: 仮想環境の主なパラメータ設定 (m)

ボールの直径	0.2	フィールドの横	105.0
選手の高さ	1.7	フィールドの縦	68.0
選手の幅	0.4	ゴールの幅	7.3
選手の頭の直径	0.3	ゴールの高さ	2.2

### 4. 視線行動に関する協調パターン獲得実験

#### 4.1 実験に用いる場面

被験者に提示する場面は、FIFA Confederations Cup 2013 年のスペイン対イタリア戦で、前半において中盤のボール確保から味方内でのパスを含みシュートに至るまでの約一分間の場面である。仮想環境で再現するため、10fps で選手の位置を記録したポジション・トラッキングデータ及び動画データを用い、データには視線方向は含まれていないため、動画データを元に選手の頭部方向を用いて選手の視線方向を近似した。近年の研究では人の頭部方向から視線や注意の方向を近似できる事が示唆されている [12]。

被験者が視野を共有する選手は、周囲の選手の意図を推定し行動を切り替えるミッドフィルダー (MF) とし、攻撃の序盤から終盤へと繋がる各段階での視線行動を分析する。今回分析に用いたスペインチームはボールを保持し続ける戦術を持つ、パス回しが非常に優れているチームであり [13]、精度の良いパスを実現するため選手同士が意図を共有し、それに基づいた行動が瞬時に現れていると考えられる。

#### 4.2 実験手順

実験では、仮想環境で作成した場面を繰り返し提示する事で被験者はミッドフィルダーのパス選択行動を獲得する。仮想空間におけるエージェントはトラッキングデータを基に自動で移動し、被験者は実験で指定したミッドフィルダーに対応するエージェントとして視線行動を取る。被験者は HMD を頭部に装着した状態で首を振る事で仮想環境における周囲の状況を自由に確認することができる。なお実験は被験者の安全のため着席状態で行った。

実験は図 3 に示すように、『事前フェーズ』、『学習フェーズ』、『事後フェーズ』の三つのフェーズに分かれている。『事前フェーズ』では被験者は頭部を動かし、対応の場面での状況を自由に確認する事ができる。『学習フェーズ』では被験者の視野範囲を固定し、実際の選手が行った視線行動を被験者に提示する。最後の『事後フェーズ』では、被験者は学習フェーズで選手が行っていた行動を基に頭部を動かす。被験者には、場面について事前に説明し、その場面にいた場合にどこに注意するのかを判断するよう指示し、全てのフェーズを三試行ずつ実施する。実験の後には、ボールゲーム経験や視線行動を取る時にどこに着目していたかといった簡単なアンケートを行った。被験者は二十代の大学生及び大学院生 3 名 (被験者 1~3 で行った。なお、VR 酔いを防ぐため各試行の間で最長 1 分程度の休憩時間を取っている。

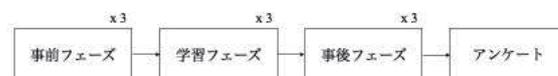


図 3: 実験手順

## 5. 事前・事後フェーズにおける視線移動の変化

FOVE のアイトラッキングの機能を用いて、被験者の視線の角度変化の差分について、各 3 回の試行における分散を出力した結果を図 4 に示す。角度の分散は、一周回るとまた同じ値として戻ってくるという特殊な性質を持つため通常のように観測値の総和を用いて平均、分散を求める事ができない。そこで式 1, 2 のように三角関数を用いて表現する方法が用いられる。

$$(R \cos \bar{\theta}, R \sin \bar{\theta}) = \frac{1}{N} (\sum \cos \theta, \sum \sin \theta) \quad (1)$$

$$V = 1 - R \quad (2)$$

ここで、 $\bar{\theta}$  は平均、 $V$  は分散を、 $N$  はデータ数を表し、角度が同方向に揃う程動径  $R$  が単位ベクトルに近づき、揃わない程動径  $R$  は 0 に近づく事から、式 2 のように 0 から 1 の間の値として分散の大きさを表現できる。

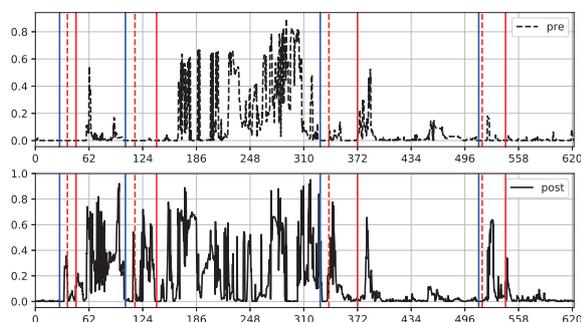


図 4: 事前 (上)・事後 (下) での被験者 1 の視線の角度変化の分散。味方選手が被験者に対してパスを出すタイミングを青色実線、被験者のボールタッチのタイミングを赤色点線、被験者がパスを出すタイミングを赤色実線で示す。

図 4 より、事前フェーズでは異なる注視点を連続して見続けていたのに対し、事後フェーズでは短い時間ではあるが分散が小さくなる回数が増え、同じ注視点を確認している傾向が見られる。これにより非常に狭い範囲で視線を移動して自分の周囲を確認していると考えられる。味方選手がパスを出す前、被験者がボールを受け取る前、ボールを味方に出す前それぞれの 1 秒間の分散の試行間平均については、事前フェーズと事後フェーズで有意な差はみられなかった。

次に各 3 回の試行における被験者 3 名の視線の角度の分散を図 5 に示す。なおここでは味方選手が被験者に対してパスを出し、被験者が更に別の選手にパスを出す 319~379frame までの値を抽出して表示する。グラフより、事前フェーズでは各 3 回においてほぼ同じ部位を注視しているが、事後フェーズにおいては注視する部位が異なっている。よって事後フェーズでは、狭い範囲で細かく視線を移動する探索的行動をとっていると考えられる。

## 6. 考察

事前・事後フェーズにおいて試行間の角度変化による分散の違いは見られないが、視線が一致するタイミングが増加し、狭い範囲で注視していると考えられる。本結果は事前フェーズ

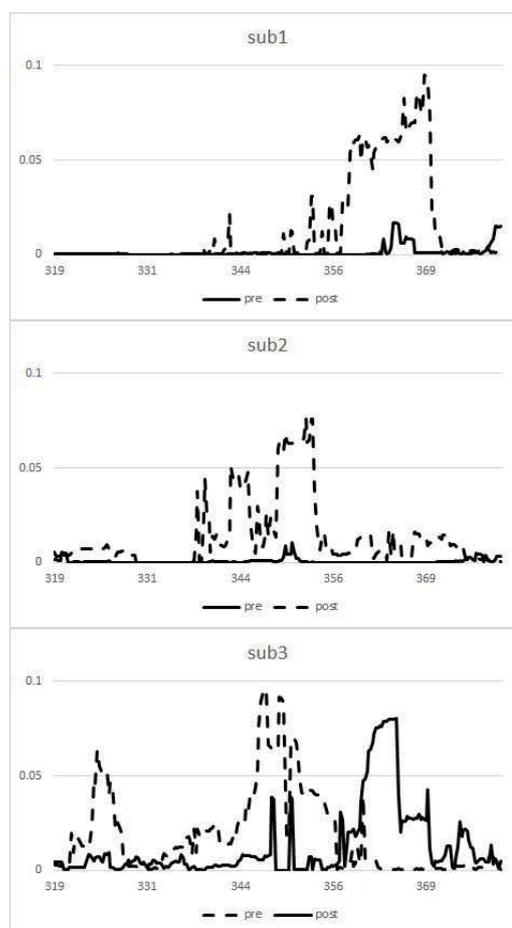


図 5: 事前 (pre)・事後 (post) での被験者 1, 2, 3 の視線の角度の分散。表示した映像中で味方とのパスの受け渡しのある 319-379frame の値を示す。

では頭部を移動して視野を大きく変化させているため、そこで注視する部位も変化し分散が大きくなるが、事後フェーズでは MF の視野範囲と共通しているためそこで注視する部位が明確となり、分散が小さくなるタイミングが増加したと考えられる。これにより、特定の注視点から得られる情報が増加し、他の選手行動の分析及びその意図の推定が可能になったと考えられる。

味方選手が被験者に対してパスを出し、被験者が別の選手にパスを出すタイミングにおいては、事後フェーズでは各試行での分散が大きくなった。これは事前フェーズにおいては被験者は視覚的注意を行わず周辺視などを利用して空間全体の状況を確認しているのに対し、事後フェーズではパスを出す味方の選手を探索し、その選手の行動を中心視によって確認して細かく視線を移動しているためであると考えられる。

そこで次に被験者が実際に注視していた選手を分析する。図 6 はボールを受け取った被験者が更に別の選手にパスを出す 319~379frame までの値を抽出しており、このタイミングでは被験者は次に味方の FW 選手にパスを出している。被験者の視線からの FW 選手 2 名の相対角度を確認すると、340frame 前後までは FW1 および FW に両名をほぼ同じ角度で見ているが、340frame からそれぞれ視線を細かく移動し、350frame 以降は FW1 の選手の相対角度が 0 に近づき中心視で判断している傾向が見られる。このように学習フェーズを経ることで、

被験者自身が協調パターンを獲得し、パス行動における能動的な探索行為を行っていると考えられる。



図 6: 被験者 1 の視線からの他の FW 選手 (1,2) の相対角度 (rad). 呈示した映像中で味方とのパスの受け渡しのある 319-379frame の値を示す。

## 7. おわりに

本研究では、仮想環境を利用した一人称視点での呈示により、サッカー集団行動での視線移動を分析し、協調パターン形成に関する意図推定の過程を明らかにした。実験結果より、プロのサッカー選手の視線行動を共有することで、探索すべき視野範囲を限定し、意図を推定すべき選手を限定して視線を向けていた。更に探索すべき視野範囲の中で細かく視線を移動し、実際に複数の FW の選手を中心視で確認し、その意図を推定しようと試みたと考えられる。これらの行為を実践することができた理由としては、学習フェーズにおいて本実験で呈示したパス行動の協調パターンを獲得し、それに基づいて被験者が能動的な探索を行ったためであると考えられる。

本研究の視線移動に関しては、被験者数がおよび分析するシーンが限定されているため、今後実験を追加して分析する必要がある。また実際の集団行動においては、自己の行動の変化により他者がその意図を推定して行動を変化させる。本実験では他者が自己の視線行動に基づいて行動を変化させる状況を実現することはできていないため、今後協調パターンに基づいて行動を変化させるエージェントモデルを構築し、被験者との相互作用を分析する必要があると考えている。

## 8. 謝辞

本研究は科学研究費助成事業若手研究 (B) (課題番号 16K21442) の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] 中川昭: ボールゲームにおけるゲーム状況の認知に関するフィールド実験: ラグビーの静的ゲーム状況について, 体育学研究, Vol. 27, No. 1, pp. 17-26, 1982
- [2] 中本浩揮, 杉原隆, 及川研: 知覚トレーニングが初級打者の予測とパフォーマンスに与える効果, 体育学研究, Vol. 50, No. 5, pp. 581-591, 2005
- [3] W. Lee, Tomohiko Tsuzuki, Masato Otake, and Osamitsu Saijo: The effectiveness of training for attack in soccer from the perspective of cognitive recognition

during feedback of video analysis of matches, Football Science, Vol. 7, No. pp. 1-8, 2010

- [4] 秋山英久: アクション連鎖探索によるオンライン戦術プランニング, 人工知能学会研究資料, SIG Challenge B101-6, 2012
- [5] 矢作拓也, 渡邊紀文: 人間行動データに基づいたロボカップサッカーシミュレーションにおけるチームワークの形成, 2010 年度人工知能学会全国大会 (第 24 回), ROMBUNNO.1C5-1, 2010
- [6] 近藤敏之, 長嶺伸, 大村優慈, 矢野史朗: 没入型ヘッドマウントディスプレイの認知心理学実験への活用事例, 日本神経回路学会誌, Vol. 23, No. 3 pp. 87-97, 2016
- [7] Benoit Bideau, Richard Kulpa, Nicolas Vignais, Sebastien Brault, Franck Multon, and Cathy Craig: Using virtual reality to analyze sports performance, Computer graphics and applications, IEEE, Vol. 30, No. 2, pp. 14-21, 2010
- [8] Helen C. Miles, Serban R. Pop, Simon J. Watt, Gavin P. Lawrence, and Nigel W. John: A review of virtual environments for training in ball sports, Computers & Graphics, Vol. 36, No. 6, pp. 714-726, 2012
- [9] Oculus Rift DK2. <https://www.oculus.com/en-us/dk2>. Accessed: 2017-07-04
- [10] FOVE 0. <https://www.getfove.com/>. Accessed: 2017-07-04
- [11] Federation Internationale de Football Association, et al. Laws of the game. FIFA., 2015
- [12] Ryoichi Nakashima and Satoshi Shioiri: Facilitation of visual perception in head direction: Visual attention modulation based on head direction, PloS one, Vol. 10, No. 4, pp. e0124367, 2015
- [13] Ian Ladyman. World cup 2010: Beat spain? it's hard enough to get the ball back, say defeated germany. <http://www.dailymail.co.uk/sport/worldcup2010/article-1293239/WORLD-CUP-2010-Beat-Spain-Its-hard-ball-say-Germany.html>, 7 2010. Accessed: 2017-07-04.
- [14] Alexandre Hervieu, Patrick Bouthemy, and Jean Pierre Le Cadre: Trajectory-based handball video understanding, In Proceedings of the ACM International Conference on Image and Video Retrieval, pp. 43. ACM, 2009
- [15] Kota Itoda, Norifumi Watanabe, and Yoshiyasu Takefuji: Model-based behavioral causality analysis of handball with delayed transfer entropy. Procedia Computer Science, Vol. 71, pp. 85-91, 2015