

# ゴール型ボールゲームにおける 選手の連携を生み出す行動の因果性分析

Causality Analysis of Players' Collaborative Behaviors in Goal-type Ball Game

糸田孝太<sup>\*1</sup>  
Kota Itoda

渡邊紀文<sup>\*2</sup>  
Norifumi Watanabe

古谷知之<sup>\*1</sup>  
Tomoyuki Furutani

永野智久<sup>\*1</sup>  
Tomohisa Nagano

武藤佳恭<sup>\*1</sup>  
Yoshiyasu Takefuji

<sup>\*1</sup>慶應義塾大学  
Keio University

<sup>\*2</sup>東京工科大学  
Tokyo University of Technology

In goal-type ball games, such as handball and soccer, teammates and opponents share the same field and switch dynamically their behaviors and spatiotemporal relationships based on the others' behaviors or intentions. We focused on a handball game as an example of goal-type ball games, and analyzed the causality between teammates' behaviors in the tracking data with Hidden Markov Model(HMM) and Transfer Entropy(TE). As a result, our approach extracted the causal relationships between players' behaviors and clarified the roles of the players in both attacking and defending phase.

## 1. はじめに

本研究は、ゴール型ボールゲームにおいて選手の連携を生み出す行動の因果性の分析のため、ハンドボールの動画像及び選手位置のトラッキングデータ、集団行動のアノテーションデータを用いて選手行動間の因果性の分析、評価を行う。具体的には、まず選手行動としてトラッキングデータから得られる選手の速度、加速度、移動方向の連続値の時系列に対して、隠れマルコフモデル (HMM; Hidden Markov Model) を適用することで離散値の符号列への分節化を施す。そしてトランスファー・エントロピー (TE; Transfer Entropy) を用いることで、各選手毎に得られた符号列の因果性を抽出し、試合中の各集団行動毎の分析、評価を行う。

## 2. 背景

近年スポーツにおけるセンシング技術の導入が普及したことにより、試合結果の得点や人手によって記述された試合内のイベント等の時間間隔の広いデータから、選手のトラッキングデータ等の粒度の高いデータが得られるようになり、選手行動の詳細な分析が可能となった。そのようなデータが得られることで、現場の選手や監督の戦術や戦略面を支える等、トレーニングや体育学的な教育活動に活用できるのみならず、人間の集団において連携を実現するような認知的な行動の分析に応用することが可能だと考えられる。

これまでにスポーツを対象に生徒指導の目的の選手行動の分析 [Onishi 07] やダイナミックシステムの枠組みで捉えることで熟達者のゲーム運びを分析する研究 [Yokoyama 11] が行われてきた。しかし、特定の個人の行動が他の選手の影響を受けてどのように切り替わっているかを知るためには、選手全員や試合ごとの統計的性質を分析することも重要であるが、試合の各時点の短い期間の中でどのように選手のコミュニケーションの影響が行動を通して発現しているのかを分析する必要がある。

一方、より人間の認知活動に踏み込んで分析を行っている研究として、会話分析の手法をサッカーに用いた高梨らの研究 [Takanashi 10, Sekine 11, Takanashi 12] があり、選手間にお

ける他者の認知の利用や行動の連鎖を逐次的かつ定性的な形で分析により示している。しかし、会話分析の手法は認知活動を捉える上で詳細な分析を実現できるものの、人出による分析が必須のため多くの時間と労力を必要とする。人間の集団における認知活動を捉えるためには緻密な定性的分析に加えて、現象における繰り返し構造を抽出する統計手法を用いた定量的分析を混合するアプローチが重要と考えられる。

人間のコミュニケーションを特徴付ける言語的・非言語的モダリティには様々なものが考えられるが、特にハンドボールのようなゴール型ボールゲームにおいてはゴールに繋がる位置関係や位置の変化が重要と考えられる。そこで、本研究ではトラッキングデータを用いることで位置変化の側面から選手行動の因果性を抽出し、選手の連携に内在する行動の関係を分析する。

## 3. 分析対象

分析対象として CVBASE06 handball video dataset[Pers 06] を用いる。CVBASE06 は Pers らが無償で提供しているデータセットで、ハンドボールやバスケットボール、スカッシュといったスポーツの動画像や、選手位置のトラッキングデータが含まれている。今回分析に用いるハンドボールのデータセットにはハンドボールの 10 分間のモデル試合における動画像データ、トラッキングデータ、集団行動のアノテーションデータが含まれている。動画像データ、トラッキングデータは共に 25fps で記録されており、トラッキングデータは片方のチームの 7 人の選手の XY 平面上の軌跡のみが記録されており、もう片方のチーム及びボールの座標は含まれない。またアノテーションデータは、動画像に見られる集団行動を 9 種類のラベル (速攻、守備のセッティング、ゴールに絡む攻撃等) に基づき、一人のコーチの判断により 1 秒ごとに記録したものである。図 1 はその一例である。

## 4. 分析手法

今回の分析では、時系列分節化の為に隠れマルコフモデル (HMM; Hidden Markov Model)、系列間の関係を抽出するためにトランスファー・エントロピー (TE; Transfer Entropy) を用いた。HMM やその亜種の系列モデルは時系列における状態の切り替えを柔軟に表現できることから人間や



図 1: ハンドボールにおける集団行動 (左: ゴールに絡む攻撃の終盤, 中: 速攻, 右: 基本的な守備)

ロボットの行動のモデル化や分節化においてよく用いられる [Inamura 04, Taniguchi 12, Suzuki 13]. 時系列を扱う他のモデルとして RNN やカルマンフィルタ等も考えられるが, 前者に関して教師データが必要になることや, 後者に関して潜在変数を連続値で扱うことは今回の目的にそぐわない. HMM の利点として教師なし学習が可能かつデータに対するモデルの当てはまりを統計的に評価することができること, さらに分節化の際に観測データの時間的な性質を考慮することができることが挙げられ, 本研究のトラッキングデータの分節化に妥当であると考えられる. また TE は符号列の情報の流れをモデルフリーで計ることができるため, 今回の分析に適していると考えられる.

#### 4.1 隠れマルコフモデル (HMM; Hidden Markov Model)

HMM は離散値または連続値の観測系列がマルコフ性を持ち, 遷移する潜在変数から逐次出力される生成モデルである. 長さ  $n$  の系列に対して潜在変数  $x_{1:n} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 観測変数  $y_{1:n} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ , 初期状態確率  $\rho$ , 状態遷移確率  $A$ , 出力確率  $O$  によって定義される.

HMM はパラメータ  $\rho, A, O$  の事前分布をそれぞれ定義することでベイズ的な扱いが可能であり, 観測値が与えられているもとでギブスサンプリング等のサンプリング手法を用いることにより, 潜在変数及びパラメータの学習が可能である [Rydén 08]. また, ギブスサンプリングによって得られるサンプルからモデルの周辺尤度を求める方法も提案されており [Chib 95], モデルの事前分布, 尤度, サンプリングに用いる完全事後分布から周辺尤度の近似値を効率的に求めることができる.

#### 4.2 トランスファー・エントロピー (TE; Transfer Entropy)

トランスファー・エントロピー (TE; Transfer Entropy) は系列間の情報の流れを統計的な情報量に基づいて計る指標であり, 一つの系列に対して別の系列の情報を入れることでどれだけその系列の不確実性が減るのかを表す [Schreiber 00]. TE は対象系列の過去の情報で条件づけた対象系列の現在の情報と, 別の系列の過去の情報の条件付き相互情報量であり, その非対称性から系列間の関係の方向を計ることが可能であることが利点である. また, 複数の系列の全ての組み合わせに対して TE を抽出することで, 因果関係の行列表現が得られる. 以降この複数の系列の因果行列をトランスファー・エントロピー行列 (TEM; Transfer Entropy Matrix) と呼ぶ.

### 5. ハンドボールにおける集団行動の因果分析

#### 5.1 選手行動系列の分節化

CVBASE06 のハンドボールのトラッキングデータに対して, 選手毎に HMM を学習することで各系列に最適な分節化を行った. 分析に当たって, 選手行動をトラッキングデータから計算した速度  $(\dot{x}, \dot{y})$ , 加速度  $(\ddot{x}, \ddot{y})$ , 移動方向の変化量  $\theta$  の五次元

によって定義し, データの 10 分間, 約 15,000 フレームの時系列を分節対象となる観測データとして用いた. なお速度, 加速度は位置の差分を用いて算出し, 移動方向の変化量は前後フレーム間での速度ベクトルの内角を用いている. また, HMM の出力分布は多変量ガウス分布を用い, HMM 全体のハイパーパラメータは基本的に先行研究 [Rydén 08] の方法により学習前にデータの分散等を用いて決定した.

HMM の学習はギブスサンプリングによって行った. 事前実験の段階で, どの選手の時系列に適用してもモデルの対数尤度が 10 回程度のサンプリングで収束することが見られたため, 今回は 120 回のイテレーションを行い, 最初から 20 回を burn in 期間としてサンプルを除外し, 残りのサンプルの事後平均を用いて各種パラメータを決定した. また, HMM の隠れ状態数  $K$  については,  $K = 2, 3, 4$  の三通りの中から周辺尤度が最大になるものを選択した. 結果として, 図 2 のようになり, 選手 0 番から 6 番の 7 人で, それぞれの隠れ状態を  $K = \{4, 3, 4, 4, 3, 3, 4\}$  と決定した.

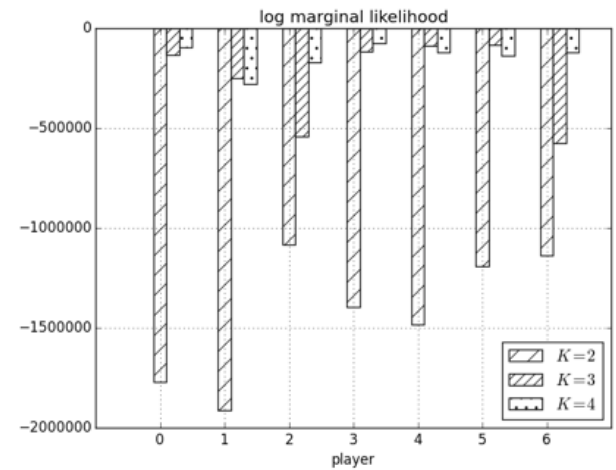


図 2: 選手毎の各隠れ状態数の HMM における対数周辺尤度 (横軸が 0 から 6 番までの選手番号, 縦軸が対数周辺尤度)

分節化の妥当性を評価するため, 各系列に当てはめた HMM の隠れ状態それぞれの持つ出力分布のパラメータ空間における位置づけを確かめる. 当然, 選手それぞれの速度や加速度の時系列は異なるが, 例えば, 急激な速度変化やパス回しのターン等, 時系列を分節化した大まかな行動の単位は試合の中で多くの選手に共通すると考えられる. そこで, 選手全ての HMM の隠れ状態の出力分布間の距離行列を用いて低次元パラメータに投影する. 具体的には隠れ状態の多変量ガウス分布の平均と共分散パラメータの距離を, カルバック・ライブラー情報量 (Kullback-Leibler divergence) を用いて計った. なお, 一般に KL 情報量は非対称であるため, 可視化するにあたり二つの確率分布の両方向からの KL 情報量を足して 2 で割った計量を用いて分布間の距離行列とし, その距離行列をもとに多次元尺度構成法により二次元でパラメータ空間を表現した.

パラメータ空間における出力分布を図 3 に示す. 散布図の色はそれぞれ異なる選手を表し, 点の右上の文字はその選手の HMM の隠れ状態の番号を表す. また, 図 3 中の点線の楕円はパラメータ空間における大まかなグループを表す. これらグループに含まれる番号を持つ行動を各選手毎に動画像データを元に目視による確認をしたところ, 急激な突進とジャンプを組み合わせたような (fast break & jump) 行動や, 多少動きな

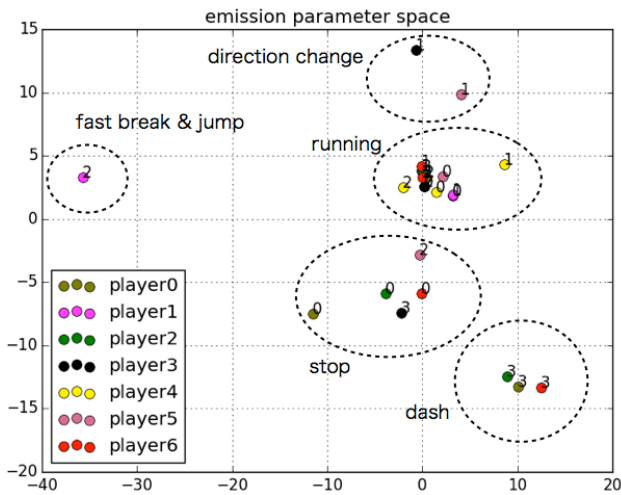


図 3: パラメータ空間における全選手の各出力分布

からの方向転換 (direction change), 全ての選手が共通して行う移動 (running), 静止 (stop), ダッシュ (dash) などと分類することができ, 多くの選手が共通して行う行動とあまり行われない行動といったように, その行動に対する出力分布の集まり方に対応が見られた. このことから, 周辺尤度に基づき隠れ状態数を決定した HMM による分節化が, 人間の判断による分節化に近く, 各選手の行動として適切に分節化していると考えられる.

### 5.2 各集団行動における行動間の因果性の分析

分節化を施し, 符号化された各選手行動間の因果性を抽出するため, 集団行動のアノテーションが付与された区間を時間窓として, 全選手の組み合わせに対して TE を計算し TEM を構成する. なお, アノテーションが付与された集団行動は最小で 2 秒, 最大で 27 秒と長さにはばらつきがあり, 集団行動によっては選手の行動符号列に偏りがあることで複数の符号の同時確率を算出するために十分にデータを確保できず, TE が算出できないことが見られた. そのため, 確率値の平滑化手法として, 全ての変数の出現回数に 1 を足して確率を計算するラプラス・スムージングによる補正を行った.

分析対象の基本的なフォーメーションを図 4 に示す. 図 4A の攻撃時は, 0 番の選手がキーパー, 6 番が中央に位置し, 1, 5 番の選手がそれぞれ左右サイド, 2, 4 番の選手がそれぞれ左右サイドバック, 3 番の選手がセンターバックにポジションを取る. 図 4B の守備時では, 右サイドの選手に関して 4 番と 5 番の選手が入れ替わり, 中央は 1 番と 6 番の選手が入れ替わる.

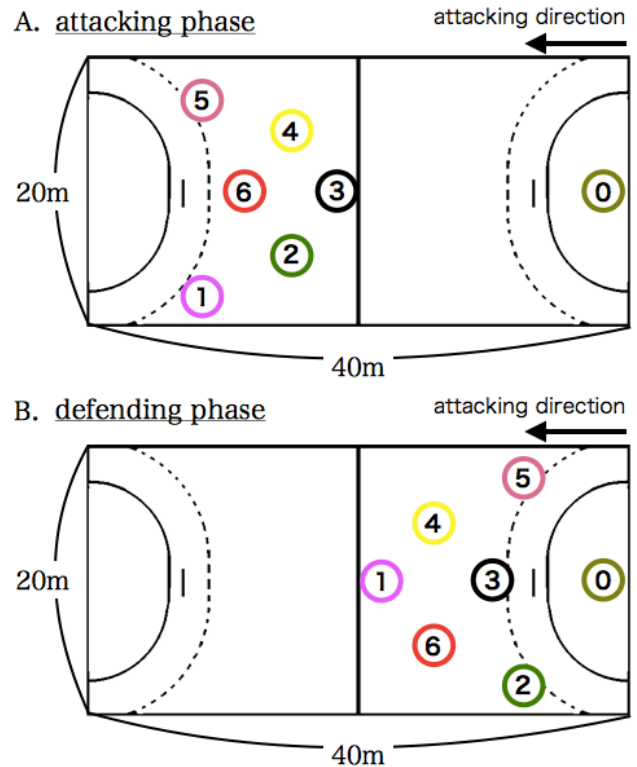


図 4: 分析対象のチームの基本的なフォーメーション

図 5 に各集団行動において特徴的であった TEM の例を示す. 図 5A,B は通常の攻撃の序盤での集団行動で, 赤線で示したようにどちらも 3 番及び 6 番の選手からの因果性が一人の選手に対して強く現れており, A では 5 番の選手, B では 2 番の選手となっている. また図 5C,D は攻撃の終盤における集団行動で, 相手のゴールをチームで取り囲み相手の選手を抜いてゴールに絡んでいく行動の時の因果性である. 因果性の値としてはそれ程大きくはないものの, 2 番を中心として, 2 番から他の選手へ因果性を与える方 (cause) 及び 2 番が他の選手から因果性を受ける方 (effect) による, 因果性の出入りの十字型が攻撃終盤の 10 シーンの内 5 シーンで現れた. さらに, 6 番目の選手に対する cause と effect の関係では, C と D でおよそ逆の結果が得られている. 最後に図 5E,F は通常の守備の序盤での集団行動であり, 相手の攻撃に備えて自陣に戻っていく行動を表す. 図 5E,F より, 0 番と 2 番の選手から, 4 番や 5 番といった選手への因果性が現れ, 同じ集団行動の 10 シーン

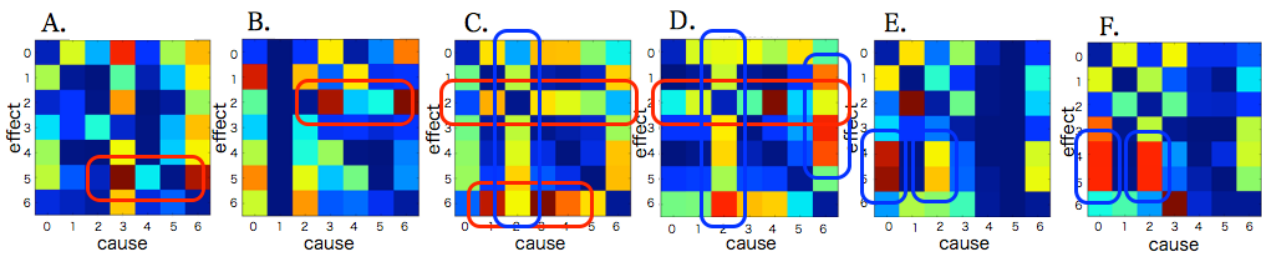


図 5: 各集団行動におけるトランスファー・エントロピー行列 (TEM) (A, B. 通常の攻撃の序盤, C, D. ゴールに絡む攻撃の終盤, E, F. 通常の守備の序盤. 図の横軸, 縦軸ともに 0 から 6 までの 7 人分の選手番号で横軸が cause, 縦軸が effect を表す. 値は色が青に近いほど小さい値であり, 赤に近いほど大きい値となる)

の内7シーンで同様の結果を得た。

## 6. 考察

図5A,Bは3番や6番といった中央の選手の行動の因果性として、攻める方向に対して左サイドバックの2番もしくは、右サイドの5番に展開していく行動を反映している。ハンドボールにおける攻撃は選手がゴール前の相手を取り囲みパスや移動で相手の隙を伺い、守備は逆にゴール前に集まり相手の行動を妨げる行動が取られる。図5A,Bのような攻撃のセッティングの場面では、相手がすでにゴール前に密集していることが多いため、中央からの突破よりもどちらかのサイドにボールを回すことで相手の防御を崩してから攻撃を仕掛ける方が賢明であると考えられ、その因果性がTEの値として現れたと考えられる。

次に攻撃の序盤から終盤に切り替わった際の因果性は、図5C,Dに見られるように2番の選手を中心とした因果関係の十字型が見られる。これは、左サイドバックの2番が特にゴールに絡んでいく行動において軸となっていることが考えられ、他の選手が2番の行動に追従して行動を切り替え、更に2番は他の選手の行動によって行動を切り替えていくことで、攻撃における連携を形作っていると考えられる。さらに、中央の6番の選手の行動における因果性が特徴的に現れており、攻撃の際に2番とともに重要な役割を持っていることが考えられる。

最後に、図5E,Fに見られる選手行動間の因果性は、守備において相手の攻撃を妨げるような行動を取る選手の役割を表している。動画像データより同じ集団行動のシーンを確認したところ、10シーン中6シーンで中央から4,5番の選手がいる右サイドや、右サイド内を起点とする相手チームによる攻撃が見られ、その全てに4,5番の選手に関して類似した因果性が見られた。そのことから、キーパーの0番や2番の行動に関して4,5番の選手が行動を切り替え、敵の攻撃に対して積極的な守備を行っていることが因果性として抽出されたと考えられる。

以上の考察から、攻撃においては2番のような軸となる選手が存在し、序盤に他の選手の影響を受けた後、他の選手の行動と関係しながらゴールに絡む攻撃の終盤まで連携を行うことが明らかになった。一方、守備においては4番や5番といった相手の攻撃を妨げる選手が、キーパーや他の選手の行動に影響を受けながら行動を切り替えていることを示した。

## 7. まとめ

本研究では、ハンドボールの試合における選手のトラッキングデータを利用し、HMMを用いて各選手の速度、加速度、移動方向の変化量を分節化して符号列に変換し、出力分布のパラメータ空間での各分布の位置からその妥当性を評価した。さらに、符号列に対してTEを用いてその因果性を評価し、TEMを利用して分析することで、チームの連携を特徴づける行動の因果性を考察した。結果として、攻撃の際に軸となる選手が存在し、序盤に中央の選手の行動を受けて行動を切換え、終盤において他の選手の影響を受けながら自ら他の選手の行動への因果性を与えること、さらに守備では相手の攻撃を妨げる選手と、守りを固めるキーパーのような選手との役割の違いが行動間の因果性に現れることを示した。

今後はさらに今回の結果の妥当性を評価していくために、ボールや相手チームの情報を含めてさらに多くのシーンを分析し、分節化や行動間の因果性が人間に取って自然なものが得られているのかについてゴール型スポーツの専門家を含めて評価する。また、人間の意図推定を含む協調行動を明らかにするた

めに、選手間のアイコンタクトやハンドシグナルといった他のモダリティも含めた分析も検討していく。

## 参考文献

- [Onishi 07] 大西圭子, 大場渉: 小学校バスケットボール授業におけるゲームパフォーマンスの評価に関する探索的研究, 大阪教育大学紀要 第5部門 教科教育, Vol. 56, No. 1, pp. 49-61, (2007).
- [Yokoyama 11] 横山慶子, 山本裕二: ボールゲームにおけるチーム内連携のダイナミクス-6人制フィールドホッケーによる検証-, Cognitive Studies, Vol. 18, No. 2, pp. 284-298, (2011).
- [Takanashi 10] 高梨克也, 関根和生: サッカーにおける身体の観察可能性の調整と利用の微視的分析, Cognitive Studies, pp.236-240(2010).
- [Sekine 11] 関根和生, 高梨克也: サッカーにおける守備側選手が攻撃側選手との時間的と空間的ズレを埋めるための手がかり, 2011年度日本認知科学会第28回大会, (P3-3), pp.601-608(2011).
- [Takanashi 12] 高梨克也: 社会的インタラクションにおける「見えるもの」としての身体, The 26th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, p.1-2(2012).
- [Inamura 04] 稲邑哲也, 中村仁彦, 戸嶋巖樹, 江崎英明: ミメシス理論に基づく見まね学習とシンボル創発の統合モデル, 日本ロボット学会誌, vol.22, No.2, pp.256-263(2004).
- [Taniguchi 12] 谷口忠大: 二重分節構造に基づく教師なし学習と記号創発-時系列情報の分節化による記号創発ロボットクスへのアプローチ-人工知能学会誌, vol.27, No.6, pp.569-579(2012).
- [Suzuki 13] 鈴木達也, 稲垣伸吉, 奥田裕之: 確率的切換えを伴う動的モデルとその行動科学への応用~データとモデルに基づいた「人を知る技術」の創出に向けて~, 計測と制御, vol.52, No.12, pp.1102-1109(2013).
- [Pers 06] Janez Pers, Marta Bon, Goran Vuckovic: CVBASE 06 Dataset, available online: <http://vision.fe.uni-lj.si/cvbase06/dataset.html>
- [Rydén 08] Rydén, T.: EM versus Markov chain Monte Carlo for Estimation of Hidden Markov Models- A Computational Perspective, Bayesian Analysis, vol.3, No.4, pp.69-688(2008).
- [Chib 95] Chib, S.: Marginal Likelihood from the Gibbs Output, Journal of the American Statistical Association, vol.90, No.432, pp.1313-1321(1995).
- [Schreiber 00] Schreiber, T.: Measuring Information Transfer, Physical Review Letters, vol.85, No.2, pp.461-464(2000).