

隠れマルコフモデルによるサッカー選手のポジショニングパターンの分析

植田文也¹⁾ 誉田雅彰¹⁾

Analysis of soccer player's positioning patterns by Hidden Markov Model

Fumiya Ueda¹⁾ and Masaaki Honda¹⁾

Abstract

It has been an important issue to develop quantitative method for analyzing team tactics in football games. In this paper, time-series data of the ball and the player positions were stochastically represented by using Hidden Markov Model (HMM). First, the time-series data was classified into two patterns of effective offense and non-effective offense based on the offensive performance after the ball takeover. HMM for each offense pattern was constructed by using machine learning method from the time-series training data. Then, the time-series data was automatically classified into two offense patterns by using HMM classification method. The classification rate was more than 90% for the training data and more than 80% in the testing data. Also, the classification test was performed for a part of the time-series data in the interval from the ball takeover to the instant when the ball was carried at a reference pitch line. The classification rate was approximately 70-90% for the training data and 70-85% in the testing data in cases where a certain number of states were set up in HMM. Moreover, the occurrence probability of HMM was compared between the effective offense and the non-effective offense. The result showed significant differences of the player's formations between two offense patterns. These results demonstrated that HMM modeling for the time-series data was an effective method to analyze the team performance in football games.

Key words: Soccer, Game Analysis, Hidden Markov Model
サッカー, ゲーム分析, 隠れマルコフモデル

1. はじめに

ボールゲームにおいて戦術的な指導はチームパフォーマンスを高める上で必要不可欠な要素である。とりわけ現代のサッカーにおいては、プロ、アマ、育成年代を問わずチーム内の協調的な動きや戦術に関する指導が多くなされている。また、こうした指導を行うためのチーム戦術に関する分析も盛んに行われており、代表的なものとして日本サッカー協会によるテクニカルレポートがある(日本サッカー協会, 2010, 2013)。しかし、こうした分析は優れた指導者やテクニカルスタッフの定性的な分析や長年の経験に基づく評価によってなされている面があり、そうした評価を誰もが行えるようにする一般化の試みは十分にはなされていない。こうした状況に対して、Hughes and Bartlett (2002)は競技力向上において専門家の質的な評価基準を計量化する必要があると主張している。

戦術に関する定量的な評価方法としては、境田(2006)による攻撃中に見られたシュート回数やパス本数およびその成功率に関する研究や、坂下(2001)による試合中における各種スキルの出現回数による分析などがある。また、特徴量を用いた分析も行われており、樋口ほか(2012)は散布したプレー回数の重心値であるプレー重心による試合分析法を提案し、Ueda et al. (2013)は各々の選手に対して、誰よりもその選手がはやく到達できる点の集合をその選手の優勢領域とし、この特徴量と攻撃パフォーマンスとの因果関係に関する研究を行った。しかし、これらの研究は試合中にみられた特定のイベントの出現回数をカウントしていくタイプの分析、またはある一時点での特徴量のチーム間比較であり、いずれも定量的ではあるが静的な評価方法であることから、時間的に推移する試合状況を把握するといった観点では十分な方法とはいえない。

1) 早稲田大学大学院スポーツ科学研究科
Graduate School of Sport Sciences, Waseda University, Doctoral Program of Sport Sciences

一方、近年の代表的な定量的評価方法として、向本ほか(2014)やBuchheit et al.(2010)によるGPSからボールと選手のフィールド座標を取得するタイプの分析がみられる。しかし、これらの分析では、試合中における選手の走行距離、時間、速度分布といった動作特性の分析が主流であり、チーム全体の戦術分析にどのように生かしていくかという点で課題が残る。

こうした課題に応えるため、本研究では、定量的評価法であること、チーム戦術の分析法であること、ボールと選手のフィールド座標に基づいた分析であること、そしてそれらの時間変化も含めた分析であることを可能にする新たな分析法を提案する。ここで提案する手法は、音声認識などにおいて時系列データのモデル化手法として広く用いられている隠れマルコフモデル(Hidden Markov Model 以下「HMM」)を用い、ボールと選手の時系列データを確率的にモデリングする。具体的には、攻撃中にみられた攻撃シーンを有効な攻撃である場合(有効攻撃)と有効でない場合(非有効攻撃)の2つの攻撃パターンに分類し、それぞれの攻撃パターンにおけるボールと選手位置の時間変化パターンをHMMにより機械学習を行うことで、攻撃パターンの識別が可能であるか否かを検証する。また、HMMによって攻撃パターンの識別が可能であることは、学習された各攻撃パターンのHMMにおいて各選手配置に違いがあること、また攻撃の進展に伴う各選手配置の時間変化やボールを運ぶ経路に違いがあることを意味している。このような攻撃パターンに関する各選手配置とボールの経路に関する統計的な差異は、選手やコーチが戦術を分析する際の有益な情報になり得る。例えば、有効攻撃に至った場合、どのような位置でボールを奪っていたか、また、そのときどのような選手配置であったのか、逆に攻撃の途中でボールを奪われてしまった場合(非有効攻撃)、有効攻撃と比較して選手位置にどのような違いがあったのかを分析することで、有効攻撃に至る確率を高めることができると考えられる。また、これまでの静的な分析では難しかった時間変化を含む分析が可能となることから、攻撃の開始時には攻撃パターン間でボールと選手位置に顕著な違いはないが、その後の攻撃、守備選手の動き方やボールを運ぶ経路に違いがあるといった分析を行うことができる。さらに、学習された有効攻撃のHMMのパラメーターからその状況ごとの選手の最適配置やその最適変化、またはボールを運ぶ際の最適経路を決定できる可能性がある。例えば、ある位置でボールを奪取し攻撃を開始した場合、その攻撃開始位置における選

手の最適な配置はどのようなものか、そして、その後の攻撃の進展において各選手がどのようにポジションを変化させ、どのようにボールを運ぶことが有効攻撃に至る確率を高めるかを定量的に検討することができる。

こうした観点から、HMMを用いたボールと選手位置に基づくモデリングという手法は前述した戦術分析の課題に応えることができ、研究手法としての妥当性を検証することに大きな意義があると考えられる。本研究はその基礎研究として、HMMによる分析がサッカーのボールと選手位置の時系列データにも適応可能であるのかを検証するために、前述した攻撃パターンの識別性能検証と攻撃パターンによるHMMの差異に関して考察する。

本稿では、IIにおいて、HMMによるボールと選手位置の時系列データのモデル化、HMMの機械学習方法、およびHMMによる攻撃パターンの識別方法について述べる。IIIでは実験方法をIVでは実験結果を示し、VではHMMをもとに有効攻撃と非有効攻撃の差異を考察する。

II. HMMによるサッカーゲーム分析

1. HMMによるボールと選手位置の表現

サッカーにおけるボールと選手位置の情報を統計的に捉える方法として多次元確率分布を用いる方法がある。試合中におけるボールと選手位置の確率分布は時間とともに変化しており、ひとつの確率分布で表現することは妥当でない。HMMはこのように確率分布が時間的に推移する現象をモデル化する手法である(ビショップ, 2008, p.323-328)。HMMは、時系列データを状態の遷移として捉えるマルコフモデルの一種であり、状態毎に時系列データの生起確率と状態間の遷移確率(状態遷移確率)が割り当てられる。ここで、生起確率とは、全選手位置とボールの位置が与えられたとき、これらの配置が生起する確率を表す。生起確率分布は、通常、多次元正規分布で表される。また、状態とは、異なる生起確率分布が割り当てられるクラスの指標であり、選手位置とボール位置の時間変化に伴って状態が変化していく。また、遷移確率とは、ある時点における状態から次の時点における状態に推移する確率であり、ある状態から同じ状態へ遷移する場合も含まれる。図1は、HMMにおける状態数を4つと仮定した場合における各状態(フィールドに広がる楕円)と各状態における生起確率分布(図1では2次

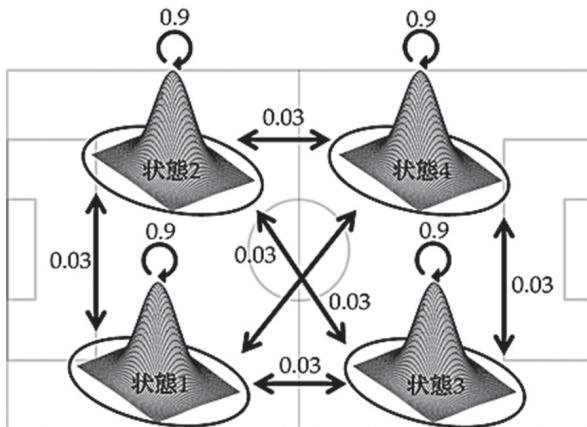


図1 HMMモデル

↑円形矢印：同じ状態に遷移する確率，
直線矢印：異なる状態に遷移する確率

元正規分布を仮定)を模式的に表した図である。ボールや選手が状態1に近づけば状態1における生起確率分布で表し、状態2に近づけば状態を1から2に遷移させ、状態2における生起確率分布で表すことで、時々刻々と変化するボールと選手の確率分布を柔軟に表現することができる。このように状態を用いず、全選手位置とボールの位置を1つの生起確率分布で表す場合、試合全体におけるフィールド上のボールと選手位置の全体的な確率分布しか表すことができず、状態を用いたモデルのようにボールと選手位置の時間的な推移を捉えることはできない。また、通常マルコフモデルでは状態が先験的に与えられるのに対し、HMMでは機械学習によって事後的に状態が決定される。先験的に状態を与える例としては、最初にフィールドをいくつかの領域に分割したものを各状態とし、それぞれの状態においてボールと選手位置の生起確率分布を算出し、分析に用いるといったことである。一方で事後的に状態が決定される例としては試合中にボールと選手が頻繁にプレーする領域には複数の状態を集中的に置き、それほど頻繁にプレーしない領域には状態を多く置かないことで、複数の生起確率分布によって詳細に分析する領域とおおまかにしか分析しない領域が試合から得られたデータに対する機械学習によって決定されるといった例がある。鈴木・西嶋(2002)はサッカーの攻撃局面に従うパフォーマンス構造および技能領域間の因果構造を検証するため、サッカーの攻撃局面を「つくり」、「しかけ」、「くずし」の3つの局面に定性的に分類した上で、攻撃局面に従う攻撃技能を測定するパフォーマンス項目を検証した。また、その中で「シュートに至る一連の攻撃パフォーマンス

は、攻撃局面の推移に従う攻撃技能の関与の結果として成就されると仮定される」と述べている。このように、サッカーにおいて必要な技能やパフォーマンスは局面ごとに異なり、またある局面から他の局面へと推移していくものと考えられる。局面分けの方法には様々なものが考えられるが、本研究のHMMによるモデリングでは、上述したサッカーにおける局面をボールと選手位置データから機械学習を通じて事後的に分類しようとする試みであり、またそうした局面の分類、局面間の推移の確率、局面をフィールドのどこに配置するかということを経理的に決定する方法であるといえる。

HMMでは、時系列データが生成される確率が、各状態での生起確率と状態遷移確率の積によって定義される。時点 t におけるボールの2次元座標値とキーパーを除く全選手の2次元座標値を要素とするベクトルを $x(t)$ 、その時系列データを $x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n)$ とする(本研究で用いたビデオ映像のフレームレートは30fpsであり、時点 t の時間間隔は1/30秒である)。また、時系列に対応する状態系列を $s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_n)$ 、状態 $s(t)$ における特徴ベクトルの生起確率を $p(x(t)|s(t))$ 、状態遷移確率を $p(s(t)|s(t-1))$ 、初期状態の確率を $p(s(t_1))$ とする。そして通常のHMMで用いられる一次マルコフ連鎖を仮定すると、時系列データが状態系列 $s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_n)$ に従って生成される確率(尤度) $L(s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_n))$ は次式で表わされる。

$$L(s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_n)) = p(x(t_1), (t_2), \dots, x(t_n) | s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_n)) \\ = p(s(t_1)) \left[\prod_{n=2}^N p(s(t_n) | s(t_{n-1})) \right] \left[\prod_{n=1}^N p(x(t_n) | s(t_n)) \right] \quad (1)$$

また、この尤度が最大となる状態系列 $s^*(t_1), s^*(t_2), \dots, s^*(t_n)$ はViterbiルゴリズム(ビショップ, 2008, p.347-349)によって決定され、そのときの最大尤度を $L^*(s^*(t_1), s^*(t_2), \dots, s^*(t_n))$ と表わす。この最大尤度がHMMにおいて、ボールと選手位置の時系列データが生起される確率を表している。なお、本研究で用いた時系列データは試合中にみられた各攻撃シーンを一つの系列とみなし、ボール奪取時点を攻撃の開始点、また、相手チームによるボール奪取時点あるいはシュートなどでプレーが中断される時点を攻撃の終了時点とし(Ⅲの2にて詳述)、その時間区間内でのボールの位置データとキーパーを除く全選手の位置データを用いた。

2. HMMの機械学習

HMMにおける生起確率と状態遷移確率は、複数個の時系列データを学習データとし(Ⅲの2にて詳述)、これらの学習データからBaum-Welch アルゴリズム(ビショップ, 2008, p.336-343)を用いて機械学習される。Baum-Welch アルゴリズムは確率モデルのパラメーターを最尤法に基づいて推定する統計的手法であり、学習された時系列データの尤度が最大となるようパラメーターを推定する。本研究では各攻撃パタンの時系列データが複数あるため、厳密にはすべての時系列データの尤度の合計が最大となるように各HMMのパラメーターを推定する。

生起確率としてはキーパーを除くすべてのフィールドプレイヤーとボールの2次元座標からなる42次元の正規分布とし、その共分散行列は対角行列とした。一般に、試合中の各選手はボールの動きに合わせて移動するため、各選手の動きに相関があると考えられる。従って、対角行列ではなく各選手の共分散も学習に用いるべきである。しかし、共分散を含めた学習では過学習を起こしやすい傾向があり、また、過学習を防ぐために必要なデータ数に関する指標が本研究対象のデータに対しては不明であるため、共分散行列は対角行列とし学習を行った。従って、本研究のHMMにおいて推定されたパラメーターは生起確率分布における各次元の平均値と分散、状態遷移確率、初期状態確率である。

HMM学習時における各初期値の計算は以下の方法により決定した。まず、有効攻撃、非有効攻撃のすべての時系列データの全データ点をK-Means法(ビショップ, 2008, p.140-144)を用いてクラスタリングし、状態数分のクラスタを形成する。そして、各クラスタに振り分けられた学習データから42次元それぞれの平均値および分散を算出し、これを学習開始時に必要な各状態における生起確率分布の平均ベクトルと共分散行列(対角行列)の初期値とする。また、最初の時刻に各状態が選ばれる確率である初期状態確率の初期値は、各クラスタにおける学習データの出現回数から求めた出現確率(各クラスタに振り分けられた学習データ点の数を全学習データ点の数で除した値)とし、状態遷移確率の初期値は、図1に示すように同じ状態に留まる確率を0.9(円形の矢印)、他の状態への遷移確率は0.1を残りの状態数で除した値(直線の矢印)とし、図1の状態数4の場合はそれぞれ等しく0.03となる。

3. HMMによる識別

サッカーにおける攻撃パタンとして、ボール奪取時点以降の攻撃が有効となる攻撃(有効攻撃)と有効でない攻撃(非有効攻撃)の2つの攻撃パタンを取り上げ、ボールと選手位置の時系列データからHMMによる攻撃パタンを識別する。この識別性能は、ボールと選手位置に関して、HMMが有効攻撃と非有効攻撃の差異をどの程度表しているかということの定量的な指標となる。

以下にHMMの学習から識別率の算出手順をまとめる。まず、前述したように有効攻撃と非有効攻撃の2つの攻撃パタンに学習用の時系列データを分類する。そして、有効攻撃に分類されたすべての時系列データを用いて有効攻撃モデルのHMMを、また非有効攻撃のすべての時系列データを用いて非有効攻撃モデルのHMMをBaum-Welch アルゴリズムにより学習する(交差検証の場合はいくつかの時系列データを学習から除き、識別検証のみに用いる)。学習によってパラメーターが推定された後の手順は、有効攻撃の時系列データに対する識別検証を例として以下に述べる。有効攻撃のある一つの時系列データに対し、有効攻撃モデルのHMMにおける尤度が最大となる状態系列 $s^*(t_1), s^*(t_2), \dots, s^*(t_n)$ を探索する(Viterbi アルゴリズム)。そして、探索された状態系列に従い、(1)に示した式を用いて状態遷移確率と生起確率から最大尤度 $L^*(s^*(t_1), s^*(t_2), \dots, s^*(t_n))$ を算出する。同様の処理を非有効攻撃モデルのHMMに対しても行い、最大尤度を算出する。そして、算出された2つの最大尤度のうち、大きな値を示したモデルに識別する。この例では有効攻撃の時系列データを識別検証に用いているので、有効攻撃モデルに識別されれば正解とし、非有効攻撃モデルに識別されれば不正解となる。そして、同様の計算を有効攻撃における他のすべての時系列データに対しても行い、その正解率を識別率とする。また、非有効攻撃の時系列データにも同様の処理を行い、識別率を算出する。このように、HMMによる識別では、時系列データに対応した攻撃が有効攻撃か非有効攻撃かを確率的に判断する。また、尤度とは尤もらしさを表す度合であり、時系列データに対する尤度は時系列データがどの程度有効攻撃らしいか、非有効攻撃らしいかの指標となる。

4. HMMによる攻撃パタンの分析

1) HMMによる攻撃パタン分析の意義

前述したように、有効攻撃モデルと非有効攻撃モデル

ルの比較を通じて得られる生起確率分布や状態遷移確率の差異は有効攻撃に至る確率を高める上で有益な情報となりうる。仮に先験的にフィールドをいくつかの領域に分割し、それを状態とみなした上でそれぞれの状態にボールがあるときの選手の生起確率分布を算出し、攻撃パターン間で比較をしたとする。こうしたモデルでは、攻撃パタンの生起確率分布になんらかの差異が見つかったとしても、その差異が有効攻撃に至る上で重要な情報とは限らない。その理由は本研究のような事後的に状態を決定する例と比較することで理解できる。HMMを用いて事後的に決定された状態はHMMの数理において重要な位置に配置される。具体的には、最尤法に基づき学習が行われることから、学習された時系列データを最もよく表す位置に状態を配置することができ、より定性的に述べれば学習した時系列データの特徴を最もよくつかんだ局面の配置ができることを意味している。例えば、有効攻撃のHMMでは有効攻撃の時系列データにおいて頻繁にプレーされる領域に集中的に状態が設定されることで、その状態におけるボールと選手位置の特徴を複数の生起確率分布でより詳細に表現する。同様に非有効攻撃の時系列データにて頻繁にプレー領域されるには、たとえ有効攻撃モデルにはない状態の配置であっても、それを非有効攻撃モデルの特徴であると捉えて状態を配置する。このように、実際の時系列データから状態の配置を決定することで、先験的に状態を置くよりも確実にデータの特徴をつかんだ状態配置を行える可能性がある。以上のように、HMMを通じて配置される状態は各攻撃パタンの特徴を捉える上で重要な位置に配置され、そのような状態間において生起確率分布に差異が見つかれば、有効攻撃に至る（非有効攻撃に至ることを回避する）上でより支配的な要因が見つかる可能性がある。

2) HMMによる攻撃パターン分析の必要性

HMMによる攻撃パタンの識別性能が良好であった場合、なぜ識別ができたのかという要因が選手やコーチへフィードバックされる有益な情報であり、その要因を探ることが次の検討課題になる。ある状態のある選手の生起確率分布に攻撃パターン間で顕著な違いがみられれば、その選手のポジショニングが有効攻撃に至る上で重要である可能性が高く、また、状態遷移確率に顕著な違いがみられれば攻撃の進展に伴う選手の動きやボールを運ぶ経路といったことが重要である可能性がある。しかし、一般にHMMに関する研究の目的は専ら識別性能の向上にあり、識別できた要因の特定

やその寄与度の分析に関心が向けられることは少ないため、この要因分析法を確立するためには更なる研究が必要である。また、要因分析を行うにあたって、事前に検証すべき課題に以下のようなものが考えられる。仮に識別が良好に行えたとしても、識別が行えた要因が選手やコーチが認識しうるほどの顕著なものでない場合には、チームへのフィードバックが難しくなる。例えば、学習された有効攻撃と非有効攻撃の生起確率分布や状態遷移確率の違いが微細なものであっても、式(1)で示したように時系列のデータ長だけ計算が行われるため、尤度計算結果にはモデル間で大きな差があり、識別率も良好である可能性がある。しかし、その生起確率分布の比較を通じて人間が認識できるほどの差異ではない場合は、それを実際の指導に生かすことは難しい。

また、別の課題としては以下のようなものが想定される。仮に状態数1において学習を行った場合、一つの状態で学習データを表さなければいけないことから、状態はフィールドの中央付近に配置され、その生起確率分布の各平均値は各選手の試合分の位置データの平均値に近似すると考えられる。おそらくこの現象は両攻撃パターンに共通して生じるため、二つの生起確率分布は似通ったものになり、比較によって差を見出すことができない。つまり、データのバリエーションに対して状態数が少ない場合、学習データの特徴をつかんだ状態と生起確率分布のモデリングができない可能性がある。従って、これらの課題を検証するために、本研究で学習された両攻撃パタンの生起確率分布を比較し、それぞれの攻撃パタンの特徴を捉えているか、またそれは人間が認識できる程度の差であるかということを検証することは方法の妥当性を確認する上で重要な作業である考える。

しかし、それぞれ複数の生起確率分布を持つ攻撃パターン間のどの分布を対応させ比較すべきか自明ではない。例えば学習された有効攻撃モデルの複数ある生起確率分布のうち、最も高い位置で攻撃を行っている局面と非有効攻撃モデルの自陣深くでボールを回している局面の分布を比較したところで、選手の分布に違いがあるのは当然である。従って、攻撃パターン間で比較を行う際には、各モデルから最も似た局面の生起確率分布を選び出し、比較を行う必要がある。そこで、一般に、双方のチームの選手はボール近辺に集まりプレーをすることから、ボールの位置に近い2つの生起確率分布では選手が集中する領域が似通っていると考えられる。従って、両モデルにおけるボール位置の生

起確率の平均値の近さを基準として、有効攻撃HMMと非有効攻撃HMMとの間で状態の対応付けを行う。つまり、有効攻撃モデルの任意の生起確率分布を比較する際、その分布のボールの平均値を参照し、複数ある非有効攻撃モデルの生起確率分布の中から最も近いボールの平均値をもつ分布をその比較対象とする。そして、そのようにして対応付けを行い、それぞれの攻撃パターンにおけるボールと選手位置（学習された両攻撃パターンの生起確率分布の各選手の平均値）を図示して視覚的に比較する。

Ⅲ. 実験方法

1. 試合映像からのボールと選手位置の抽出

2010年に行われた大学サッカー対抗戦1試合を分析対象とした。本研究で使用したハイビジョンビデオカメラの解像度は $1,440 \times 1,080$ pixelであり、撮影時のフレームレートは30fpsであった。ビデオ撮影はパンニングやズームを使用せずに固定カメラ撮影により行った。また、サッカーフィールドは非常に広いため、1台のカメラでフィールド全体を撮影することは困難であり、2台の固定カメラを用い、フィールドの半面ずつを撮影した。

選手位置の2次元フィールド座標値を取得するために、2次元Direct Linear Transformation Method (以下「2次元DLT法」)を用いた。図2に示したように、試合映像上にてX軸、Y軸からなる選手のビデオ座標値を求め、各ハーフコートの4隅に設定したキャリブレーションポイントを基準にフィールド座標値に変換することにより求めた。このとき、図2に示したように画像上の選手の胸部の中間位置をトラッキングおよび自動デジタイズすることにより各選手の胸部のビデオ

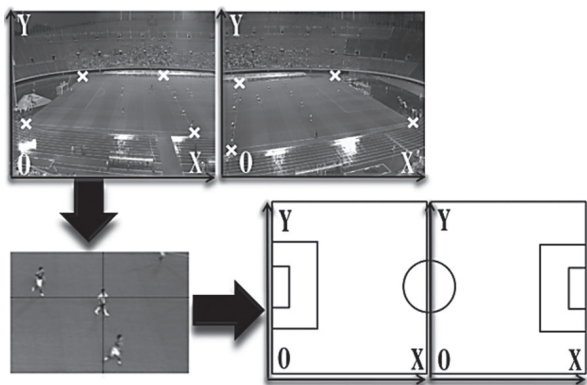


図2 映像データからのDLT法によるボール・選手座標の算出

座標値を求めた。このとき、左右の映像をまたぐ選手に関してはハーフラインを基準に左右の映像を切替え、近い方の映像を使ってビデオ座標値の取得を行った。

本研究では2次元DLT法を用いたため、3次元方向（高さ方向）への選手の動きに関して測定していない。従って、選手がジャンプする、または急に低い姿勢をとるなどといった胸部の一時的な3次元方向への動きはフィールド座標への変換を通じて、フィールド短手方向への急激な移動として変換されてしまう。従って、得られた選手の胸部のビデオ座標にデジタルフィルタ（サンプリング周波数30Hz、カットオフ周波数は1Hz）をかけ平滑化処理を行うことで、こうした胸部のビデオ座標の3次元方向への急激なブレを補正した。次に、選手の胸部のビデオ座標より足元のビデオ座標値の推定を行い、これを選手が位置するビデオ座標値と定めた。ビデオ上で胸部から足元へとY軸方向へ垂線をひき、その長さをVLとした場合、ビデオ撮影をフィールドの長手上方から行ったため、フィールドの短手方向で遠方になるほど画像上で対象物が小さく映ることからVLは短く、短手方向の手前でVLは長くなる。そこで、こうした偏りをできるだけ取り除いたVLを計測するため、図3に示したように選手のプレー時の拡大静止画像を抽出し、その足元のビデオ座標値を手動デジタイズによって取得した。そのとき、偏りなくフィールドの全面から複数の異なる選手の画

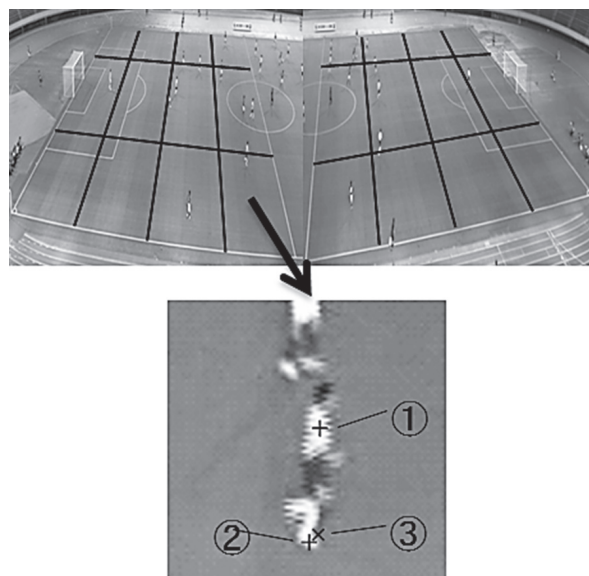


図3 フィールドの格子と足元への手動デジタイズ

†①自動デジタイズにより取得された胸部の座標、②手動デジタイズにより取得された足元の座標、③推測された足元の座標

像が選ばれるようにするため、図3に示したようにフィールドを24の格子状の領域に分割し、各領域において30の静止画像を抽出し、また少なくとも異なる5名の選手の静止画像が選ばれるようにした。そして、それぞれの静止画像における選手の足元のビデオ座標と前述した過程で取得してあった同フレームにおける胸部のビデオ座標とのY軸上の差を計算し、すべての静止画像の平均値をVLと定めた。次に、ビデオ映像におけるすべてのピクセルのビデオ座標をフィールド座標に変換し、そのすべてのフィールド座標を1cmずらした後に再びビデオ座標に変換することで、フィールド座標を1cmずらしたときのビデオ座標値の変化量をすべてのピクセルについて計算した。そして、すべてのピクセルに対してこの変化量の相対値（最も変化量の大きかったピクセルの値を1としたときの他のすべてのピクセルにおける相対的变化量）を算出した。この変化量の相対値はある物体が映像上の各ピクセルにおいてどれくらいの大きさで映るかという相対値を表す。そして、前述したVLの値と胸部のビデオ座標のピクセルがもつ相対値を用いて足元のビデオ座標値を推測した。最後に、得られた足元のビデオ座標の推測値をフィールド座標に変換することで、各選手のフィールド座標値を求めた。

このとき、図3に示したように静止画像に対して選手の足元に手動デジタイズして得られたビデオ座標値と足元の推定値には誤差が生じる。また、足元に手動デジタイズした場合、かなり正確に足元のビデオ座標値を取得できると考えられる。そこで、足元に手動デジタイズすることで得られたビデオ座標値を取得しうる最も正確な選手の足元のビデオ座標値と仮定し、この座標と足元の推定値の差を誤差とした推定精度の検証を行った。その結果、全領域にわたる誤差の平均、最小、最大はX軸方向で1.06ピクセル、0.009ピクセル、4.79ピクセル、Y軸方向で1.70ピクセル、0.02ピクセル、3.93ピクセルであった。さらに、これら2つの足元のビデオ座標値をフィールド座標値に変換した誤差の平均、最小、最大はそれぞれ38cm、9cm、117cmであった。

また、ボール座標に関しては地面に接地しているフレームに対してデジタイズを行い、ボールが浮き上がるといった3次元方向への動きが生じた際のフレームではデジタイズせず、ボールが空中に浮かび上がる一つ前のフレームとボールが着地したフレームのボールの座標を用いて線形補間をすることで、選手の座標と同様にX、Y軸の2次元座標上の移動を分析に用いた。

このとき、空中に浮いたボールが地面に着地する前に選手によってヘディングやボレーキックなどをされた場合においてはその選手の足元の位置を手動デジタイズし、これを用いて同様の線形補間を行った。また、空中にあるボールを空中にいる選手が触れた場合には、選手がボールに触れたフレームにおける拡大画像を表示し、その選手が空中に浮いていなかった場合の足元の位置を視認的に推測してデジタイズし、同様の線形補間を行った。そして、この空中にいる選手がボールに触れたケースにおいて、足元を推測して手動デジタイズを行う際の誤差を測定するため以下のような検証を行った。まず、空中にあるボールに空中にいる選手がボールに触れたシーンの静止画像を抽出した。その際、フィールドの全面から偏りなくシーンを抽出するため、前述した24の格子それぞれにて5シーンずつ抽出し、選手が空中に浮いていなかった場合の足元の位置を推測し、各静止画像について10回手動デジタイズした。そして、得られたビデオ座標の誤差を測定することでどの程度再現性をもって足元の位置の予測、およびデジタイズが可能であるかを検証した。このとき、同一の静止画像に連続して10回デジタイズを繰り返してしまうと比較的容易に近似した点をデジタイズできるため、異なるシーンがランダムに表示されるようにした。得られたビデオ座標の標準偏差をそれぞれの領域において算出し、その標準偏差の全領域にわたる平均を計算した結果、X座標に対して1.42ピクセル、Y座標に対して2.26ピクセルであった。また、ビデオ座標値をフィールド座標値に変化した上での標準偏差の全領域にわたる平均はX座標に対して19cm、Y座標に対して29cmであった。

最後に、得られたフィールド座標の内、右から左に向かって攻撃するチームの攻撃方向を反転処理し、どちらのチームの攻撃も左から右方向に向かって行われたように処理することでチームを区別することなく攻撃シーンを有効・非有効攻撃に分類した。

2. 有効攻撃と非有効攻撃の分類

本研究では以下で定義する攻撃の開始から終了までに含まれる攻撃シーンを抽出し、一つの攻撃シーンの開始から終了までを一つの時系列データとして分析を行った。松本ほか(1997)は「ボール保持が攻撃チームと守備チームを決定する」と述べており、攻撃における展開は一樣ではないが、いずれの攻撃もボールの獲得によって生じていると考えられる。従って、ボール保持が一方のチームから他方のチームへ移った瞬間

を攻撃シーンの始点とし、再びボール保持が移行した瞬間を終点とした。なお、スローインやファールなどのアウトプレーによってボールの保持が移行する場合はインプレー、アウトプレーになった瞬間を始点、終点とし、インプレー中にボールを奪取するケースでのボール保持の移行は「同一の選手によるボールへの2タッチ」、および「味方選手へパスが1本通る」の2点に条件を設定した。このとき、ボールを奪取した時点は、前者であればボールへの1タッチ目、後者であればパスの出し手がボールへタッチした時点とした。すなわち、ファールやスローインなどのアウトプレー中、またインプレー中であっても上記の攻撃開始の定義を満たさず、どちらのチームもボールを保持していないと判断されるシーンは分析対象に含めなかった。

次に、以下の方法で攻撃シーンを有効攻撃群と非有効攻撃群に分類した。吉村ほか(2002)はボールを取り返した後、一連のプレーの結果が、得点、シュート、センタリングに結びついた場合、およびもうワンプレーが成功すれば、得点、シュート、センタリングに結びつく結果が予想される場合を有効な攻撃とした。また、吉村(2003)は攻撃において最大の目標である得点を奪うこと、およびゴールを狙うシュートに至った攻撃を有効攻撃と定義した。さらに、樋口(2010)はシュートが放たれた攻撃、ラストパスが出された攻撃、そして、攻撃側チームが相手ペナルティエリア内でボールを保持した攻撃を有効攻撃と定めた。これらを参考にし、本研究ではシュートを放った攻撃、ペナルティエリア内に侵入した攻撃、センタリングを上げた攻撃を定性的に判断し、有効攻撃と定義した。以上の条件で攻撃シーンを分類したところ、本研究の対象試合でみられた有効攻撃は36シーン、非有効攻撃は208シーンあった。また、これらの攻撃シーンはフレームを飛ばすことなく開始から終了までのすべてのフレームを分析対象とした。本研究で得られた攻撃シーンのフレーム数は最短で19フレーム、最長で1211フレームであった。

3. 実験条件

HMMによって攻撃パタンの識別が可能であることは、有効攻撃と非有効攻撃の各選手の配置に違いがある、もしくは攻撃の進展に伴う各選手配置の時間変化やボールを運ぶ経路に違いがある可能性を意味し、HMMによるボールと選手位置データに基づくチーム戦術の分析が可能であることが示唆される。本研究ではその基礎研究としてHMMによる攻撃パタンの識別

性能の検証を行う。

また、一般的にHMMの状態数を増やしていけば識別性能は向上するが、その性能は飽和すると考えられる。状態数を増やすことで識別率が向上する場合、時系列データをより詳細に表す上で必要な局面分けであり、飽和した場合は不必要な局面分けであると考えられる。従って、状態数の増加に伴い識別率がどの程度まで向上し、どの状態数で飽和するかを検証するため、状態数を4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18に設定し、それぞれの状態数における時系列データの識別率を比較した。なお、一つの攻撃シーンが一つの時系列データであり、有効攻撃と判断された36シーンを有効攻撃モデルの学習に用い、非有効攻撃と判断された208シーンを非有効攻撃モデルの学習に用いた。また、ペナルティエリアに侵入した攻撃を有効攻撃と定義したため、選手位置やその変化パターンではなく、単純にボールがペナルティエリアに侵入したか否かによって識別できてしまう可能性がある。従って、図4に示したように、攻撃チームがペナルティエリアに侵入した場合、ペナルティエリアを基準点として、それ以前までのデータのみを用いて識別を行うことができるか否かを検証した。また、この基準点をペナルティエリアから10m, 20mとより低い位置にした場合に、どの程度識別が可能であるのかを検証した。本研究のフィールドの長辺は106mであり、この3つ基準点は69.5, 79.5, 89.5mの高さに位置している(基準点がペナルティエリアであった場合、図4に示したように点線部分は識別時に用いない。また同様に、基準点が79.5mであった場合はそれを越えた部分を、また基準点が69.5mであった場合にも同じくそれを越えた部分を識別に用いない。)。ただし、HMM学習時においては、一様に基準点を越える部分も含めたすべての時系列

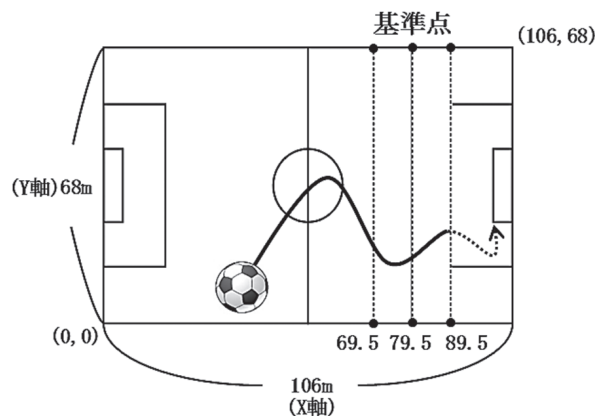


図4 時系列データ基準点

データを用いて学習し、識別時の尤度計算におけるViterbi経路の探索時に基準点を設定した。

また、学習外のデータに対する識別率の検証は交差検証を用いて行い、学習内データに対する識別率と学習外データに対する識別率を比較した。有効攻撃の交差検証では36シーンある時系列データ内の1シーンをテスト系列に用い、残りの35シーンを学習系列に用いて、すべてのシーンがテスト系列として一度用いられるまで繰り返し行った。また、非有効攻撃の交差検証では208シーンある時系列データ内の6シーンをテスト系列に用い、残りの202シーンを学習系列に用いて、すべてのシーンがテスト系列として一度用いられるまで繰り返し行った。なお、本研究における選手、ボールのビデオ座標ならびにフィールド座標の取得、HMMによる学習、識別性能の評価にはいずれもMATLAB 2014 (Math Works)にて作成したプログラムを用いた。

IV. 実験結果

1. 状態数と識別率

状態数を4から18に設定したときの有効・非有効攻撃における学習内データに対する識別率を表1, 2に示す。両攻撃パターンにおいて、状態数が多い場合において比較的高い識別率を示した。有効攻撃においては、状態数8における識別率97%が最も高く、非有効攻撃においては、状態数14で92%となり、それ以上の状態数では識別率が飽和する傾向がみられた。この結果、学習内データの識別においては、どちらのHMMにおいても状態数によっては9割以上の識別率で攻撃パタンの識別が可能であることが示された。

このときの状態数8における各モデルの生起確率分布の平均値を表3, 4に示した。図4に示したように、フィールドの長辺をX軸(106m)、短辺をY軸(68m)として座標値の取得を行った。よって、表3, 4におけるボールと各選手の生起確率分布の平均値は、図4に示すように(X,Y)座標で左下の角を(0,0)、右上の角を(106,68)とする2次元空間上に含まれる座標値である。また、状態数8における分散の値を表5, 6に示した。共分散行列は対角行列としたため、分散の値のみが各選手とボールの列に記載されている。本研究が分析対象とした試合では、両チームにおいて4人のDF、4人のMF、2人のFWというフォーメーションであり、各表中にはDFの右サイドの選手から左サイド選手、次にMFの右サイドの選手から左サイド選手、

表1 有効攻撃における状態数と識別率の関係

有効攻撃	正解数	識別率(%)
状態数4	30	83
状態数6	34	94
状態数8	35	97
状態数10	33	92
状態数12	33	92
状態数14	33	92
状態数16	34	94
状態数18	33	92

表2 非有効攻撃における状態数と識別率の関係

有効攻撃	正解数	識別率(%)
状態数4	145	70
状態数6	177	85
状態数8	170	82
状態数10	181	87
状態数12	187	90
状態数14	192	92
状態数16	192	92
状態数18	191	92

最後にFWの右サイドの選手から左サイド選手という順に各値が記載されている。そして、表3, 4に示した各モデルの平均値の値をVの考察における図7, 8に図示することでモデル間の差異や傾向を比較した。このとき、表中のS1からS8は状態の番号であり、後述する図7, 8に記載された状態番号と一致する。次に表7, 8に同じく状態数8における各モデルの状態遷移確率を示した。各行列に記載された値は各行に示された状態番号から各列に示された状態番号への状態遷移確率であり、その逆の状態遷移確率の値ではないことに注意されたい(例えば、3行目の4列目の値はS3からS4への状態遷移確率であり、S4からS3への状態遷移確率は4行目の3列目に記載されている)。また、行列の対角要素は同じ状態に遷移する確率を示している。従って、各状態の列方向への和はある状態から他の状態(同じ状態に遷移する場合も含む)への遷移確率の合計であるため、必ず1となる。そして、表7, 8の結果から分かるように、両モデルにおいて99%以上の確率で同じ状態へ遷移しており、いくつかの他の状態へ千分の一程度の確率で遷移し、残りの状態への遷移確率はほぼ0であるという状態が多くみら

表3 有効攻撃モデルにおける状態数8の生起確率分布の平均値

	有効攻撃																					
	攻撃チーム																					
	ボール		右SB		右CB		左CB		左SB		右MF		右CMF		左CMF		左MF		右FW		左FW	
	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
S1	41.9	19.9	40.1	6.7	30.8	29.1	31.6	33.1	44.3	58.4	59.2	20.3	45.8	27.2	46.0	32.0	57.3	40.8	61.0	35.0	64.0	22.3
S2	88.9	52.6	65.7	26.1	53.3	43.4	54.8	39.8	81.4	61.7	87.9	28.3	76.1	51.6	83.5	50.0	85.6	61.6	92.6	42.7	90.5	41.3
S3	64.1	11.4	60.2	5.5	46.3	23.0	46.3	26.1	54.8	40.0	71.8	10.4	61.0	16.8	60.0	23.8	66.9	34.6	74.6	18.9	76.4	23.5
S4	89.1	10.4	79.9	6.7	54.8	24.8	55.1	26.0	63.4	40.0	85.3	12.6	76.6	20.1	78.7	27.6	83.4	32.7	90.4	26.7	90.7	25.4
S5	24.2	15.9	13.0	15.7	17.0	29.4	13.6	30.7	14.7	40.6	30.7	27.2	26.1	24.6	26.2	26.0	24.0	22.7	47.5	34.0	50.1	22.6
S6	41.6	21.8	44.0	10.1	39.5	22.1	40.0	29.4	41.9	44.1	54.3	7.5	51.4	23.4	49.9	31.9	56.8	42.2	61.5	16.9	64.6	28.0
S7	34.2	47.9	35.7	22.5	29.2	44.7	30.0	42.6	35.3	59.9	46.8	32.2	42.4	41.6	46.0	48.4	49.6	50.5	59.1	42.0	59.6	47.6
S8	70.4	46.1	54.1	18.6	47.1	41.0	47.0	44.3	61.2	59.7	73.8	26.8	60.6	42.1	63.7	50.6	71.2	52.0	76.0	45.5	78.5	42.1
	守備チーム																					
	右SB		右CB		左CB		左SB		右MF		右CMF		左CMF		左MF		右FW		左FW			
	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
S1	66.2	48.1	66.5	26.3	66.7	29.1	65.0	11.5	51.2	49.3	53.9	31.3	49.8	29.7	51.8	10.8	39.7	31.9	37.2	24.9		
S2	91.6	55.8	92.6	45.9	94.6	40.8	92.2	30.6	81.0	49.9	87.2	47.8	86.0	48.1	86.5	34.9	68.0	46.5	56.6	42.4		
S3	78.2	37.5	77.7	21.3	78.8	21.4	76.6	11.2	64.3	31.8	68.7	19.7	66.3	20.6	67.7	16.4	53.0	18.1	47.3	21.9		
S4	92.4	34.8	91.8	25.7	93.2	22.9	91.1	13.2	82.3	34.2	85.8	25.1	84.2	20.7	85.8	15.9	65.2	22.8	55.4	28.5		
S5	50.5	47.8	54.3	29.5	54.9	26.5	35.7	13.7	15.0	26.8	41.3	29.7	27.6	25.8	25.3	30.7	23.1	26.4	15.6	32.4		
S6	65.8	42.7	64.6	21.2	67.9	26.5	60.1	12.3	49.1	19.4	57.3	23.7	58.1	24.9	50.3	36.6	41.1	21.0	40.1	26.9		
S7	53.7	60.4	62.1	42.1	62.9	45.4	59.7	25.0	40.1	52.2	50.4	45.1	50.5	45.5	44.6	33.7	36.4	46.9	32.2	43.5		
S8	78.1	57.0	80.4	40.7	81.6	44.7	80.2	26.2	65.2	54.9	71.4	48.6	70.4	44.2	68.3	30.0	56.4	43.1	50.5	49.3		

†単位はメートルであり、S1-S8は状態番号を示す。SBはサイドバック、CBはセンターバック、MFはミッドフィルダー、CMFはセントラルミッドフィルダー、FWはフォワードの略であり、以下同様の略式を用いる

表4 非有効攻撃モデルにおける状態数8の生起確率分布の平均値

	有効攻撃																					
	攻撃チーム																					
	ボール		右SB		右CB		左CB		左SB		右MF		右CMF		左CMF		左MF		右FW		左FW	
	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
S1	30.2	26.3	37.3	8.1	29.6	39.8	28.6	25.1	39.7	50.1	52.8	20.5	41.5	29.9	43.8	29.5	49.9	38.5	59.3	28.4	59.8	30.3
S2	71.1	52.8	55.6	21.4	50.2	43.1	50.5	44.9	64.0	58.8	78.1	32.0	64.2	46.4	69.0	47.7	73.1	48.2	79.3	46.7	83.1	44.7
S3	20.1	22.0	21.9	11.1	18.8	27.7	17.8	26.8	20.1	40.8	35.9	11.3	28.8	25.9	29.0	28.1	33.5	41.5	47.7	21.6	52.5	24.2
S4	25.3	49.2	23.7	23.4	20.3	44.2	18.9	40.8	22.9	55.3	36.9	32.0	29.0	44.1	30.5	45.5	30.1	49.7	48.2	43.3	52.0	47.0
S5	48.9	13.8	46.4	7.3	40.1	28.8	39.5	19.9	45.7	38.1	60.8	18.0	51.2	20.5	53.9	20.8	55.2	27.5	65.7	15.9	67.1	20.0
S6	73.9	15.1	66.4	5.4	51.5	28.1	51.3	26.0	59.1	39.3	78.0	20.3	65.9	21.9	69.3	26.7	70.4	30.2	80.8	21.9	82.7	24.6
S7	51.5	53.4	43.3	26.0	39.9	46.4	39.6	44.8	46.5	58.1	58.7	35.9	51.1	47.8	52.1	49.8	54.5	52.4	65.3	50.9	66.0	48.4
S8	47.9	36.7	48.8	11.6	40.2	36.4	40.3	35.0	52.9	55.9	65.1	19.6	53.0	37.4	54.2	35.5	60.1	46.7	68.3	36.2	69.4	35.2
	守備チーム																					
	右SB		右CB		左CB		左SB		右MF		右CMF		左CMF		左MF		右FW		左FW			
	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y
S1	60.8	48.1	62.0	33.6	62.2	27.5	60.0	14.6	48.3	46.4	49.7	29.8	49.9	29.6	48.1	13.9	34.7	26.9	33.3	31.8		
S2	82.4	57.3	84.2	43.7	83.5	45.1	83.8	28.9	73.0	49.9	75.2	46.3	73.6	43.5	73.9	36.4	59.1	46.6	54.6	43.9		
S3	48.8	45.3	56.5	25.7	55.8	25.1	41.7	14.4	30.4	34.9	37.5	24.5	37.4	23.1	34.4	18.2	22.4	25.8	20.3	26.2		
S4	40.8	58.6	54.2	43.5	54.0	43.1	50.7	31.0	30.3	50.2	39.1	46.0	36.8	41.7	37.8	33.5	24.6	44.6	21.3	45.3		
S5	68.7	39.4	69.6	23.0	70.2	19.8	65.3	11.2	56.9	33.7	58.5	19.9	58.5	17.8	57.3	12.2	45.5	18.7	42.7	22.9		
S6	83.4	40.1	83.4	24.3	84.9	24.9	81.6	13.5	72.3	34.1	74.9	25.3	74.2	19.5	74.5	16.8	57.9	26.5	55.9	20.4		
S7	65.0	60.3	69.3	45.2	69.4	47.9	66.8	32.6	55.0	52.9	58.9	48.6	58.4	46.7	57.0	36.0	46.1	49.9	42.8	47.6		
S8	71.2	51.3	72.2	35.4	72.5	36.2	72.3	19.0	59.0	48.0	60.7	36.9	61.0	36.6	60.2	22.2	47.3	37.0	46.2	37.7		

†単位はメートルであり、S1-S8は状態番号を示す。SBはサイドバック、CBはセンターバック、MFはミッドフィルダー、CMFはセントラルミッドフィルダー、FWはフォワードの略であり、以下同様の略式を用いる

表5 有効攻撃モデルにおける状態数8の生起確率分布の分散

有効攻撃																						
攻撃チーム																						
ボール	右SB		右CB		左CB		左SB		右MF		右CMF		左CMF		左MF		右FW		左FW			
	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y		
S1	162	180	45	19	10	153	26	67	49	30	41	394	14	73	26	72	23	375	41	137	16	96
S2	62	157	70	57	5	100	10	33	128	45	54	51	62	95	86	104	60	56	20	97	38	87
S3	307	70	114	13	20	120	11	43	61	158	45	102	52	29	35	102	124	155	34	74	33	53
S4	106	111	196	24	23	80	21	84	77	188	66	73	76	55	104	109	139	140	34	88	45	89
S5	202	157	18	104	20	72	19	6	20	7	27	332	67	104	43	31	51	135	18	171	8	35
S6	461	172	98	36	44	47	42	78	57	62	57	11	55	89	37	76	66	65	39	44	17	175
S7	419	127	58	119	58	92	41	167	56	28	77	282	62	32	69	93	63	244	45	119	43	56
S8	132	316	66	50	20	71	20	144	105	19	75	265	65	54	49	113	75	186	52	83	38	133

守備チーム																					
守備チーム																					
ボール	右SB		右CB		左CB		左SB		右MF		右CMF		左CMF		左MF		右FW		左FW		
	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	
S1	23	35	13	59	15	108	36	20	49	20	33	36	84	94	31	20	41	55	54	60	
S2	10	62	20	100	12	28	43	23	152	221	40	33	50	103	50	102	125	148	21	99	
S3	27	10	31	64	31	36	33	32	24	202	38	36	41	26	59	177	18	38	12	116	
S4	14	47	25	58	27	69	38	35	45	168	40	57	49	32	68	152	39	76	19	164	
S5	25	36	7	158	12	21	106	51	59	274	19	37	218	151	28	110	23	60	14	11	
S6	34	65	28	70	16	101	81	21	94	150	27	32	45	131	45	200	31	47	48	166	
S7	97	13	44	49	33	62	37	28	83	155	58	93	46	34	87	197	93	85	45	70	
S8	54	40	34	43	30	87	37	34	90	132	48	74	68	82	45	95	34	190	24	90	

† 単位はメートルであり、S1-S8は状態番号を示す。SBはサイドバック、CBはセンターバック、MFはミッドフィルダー、CMFはセントラルミッドフィルダー、FWはフォワードの略であり、以下同様の略式を用いる

表6 非有効攻撃モデルにおける状態数8の生起確率分布の分散

有効攻撃																						
攻撃チーム																						
ボール	右SB		右CB		左CB		左SB		右MF		右CMF		左CMF		左MF		右FW		左FW			
	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y		
S1	179	265	54	37	29	136	20	90	79	156	21	350	25	99	33	86	67	285	14	122	11	158
S2	210	149	39	50	35	110	21	70	159	95	47	270	29	58	74	125	130	214	55	53	37	117
S3	170	229	90	47	42	85	54	61	58	34	102	78	64	72	59	88	127	127	64	87	44	146
S4	202	161	65	68	39	50	46	95	90	79	94	212	69	44	65	66	141	250	55	159	34	136
S5	223	87	41	26	22	116	28	44	49	156	34	254	19	44	25	52	83	224	36	64	25	56
S6	170	181	146	17	32	181	34	90	104	196	54	236	48	59	87	117	167	276	46	99	40	78
S7	261	86	17	29	26	63	21	47	49	70	35	231	22	30	28	70	57	189	28	60	22	67
S8	241	214	51	41	18	180	19	89	93	101	46	268	25	77	30	82	67	171	33	56	29	108

守備チーム																					
守備チーム																					
ボール	右SB		右CB		左CB		左SB		右MF		右CMF		左CMF		左MF		右FW		左FW		
	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	X	Y	
S1	9	39	7	86	7	63	14	51	19	98	19	85	11	122	46	70	42	120	19	111	
S2	38	24	40	61	36	40	34	41	54	216	64	44	52	53	69	240	53	88	29	106	
S3	117	41	13	105	22	56	133	117	137	209	86	78	80	113	195	148	93	112	56	114	
S4	179	22	32	126	44	83	85	123	82	210	63	57	96	168	147	180	44	82	53	93	
S5	18	24	20	50	16	35	48	45	27	153	25	49	24	54	52	108	31	62	22	85	
S6	29	27	33	75	37	63	78	46	49	208	43	48	59	61	82	207	37	107	51	88	
S7	45	13	25	80	18	36	40	89	31	171	21	45	36	49	39	141	37	68	25	48	
S8	18	23	18	77	14	29	16	45	24	153	19	62	33	81	41	200	31	83	32	97	

† 単位はメートルであり、S1-S8は状態番号を示す。SBはサイドバック、CBはセンターバック、MFはミッドフィルダー、CMFはセントラルミッドフィルダー、FWはフォワードの略であり、以下同様の略式を用いる

表7 有効攻撃モデルにおける状態数8の状態遷移確率

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
S1	0.9975	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0008	0.0008	0.0008
S2	0.0000	0.9999	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
S3	0.0000	0.0000	0.9938	0.0062	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
S4	0.0000	0.0003	0.0000	0.9997	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
S5	0.0020	0.0000	0.0000	0.0000	0.9960	0.0020	0.0000	0.0000
S6	0.0000	0.0000	0.0046	0.0000	0.0000	0.9936	0.0000	0.0018
S7	0.0012	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0008	0.9954	0.0025
S8	0.0000	0.0026	0.0004	0.0018	0.0000	0.0000	0.0004	0.9948

† S1-S8は状態番号を示し、各行列内の値はその行の状態番号から列の状態番号への遷移確率を示す。

† 小数点第四位までに1以上の値がみられなかったものに関しては0.000と表記した。このとき、これは完全な0ではないことに注意されたい。

表8 非有効攻撃モデルにおける状態数8の状態遷移確率

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8
S1	0.9960	0.0000	0.0001	0.0001	0.0019	0.0000	0.0004	0.0014
S2	0.0000	0.9981	0.0000	0.0000	0.0000	0.0011	0.0004	0.0004
S3	0.0030	0.0000	0.9961	0.0007	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
S4	0.0026	0.0000	0.0004	0.9964	0.0000	0.0000	0.0006	0.0000
S5	0.0008	0.0000	0.0000	0.0000	0.9969	0.0021	0.0000	0.0002
S6	0.0000	0.0008	0.0000	0.0000	0.0002	0.9988	0.0000	0.0003
S7	0.0005	0.0018	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.9963	0.0012
S8	0.0004	0.0010	0.0000	0.0000	0.0011	0.0012	0.0002	0.9960

† S1-S8は状態番号を示し、各行列内の値はその行の状態番号から列の状態番号への遷移確率を示す。

† 小数点第四位までに1以上の値がみられなかったものに関しては0.000と表記した。このとき、これは完全な0ではないことに注意されたい。

表9 状態数8における尤度の平均値

	有効攻撃系列	非有効攻撃系列
有効攻撃HMM	-145.3±5.5	-156.7±13.8
非有効攻撃HMM	-159.3±20.0	-146.3±10.6

れた。

また、状態数8の識別率の検証において計算された各時系列データの尤度(対数尤度)の平均値と標準偏差を表9に示す。この結果から、有効攻撃の時系列データは有効攻撃のHMMにて算出された尤度が、一方で非有効攻撃の時系列データに関しては非有効攻撃のHMMにて算出された尤度が平均的に高いことが分かる。このことから、正しいモデルのHMMにて時系列データの尤度計算を行うことで尤度がより高くなることが分かり、状態数8において識別率が良好であったことと整合性を有している。

2. 基準点を設けた場合の識別率

基準点にボールが到達する以前の時系列データのみを用いた場合の学習内データに対する識別結果を表10, 11と図5, 6に示す。表では、基準点89.5m, 79.5m, 69.5mと基準点を設けない場合(Fullと記載)に対する識別率を状態数毎に示している。また、基準点より高い位置から攻撃がスタートした時系列データを識別から除外したため、識別に用いることができた系列数を表の正解数横の括弧内に示した。この結果から、基準点を下げていくことで有効攻撃の識別率は低下するが、基準点を69.5mまで下げた場合においても、状態数によっては7割以上の識別率が得られることがわかる。また、非有効攻撃においては、基準点を下げても識別率はさほど低下せず、最も低い基準点である69.5mにおいても状態数によっては9割以上の識別が行えることがわかる。これは、基準点を下げるともなつて識別に用いることができるデータの時間長

表10 各基準点における有効攻撃の識別率

状態数	69.5m		79.5m		89.5m		Full	
	正解数(25)	識別率(%)	正解数(31)	識別率(%)	正解数(33)	識別率(%)	正解数(36)	識別率(%)
状態数4	12	48	18	58	24	73	30	83
状態数6	17	68	19	61	26	79	34	94
状態数8	19	76	22	71	28	85	35	97
状態数10	16	64	21	68	26	79	33	92
状態数12	18	72	23	74	27	82	33	92
状態数14	18	72	25	81	29	88	33	92
状態数16	19	76	25	81	28	85	34	94
状態数18	18	72	24	77	30	91	33	92

表11 各基準点における非有効攻撃の識別率

状態数	69.5m		79.5m		89.5m		Full	
	正解数(185)	識別率(%)	正解数(202)	識別率(%)	正解数(205)	識別率(%)	正解数(208)	識別率(%)
状態数4	132	71	141	70	144	70	143	69
状態数6	157	85	175	87	181	88	177	85
状態数8	158	85	170	84	171	83	170	82
状態数10	168	91	181	90	183	89	181	87
状態数12	167	90	181	90	185	90	187	90
状態数14	165	89	184	91	193	94	192	92
状態数16	166	90	182	90	193	94	192	92
状態数18	166	90	183	91	194	95	191	92

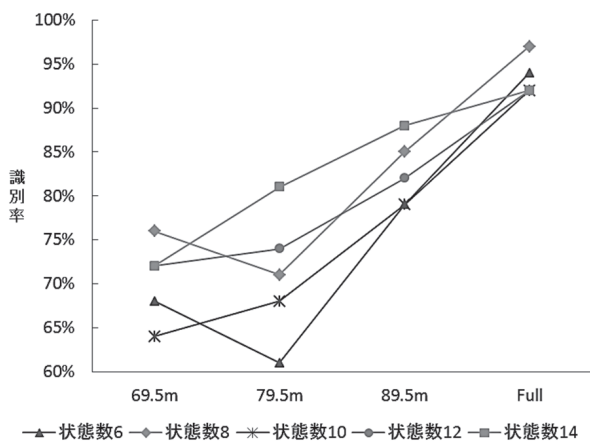


図5 各基準点における有効攻撃の識別率

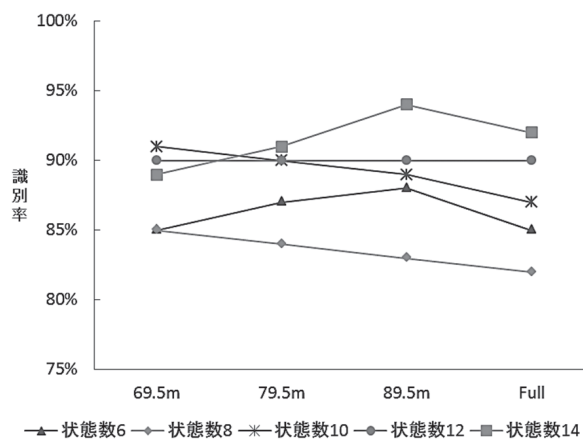


図6 各基準点における非有効攻撃の識別率

は減るが、高い位置までボールを運ぶことができた非有効攻撃、つまり有効攻撃との識別の際に紛らわしいデータが減るために識別率がそれほど低下しなかったためと考えられる。これらの結果から、単にボールが高い位置に運ばれたか否かで有効・非有効攻撃を識別しているのではなく、ボールがまだ中盤にある時点に

における各選手の配置からも識別が行えていることを示している。

学習外データに対する識別結果を表12-15に示す。なお、各表の正解数の横に識別に用いた時系列データ数を示した。ここでのHMMの状態数は、基準点を設けない場合の学習内データに対する識別結果から、有

表12 状態数8における有効攻撃の識別率

有効攻撃	状態数8	
	正解数	識別率(%)
基準点		
69.5m	18 (25)	72
79.5m	22 (31)	71
89.5m	28 (33)	85
Full	31 (36)	86

表14 状態数14における有効攻撃の識別率

有効攻撃	状態数8	
	正解数	識別率(%)
基準点		
69.5m	17 (25)	68
79.5m	24 (31)	77
89.5m	26 (33)	79
Full	30 (36)	83

表13 状態数8における非有効攻撃の識別率

有効攻撃	状態数8	
	正解数	識別率(%)
基準点		
69.5m	148 (185)	72
79.5m	155 (202)	77
89.5m	162 (205)	79
Full	170 (208)	82

表15 状態数14における非有効攻撃の識別率

有効攻撃	状態数8	
	正解数	識別率(%)
基準点		
69.5m	155 (185)	84
79.5m	165 (202)	82
89.5m	178 (205)	87
Full	179 (208)	86

効攻撃にて最も高い識別率を示した状態数8を、また、非有効攻撃にて識別率が飽和した状態数14を選択し、学習外データに対する識別性能の検証を行った。その結果、状態数8において、基準点を設けない場合の学習外データに対する識別率は有効攻撃で86%、非有効攻撃で82%であった。また、基準点を設けた場合、学習内データと同様に基準点が下がるほど識別率は低下したが、有効攻撃で72-85%、非有効攻撃で72-79%の識別率を示した。また、状態数14における学習外データの識別率は有効攻撃で83%、非有効攻撃で86%であった。また、基準点を設けた場合では、有効攻撃では68-79%、非有効攻撃では84-87%という高い識別率を示した。このことから、学習外データの識別においても良好な識別が行えることが示された。また、基準点を設けた場合でも、基準点を設けない場合と比較して識別率は低下するものの、一定の識別率を維持しており単にボールが高い位置に運ばれたか否かで有効・非有効攻撃を識別しているのではなく、ボールがまだ中盤にある時点での各選手の配置からも識別が行えることが、学習外データに関しても示された。

V. 考察

ボールと選手位置の学習内データに関して、HMMを用い識別性能の検証を行ったところ有効攻撃で97%、非有効攻撃で92%の識別率が得られた。また、

学習外データに関しては状態数8の有効攻撃で86%、非有効攻撃で82%、状態数14の有効攻撃で83%、非有効攻撃で86%といずれも8割以上の識別率が得られた。これらの結果から、HMMによっていずれの条件においても良好な識別率が得られることが明らかとなった。

また、有効攻撃の定義にはボールがペナルティエリア内に侵入したケースが含まれるため、基準点を設けた場合の検証を行った。その結果、学習内データに対する識別に関しては、状態数を8以上確保すれば概ね7-9割程度識別ができ、非有効攻撃に関しては状態数を10以上確保すれば概ね9割以上の識別率を得ることができた。そして、基準点を設けた場合の学習外データに対する識別に関しては、状態数8の有効攻撃において72-85%、非有効攻撃においては72-79%、状態数14の有効攻撃においては68-79%、非有効攻撃においては84-87%という識別率を示した。このように、基準点を設けた場合にも一定の識別率を維持していることから、単にボールが高い位置に運ばれたか否かで有効・非有効攻撃を識別しているのではなく、ボールがまだ中盤にある時点での各選手の配置からも識別が行えていることが明らかになった。この結果から、有効攻撃と非有効攻撃では各選手の配置に違いがある、もしくは攻撃の進展に伴う各選手配置の時間変化やボールを運ぶ経路に違いがあることが示唆された。

また、IIの4で述べたように学習された両攻撃パタ

ンの生起確率分布を比較し、それぞれの攻撃パタンの特徴を捉えているか、またそれは人間が認識できる程度の差であるかということを確認しておくことは方法の妥当性を検証する上で重要な作業である。従って、両攻撃パターンにおけるボール位置の生起確率の平均値の近さを基準として、有効攻撃HMMと非有効攻撃HMMとの間で状態の対応付けを行ったペアを比較する。まず、識別が良好に行えた状態数8におけるすべての状態のボールと選手位置(学習された両攻撃パターンにおける生起確率分布の各選手の平均値)を以下に図示した。この値は実験結果IV.における表3, 4に記載されたものである。図7は有効攻撃モデル、図8は非有効攻撃モデルにおけるすべての状態のボールと選手位置の平均値である。このとき、白丸が攻撃チームの選手であり、左から右方向へ攻めている。また、三角形は守備チームの選手であり、アスタリスクがボール位置を示している。なお、各図の左上に記載された状態番号S1からS8は表3から表8の状態番号に一致する。また、この状態番号に関して、K-Means法によって各クラスターに振り分けられた段階ではそれぞれのモデルで同じ状態番号をもつ状態が最も近い各平均値をもつクラスターであったと考えられるが、HMMの学習を通じて、よりそのモデルを表す位置に状態は移動するため、学習後にこのような対応関係はないことに注意されたい(例えば有効攻撃モデルのS1と非有効攻撃モデルのS1が対応しているといったことはk-means法の直後までであり、学習を通じて対応関係はなくなる。従って学習後の対応関係の探索はボール位置の生起確率の平均値の近さを基準として対応付けを行った)。全体的な傾向として、ボールの置かれた位置を基準に考察すると、有効攻撃モデルではハーフラインより前方に状態が4つ、後方に同じく4つの状態が置かれ、また、ハーフライン前方の右サイドに2つ、左サイドに2つ、ハーフライン後方の右サイドに3つ、左サイドに1つの状態が置かれていた。また、非有効攻撃モデルではハーフライン前方に2つ、後方に6つの状態が置かれ、また、ハーフライン前方左右のサイドには1つずつ、ハーフライン後方左右のサイドに3つずつ状態が配置されていた。本研究で用いた有効攻撃の時系列データは相手チームのペナルティエリア付近から開始する攻撃もあれば、自陣深くから攻撃を開始した攻撃、攻撃の途中でいったんボールを自陣深くにバックパスした攻撃など様々なパタンのものを含んでいた。そして、学習された有効攻撃モデルにおいてハーフライン前方にボールが位置す

る状態、後方に位置する状態が等しく4ずつ観察されたことから、上述したような有効攻撃の時系列データがフィールドの全体にわたって観察されたという特徴が学習に反映されていると考えられる。また、有効攻撃モデルにてハーフライン後方の状態は右サイドに3つ左サイドに1つずつ配置されていたことから、自陣より攻撃を開始、また攻撃途中で自陣にボールを戻した攻撃シーンでは右サイドが左サイドより使われる機会が多かったと推察され、機械的に左右に状態数を等しく置くのではなく、HMMによる学習を通じてチームやその試合でみられた攻撃の特徴捉え、より重要なサイドや領域に重点的に状態を配置することができた一例であると考えられる。また、一方で非有効攻撃モデルではハーフライン前方に2つ、後方に6つの状態が置かれていたことから、有効攻撃の時系列データほど高い位置にボールを運ぶことができなかった非有効攻撃の特徴が学習結果にも反映されていたと考えられる。そして、この高い位置におけるモデル間の状態数の違いから、高い位置にボールが運ばれることが多い有効攻撃の時系列データは有効攻撃モデルのHMMによってより高い尤度で表され、識別が行われていたと推察される。一方で、高い位置までボールを運ぶことができず、中盤や自陣深くでボールを動かす機会が多かったと考えられる非有効攻撃の時系列データに対して一定程度の識別結果を示したことは、上述の有効攻撃の時系列データに対する識別ほど自明な結果ではない。なぜならば、両モデルのHMMにおいて、中盤あるいは攻撃チーム自陣に状態が多く配置されており、非有効攻撃の時系列データにおいてボールや選手が行き来していた低い位置を両モデルがカバーしているように見受けられるためである。この識別できた理由に関する仮説の一つとしては、中盤や攻撃チーム自陣に配置された状態に関して、非有効攻撃モデルの生起確率分布が有効攻撃モデルの分布よりも的確に非有効攻撃の時系列データの特徴を表していたことによって識別が行われたと考えられる。また、本研究では単に高い位置にボールが運ばれたか否かによって有効攻撃と識別されることを防ぐため、基準点を(図4を参照)設けた識別検証も行った。そして、その検証においても両モデルの時系列データに対して一定程度の識別が可能であったことから、単に高い位置にボールが運ばれた時系列データを有効攻撃と識別しているのではなく、攻撃チームが中盤や自陣深くにおいてボールを保持している段階において、それぞれのモデルにおける選手のポジショニングに何らかの傾向や差異があり、この

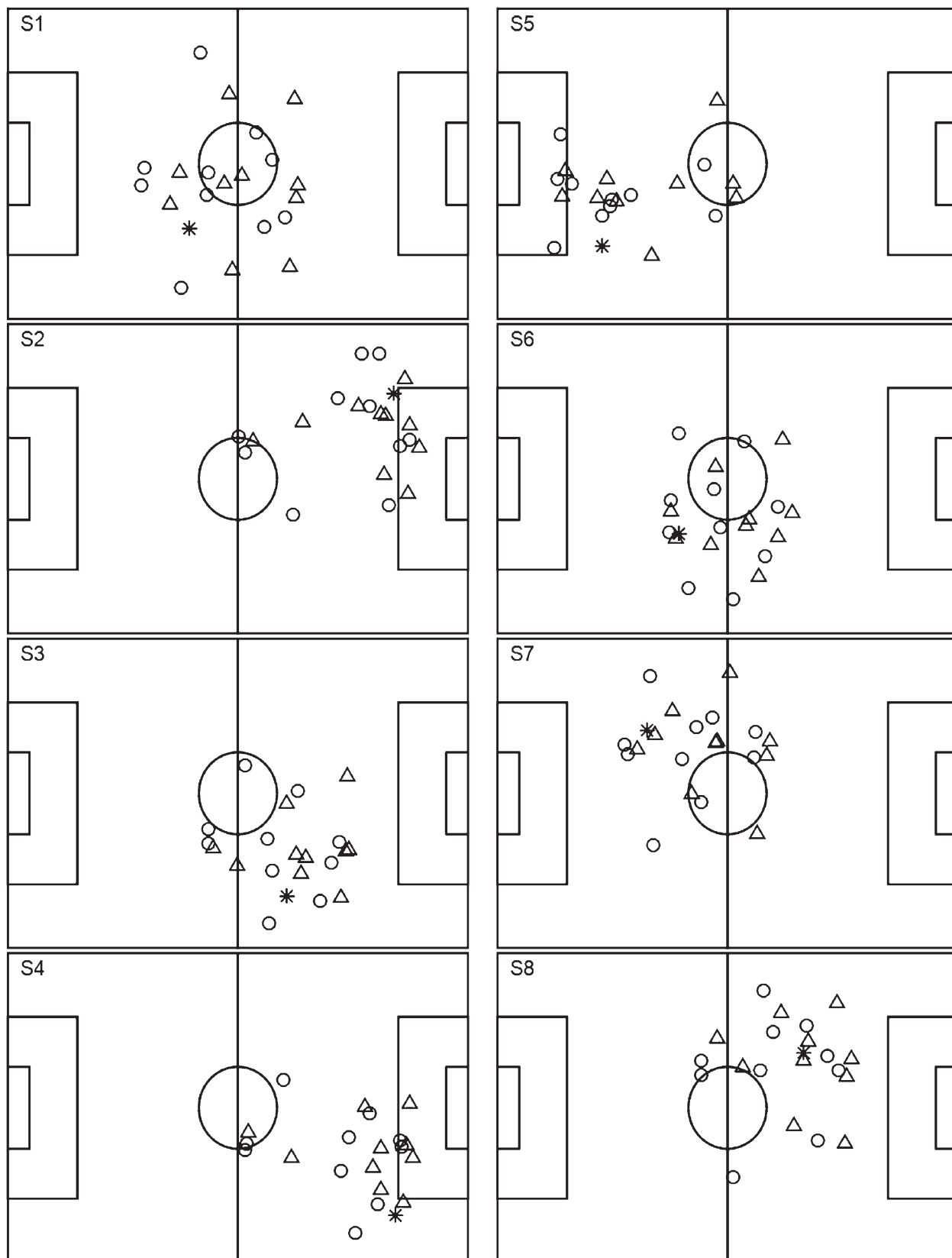


図7 有効攻撃モデルの各状態におけるボールと選手位置の平均値

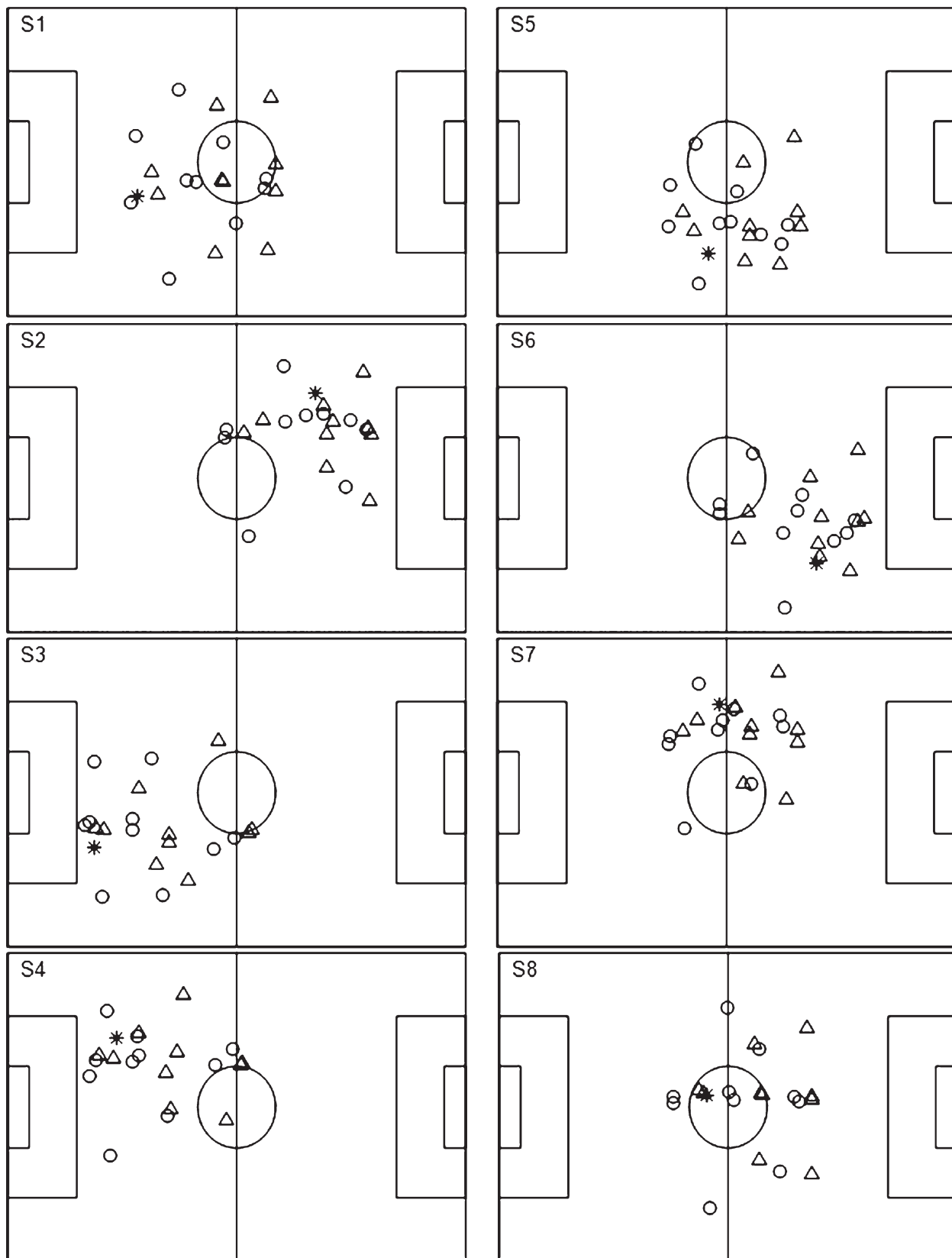


図8 非有効攻撃モデルの各状態におけるボールと選手位置の平均値

ことから識別が行われていたと推察される。そして、今後の研究にてこのような生起確率分布の差異や傾向を精密に分析していくことで、有効攻撃に至るためには中盤や自陣深くでボールを保持している段階で、どのようなポジショニングをとるべきかかという知見を得られる可能性がある。

次に、ボールの近さを基準として対応付けが可能であったモデル間の状態内の選手位置に関して比較を行う。ボールの近さが10m以内であった有効攻撃-非有効攻撃のペアを探索し対応付けを行ったところ、状態1-状態5、状態5-状態3、状態7-状態4、状態8-状態2の4組であった。状態1-状態5のペアを観察すると、有効攻撃モデルでは攻撃チームの選手が両サイドに大きく開きスペースを確保するとともに、全体的に相手ゴール方向へ高いポジショニングを行っていることがわかる。また、守備チームの選手も両サイドに大きく開いており、ボール付近にいる選手の数はそれほど多くない。一方、非有効攻撃モデルでは、攻撃チームのサイドへの開きはそれほど大きくなく、選手が全体として低いポジションをとっているのがわかる。また、守備チームはコンパクトな陣形をとり、ボール付近に密集することで中盤のスペースを消している様子がみてとれる。瀧井(1995)はフィールドの選手の分布状況を幅と厚みという言葉にて表現し、その程度が攻撃・守備ともに重要であると述べている。同様に、JFA指導教本(2007)によると、プレーの原則として攻撃チームは幅と厚みを取り、守備チームはボールへの集中とゴールを意識したポジションへの集結を掲げている。そして、学習された両HMMから得られた結果は、このようなサッカーのチーム戦術において従来より重要視されている質的な観点と一致した特徴が見受けられた。さらに、状態8-状態2のペアにおいても若干ではあるが同様の傾向が見受けられた。また、状態7-状態4のペアでは守備チームの配置にそれほど違いがないように見られるが、攻撃チームの配置は有効攻撃モデルにおいて、やはりその分布が広いように見受けられる。しかし、状態5-状態3のペアではこのような傾向は見受けられず、むしろ非有効攻撃モデルにおいて攻撃チームの広がりが大きく、有効攻撃モデルの守備チームがボール付近に集結しているように見受けられた。この状態5-状態3のペアにおいて真逆の傾向が観察された原因の一つとして、8つの状態の内、最もボールが自陣深くに位置する状態であったことから他の状態とは異なった傾向を有していたことが考えられる。一般的に自陣深くから

攻撃を仕掛ける場合にはゴール付近まで運ぶ距離が長いこと、多くのパスやドリブルが必要であることからミスが起り有効攻撃に至る確率は低いと考えられる。従って、自陣深くにボールがある状況から有効攻撃に至った場合にはパスを細かくつなぐよりも、ボールを大きく前線へ蹴り出すようなカウンター攻撃のシーンが多く観察されたと考えられる。こうしたことから、図にみられるように有効攻撃モデルにおける攻撃チームの幅は狭く、前線に選手を残した縦長の陣形になり、同時に守備選手の位置が非有効攻撃モデルよりも全体として高く、守備が手薄な状況になっていたと推察される。これらの例から、HMMによって学習された各攻撃パタンの生起確率分布は状態によってその特徴が異なると同時に、ある程度その特徴を捉えた分布となっていること、また、その特徴は視認的方法にて認識できることが示唆された。これにより、HMMによって事後的に配置された状態の生起確率分布を比較、分析していくことで戦術指導に反映できる可能性が示された。本研究では観測されたボールと各選手の平均値の図示による定性的な比較に留まるが、今後の研究では統計的な方法を含めて、確率分布間の特徴の差異を明らかにすることが課題となる。

また、本研究では過学習を防ぐため共分散行列を対角行列とし学習を行った。一般に、共分散を含めないモデリングでは過学習を起こしにくい一方で、十分な識別性能が得られない可能性がある。それにもかかわらず、本研究にて一定の識別率を得られた理由としては、複数の状態によってモデリングするというHMMの手法が有効であったためであると考えられる。仮に一つの状態でモデリングした場合、一試合にみられるボールと選手の動きの平均が得られるのみであり、試合状況によって大きく変化するボールと選手の分布を十分に表現できない。従って、頻繁にプレーされる領域に状態を配置し、さらにそれぞれの状態において最もよく起り得るフォーメーションを生起確率分布として表すHMMの手法があったからこそ、選手どうしの動きの相関、または選手とボールの動きの相関を含めずとも一定の識別が可能であったと考えられる。しかし、一般的にサッカーでは各選手の連携的な動きやボールの動きに対してどのような選手配置をとっているかということは重要な分析対象である。従って選手どうし、選手とボールの相関を含めたHMMの構築が今後の課題であり、そのためにはより多くの学習データを取得する必要がある。

また、モデル間で対応付けを行えなかった各モデル

における残りの4つの状態はそれぞれのモデル特有の状態と考えることができる。従って、モデル間の比較が行えない状態においても、それぞれの状態における選手配置の傾向を明らかにする分析法の開発も重要である。

最後に、状態数8の状態遷移確率の結果について考察する。表7, 8に示したように、99%以上の確率で同じ状態へ遷移し、千分の一程度の確率でいくつかの他の状態へ遷移し、その他の状態への遷移確率はほぼ0であるという結果が得られた。本研究で用いた時系列データの時間刻みは1/30秒間であり、ボールや選手の動きの速度からみて、同じ状態に遷移(留まる)確率が99%以上を占める本実験結果は妥当であると考えられる。これら状態遷移確率は各モデルにおけるボールと選手の動きのパターンを表現しており、前述したHMM合成を用いることで有効攻撃に至る最適な状態遷移とその際のフォーメーションが算出でき、ゲーム分析法として有用な手法を開発できる可能性がある。

VI. むすび

隠れマルコフモデル(HMM)を用いたサッカーのゲーム分析方法を提案した。攻撃パターンとして有効攻撃と非有効攻撃の2つの攻撃パターンを設定し、ボールと選手位置の時系列データからHMMを用いて攻撃パターンの識別を行った結果、学習内データに関して、一定の状態数を確保することで有効・非有効攻撃ともに9割以上の識別が可能であり、学習外データに関しては、検証を行った状態数8と14の両ケースにおいて、有効・非有効攻撃のどちらの識別においても8割以上の識別率が得られた。また、ペナルティエリアからの距離に応じた基準点を設定し、ボール奪取点から基準点までの時系列データを識別に用いた場合、状態数がある程度確保することで学習内・外のデータに対して、有効攻撃で7-8割、非有効攻撃で7-9割程度の識別率が得られた。そして、これらの識別性能、およびボール位置ではなく選手位置のモデル間差異からも識別が行えていることからHMMによってボールと選手位置、またはその時間変化に関する統計的な戦術分析が可能であることが示唆された。また、有効攻撃と非有効攻撃間でHMMの状態毎の各選手位置を比較した結果、各攻撃パターンの特徴を捉えた分布を形成しており、戦術指導に反映できる可能性が示された。

HMMなどの機械学習では識別器としての性能の向

上に関心が向けられることが多く、なぜ識別ができたのかということを検証することはそれほど多くない。しかし、本研究のようなサッカーの戦術分析では現場の指導者や選手が理解できる形で分析結果がフィードバックされる必要がある。従って、今後の課題としては、識別性能を向上させるのみならず、指導現場に還元できるようなより有益なフィードバック方法を検討する必要がある。そのためには、ボールと選手位置の確率分布がどのようにモデル間で異なっているのか、またそれらの時間変化パターンにどのような違いがあるのかという点をより詳細に分析していくことが課題となる。また、HMMを用いた最適な時系列の生成手法に基づき、選手の最適配置や選手とボールの最適な変化パターンを様々なシチュエーションごとに作成し、選手やコーチにフィードバックするという方法の開発も今後の課題である。

文献

- ピショップ：村田昇ほか訳 (2008) パターン認識と機械学習 下—ベイズ理論による統計的予測—。シュプリンガー・ジャパン株式会社。
- Fumiya, Ueda., Honda, Masaaki., and Horino, Hiroyuki. (2014) The causal relationship between dominant region and offense-defense performance - Focusing on the time of ball acquisition. *Football Science*, 11: 1-17.
- 樋口智洋 (2010) 身体的特徴による有効攻撃の差異の検討及び要約統計量を表す尺度「プレー重心」の作成—UEFA Champions League 2008-09を用いて—。早稲田大学大学院スポーツ科学研究科修士論文。
- 樋口智洋・衣笠竜太・藤田善也・堀野博幸・土屋 純 (2012) 散布した点の代表値を示す尺度「プレー重心」の提案と精度の検討。 *スポーツ科学研究*, 9: 338-349.
- Hughes, M. and Bartlett, R. (2002) The use of performance indicators in performance analysis. *Journal of Sports Sciences*, 20:739-754.
- M, Buchheit., A, Mendez-villanueva., B, M, Simpson., and P, C, Bourdon. (2010) Repeated-sprint sequences during youth soccer matches. *International journal of sports medicine*, 31 (10): 709-716.
- 松本光弘・原田精一郎・関 英樹 (1997) サッカーの攻撃と守備の切り替えについて—その1—。 *サッカー医・科学研究*, 17: 177-180.
- 向本敬洋・伊藤雅充・河野徳良・野村一路・西條修光 (2014) GPS機器を利用した大学男子サッカー選手における各ポジションのTime-motion分析。 *コーチング学研究*, 27 (2): 215-223.
- 日本サッカー協会編 (2007) サッカー指導教本。公益財団法人日本サッカー協会：東京, pp.34-47.
- 日本サッカー協会編 (2010) 2010 FIFA World Cup South Africa JFA テクニカルレポート。公益財団法人日本サッカー協会。

日本サッカー協会編 (2013) UEFA EURO 2012 JFAテクニカルレポート. 公益財団法人日本サッカー協会.

境田雅章・瀧 弘之・鬼頭伸和 (2006) サッカーにおけるゲーム分析から見た勝利への有効な戦術について: 全国高校サッカー選手権大会愛知県予選より. 愛知学院大学教養部紀要, 54 (2) : 49-59.

坂下博之 (2001) 2001年サッカーコンフェデレーションズカップにおける日本代表チームのゲーム分析. 亜細亜大学学術文化紀要, 1 : 101-126.

鈴木宏哉・西嶋尚彦 (2002) サッカーゲームにおける攻撃技能の因果構造. 体育学研究, 47 : 547-567.

瀧井敏郎 (1995) ワールドサッカーの戦術. ベースボールマガジン社: 東京.

吉村雅文・野川春夫・久保田洋一・末永尚 (2002) サッカーにおける攻撃の戦術について—突破の選手, フォローの選手, バランスの選手の動きについて—. 順天堂大学スポーツ健康科学研究, 6 : 137-144.

吉村雅文 (2003) サッカーにおける攻撃の戦術について—有効な攻撃のためのトレーニング—. 順天堂大学スポーツ健康科学研究, 7 : 48-61.

平成28年5月24日受付

平成29年3月24日受理