

# 実試合データに基づいたロジスティック回帰モデルによる サッカーパスの予測

Passing Prediction Model Using Logistic Regression Based on Real Soccer Data

糸田孝太<sup>\*1</sup> 渡邊紀文<sup>\*2</sup> 武藤佳恭<sup>\*1</sup>  
Kota Itoda Norifumi Watanabe 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 this paper, we propose a new prediction and decision making model for soccer passing. Passing is one of the most significant and necessary tactical group behaviors in soccer games. We have analyzed the passings in real J-league soccer videos and tracking data, and constructed models with logistic regression, a statistical machine learning model. Besides, the parameters of the models are optimized by stochastic gradient descent method. Moreover, we implemented the model in virtual agents of Robocup 2D simulation for predicting receivers, in order to validate behaviors of models in a dynamic environment. As a result, using the gaze direction weight filter, our model predicted the next receivers with 95% accuracy and was usable also in the dynamic simulation environment.

## 1. はじめに

本研究ではサッカーにおける集団的戦術行動の一つであるパス行動に着目し、実際の試合に基づきモデルを構築、シミュレーションを行った。パス行動は、選手同士の最も基礎的で重要な協調行動であり、集団としてのチームの行動の大部分が、パスに関係する個人レベルの意思決定の連鎖によって構成されると考えられる。試合を有利に運ぶためには、ボールホルダーに限らず各々の選手が、お互いの動きを常に確認し予測し合いながら、ゴールまでいかにボールを運ぶかを推論し行動する必要がある。本研究ではパス行動を数理モデルで表現するためにまず、動画データ及びトラッキングデータを用いて実際にサッカー選手が行っているパスを分析し、パス時の意思決定に関する指標の抽出を行った。さらに、分析で得られた仮説をもとに、ロジスティック回帰モデルによりパスの意思決定をモデル化し、パラメータの最適化を行った。加えて、ロボカップ2Dシミュレーション環境を用いることで、自律行動型エージェントにモデルを実装し、その有効性を検証した。

## 2. 先行研究

サッカーに限らずスポーツを数理的に扱う研究は、目的によって大まかに三つに分けることができる。一つ目は、モデルを構築し各場面での最適な行動、特定の行動がどれくらいあり得るかを確率的に調べることを目的とした研究である [Hatoyama 79][Torikoshi 12][Yamaguchi 12]。二つ目は、教育時に有益な指標を得ることを目的し、重回帰やエントロピーなどの統計手段を用いた分析を行っている [Oonishi 07][Yokoyama 11]。三つ目は、映像を用いた視覚化を目的とした研究である [Takahashi 09][Taki 98]。本研究の目的は先の一、二番目の研究に近く、パス行動を実試合ベースでモデル化することで意思決定の際の指標を明確化することを目的としている。さらに、パス行動を軸とした集団行動をシミュレートすることで、ボールホルダーの意思決定が他の選手の行動にどのような影響を与え、集団としてのパス行動が創発されるのかについて考察する。

## 3. 実試合データの分析

パス行動に見られる選手間の意図共有、予測などを人間がどのように行っているのかを明らかにするため、人間のサッカーの試合データを対象とした分析を行う。

### 3.1 分析対象

分析対象は、データスタジアム株式会社提供のプロサッカーリーグであるJリーグの一試合分の動画データ及びトラッキングデータを利用した。動画データはテレビ放送されたもので、トラッキングデータはサッカースタジアムに配置された複数台のカメラを利用して計測されたフィールド上の全選手及びボール、審判の座標データである。

### 3.2 分析手法

本研究では、動画におけるパス行動のフレーム単位での分析を行った。分析に用いたパス行動の基準として、相手チームのボールを確保し、シュートを打つまでの行動といった「集団行動の目的が明らかである攻撃的なパスの展開」とし、パス行動に関係する選手として、選手同士の視線や他選手とのコンタクトから意図の共有、意思決定を行っていると思われる人物を分析の対象とした。

選手の意思決定の判断基準としては、「アイコンタクト」「ハンドシグナル」「方向転換」「急激な速度変化」「注視」に着目して、主観的に分析に用いるシーンの選択を行った。それらの基準を定量的に評価したところ、方向転換は約  $120^\circ$  から  $160^\circ$  の角度変化とし、速度変化は一フレームでの加速度が平均で約  $20.08 \sim 26.77 \text{ km/s}^2$  とし、注視は視線が約 20 フレーム間一定の方向へ向けられた状態となった。

分析では、着目するパスシーンに関する選手に番号を振り、各フレームにおける選手の動きを時系列で抽出した。さらに、トラッキングデータを用いることで、パスシーンにおける選手の位置関係の把握を行った。

### 3.3 分析結果

Jリーグ1試合の前半の分析を行った結果、分析に用いた5シーンにおけるパスに関して次の二点が重要であることが分かった。

まず、動画によるパスシーンの時系列の分析結果から、パスに関係する選手が次にボールをつなぐ選手に視線を向けてお

連絡先: 糸田孝太, 慶應義塾大学環境情報学部, 神奈川県藤沢市遠藤 5322, t10098ki@sfc.keio.ac.jp

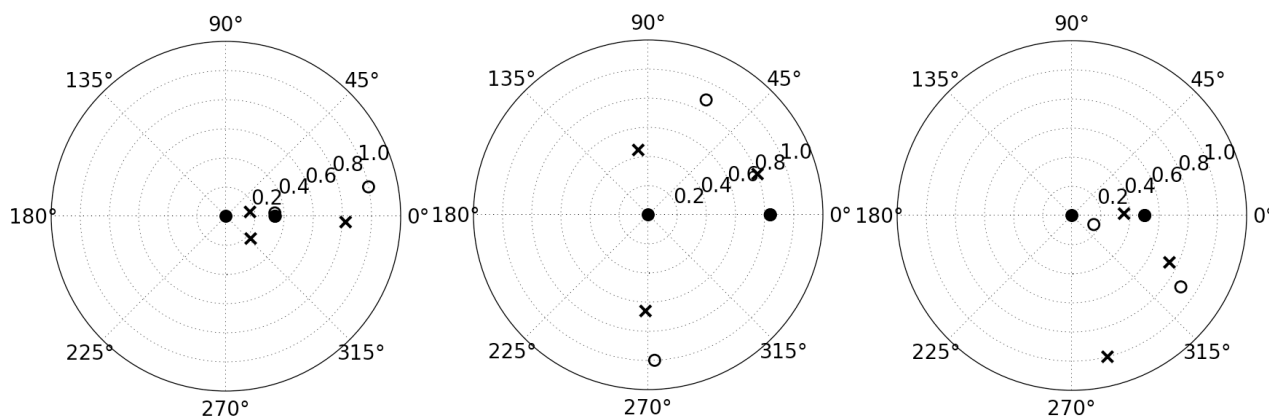


図 1: 角度重みによって選出された敵味方三人の分布の例

左. 敵が周囲に集まっている状況でボールを一番近い味方に出すパターン

中央. 敵が周囲に集まっている状況でボールを出すパターン

右. 敵と味方が混在している状況でボールを出すパターン

(白丸が味方選手, 黒丸がボールホルダーとそのレシーバー,  $0^\circ$  はボールホルダーの始線方向, 距離は最大値が 1 となるように正規化している)

り, ボールホルダー, 非ホルダーともにパス行動に関係する選手はその視線に基づき自分から次にボールをつなぐ選手を決定していることが確認された。

次にトラッキングデータの分析から, 実際にパスをする対象は必ずしも一番距離が近い選手ではなく, 21 場面中 6 場面で自分から二番目以降に近い位置の選手へのパスを確認した。また, 選手の視線に対して角度重みをフィルタとしてかけることでパスに関係する選手の人数を分析した結果を図 1 に示す。図 1 では選手の視線に対して等方位十二分割し, 前方から左右対称に  $\{0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0\}$  の順に距離に対する角度の重み付けをする単純なフィルタを用いている。その結果, 図 1 左, 中央のように「敵が周囲集まっている状況でボールを出すパターン」, 図 1 下のように「敵や味方が混ざり合っている状況でボールを出すパターン」に分けられた。さらに, ボールホルダーを中心とする周囲の選手の分布から, 実際のレシーバーが味方選手三人に含まれることが確認された。

## 4. モデル構築

### 4.1 モデルの概要

分析結果より, 選手の視線は周囲の確認から選手同士の意図共有及び推定に至るまでの基本的な指針になると思われ, また視線に対する角度重みフィルタを用いることで, レシーバーをボールホルダー周囲の少数選手に含むことが可能であると考えられる。そこでこの仮説に基づくモデルを構築することで検証を行う。

本研究ではロジスティック回帰モデルを用い, レシーバーの選択をボールホルダーの周囲の選手の相対位置を利用した多クラス分類問題に帰着させる。ロジスティック回帰は確率値を出力とする識別器で SVM のような決定論的なモデルとは異なり出力に対する不確かさを定量的に評価することが可能であること, 誤差関数が凸型のため最適パラメータが局所解に落ち込む心配がないことが利点となる。

サンプルデータは, 分析に利用した一試合を含む三試合分のトラッキングデータから 100 場面のパスを抽出した。また, ボールホルダーの視線方向以外の選手がレシーバーになる可能性は低いと考え, 視線重みフィルタとして  $24^\circ$  ずつ五分割し

前方から左右対称に  $\{0.3, 0.6, 0.8\}$  と重み付けした六段階の離散角度視線フィルタを用いる。

視線重みフィルタを用いることで, 周囲の敵味方三人ずつを近い順で重み付き距離から選出する。それら六人の選手の位置や角度について, 重み付けの有無により異なる二種類のモデルを用意した。また, 比較のため 3.3 でのフィルタを用いたモデルも使用した。

### 4.2 パラメータの学習

本研究では, ロジスティック回帰モデルを利用し (1), 最適化を交差エントロピー誤差関数の最小化とし (2), 確率的勾配降下法を用いてパラメータの学習を行った (3)。

$$y = \sigma(\mathbf{W}^T \mathbf{x}') \quad (1)$$

$$E_{nk}(\mathbf{w}_k) = - \sum_k t_{nk} \ln y_{nk} \quad (2)$$

$$\mathbf{w}_{k_{new}} = \mathbf{w}_{k_{old}} - \eta \nabla E_{nk}(\mathbf{w}_k) \quad (3)$$

(1) における  $\mathbf{x}'$  はフィルタ後の入力変数を用いており, 六選手分の距離と角度の十二次元ベクトルである。 $\mathbf{W}$  はモデルにおけるパラメータである。また  $\sigma(\cdot)$  はソフトマックス関数を用いた。(2) における  $t$  は教師データであり正しいクラスには 1, それ以外のクラスには 0 として符号化される。(3) における  $\eta$  は学習率であり, 今回は学習スケジュールとして初期値 0.1 から訓練を開始し, 全訓練データを使って更新を終えるたびに値を 0.95 倍し, パラメータの変位が 0.001 より小さくなった時を学習の収束条件とした。なお入力する距離及び角度は, 単位をそろえるために全体で平均 0, 標準偏差 1 の正規分布に従うよう正規化を施した。

### 4.3 モデルの評価

LOOCV (一つ抜き交差確認法) を用いてデータセットを訓練データとテストデータに分割して, モデルによって推測されたレシーバーの正答率を算出したところ表 1 のようになった。

結果としてモデル 1 の正答率が最も高い結果となった。なお, 他の分類方法を含めたモデルの詳細については [Watanabe 14] を参考されたい。

表 1: 各モデルの LOOCV 正答率

モデル 1(モデル重み付けなし距離及び六段階離散角度)	95.00%
モデル 2(重み付き距離及び六段階離散角度)	94.00%
モデル 3(重み付き距離及び十二段階離散角度)	93.00%

## 5. シミュレーション

4. で最も精度が良かったモデル 1 を仮想エージェントに実装することで、シミュレーションを用いたモデルの有効性を検証する。

シミュレーション環境にはロボカップ 2D シミュレーションを用いた。シミュレータは物理演算を行うサーバ、フィールド状況を描写するモニタ、各プレイヤーエージェントプログラムを実行するクライアントに分かれる。通信は 20ms ごとに行われ実際のサッカーと同様に両サイド 11 体ずつのエージェントが試合を行う [Akiyama 06]。

### 5.1 モデルの実装

次の三つの段階でシミュレーションを行い、各段階でモデルの実装方法による違いを評価する。

1. ボールホルダーのみがモデルを実装する。
2. ボールホルダーの周囲のレシーバー候補となる選手がモデルを持ち、ホルダーの意思決定を推測する。
3. ボールホルダーの周囲のレシーバー候補となる選手がモデルを持ち、ホルダーの意思決定を推論する。ホルダーはモデルによって算出されるパス経路をゴールまで拡張し、最適レシーバーを探索する。最大で深さ 4 回でゴールに到達する最大の確率値を持つ経路を最適経路とし、全体の確率値の積を経路の確率値として用いる (閾値は経路の深さの分累乗する)。

さらに段階 2 及び 3 においてレシーバーに選ばれた選手は、ボールホルダーからのパスを受けるために、より敵が少ないスペースへ移動する。具体的には、ボールホルダーを中心とする円を数分割し、敵の選手が入っていない領域を目的地点として移動するようハンドコーディングを行った。

### 5.2 シミュレーションの結果

シミュレーションは各段階について 1 ハーフ 3000 サイクルの試合をそれぞれ 55 回づつ行った。また、ボールホルダーがパスを決定する閾値は、全ての段階で味方選手に対する確率の最大値が 95% を超えた場合とした。表 2 に結果を示す。

全体の平均的なパス回数としては段階 2 のみ多少下がり、他はほぼ同じ結果となっている。全パス中のモデルパス率は段階 1 及び 2 が同程度で、段階 3 が最も高い。モデルパスの成功

率を見ると全体として 6,7 割である。段階別では、段階 2 が下がり、1 と 3 がほぼ同じ値となっているが 3 の方が分散が小さくなっている。また、パスを決定したタイミングにおけるレシーバー位置と、実際にボールを出した時のレシーバーの位置のずれを算出したところ、段階を経るにつれてずれが増加し、特に段階 1 と段階 2 及び 3 との間でずれが大きくなっている。

### 5.3 シミュレーションの考察

全てのパスの中でモデルを利用したパスが、各段階で 2 から 3 割行われることは、視線重みフィルタを用いることで決定される、モデルに用いた選手位置のパターンをある程度再現できていると考えられる。

また、モデルパスの成功率についても、すべての段階で 6,7 割達成できているのは、レシーバーをうまく推定できていると考えられる。

一方パスの成功率が下がるのは、段階 2 及び 3 でスペースへ移動する行動をレシーバーに実装しているために、レシーバーの位置がボールホルダーが推論してパスを決定した時点の位置からずれてしまったためだと考えられる。

## 6. おわりに

本研究ではサッカーにおけるパス行動を、実際の試合に基づき分析からモデル構築を行い、さらにシミュレーションによって評価を行った。選手の視線に関して角度の重み付けを行うことで、レシーバーをボールホルダーの周囲にいる少数の味方選手に含めることが可能であることが確認された。また、その結果に基づくモデルによって実際の試合のパスシーンを推定したところ、95% の正答率でレシーバーを予測することができることが示された。同モデルを用いたシミュレーションを行うことで、動的な状況でもモデルパスにおいては 6,7 割程度のパスを成功することができた。一方、ボールホルダーの推論とレシーバーの移動の食い違いにより、パスが成功しないことが見られた。これはボールホルダーがモデルパスをする閾値以上の状態になった場合に、レシーバーの行動を制限する、もしくは短い距離のパス等、推論時と実際のレシーバー位置のずれが少ない場合に限ることで回避することが考えられる。これらを今後の課題として検討する。

## 参考文献

- [Watanabe 14] Norifumi Watanabe, Kota Itoda: Pass Decision Modeling of Autonomous Agents by Analyzing Soccer Data, 脳と心のメカニズム第 14 回冬のワークショップ (2014).
- [Hatoyama 79] 鳩山由紀夫: 野球の OR (<特集> スポーツの OR), オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, Vol. 24, No. 4, pp. 203-212, (1979).

表 2: シミュレーション結果

	段階 1	段階 2	段階 3
各試合での平均パス回数	196.56	180.87	193.89
全パス中モデルパス率	26%	25%	39%
モデルパス成功率 (平均, 標準偏差)	67%(s.d. 23%)	60%(s.d. 24%)	65%(s.d. 15%)
各試合におけるレシーバー位置のずれの平均値	4.53	5.35	5.5

- [Torikoshi 12] 鳥越規央: プロ野球の数理科学 (<特集> スポーツの数理), オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, Vol. 57, No. 1, pp. 11-16, (2012).
- [Yamaguchi 12] 山口和範: バスケットボールにおけるチーム戦略評価: チームディフェンス力のリアルタイム評価の試み, (<特集> スポーツの数理), オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学, Vol. 57, No. 1, pp. 17-20, (2012).
- [Oonishi 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).
- [Takahashi 09] 高橋翔, 今宏史, 長谷山美紀: アクティブネットを用いたサッカー映像におけるパス可能領域の推定 (画像認識, コンピュータビジョン), 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 92, No. 4, pp. 501-510, (2009).
- [Taki 98] 瀧剛志, 長谷川純一: チームスポーツにおける集団行動解析のための特徴料とその応用 (動画像処理論文特集), 電子情報通信学会論文誌. D-II 情報・システム, II-情報処理, Vol. 81, No. 8, pp. 1802-1811, (1998).
- [Akiyama 06] 秋山英久: ロボカップサッカーシミュレーション 2D リーグ必勝ガイド, 秀和システム, (2006).