# トラッキングデータを用いた サッカーの試合における 戦況変化の抽出

第5回スポーツデータ解析コンペティションサッカートラッキング部門

東京大学大学院 工学系研究科 神谷啓太、中西航、泉裕一朗

## 分析の背景/目的および方針

#### 背景と目的

- 背景
  - サッカーの試合:22人の選手がピッチ上で複雑に動いている
  - トラッキングデータには22人の複雑な動きがすべて含まれている
- 既往研究(Kijima et al., 2014)
  - 「複雑に見えるサッカーの試合も、実は同じような上下動が様々な時間スケールで繰り返されているものである」
- たしかにそのような気もするけれど、一方で、観戦者が感じる「戦況」には試合中で変化がある
  - 攻勢であったのに、いつの間にか守勢に転じていた
  - 停滞していた状況が、一気に動き出した
- 目的
  - トラッキングデータを用いて、このような戦況変化の抽出を目指す
  - 具体的には、
    - (1)分析に使う変数を選定する
    - (2)Change Finderを適用する

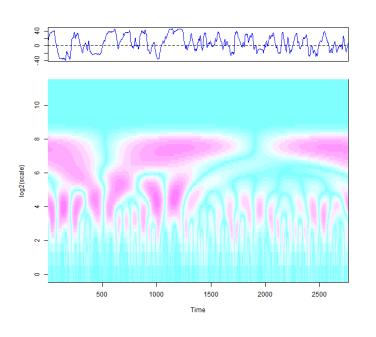


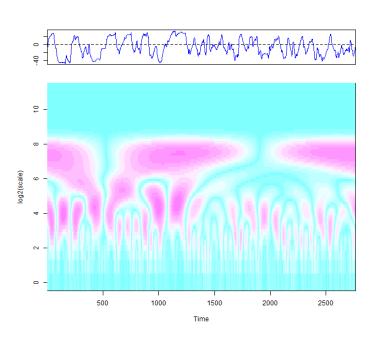
適用結果を変数選定にフィードバック

• (3)結果を解釈する

#### 戦況を知るには

- 抽出したい「戦況」というもの自体を把握するために、 選手位置の時系列データに対して基礎分析を行った
  - グラフを眺める
  - 統計量(平均、分散など)を求める
  - 連続ウェーブレット変換で周波数帯に分解する

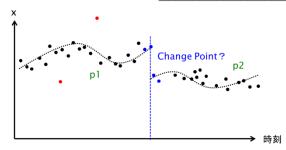




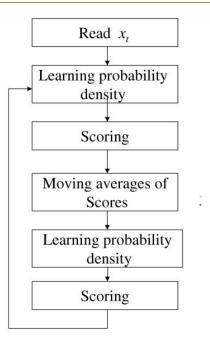
- ただ単に見ていてもよく分からない(ビッグデータにありがちなこと)
- そこで、普通の時系列データ同様に自己回帰することを考える

#### Change Finderを用いた変化点検出

- 行いたいこと
  - 位置データなどの時系列入力変数を自己回帰する
  - この回帰状況をみながら戦況の変化を抽出したい



- 分かりにくい時系列データからも変化検出が行える手法:Change Finder (Takeuchi and Yamanishi, 2006)が適用できる
- Change Finderの概略
  - 回帰する変数は多次元でも可能(VAR過程に適用可能)



時系列データxをK次の ベクトルAR過程でモデル化: $x_t = \sum_{i}^{K} w_i(x_{t-i} - \mu) + \mu$ 

xを観測する度に確率密度関数 $p_t$ を学習対数損失を逐次算出

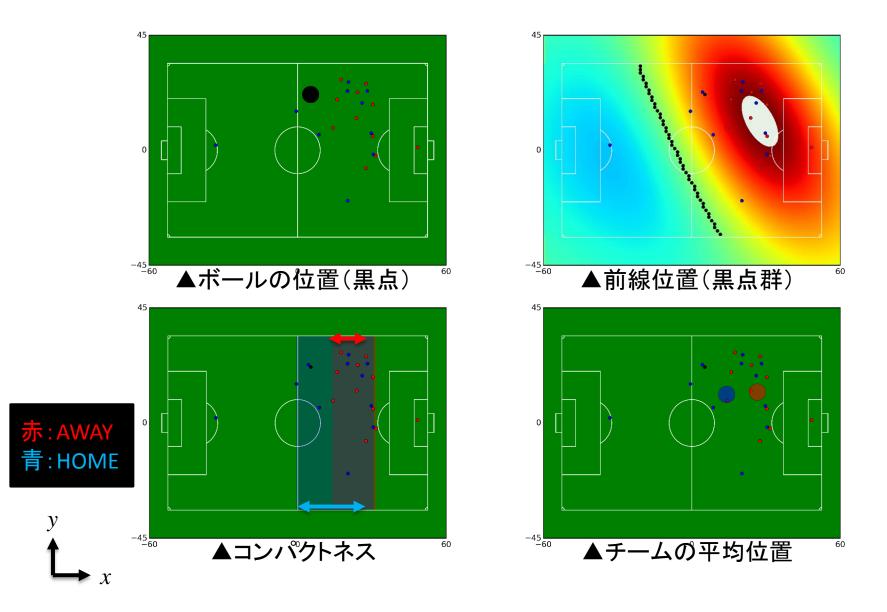
対数損失のT次移動平均を算出し、 新たな時系列データ $y_t$ を作成

 $y_t$ をVAR過程でモデル化 確率密度関数 $q_t$ を学習しつつ、対数損失を逐次算出 対数損失のT'次移動平均を変化点スコアとして出力 (1)分析に使う変数を選定する(2)Change Finderを適用する

#### 入力変数の検討

- 単純なChange Finderの適用
  - 入力変数にチーム11人全員の座標
  - ピッチ上22人全員の座標
  - などなど…
- 基礎分析で行った連続ウェーブレットの結果を再検討
  - 「選手位置」は同チームの選手であればポジションに関係なく同傾向
  - 「平均位置」のようなもので代表させて良いのでは?
- それよりも、サッカーの複雑さは、選手相互間やボールとの関係から 発生しているのではないか?
- いろいろな変数を作成し、それぞれ基礎分析
  - 「ボールの座標」(ボールタッチデータより作成)
  - 「オフサイドラインの座標」「一番前線にいる選手の座標」
  - 「一番前線の選手の座標」と「オフサイドラインの座標」との距離 (コンパクトネス)
  - 「ボールから1番目、…11番目に近い選手までの距離」

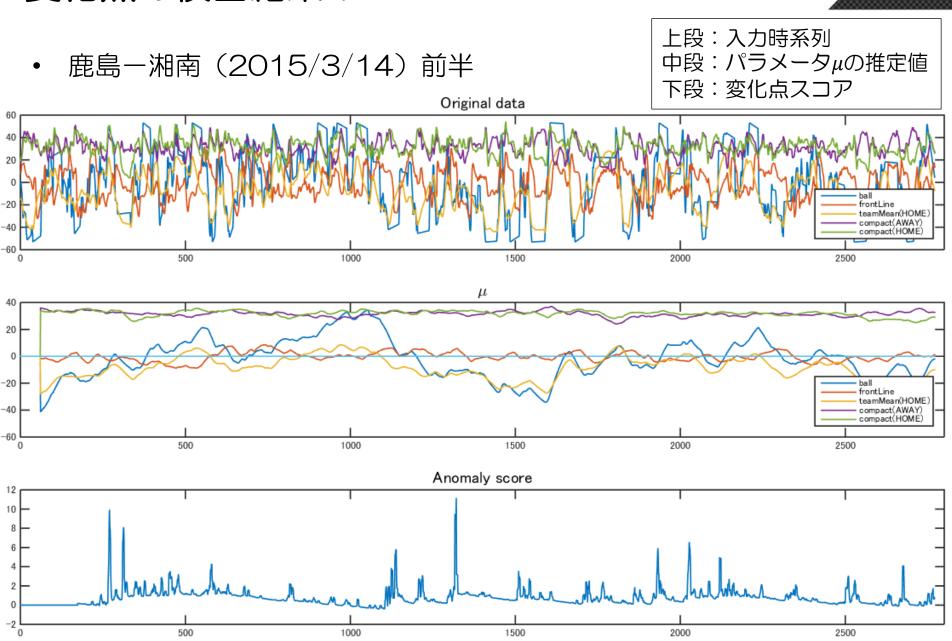
### 作成した変数の説明(一例)

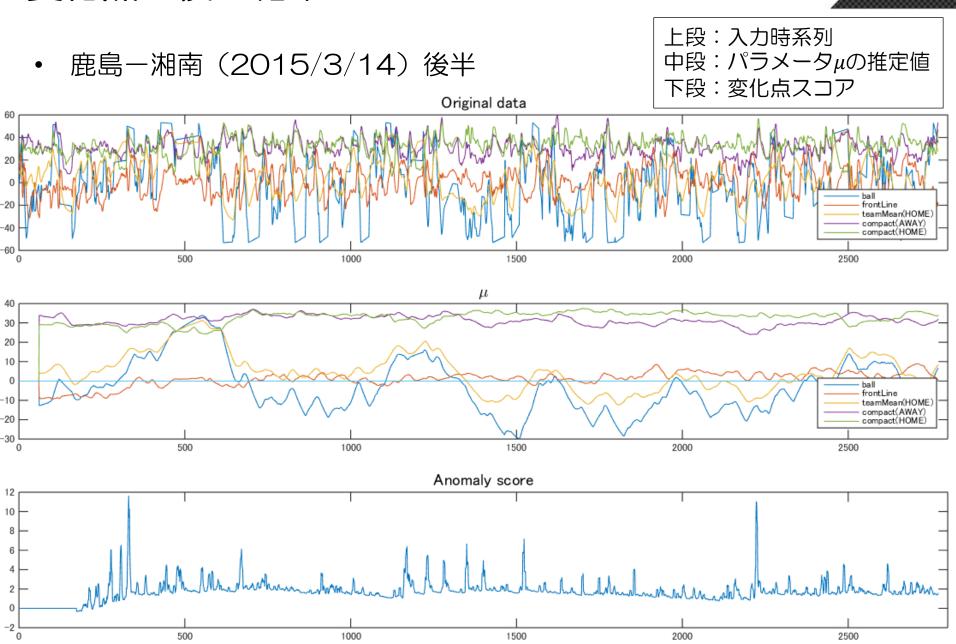


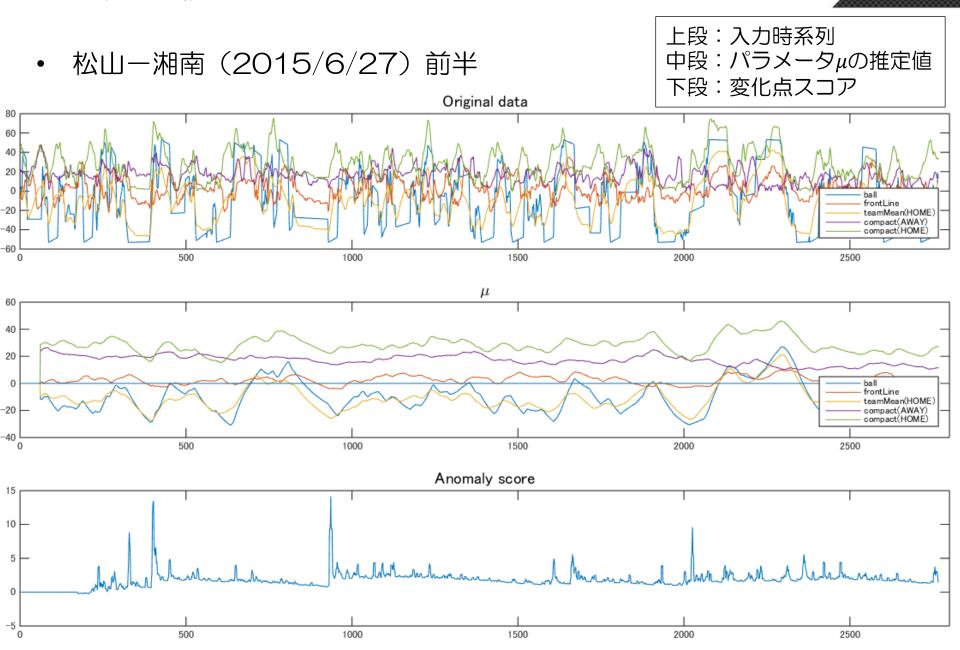
#### いざ適用

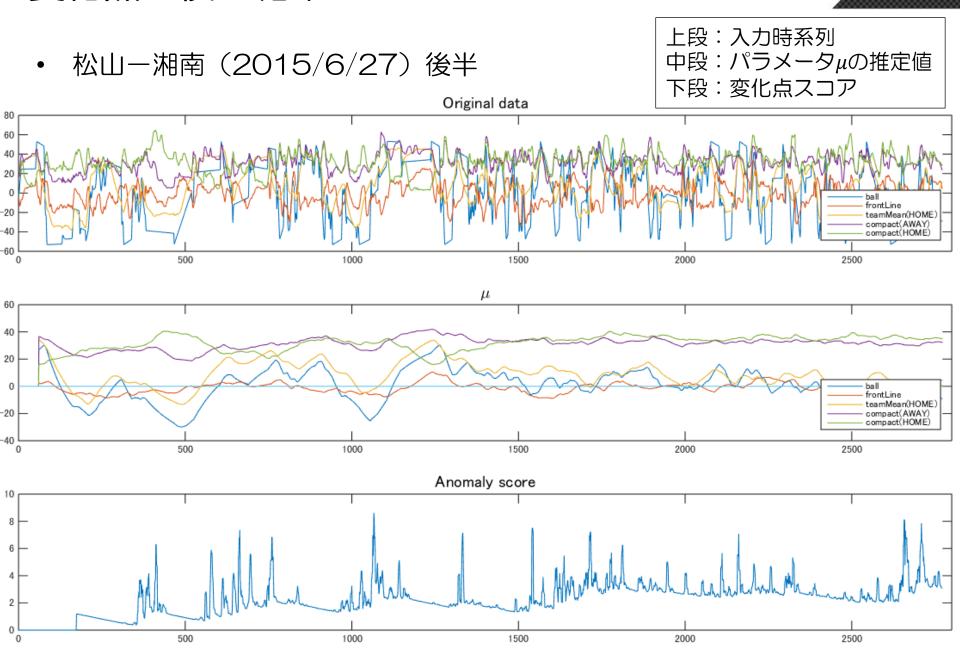
- 変数の選定
  - すべて1秒ごとのデータに加工
  - ボール位置のX座標
  - HOMEチーム平均位置のX座標
    - HOMEチームとAWAYチームとのデータの相関が高いためHOMEのみ
  - 前線位置のX座標(作成方法は既往研究(Kijima et al., 2014)に従う)
  - HOMEチーム・AWAYチームの「一番前線の選手の座標」と「オフサイドラインの座標」との距離(コンパクトネス)
- 最終的なChange Finderのパラメータ設定
  - 次数kは通常のVAR過程を行った場合のAICにより決定(=5)
  - 次元数dは上記で選んだ変数の数(=5)
  - 忘却率rや平滑化パラメータTは試行錯誤して決定

Change Finder のパラメータ				
VAR次数	入力次元数	忘却率 r	平滑化窓幅T	平滑化窓幅T'
5	5	0.01	50	5





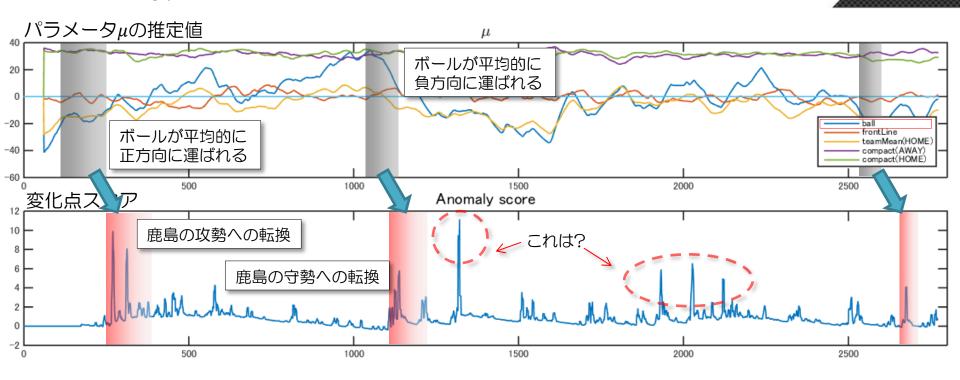




# (3)結果を解釈する

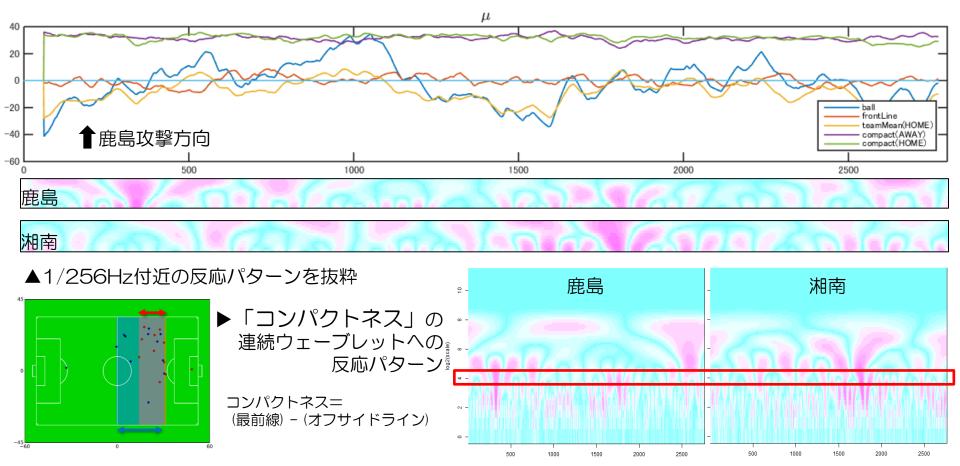
#### 結果の解釈

#### ~鹿島・湘南戦前半を例に~



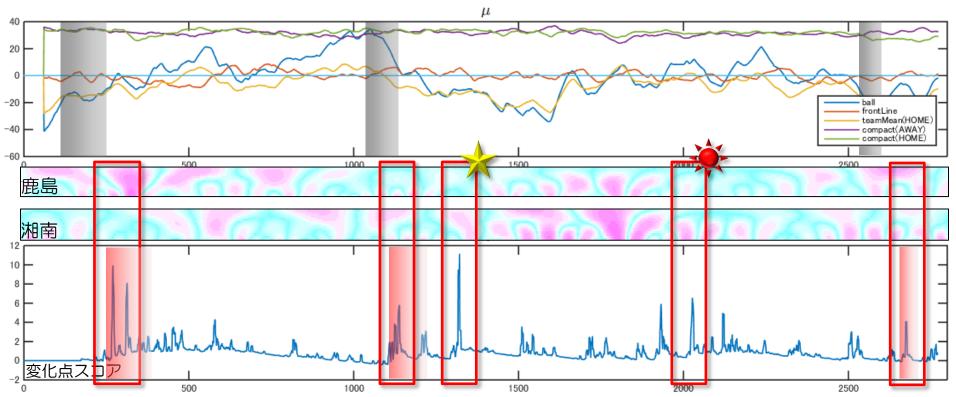
- パラメータµの推定値うち、ボールのX座標に注目
  - VARモデルの式より、この値は「自己回帰分を除いた、ボールが存在する平均的なX座標」と解釈できうる
  - ボールの平均的な位置は、チーム間の攻守状況を反映しているのでは
- ここで検出される変化点は、ボールの位置で説明できるような攻守の切り替わりに対応している
- しかし、これではすべての変化点を説明できない

#### コンパクトネスとの関係



- 入力変数のウェーブレットを全て見たところ、コンパクトネスが1/256Hz付近ではチーム間で逆の反応パターンをとってる傾向にあった
- この周波数帯でのコンパクトネスが、攻守の切り替わりを表しているのでは?
  - (攻勢)ボールを奪取した後、最前線が急激に、オフサイドラインが徐々に上がる⇒高反応
  - (守勢)守りに転じた時は、全体として徐々に下がり始める⇒低反応

#### 結果の解釈および考察



- コンパクトネスで変化点の解釈を考えた場合:
  - ボールの位置変化から明らかだった前述の変化点も含み、攻守も整合的
  - 変化点☆は、ボールの位置変化をよく見ると、膠着状態から攻めが実現した時の戦況変化であったと解釈できる
- 検知された変化点はどれも攻守に関する戦況変化を説明できそう
  - 変化点※についても、簡単には分からない戦況変化である可能性
    - 実際の試合映像などで確認したい

### まとめ

くトラッキングデータを用いて、サッカーの試合における戦況変化の抽出を行った>

- 分析に用いる変数について、基礎分析や既往研究に基づき検証し、選定した
- Change Finderを適用し、変化点の抽出を行った
- 検出された変化点のうち複数は、実際の攻守に関する戦況変化と対応していた
- 簡単には分からない戦況変化も検出できる可能性が示唆された

#### く今後の方策>

- 変化点が検出された原因について、ARモデルのパラメータを精査する
- ・ 実際の試合映像などで試合状況について確認したい

### 参考文献

- A. Kijima, K. Yokoyama, H. Shima and Y. Yamamoto, "Emergence of self-similarity in football dynamics," *The European Physical Journal B*, vol. 87, no. 2, pp. 1-6, 2014.
- Takeuchi, J., and Yamanishi, K., "A Unifying Framework for Detecting Outliers and Change Points from Time Series," *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, 18(4), pp.482-492, 2006.
- ・ 山西健司「データマイニングによる異常検知」共立出版、2009.