

## 第2回MIMS現象数理学拠点リモートセミナー

# サッカーにおけるスペース評価の新たな枠組み ～スポーツのデータ分析入門～

**立正大学 成塚拓真**

謝辞

- 本研究で用いたデータを提供して頂いたデータスタジアム株式会社様に感謝致します
- 本研究は情報・システム研究機構統計数理研究所医療健康データ科学研究センターの支援を受けたものです

Takuma  
Narizuka



講師

博士(理学)

成塚 拓真

なりづか たくま

専攻 (担当分野)

スポーツ統計科学、統計物理学、社会物理学

経歴：埼玉県鴻巣市出身， 深谷市在住

- 2008~2017：早稲田大学先進理工学部物理学科（学部～博士）  
山崎義弘研究室， 博士論文「統計物理学の視点に基づく対戦型スポーツの研究」
- 2017~2021：中央大学理工学部物理学科（助教）  
脇田順一研究室
- 2021~現在：立正大学データサイエンス学部講師  
駅伝部副部長

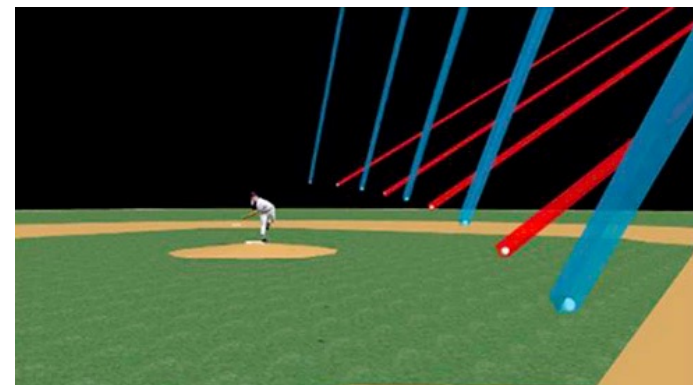
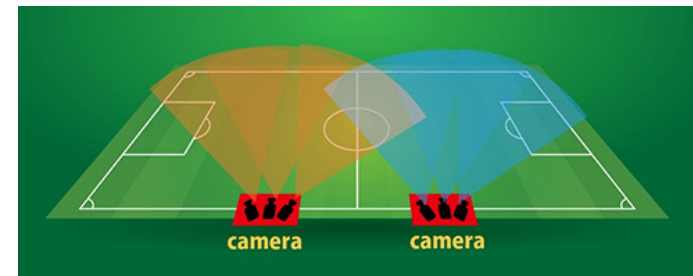
- **スポーツ統計科学とは？**
- **研究紹介**  
サッカーにおけるスペース評価の枠組み

## これまでのスポーツ研究

- 分野：スポーツバイオメカニクス，スポーツ生理学， ...
- 対象：個人競技（走・跳・投などの単純動作の力学・生理学的パフォーマンス）
- 手法：実験，数値シミュレーション

## スポーツ統計科学

- 分野：異分野融合，学際領域  
スポーツ科学，統計・機械学習，統計物理学， ...
- 対象：対戦型スポーツ  
野球（セイバーメトリクス）：1970年代～  
サッカー，バスケ：2000年代～
- 手法：  
データ解析（取得技術に依存）  
数値シミュレーション



## スタッツ

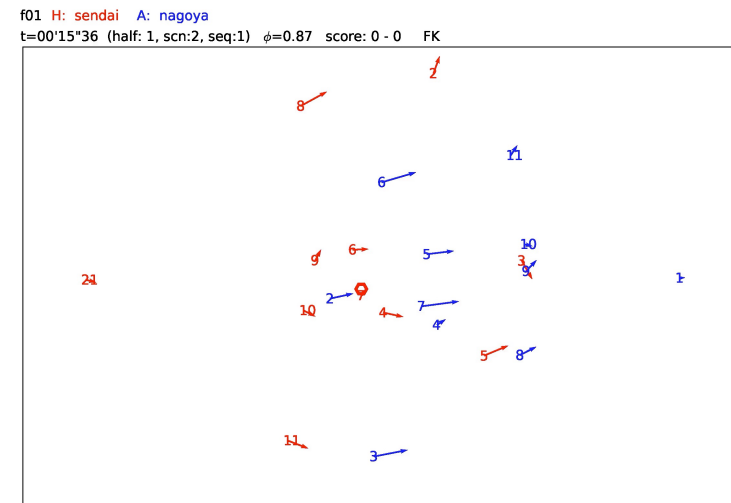
- 選手・チームの成績をまとめたもの（打率、シュート数など）
- Jリーグの公式サイト等で一般公開されている
- 比較的単純な指標が多い

## プレイデータ

- 野球の1球データ、サッカーのパスデータなど
- マニュアルによる取得
- アクション単位、オンボールイベントが中心
- オープンデータが出始めている

## トラッキングデータ

- 選手やボールの位置座標のデータ（25fps程度）
- カメラやGPSによる自動取得＋マニュアル補正
- 2次元データが主流、ボールの追跡は難しい



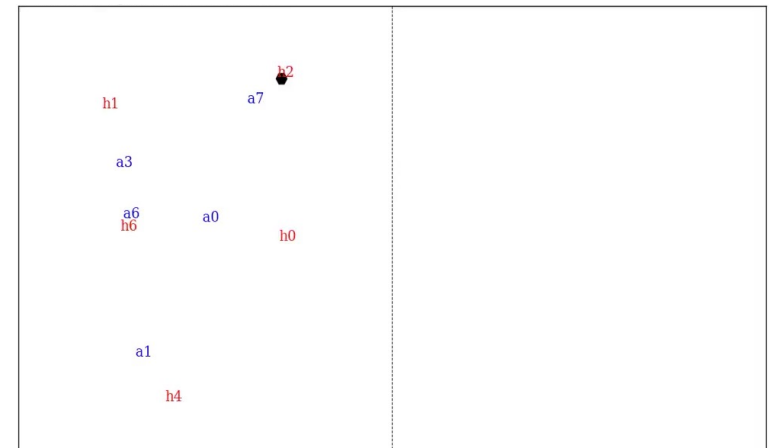
※トラッキングデータにほぼ全ての情報が含まれている

## Pappalardoデータセット (サッカー)

- Pappalardo et. al, Scientific Data 6, 2019  
データURL : [https://figshare.com/collections/Soccer\\_match\\_event\\_dataset/4415000/2](https://figshare.com/collections/Soccer_match_event_dataset/4415000/2)
- 対象試合 : ヨーロッパリーグ2017-18シーズンの約1400試合
- データ内容 (JSON形式) : イベントデータのみ

## nba-movement-data (バスケットボール)

- データURL : <https://github.com/sealneaward/nba-movement-data>
- 対象試合 :  
NBA2015-16シーズンの約1200試合
- データ内容 (JSON, CSV形式) :  
イベントデータ : プレーごとの時空間情報  
シュートデータ : 全てのシュートの情報  
トラッキングデータ : 0.04秒ごとの全選手の座標

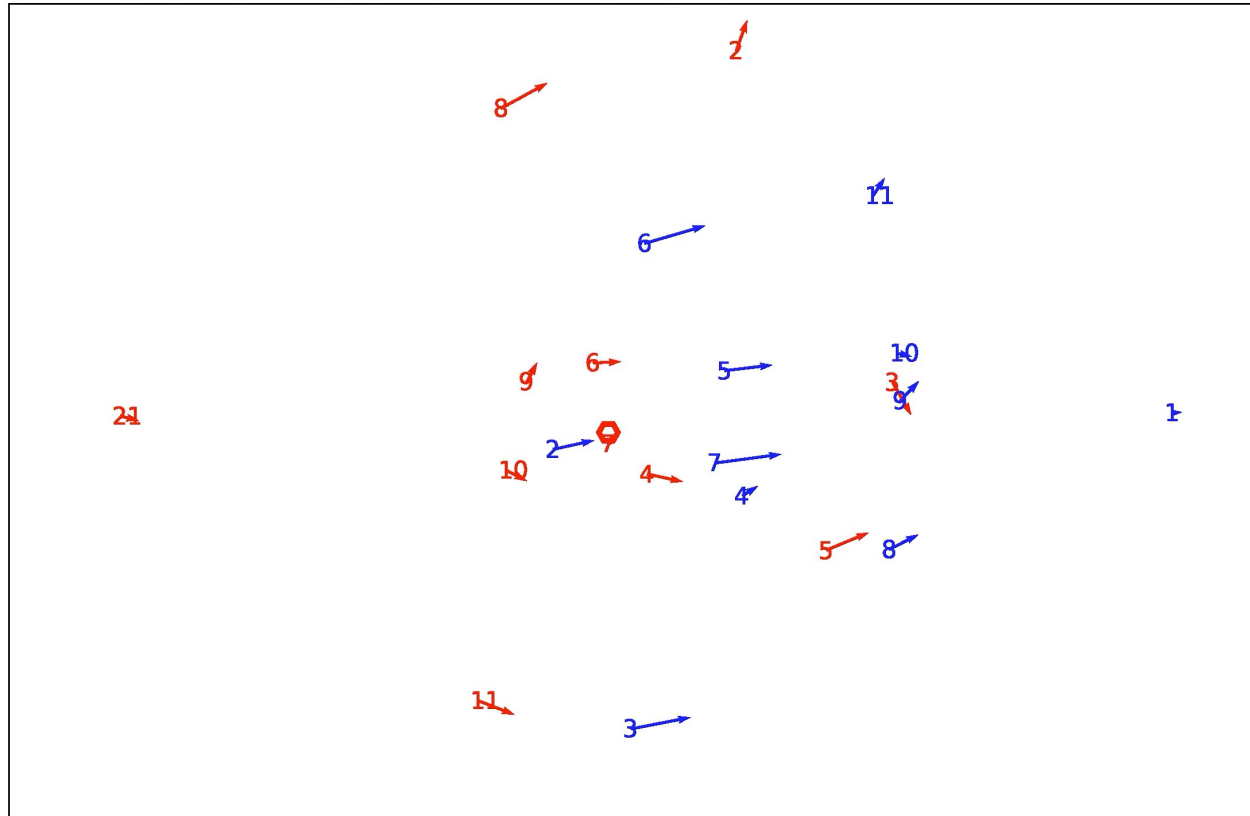


# 様々なデータ

7

f01 H: sendai A: nagoya

t=00'15"36 (half: 1, scn:2, seq:1)  $\phi=0.87$  score: 0 - 0 FK



このデータを使って何をするか？何ができるか？

# Googleのプロジェクト

8

強化学習を用いて最強のサッカーAIを作ろうとしている

2019年6月7日 : Google AI Blog

“Introducing Google Research Football: A Novel Reinforcement Learning Environment”



出典 : <https://ai.googleblog.com/2019/06/introducing-google-research-football.html>

⇒ Googleに任せた方が良い気がする...



# 対戦型スポーツの特徴

## ① 不確定性

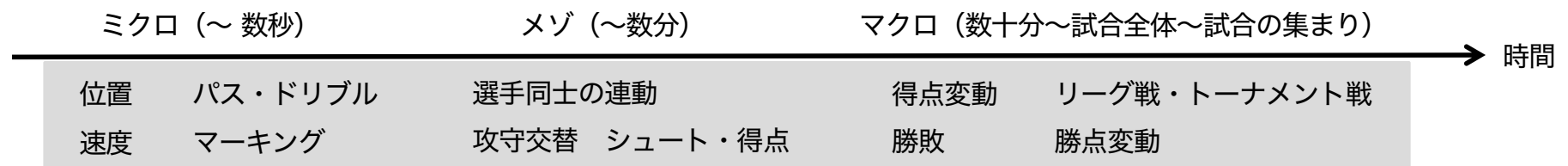
- 選手の実力・環境要因, 敵・味方との相互作用に起因
- 特徴量がランダム性を持つ ⇒ 統計的アプローチが有効

## ② ルールの存在

- 異なる時間・場所で行われた試合を同一視
  - ルールの枠組みの中での自由な行動
  - 競技ごとにルールが異なる + 勝利を目指す  
⇒ 多様な振る舞い・戦術 (マーキング, フォーメーション, パス回し, ...)
- } ⇒ 試合の集まり = 統計的アンサンブル

## ③ 階層性

- ミクロスケールでの相互作用 ⇒ メゾ・マクロスケールで様々な性質が発現
- 確率変数の時間発展や分布関数の性質

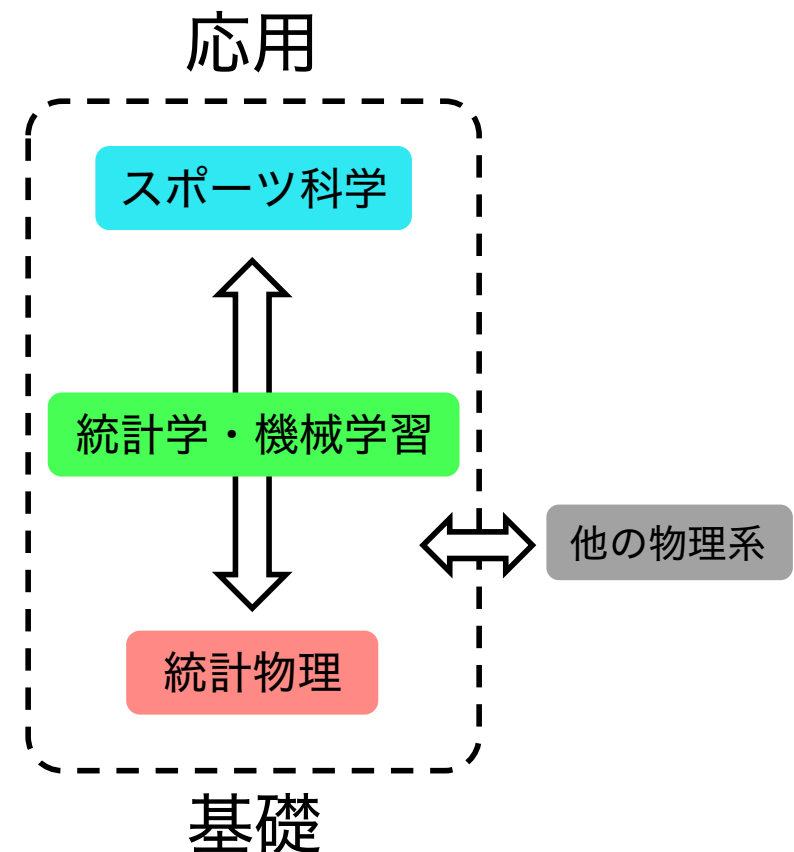


## 対戦型スポーツと統計物理学

- 統計的アプローチ, 多様なふるまい, 階層性  
⇒ 統計物理学の視点・手法が役立つ (ネットワーク, 非線形動力学, ...)

## 研究の方向性 (私見)

- 基礎概念・解析手法・枠組みの提示  
"そもそも〇〇とは?"
  - ✓ 統計物理学の手法
  - ✓ 統計学・機械学習の手法
- 統計則の抽出とメカニズムの理解
- 他の物理系へのフィードバック  
集団球技 → 少数多体系



# 最近の研究動向と主なテーマ（サッカー）

基礎

応用

統計物理学

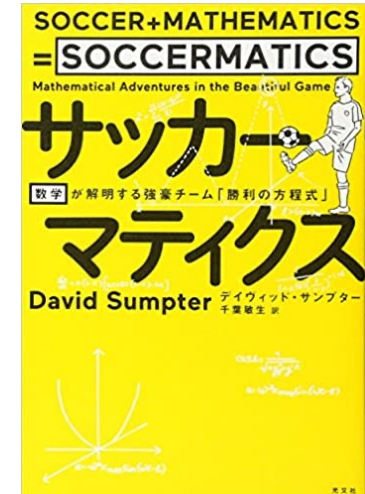
統計学・機械学習

スポーツ科学

得点・勝点変動	ランダムウォークによる考察 (逆正弦則・異常拡散) リーグ・トーナメントの性質		得点予測モデル オッズモデル
パスネットワーク	ネットワークの統計的性質 マルコフ連鎖モデル ネットワークの頑健性	中心性の定義・解析 モチーフの定義・解析	ネットワーク指標と パフォーマンスの相関 パフォーマンス指標の提案
ダイナミクス 統計則	ボール保持時間分布 位置変動のフラクタル性 角度分布・追跡モデル Self propelled player モデル Social forceモデル	得点期待値のモデル化 戦況変化・流れの抽出	サッカーAIの開発
フォーメーション	Role representation ドローネットワーク法	クラスタリング・自動抽出 ゲーム理論的考察 位相的データ解析	フォーメーションと勝敗の相関
スペース評価	優勢領域・ボロノイ分割 運動モデル 最小到達時間	スペースの価値の定量化 (ピッチコントロール, 危険度, パス成功確率)	パフォーマンス指標 スペース生成・占有利得

## 一般向けの本

- サッカーマティクス 数学が解明する強豪チーム「勝利の方程式」  
デイビッド・サンプター, 光文社, 2017



## レビュー論文

- Spatio-temporal analysis of team sports,  
J. Gudmundsson and M. Horton,  
ACM Computing Surveys, Vol. 50, No. 2, 2017

## 国内研究会・国際会議

- スポーツデータ解析コンペティション  
日本統計学会スポーツデータサイエンス分科会主催 (※後述)
- MIT Sloan Sports Analytics Conference  
毎年3月頃にアメリカ・ボストンで開催  
プレゼン, パネルディスカッション, データ解析コンペティション

## 主催

- 日本統計学会スポーツデータサイエンス分科会
- 情報・システム研究機構統計数理研究所

## 概要

- データが無料貸与される
- 自由に解析し発表 ⇒ 審査会・表彰
- 100チーム程度の参加（昨年度）

## 2021年度スケジュール

- 9/30：募集〆切  
<https://sports.ywebsys.net/about.html>
- 11/19：書面審査提出〆切
- 1/8, 9：審査会

## 今年度の部門とデータ

- 野球部門  
過去3年分のNPBの1球データ
- サッカー部門  
トラッキングデータ+イベントデータ（90試合）
- ゲートボール部門  
イベントデータ，座標データなど（約500試合）
- 卓球部門  
プレイデータ+試合映像（約90試合）
- ソフトテニス部門  
スコアデータ+試合映像（168試合）
- 柔道部門  
試合映像（797試合）
- esports部門（ぷよぷよ）  
プレイデータ（2461ゲーム）
- インフォグラフィック部門

- **スポーツ統計科学とは？**
- **研究紹介**  
**サッカーにおけるスペース評価の枠組み**

# 運動モデルによる最小到達時間の定量化と サッカーのスペース評価

成塚拓真（立正大学）

瀧澤健太（中央大学）

山崎義弘（早稲田大学）

Scientific Reports 11, 5509 (2021)

## 目的

- サッカーでよく聞く言葉：「守備の穴」，「スペースに出すパス」  
⇒ **そもそも「スペース」とは何か？**
- 選手の配置・運動に依存して決まる**スペースの価値**を定量化
- スペースの観点からパスを評価

## 実施項目

1. 運動モデルによる最小到達時間  $\tau$  の定義・可視化
2. 新たな直交変数  $z_1, z_2$  によるスペースの評価
3. サッカーのパスデータを用いた  $z_1, z_2$  の特徴づけ
4. いくつかの応用事例



## 提供データ ※ データスタジアム (株) 提供

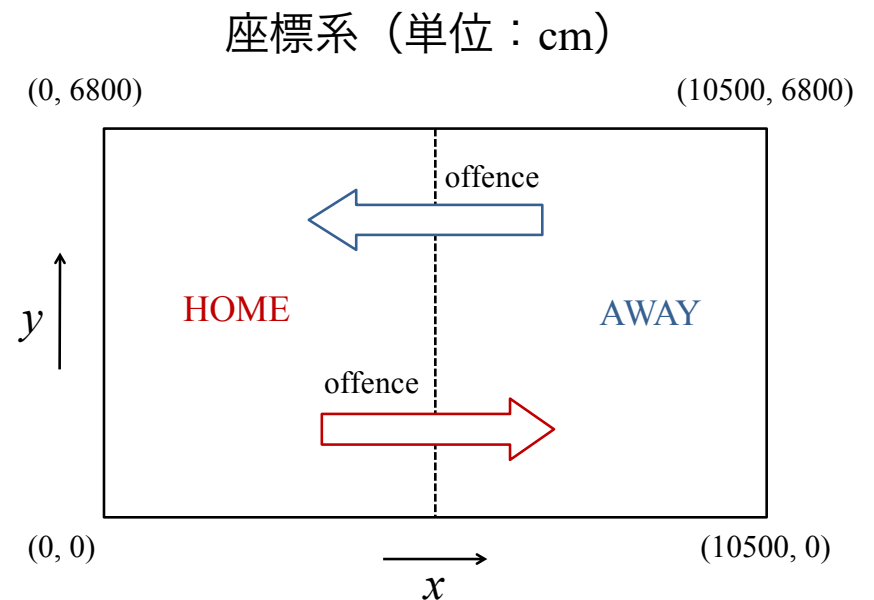
- サッカーのトラッキングデータ：各時刻の選手の座標  
ボールタッチデータ：パス受け渡し時のボール座標  
※ いずれも25fps

## 座標系

- 左下を原点
- $x$  軸：ゴールを結ぶ方向  
 $0 \leq x \leq 10500, 0 \leq y \leq 6800$   
(単位：cm)

## 試合

- 2018年度J1リーグ第21~25節
- 全45試合 (1チーム5試合)

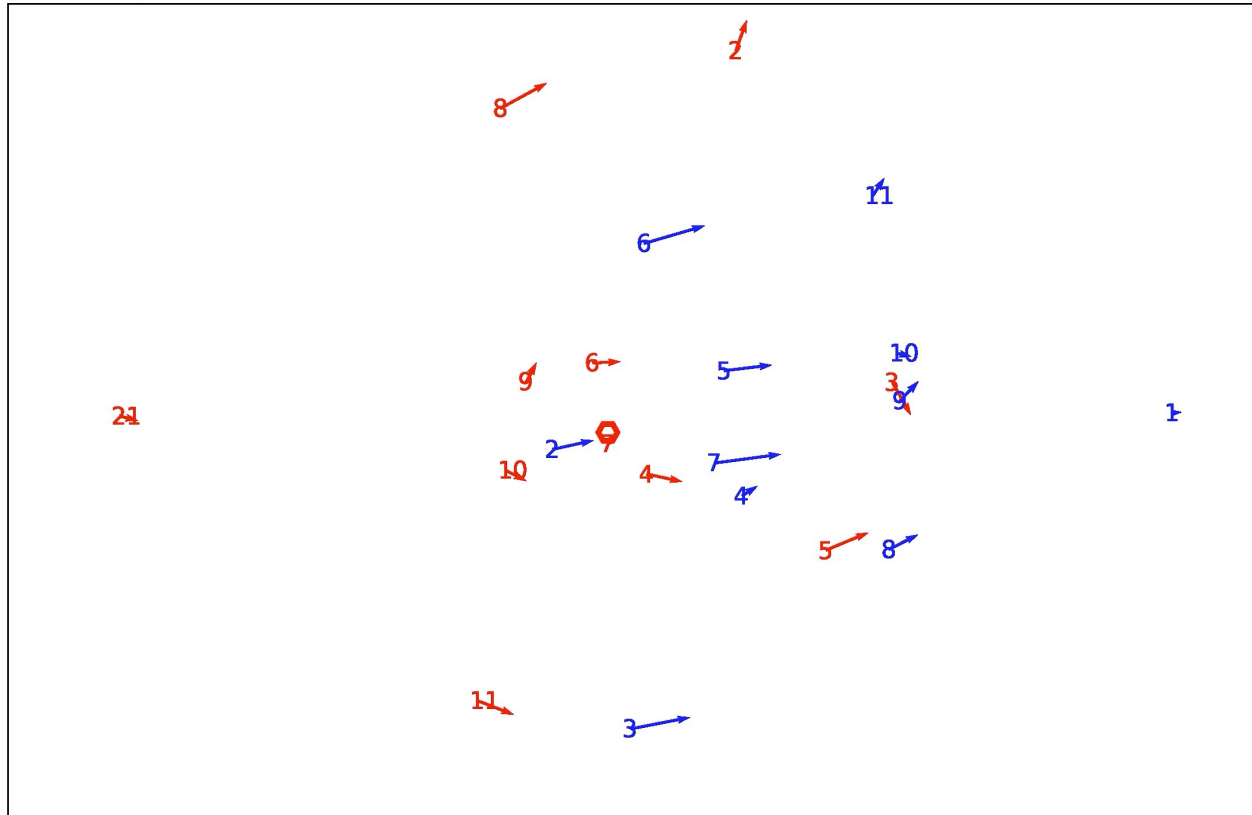


# トラッキングデータの可視化

18

f01 H: sendai A: nagoya

t=00'15"36 (half: 1, scn:2, seq:1)  $\phi=0.87$  score: 0 - 0 FK



# 研究背景

## 優勢領域 (Taki et al., 1996, 2000)

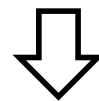
「ある選手が他のどの選手よりも速く到達可能なフィールド上の領域」

### (例) ボロノイ領域による定義

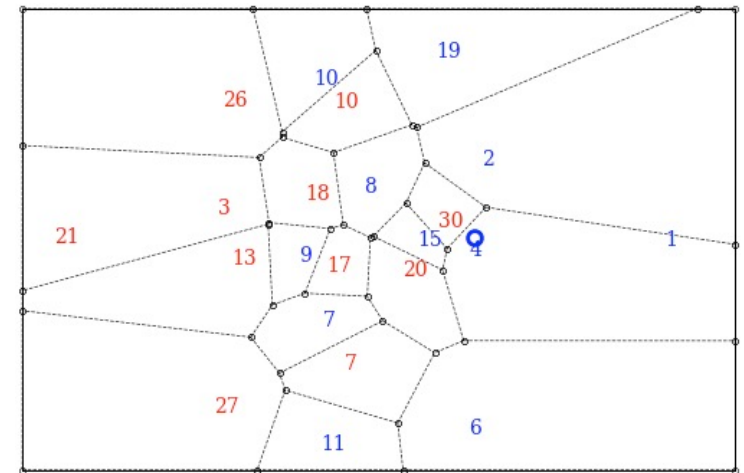
- 選手  $p$  から最も距離が近い点の集合  
⇒ 選手  $p$  のボロノイ領域
- ユークリッド距離によって定義した優勢領域
- いくつかの先行研究が存在

cf: J. Gudmundsson & M. Horton, ACM Computing Surveys, 50, 2017.

- 優勢領域として最も単純だが、選手の速度・加速度が考慮されていない

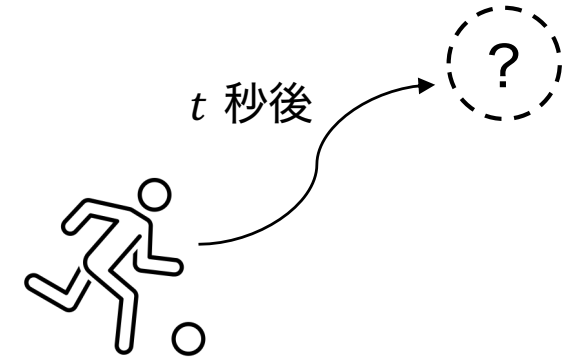


様々なタイプの運動モデルによる修正が成されている



## 運動モデルとは？

ある選手の現在の情報（位置，速度など）から  
 $t$  秒後の位置を計算するモデル



### ○ 運動方程式に基づく運動モデル

- Takiの運動モデル [Taki & Hasegawa, 2000]

全選手の等加速度運動を仮定

- Fujimuraの運動モデル [Fujimura & Sugihara, 2005]

全選手の等加速度運動 + 速度に比例した抵抗を仮定

### ○ 確率的運動モデル [Brefeld et al., 2019]

- 過去の試合のトラッキングデータから  
機械学習を用いて到達位置を予測するモデル

## 例) Fujimuraの運動モデル

(Fujimura & Sugihara 2005)

- 各選手が以下の運動方程式に従うと仮定：

$$m \frac{d^2 \vec{x}(t)}{dt^2} = F \vec{n} - k \frac{d\vec{x}(t)}{dt}$$

選手は  $\vec{n}$  方向に加速し，抵抗力  $k d\vec{x}/dt$  を受ける

- 運動方程式の解（初期位置  $\vec{x}_0$ ，初速度  $\vec{v}_0$ ）

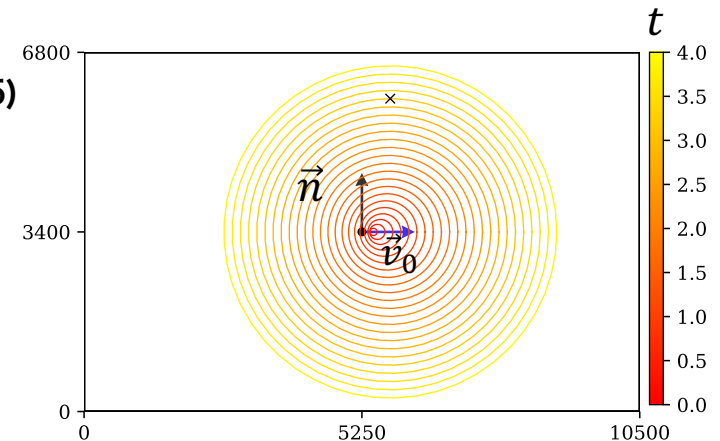
$$\vec{x}(t) = \vec{x}_0 + \frac{1 - \exp(-\alpha t)}{\alpha} \vec{v}_0 + V_{max} \left( t - \frac{1 - \exp(-\alpha t)}{\alpha} \right) \vec{n}$$

$t$  秒後の到達範囲は中心  $\vec{x}_0 + \frac{1 - \exp(-\alpha t)}{\alpha} \vec{v}_0$ ，半径  $V_{max} \left( t - \frac{1 - \exp(-\alpha t)}{\alpha} \right)$  の円上

- 運動能力係数  $V_{max} = F/k$ ， $\alpha = k/m$

複数の被験者に対する全力疾走実験から推定

$V_{max} = 7.8$  [m/s]， $\alpha = 1.3$  [1/s]：全力疾走時の典型的な運動能力係数



→方向に初速  $\vec{v}_0$  を持つときの，  
様々な  $\vec{n}, t$  に対する到達範囲

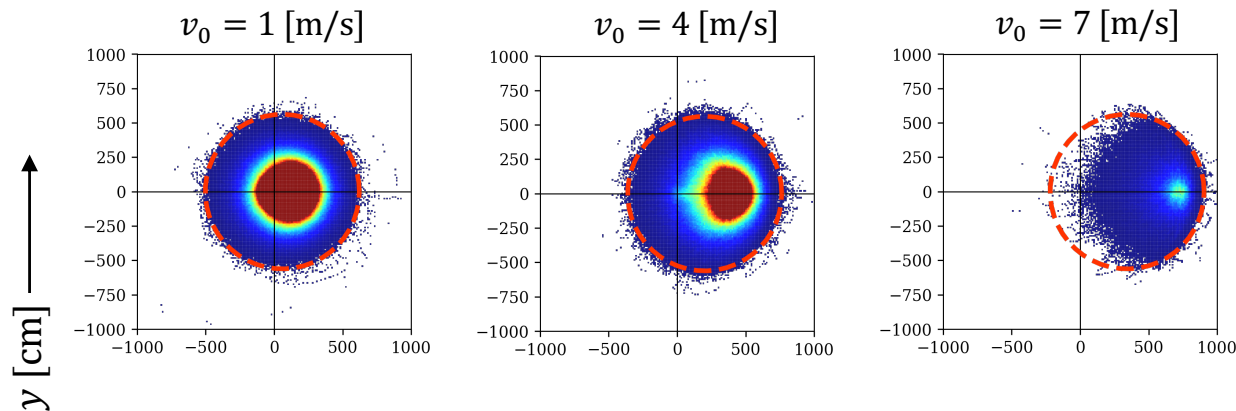
×は↑方向に加速したときの，  
 $t = 4$  秒後の到達位置を表す

# Fujimuraの運動モデルの妥当性

原点で  $\rightarrow$  方向に初速  $v_0$  を持つ選手の  $\Delta t$  後の位置

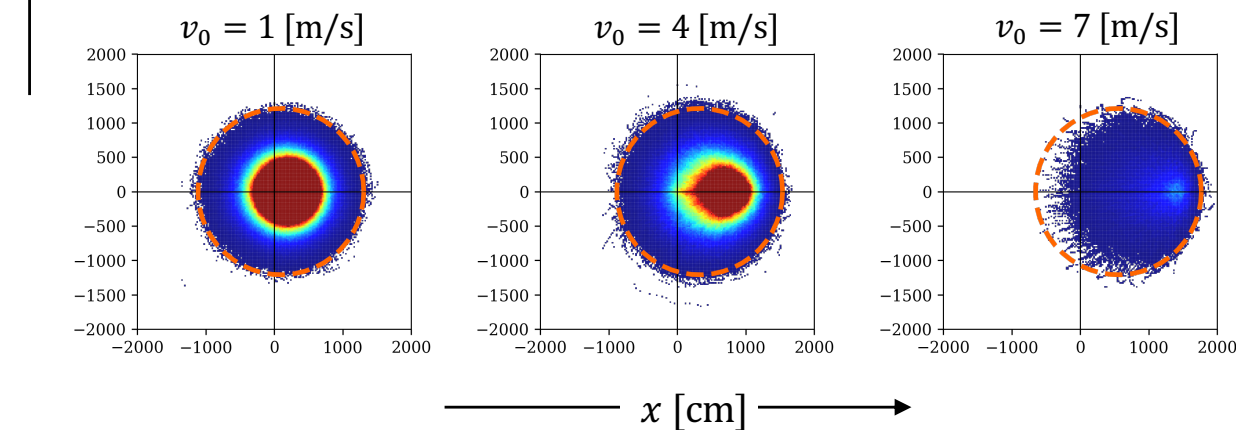
$$\text{一般解} : \vec{x}(\Delta t) = \frac{1 - \exp(-\alpha \Delta t)}{\alpha} \vec{v}_0 + V_{max} \left( t - \frac{1 - \exp(-\alpha \Delta t)}{\alpha} \right) \vec{n} \quad \ast \vec{v}_0 = (v_0, 0)$$

$\Delta t = 1 \text{ sec}$



ヒートマップ：実データ  
-----：一般解による到達円

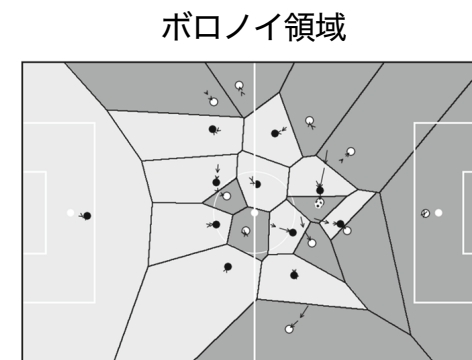
$\Delta t = 2 \text{ sec}$



全力疾走の条件で到達位置の予測（優勢領域の計算含む）を行うには、割と良いモデル

## ボロノイ領域

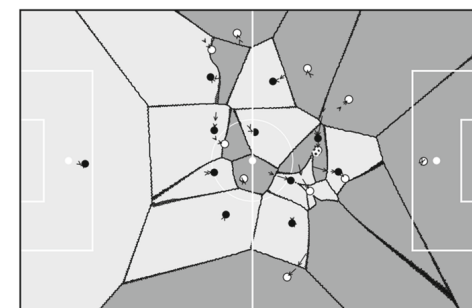
- 各選手からの距離だけで到達時間を計算
- 運動（速度や加速度の情報）は考慮しない



## Fujimuraの運動モデル [Fujimura & Sugihara, 2005]

- 一方向の加速と速度に比例した減速
- 全力疾走を仮定 
$$m \frac{d^2 \vec{x}(t)}{dt^2} = F \vec{n} - k \frac{d\vec{x}(t)}{dt}$$

Fujimuraの運動モデル [Fujimura2005]



## 確率的運動モデル [Brefeld et al., 2019]

- 各選手の過去のトラッキングデータから  $t$  秒後の各位置の存在確率を機械学習
- 予測位置が学習データに依存, 学習コスト大, 全力疾走を意味しない

確率的運動モデル [Brefeld2019]



(Brefeld 2019より画像引用)



## 優勢領域の問題点

- フィールドを支配領域に分割することが目的
  - ⇒ 現状では, 「いかに妥当な優勢領域を得るか」という研究が主
- 優勢領域内部は一様 (同じ重みを持つ)
  - ⇒ 選手の到達時間に応じて重みが異なるはず
  - ⇒ 試合分析に用いるには単純化しすぎ

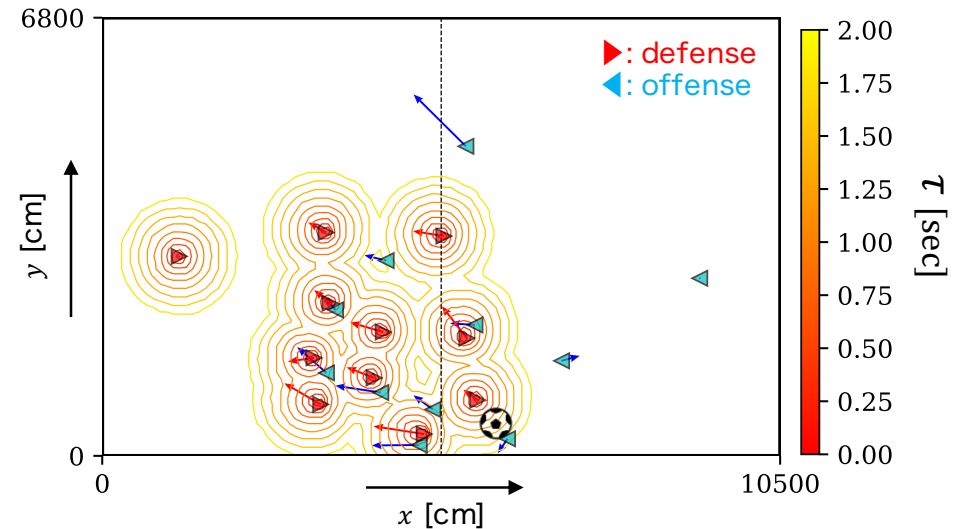
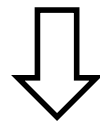
## 本研究の方針

- フィールドの「分割」ではなく「重み付け」
- 位置  $\vec{x}$  に対して最小到達時間  $\tau(\vec{x})$  を重みとして定義
- 攻撃・守備どちらも評価できる枠組みを目指す
- パスの解析に応用する

# スペース評価の枠組み

## 位置 $\vec{x}$ への最小到達時間 $\tau(\vec{x}, t)$

- 任意の運動モデルを採用する
- 時刻  $t$  における選手  $a$  の位置  $\vec{x}$  への最小到達時間:  $\tau_a(\vec{x}, t)$
- 時刻  $t$  におけるチーム  $A$  の位置  $\vec{x}$  への最小到達時間:  $\tau_A(\vec{x}, t) \equiv \min_{a \in A} \tau_a(\vec{x}, t)$



$\tau_{df}(\vec{x}, t)$  の可視化結果  
 $\tau = 2$  [sec] まで等高線で表示  
※ Fujimura の運動モデルを採用

$\left\{ \begin{array}{l} \tau_{of}(\vec{x}, t) : t \text{ における攻撃側チームの位置 } \vec{x} \text{ への最小到達時間} \\ \tau_{df}(\vec{x}, t) : t \text{ における守備側チームの位置 } \vec{x} \text{ への最小到達時間} \end{array} \right.$

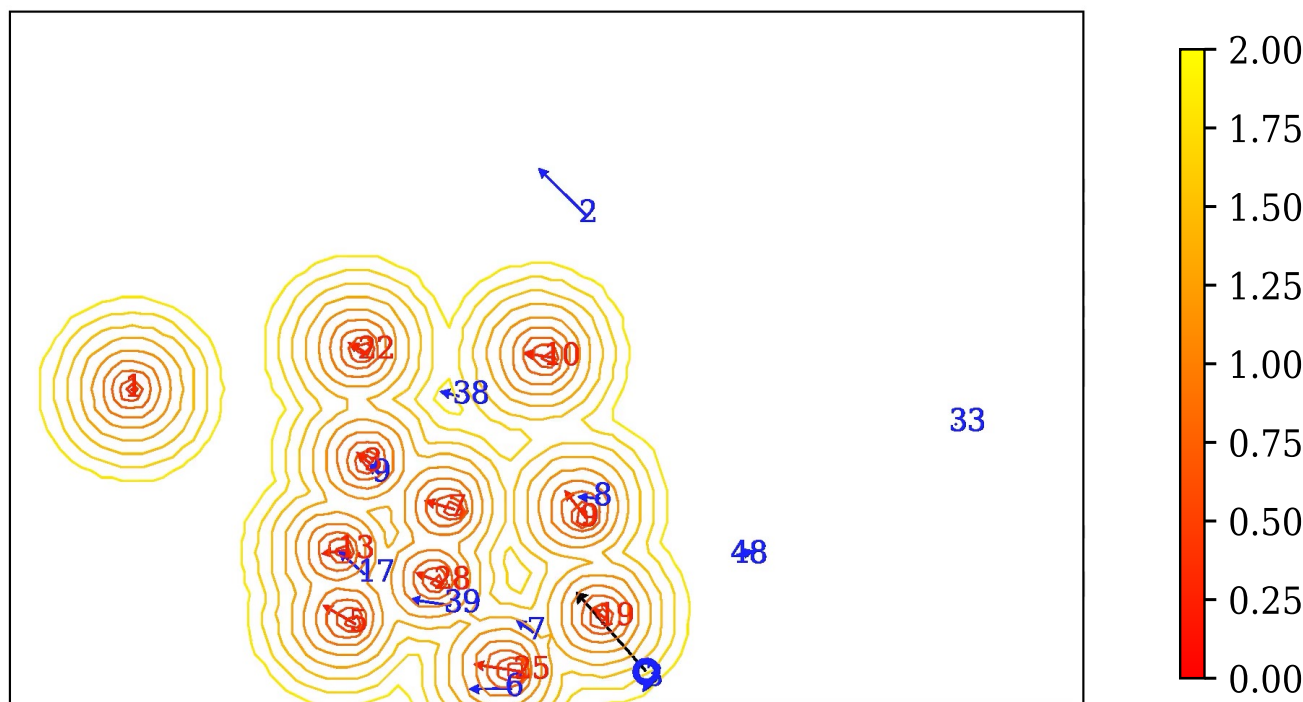
※ 攻撃側  $\equiv$  ボール保持チーム

# 最小到達時間の可視化

## 守備側チームの $\tau_{df}(\vec{x}, t)$ の可視化

Game e01 H: gosaka A: tokyo

t=00'23"60 (Half: 1, Scene:2, Seq:2)  $\phi=0.83$  Score: 0 - 0 Action: FK



試合e01：2018年J1リーグ・第21節

ガンバ大阪 vs FC東京  
(Home) (Away)

スコア： 2 - 1

※ Fujimuraの運動モデルを採用



※  $\tau = 2$  [sec] まで表示

# 新たな変数 $z_1(\vec{x}, t), z_2(\vec{x}, t)$ の定義

29

$$z_1(\vec{x}, t) = \frac{\tau_{df}(\vec{x}, t) - \tau_{of}(\vec{x}, t)}{\sqrt{2}}$$

意味：攻撃側から見た**スペースの安全度**

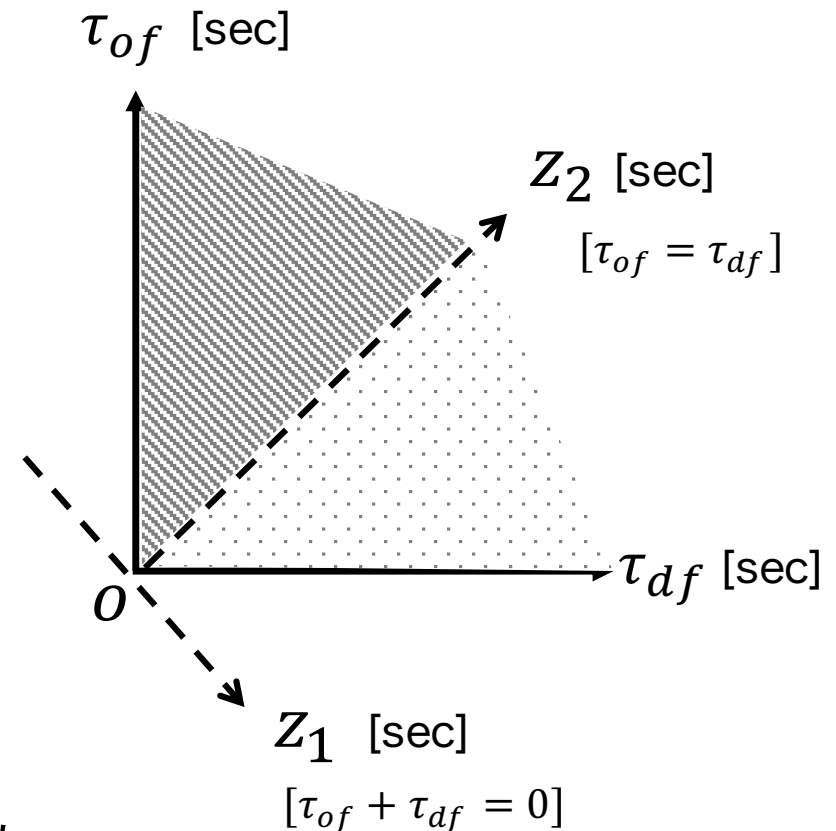
- $z_1 > 0 \Rightarrow \tau_{df}(\vec{x}, t) > \tau_{of}(\vec{x}, t)$   攻撃側の方が  $\vec{x}$  に速く到達 (安全)
- $z_1 < 0 \Rightarrow \tau_{df}(\vec{x}, t) < \tau_{of}(\vec{x}, t)$   守備側の方が  $\vec{x}$  に速く到達 (危険)

$$z_2(\vec{x}, t) = \frac{\tau_{df}(\vec{x}, t) + \tau_{of}(\vec{x}, t)}{\sqrt{2}}$$

意味：**スペースの空白度**

$\Rightarrow z_2$  が大きいほど、攻撃・守備側の選手が

$\vec{x}$  へ到達するのに時間を要する





# 新たな変数 $z_1(\vec{x}, t), z_2(\vec{x}, t)$ の定義

30

$$z_1(\vec{x}, t) = \frac{\tau_{df}(\vec{x}, t) - \tau_{of}(\vec{x}, t)}{\sqrt{2}}$$

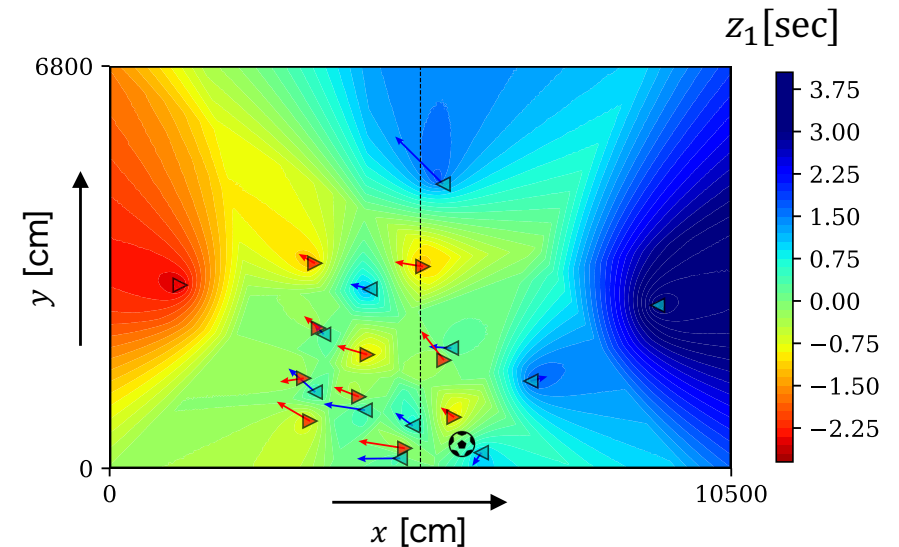
意味：攻撃側から見た**スペースの安全度**

- $z_1 > 0 \Rightarrow \tau_{df}(\vec{x}, t) > \tau_{of}(\vec{x}, t)$   攻撃側の方が  $\vec{x}$  に速く到達 (安全)
- $z_1 < 0 \Rightarrow \tau_{df}(\vec{x}, t) < \tau_{of}(\vec{x}, t)$   守備側の方が  $\vec{x}$  に速く到達 (危険)

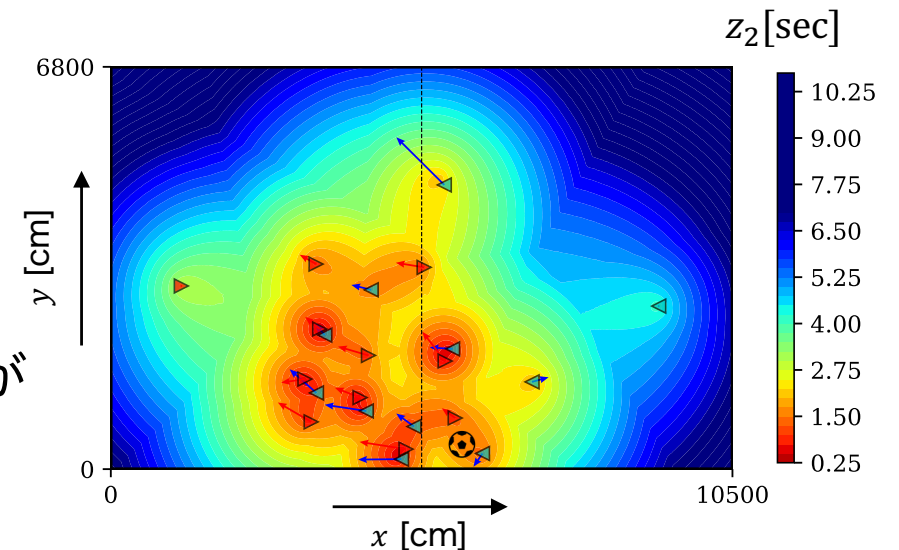
$$z_2(\vec{x}, t) = \frac{\tau_{df}(\vec{x}, t) + \tau_{of}(\vec{x}, t)}{\sqrt{2}}$$

意味：**スペースの空白度**

$\Rightarrow z_2$  が大きいほど、攻撃・守備側の選手が  $\vec{x}$  へ到達するのに時間を要する

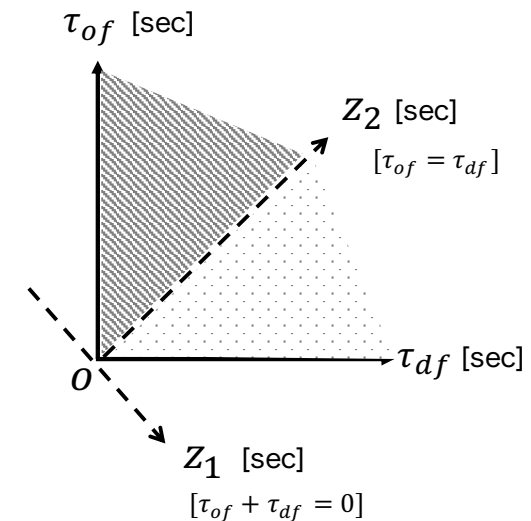


※ Fujimuraの運動モデルを採用

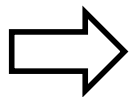


## $z_1$ 成分, $z_2$ 成分の定義

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{スペースの安全度: } z_1(\vec{x}, t) = \frac{\tau_{df}(\vec{x}, t) - \tau_{of}(\vec{x}, t)}{\sqrt{2}} \\ \text{スペースの空白度: } z_2(\vec{x}, t) = \frac{\tau_{df}(\vec{x}, t) + \tau_{of}(\vec{x}, t)}{\sqrt{2}} \end{array} \right.$$



- スペースという概念を“安全度”と“空白度”によって定量化
- 以上の枠組み ( $z_1, z_2$ の定義) は運動モデルの詳細に依存しない
- 実際の分析では特定の運動モデルを採用し, 最小到達時間を計算する



- 以下ではFujimuraの運動モデルを採用
- 実際のパスデータを用いて $z_1, z_2$ の意味を特徴づける

# パスデータの作成

- ボールタッチデータの第  $i$  行と  $i + 1$  行で組を作る  
⇒ 1つのパスに対応

- パスデータの形式： $[t_o, \vec{x}_o, t_e, \vec{x}_e, q]$

$t_o, \vec{x}_o$  : パスを出した時刻と位置

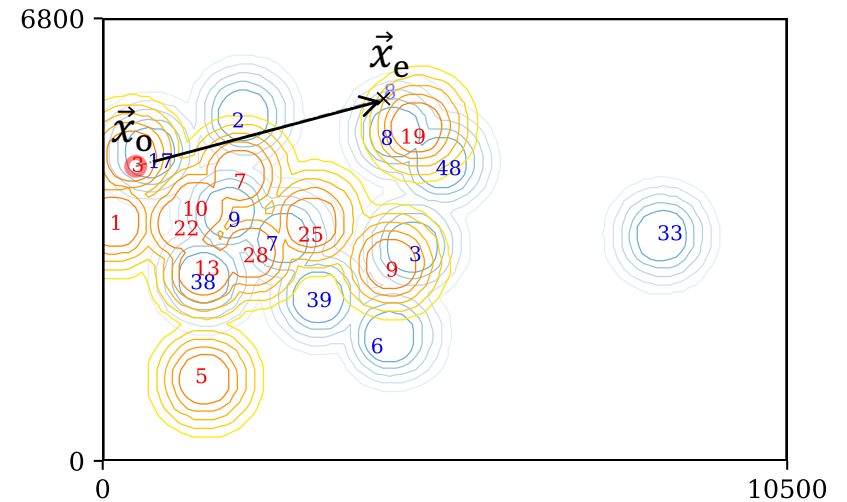
$t_e, \vec{x}_e$  : パスを受けた時刻と位置

$q \in \{1, 0\}$  : パスの成否

チーム名	選手ID	選手名	選手背番号	ポジションID	アクションID	アクション名	
FC東京	1200078	チャン ヒョン	48	2	30	アウェイパス	} パス1
FC東京	600085	森重 真人	3	2	50	トラップ	
FC東京	600085	森重 真人	3	2	30	アウェイパス	} パス2
FC東京	600134	太田 宏介	6	2	50	トラップ	
FC東京	600134	太田 宏介	6	2	30	アウェイパス	} パス3
FC東京	1000068	大森 晃太郎	39	3	50	トラップ	
FC東京	1000068	大森 晃太郎	39	3	30	アウェイパス	}
FC東京	900048	東 慶悟	38	3	30	アウェイパス	
FC東京	1503022	富樫 敬真	17	4	15	シュート	⋮
ガンバ大阪	1300122	ファビオ	3	2	43	ブロック	
ガンバ大阪	603210	倉田 秋	10	3	29	ホームパス	
ガンバ大阪	1300122	ファビオ	3	2	50	トラップ	

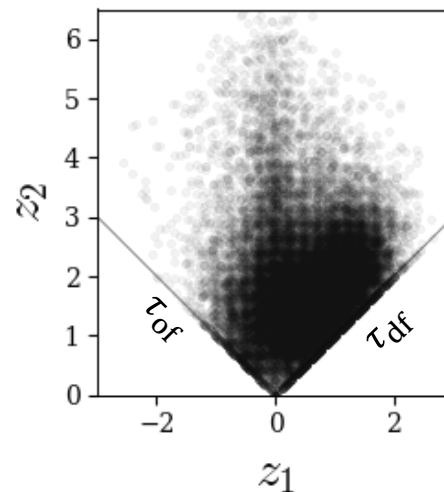


- 45試合から34189のパスを抽出
- パスデータの形式： $[t_o, \vec{x}_o, t_e, \vec{x}_e, q]$ 
  - $t_o, \vec{x}_o$ ：パスを出した時刻と位置
  - $t_e, \vec{x}_e$ ：パスを受けた時刻と位置
  - $q \in \{1, 0\}$ ：パスの成否

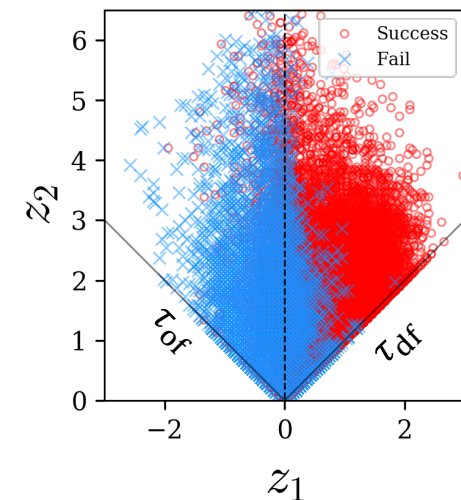
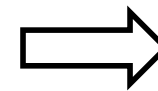


- パスを出した時刻  $t_o$  において受けた位置  $\vec{x}_e$  の状態を評価  
 $\Rightarrow z_1(\vec{x}_e, t_o), z_2(\vec{x}_e, t_o)$  の性質を調べる

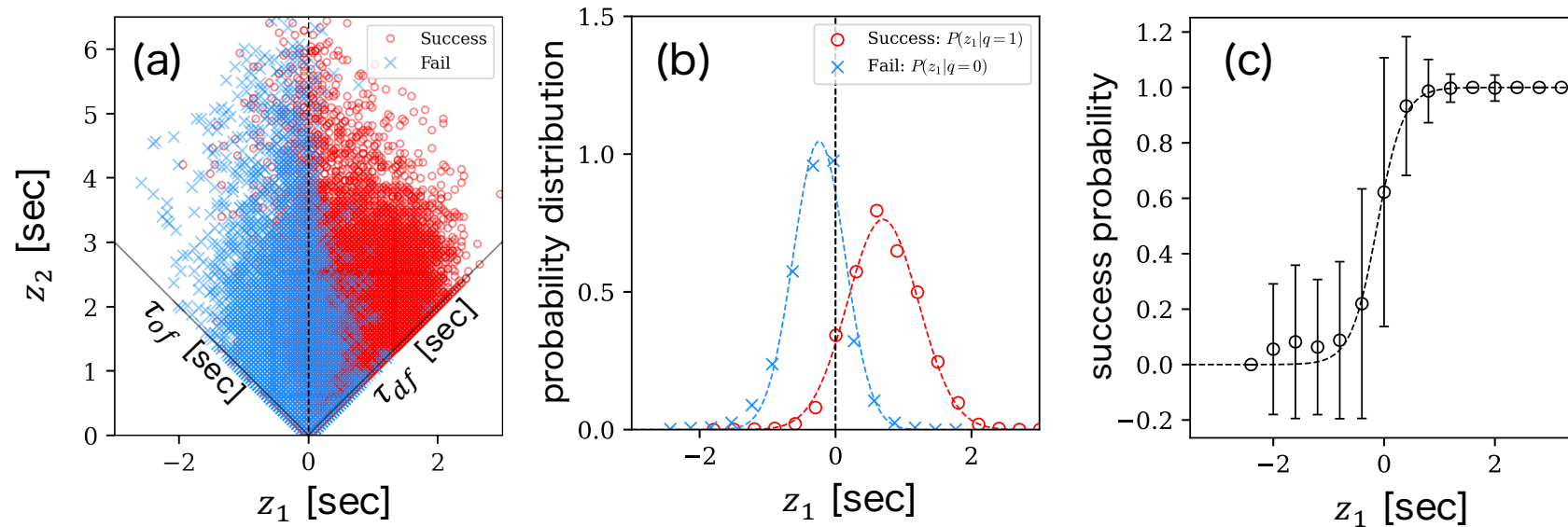
全パスに対する  
 $z_1(\vec{x}_e, t_o), z_2(\vec{x}_e, t_o)$   
のプロット



パスの成否で色分け



# $z_1$ 成分の特徴づけ



- $z_1$ 成分の定義:  $z_1(\vec{x}, t) = \frac{\tau_{df}(\vec{x}, t) - \tau_{of}(\vec{x}, t)}{\sqrt{2}}$
- $z_1$ 成分の分布は成功／失敗パス共に正規分布的
- パス成功確率は  $z_1$  のシグモイド関数
- $z_1(\vec{x}, t)$  の意味:  
⇒ 時刻  $t$  に位置  $\vec{x}$  にパスを出した時のパスの通り易さ  
(攻撃側から見た位置  $\vec{x}$  の安全度)

シグモイド関数

$$P(q = 1|z_1) = \frac{1}{1 + \exp[-(az_1 + b)]}$$

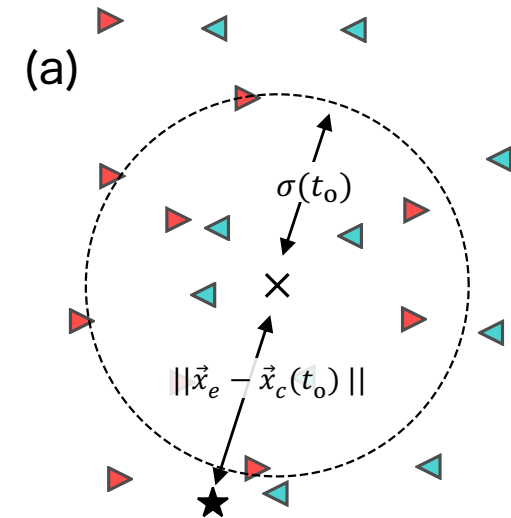
$$a \approx 4.68, b \approx 0.48$$

## フォーメーションの内部・外部の定義

$$\tilde{R} = \frac{\text{重心からパス終点位置までの距離}}{\text{重心からの標準偏差}} = \frac{\|\vec{x}_e - \vec{x}_c(t_0)\|}{\sigma(t_0)}$$

※ 重心：2チームのキーパーを除く全選手の平均位置

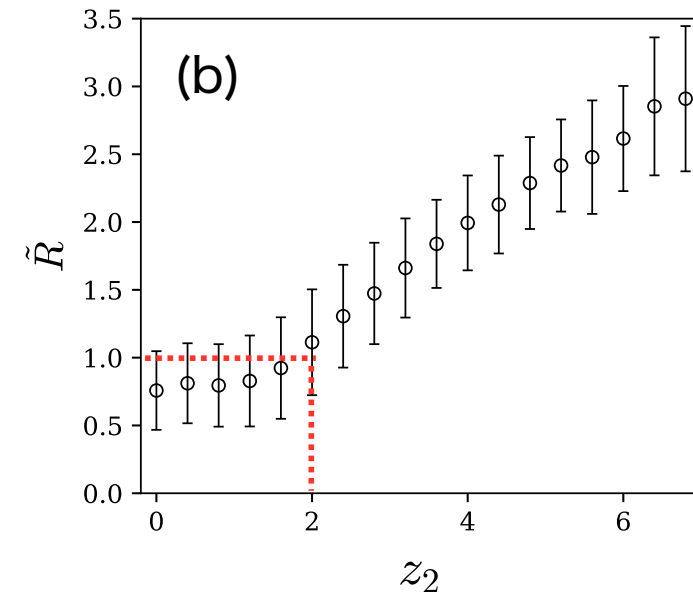
$$\begin{cases} \tilde{R} < 1 : \text{フォーメーション内部へのパス} \\ \tilde{R} > 1 : \text{フォーメーション外部へのパス} \end{cases}$$



## z<sub>2</sub>成分と R-tilde の関係

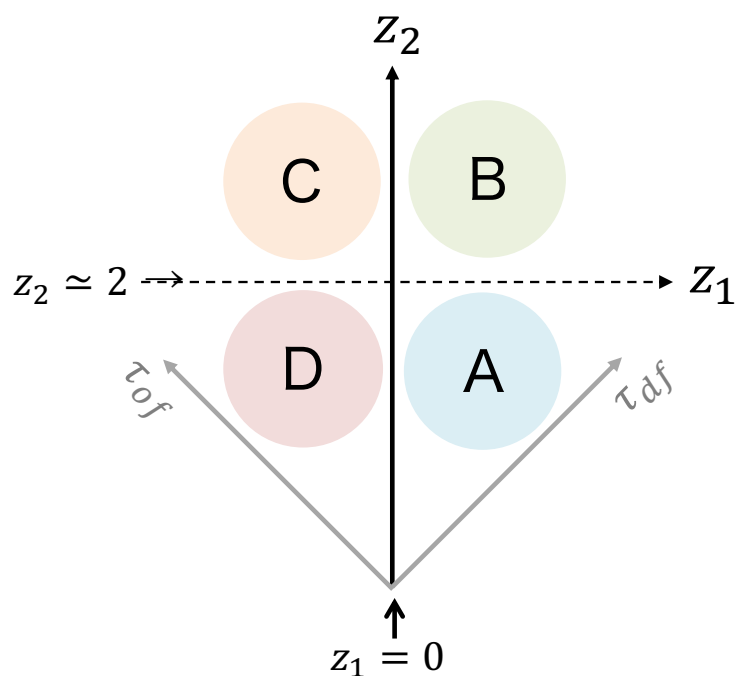
- z<sub>2</sub>成分の定義： $z_2(\vec{x}, t) = \frac{\tau_{df}(\vec{x}, t) + \tau_{of}(\vec{x}, t)}{\sqrt{2}}$
- **z<sub>2</sub> ≈ 2 のとき R-tilde ≈ 1**  
⇒ z<sub>2</sub> ≈ 2 がフォーメーション内/外の境界
- z<sub>2</sub>成分の意味：スペースの空白度

$$\begin{cases} z_2 \lesssim 2 : \text{密集地帯 (フォーメーションの内部)} \\ z_2 \gtrsim 2 : \text{空白地帯 (フォーメーションの外部)} \end{cases}$$



## $z_1, z_2$ 軸によるスペースの分類

- $z_1$ 成分： $z_1 = \frac{\tau_{df} - \tau_{of}}{\sqrt{2}}$   
スペースの**安全度**
- $z_2$ 成分： $z_2 = \frac{\tau_{df} + \tau_{of}}{\sqrt{2}}$   
スペースの**空白度**



❖ 攻撃側から見たスペースの評価  
(ボール保持チーム)

• A：安全な密集地帯 ( $z_1 > 0, z_2 < 2$ )  
⇒ 守備の穴

• B：安全な空白地帯 ( $z_1 > 0, z_2 > 2$ )  
⇒ 自陣やサイドのスペースなど

• C：危険な空白地帯 ( $z_1 < 0, z_2 < 2$ )  
⇒ 敵陣裏のスペースなど

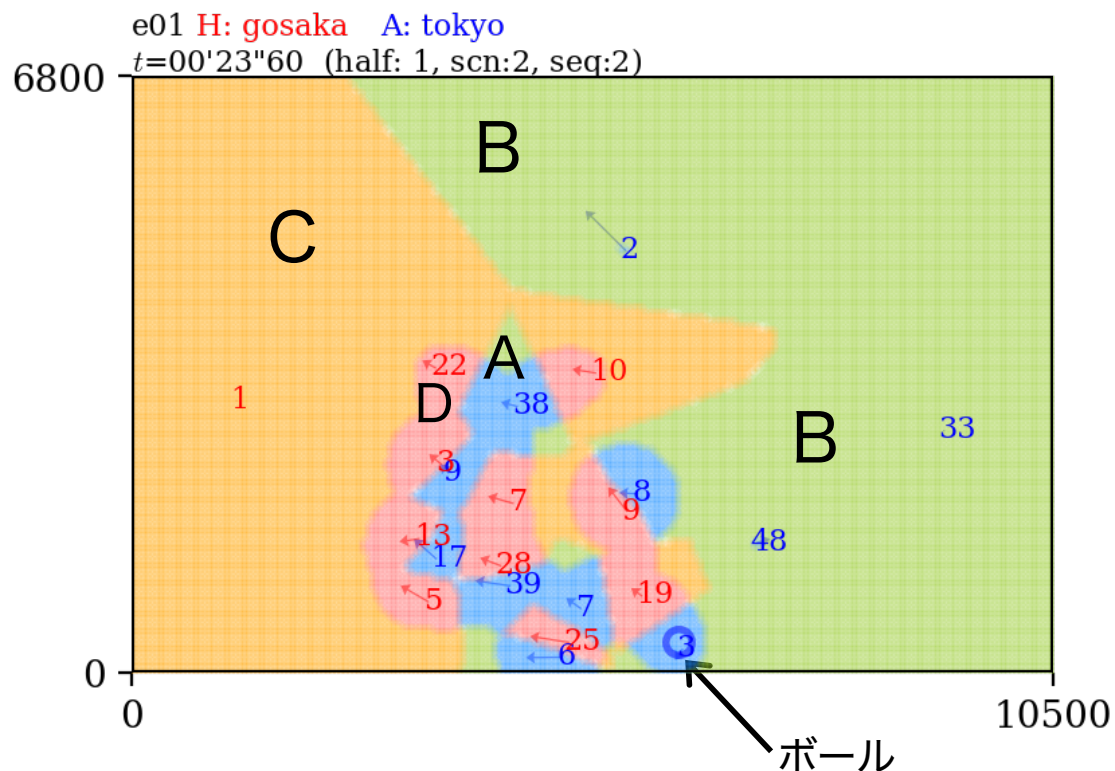
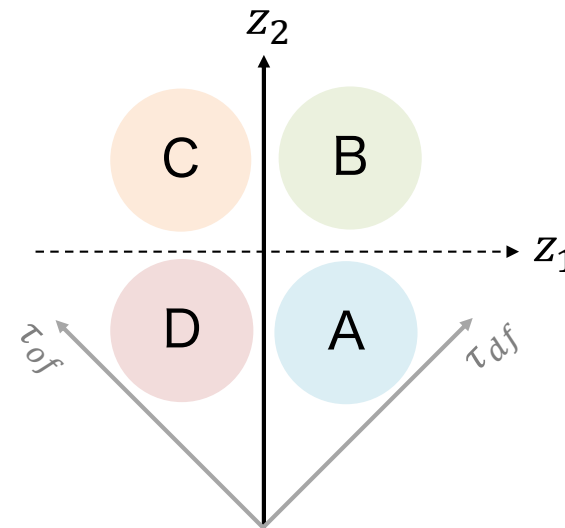
• D：危険な密集地帯 ( $z_1 < 0, z_2 < 2$ )  
⇒ 敵陣内

# 応用： $z_1, z_2$ による新たなスペースの分割

37

$\left\{ \begin{array}{l} z_1 \text{成分の意味：スペースの安全度} \\ z_2 \text{成分の意味：スペースの空白度} \end{array} \right.$

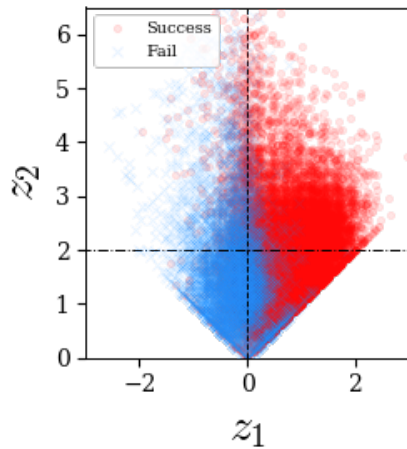
$\Rightarrow z_1 = 0, z_2 = 2$ により4つの領域に分割  
(優勢領域に代わる新たなスペースの分割法)



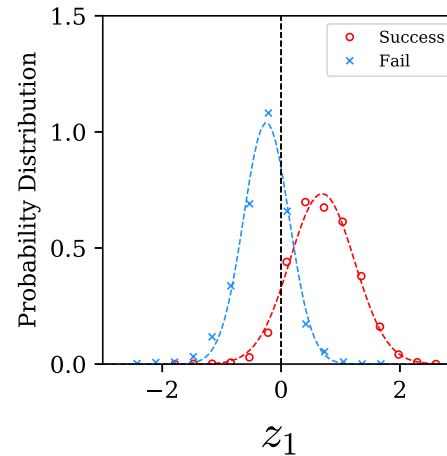
- A：安全な密集地帯 ( $z_1 > 0, z_2 < 2$ )  
 $\Rightarrow$  守備の穴
- B：安全な空白地帯 ( $z_1 > 0, z_2 > 2$ )  
 $\Rightarrow$  自陣やサイドのスペースなど
- C：危険な空白地帯 ( $z_1 < 0, z_2 < 2$ )  
 $\Rightarrow$  敵陣裏のスペースなど
- D：危険な密集地帯 ( $z_1 < 0, z_2 > 2$ )  
 $\Rightarrow$  敵陣内

## 45試合の全てのパス

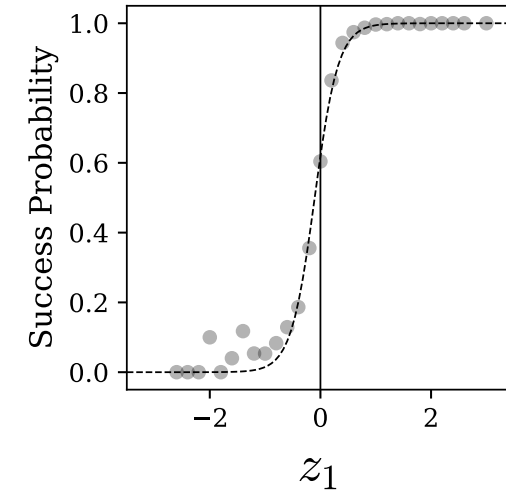
$z_1, z_2$  成分のプロット



$z_1$  成分の分布

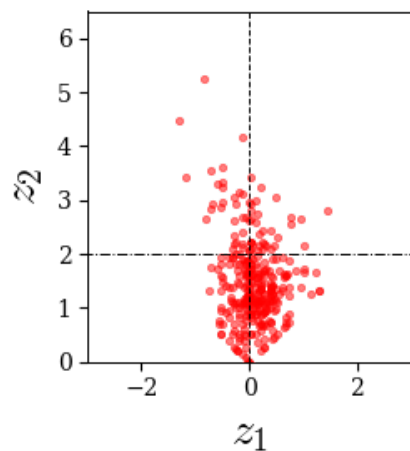


パス成功確率と $z_1$ 成分の関係

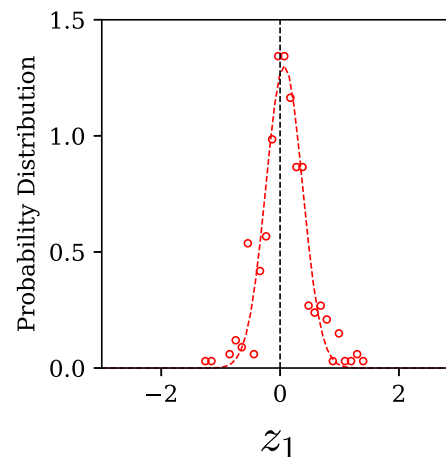


## シュートの1つ前の成功パス

$z_1, z_2$  成分のプロット



$z_1$  成分の分布

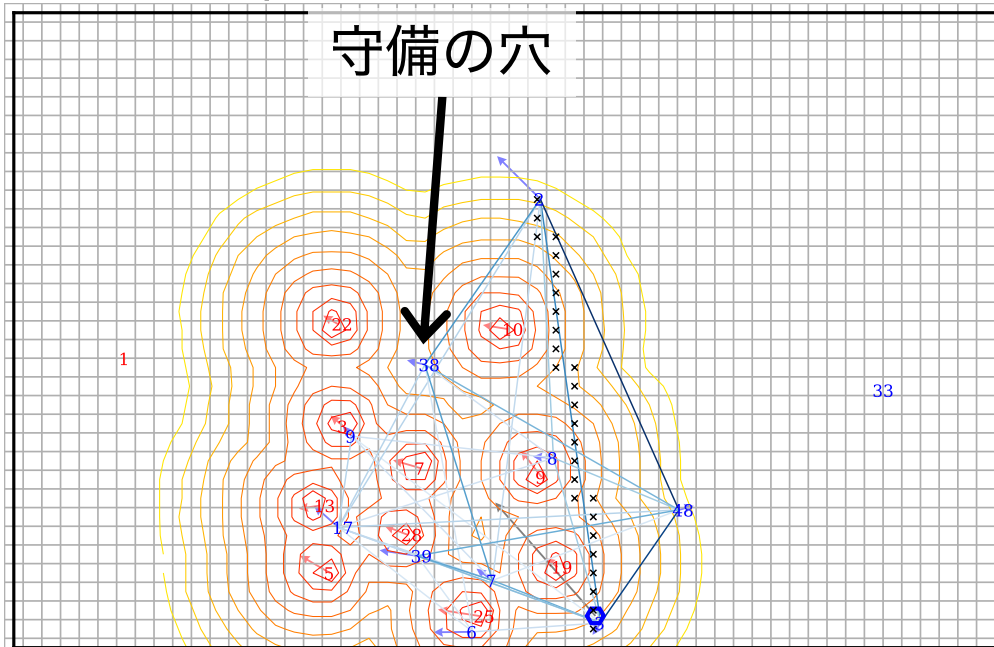


- $z_1$ 成分の分布のピークが左に移動
- シュートにつながるパスは成功確率の低い危険なパス
- シュートを打つには敵陣のスペースにパスを送る必要がある

## 手順

- フィールドをセルに分割する
- 攻撃側の2選手を結ぶ線分とセルの交点を検出 (図中のx)
- 線分と交点を持つセルで守備側チームの  $\tau$  を取得
- 取得した  $\tau$  の最小値を線分の重みとする
- 以上を全ての選手間で行う

t=00'23"60 (half: 1, scn:2, seq:2)



- 色が濃い線分ほど、守備選手が到達するのに時間を要する  
⇒ パスコースの安全度を反映  
安全なパスコース：48番-2番  
危険なパスコース：6番-39番
- 38番は守備の穴に位置する  
⇒ 濃い線分が集まっている

1. フィールドの「分割」から「重み付け」へ

2. 最小到達時間  $\tau_{of}(\vec{x}, t)$ ,  $\tau_{df}(\vec{x}, t)$  の定義

⇒ 攻撃・守備を同時に評価

3. 新たな直交変数  $z_1, z_2$  の導入

$z_1$  : スペースの安全度

$z_2$  : スペースの空白度

用いる運動モデルの詳細  
に依らない枠組み

4. Fujimuraの運動モデルを採用した場合のパスデータ解析

✓ パス成功確率は  $z_1$  のシグモイド関数

✓  $z_2 \approx 2$  がフォーメーション内/外を分ける

✓  $z_1, z_2$  に基づく新たな分割の提案

サッカーにおける「スペースとは何か？」を考える出発点



- $z_1, z_2$ に基づく選手・チームの評価
- 他に対戦型スポーツへの応用  
バスケットボール, ホッケー, ...
- ゴールやボールからの距離を考慮したスペースの評価
- 運動モデルの改良
  - ❖ 典型的な運動方程式の推定
  - ❖ 選手の個性を考慮  
運動能力係数を選手別に設定 ⇒ より正確なスペース評価が可能
- パスコースの評価

1. J. Gudmundsson and M. Horton, "Spatio-Temporal Analysis of Team Sports", ACM Computing Surveys, 50, 2017.
2. T. Narizuka, K. Takizawa, and Y. Yamazaki, "Space evaluation in football games via field weighting based on tracking data", Scientific Reports 11, 5509, 2021.
3. T. Taki, J. Hasegawa, and T. Fukumura, "Development of motion analysis system for quantitative evaluation of teamwork in soccer games", Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Image Processing, Vol. 3, 815–818, 1996.
4. T. Taki and J. Hasegawa, "Visualization of dominant region in team games and its application to teamwork analysis", Proceedings of the Computer Graphics International 2000, 227–235, 2000.
5. A. Fujimura and K. Sugihara. "Geometric analysis and quantitative evaluation of sport teamwork", Systems and Computers in Japan, Vol. 36, 49–58, 2005.
6. U. Brefeld, J. Lasek, and S. Mair, "Probabilistic movement models and zones of control", Mach Learn, 108, 2019.