

# サッカーにおけるポジショニングの修正を 行う遺伝的アルゴリズムモデルの提案

## Proposal of Model for Modifying Positioning of Football by Genetic Algorithm

尾崎 悠毘 (Haruhi Ozaki)  
u320013@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 情報システム工学科

December 19, 2025

背景

目的

提案手法 (1)

提案手法 (2)

実験結果

実験結果

結論

## ポジショニングの重要性

- サッカーにおいて選手の配置は勝敗を分ける重要要素です.
- わずかな位置のズレが致命的な失点リスクに直結します.
- 状況が複雑なため「正解」の解釈が非常に難しい分野です.

## 守備配置の数値化と修正

- 守備の危険度を数値化する「Pitch Risk」を提案します。
- 遺伝的アルゴリズム (GA) で最適な位置への修正案を提示します。
- アマチュアチームの試合分析や振り返り支援を目指します。

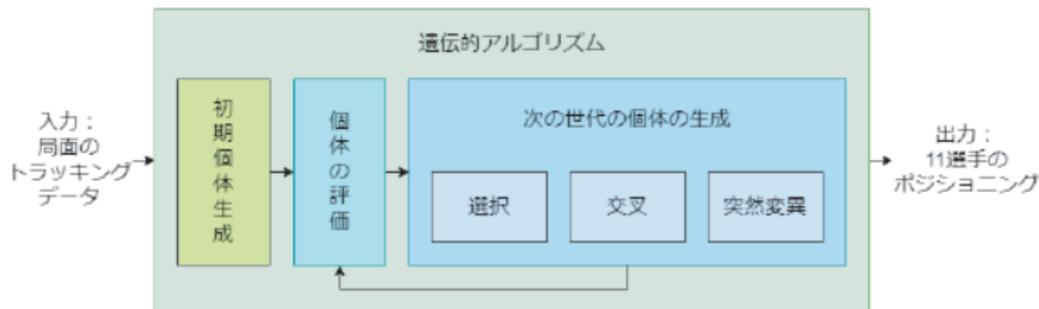


図 2 ポジショニング修正システムの概形

## Pitch Risk の計算要素

- $PitchRisk = PitchControl \times (xG + SxA \times \alpha)$
- **Pitch Control**：そのエリアの支配状況.
- **xG**：その地点からシュートを打った際の得点確率.
- **SxA**：本研究提案. パスがアシストになる確率.

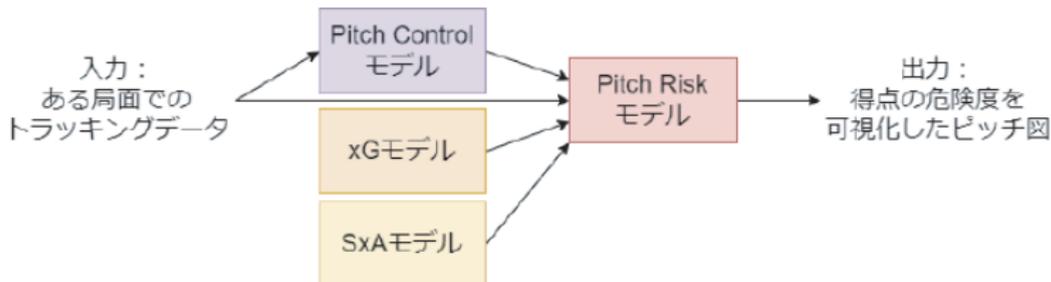


図 3 ポジショニング評価システムの概形

## xG モデル

- 出力される確率 P :

- $P(x, \theta) = \frac{1}{1 + \exp(z)}$

- *where*  $Z = 4.03 - 2.53\theta + 0.12x + 0.11x\theta - 0.0069x^2$ .

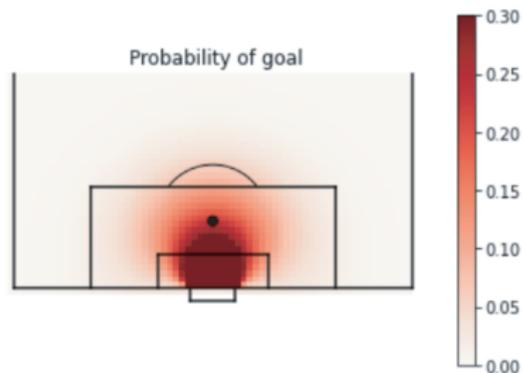


図 4 xG モデルの出力を可視化した図

## SxA モデル

- 出力される確率  $P$  :
- $P(X, Y, G) = \frac{1}{1 + \exp(z)}$
- where  $Z = -8.6711 - 1.8549X - 0.43116Y - 0.25692G + 0.19006XY + 0.25621X^2 - 0.14462Y^2$ .

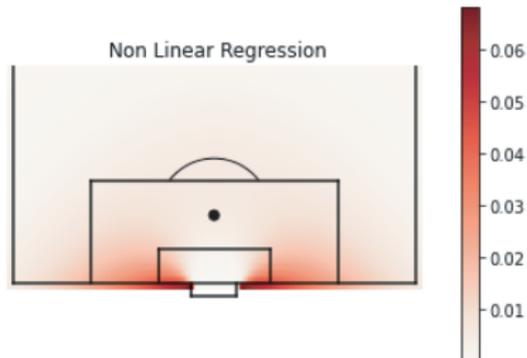


図 5 SxA モデルの出力を可視化した図

背景

目的

提案手法 (1)

提案手法 (2)

実験結果

実験結果

結論

## 経験者の感覚を再現

- サッカー経験者7人の判断とモデルの出力を比較しました.
- 類似度を示す JS divergence で 0.14 という高い一致度を記録.
- 従来 of 指標 (118.18) よりも, 正確に危険エリアを特定可能です.

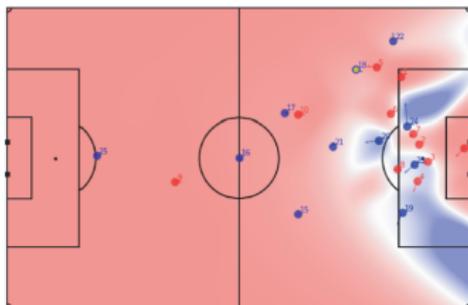


図 7 ポジショニング評価システムの出力例. 青い点: 攻撃側選手, 赤い点: 守備側選手, 黄色い点: ボール, 青いエリアほど失点のリスクが高いことを示す

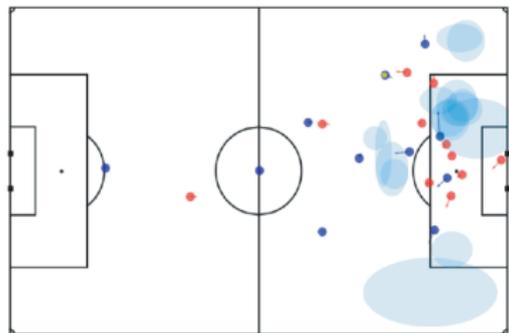


図 8 主観評価実験の結果の例

## GA の選択確率式

- 評価値 (Pitch Risk 合計) が低い個体ほど選ばれやすく設定：
- $$p_i = \frac{\frac{1}{e_i - e_{min}}}{\sum \frac{1}{e_n - e_{min}}}$$
- 守備 11 人の「動く距離」と「方向」を遺伝子とします。

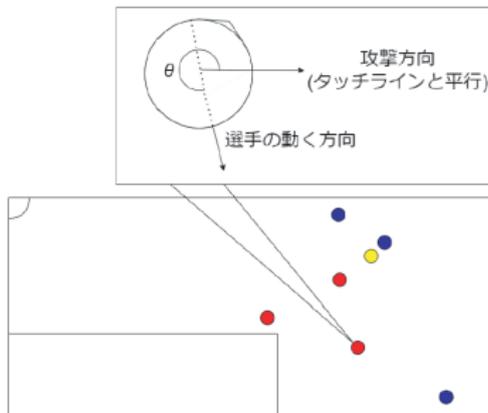


図 6 ポジショニング修正システムの出力における選手の向き。青い点：攻撃側選手，赤い点：守備側選手，黄色い点：ボール

## 現実的な制約の導入

- **移動制限**：現状から 2m 以内の微調整に限定.
- **連動学習**：11 人同時に最適化し、チームの連動を促します.
- 100 世代にわたる選別で、より良い配置案を生成.

背景

目的

提案手法 (1)

提案手法 (2)

実験結果

実験結果

結論

## 数値的検証

- 全5局面において、提案手法は元の局面およびランダム生成よりも低い評価値を記録した。
- ランダム生成の最良個体と比較して、約3%の数値的改善を達成した。

表 2 各モデルの出力を反映した局面ごとの評価値 (低いほうが優性)  
Table 2 Evaluation value for each phase reflecting the output of each model (lower value is superior).

	局面 1	局面 2	局面 3	局面 4	局面 5
元の局面	89.94	101.79	52.68	63.72	104.01
提案システム	78.65	80.62	44.20	31.79	85.99
ランダム生成 (最良/1万個体)	80.86	82.48	46.08	32.38	90.97

## 戦術面での改善

- 対人守備：相手選手へ近づき, 自由を奪う動きを確認.
- カバーリング：味方の穴を埋める連動性が自動で発生.

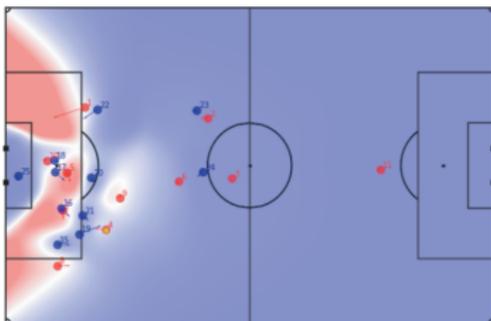


図 9 局面 2 における元の局面の評価を反映した図

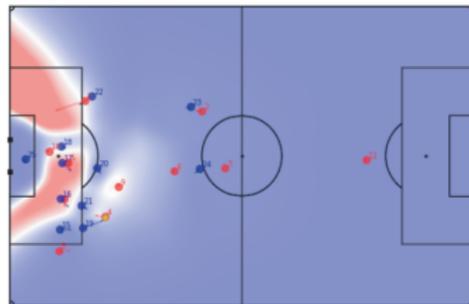


図 10 局面 2 におけるポジショニング修正システムの出力を反映した  
場合の評価を反映した図

背景

目的

提案手法 (1)

提案手法 (2)

実験結果

実験結果

結論

## 本研究の成果

- 危険エリアの特定と、守備修正の自動提案を実現しました.
- アマチュアでも高度な戦術分析が可能になる一助となります.

## 今後の課題

- 選手の最高速度や疲労度などの個別能力の反映.
- 急激な方向転換などの非現実的な挙動の抑制.