

## サッカー PK 戦におけるゲーム理論上の最適戦略とプロの戦略との差異に関する考察

小泉 昂也<sup>†</sup> 折原 良平<sup>†</sup> 清 雄一<sup>†</sup> 田原 康之<sup>†</sup>  
大須賀昭彦<sup>†</sup>

Consideration of the Gap between Optimal Strategy Based on the Game Theory and Professional Strategy in Penalty Shootout

Takaya KOIZUMI<sup>†</sup>, Ryohei ORIHARA<sup>†</sup>, Yuichi SEI<sup>†</sup>, Yasuyuki TAHARA<sup>†</sup>,  
and Akihiko OHSUGA<sup>†</sup>

あらまし 人や企業は様々な条件下で最適な行動を取るのだろうか。取らないのであればそれはなぜか。その原因を求めることは、実際の個人・企業等の理解を大きく助ける。また、ゲーム理論はスポーツや経済学そしてその他の社会科学の理解に大きく関わってきた。本研究は比較的データが集めやすく混合戦略を適用できるサッカーの PK 戦に注目し、独自の確率を考慮した利得表を作成した。その利得表を用いて PK 戦におけるキッカーの最適戦略を求め、最適戦略と実際の戦略とのズレを明らかにした。そのズレの原因を求める為にデータセット内の各データ項目についての確率分布を比較するというアプローチをした。データはインターネット動画サイトより収集した、プロ選手による 2001 年～2017 年間の世界各国の PK 戦 150 試合 (計 1539 人分) を使用した。実験結果として、最適戦略と実際の戦略との間にズレが存在することが分かった。またそのズレには国籍・スコア差の関与が示唆された。その結果から、サッカー PK 戦における最適戦略と実際の戦略との間におけるズレの原因を推定した。本手法はスポーツ分野以外への応用も期待できる。

キーワード 最適戦略, PK 戦, ゲーム理論

## 1. ま え が き

主体が他者との協力なしに自らの利益を最大化する為の戦略を「最適戦略」と本論文では定義する。経済学分野では最適投資行動 [1], スポーツ分野ではテニスにおけるサーブの最適戦略 [2] 等, 今日まで様々な分野において最適戦略を求める研究がなされてきた。

しかし最適戦略と実際の戦略が一致するかは別問題である。人や企業は対象に対する最適戦略を覚悟していても環境的・心理的要因によって最適戦略に従わない選択をすることがあるからである。つまり最適戦略と実際の戦略はズレる可能性がある。ではこのズレを引き起こす原因は何だろうか。その原因を明らかにす

ることは、人や企業の意思決定における心理状態を理解することに大きく貢献する。

本研究はサッカーの PK 戦を題材に扱う。PK 戦とは主に規定の試合時間経過後にスコア差がない場合に 5 対 5 で実施されるものである。両チームが交互に PK [3] を行いその成功数を競う。10 人終了時、決着がつかなかった場合のみ同数のキックで一方のチームが他方より多くの得点を上げるまで、それまでと同じ順序でキックを続けるサドンデス方式をとる。本研究でサッカーの PK 戦に着目した理由は三つある。まずは比較的データ収集が容易であること。次にプレイヤーの意思決定はキッカーのキック前に行われる [4] ことから混合戦略を用いたゲーム理論的アプローチを行えること。最後に PK 戦は環境的・心理的影響がパフォーマンスに大きく影響する [5] ことより最適戦略と実際の戦略が異なる可能性があることである。

本研究の流れは三つのステップに分かれている。まずは PK 戦における最適戦略を求めた。機会損失率

<sup>†</sup> 電気通信大学情報理工学研究所, 調布市  
Graduate School of Informatics and engineering, The University of Electro-Communications, Chofu-shi, 182-8585 Japan  
DOI:10.14923/transinfj.2017SAP0013

$fk_i, fg_j$  を考慮したゴールキーパー（以下 GK）の利得表を作成し、Minimax 法によりキッカーの最適戦略を明らかにした。次に、実際のデータと最適戦略とのズレの有無を調べた。最後にズレの原因を推定した。収集したデータ項目それぞれの確率分布を計算し、それらを比較することでズレに起因していると考えられる項目を抽出した。そこから PK 戦における最適戦略と実際の戦略とのズレの原因を推定した。

本論文の構成は次のとおりである。2. 手法, 3. で実験結果, 4. で考察, 5. で関連研究を説明した後 6. でむすぶ。

## 2. 手 法

### 2.1 キッカーの最適戦略の求め方

この章では、GK の利得表の作成方法とキッカーの最適戦略の求め方を説明する。ここで最適戦略とは「平均的な GK の戦略に対して最も利得が大きくなるように作成したキッカーの戦略」と定義し、プロの戦略とは「プロ選手の試合データを集計して近似的に求めたキッカーの戦略」と定義する。

#### 2.1.1 GK の利得表作成

GK の利得表の作成方法を説明する。PK 戦における GK はキッカーの動作による視覚情報に関係なく、事前情報によって戦略を決定する [4]。そしてその戦略は一般的に左・中（中央）・右で考えられる [6]。本論文においても PK 戦におけるプレイヤーの戦略をキッカーから見て左・中（中央）・右で 3 等分された 3 方向で考える。  $\pi_{ij}$  を GK の利得とする。ここで  $i, j$  はそれぞれキッカーと GK の戦略を表し、  $i, j \in \{L, C, R\}$  である。L, C, R はそれぞれ左, 中, 右を表す。

ここでキッカーと GK の戦略が同じときは得点を阻止できるので 1, 異なる場合は得点されるので 0 と単純に考えると、  $i=j$  のとき  $\pi_{ij}=1$ ,  $i \neq j$  のとき  $\pi_{ij}=0$  となる。しかし、これは GK がキッカーの戦略を読んだにもかかわらず得点を許してしまうという事象（GK にとっての利得獲得機会の損失）とキッカーが GK の読みを外したにもかかわらず得点ができない事象（キッカーにとっての利得獲得機会の損失）を考慮に入れていない。そこで本研究では機会損失率  $fg_j, fk_i$  を使用する。  $N_j^g$  を GK が  $j$  を選択しキッカーも同じ選択をした数、  $n_i^g$  を GK が  $j$  を選択しキッカーも同じ選択をしたときに得点を許してしまった数とする。同様に、  $N_i^k$  をキッカーが戦略  $i$  を選択し GK は異なる選択をした数、  $n_i^k$  をキッカーが戦略  $i$  を選択し

表 1 機会損失率を考慮した GK の利得表

Table 1 GK's pay-off matrix considered failure rate

$i \setminus j$	L	C	R
L	$1-fg_L$	$fk_L$	$fk_L$
C	$fk_C$	$1-fg_C$	$fk_C$
R	$fk_R$	$fk_R$	$1-fg_R$

GK は異なる選択をしたときに得点ができなかった数とする。このとき、機会損失率  $fg_j, fk_i$  は以下のよう定義する。

$$fg_j = \frac{n_j^g}{N_j^g}, \quad fk_i = \frac{n_i^k}{N_i^k} \quad (1)$$

機会損失率を考慮した利得表を表 1 に示す。これを考慮することでより正確な利得の計算が可能になる。

#### 2.1.2 キッカーの最適戦略

2.1.1 で作成した利得表を用いてキッカーの最適戦略を求める。まずは GK の利得の期待値  $\mu_j$  を求める。  $p_i$  はキッカーが戦略  $i$  を選択する確率とする。このとき  $j=L, C, R$  のそれぞれにおいて利得の期待値を計算する。  $j=L, C, R$  における  $\mu_j$  を比較し、最も利得の大きい戦略を GK の期待利得とし、  $x$  軸が  $p_R$ ,  $y$  軸が  $p_L$ ,  $z$  軸が  $\mu_j$  の 3 次元空間にマッピングすることで可視化する。この空間を  $\omega$  とする。

GK の期待利得に対して、Minimax 法を用いてキッカーの最適戦略を求める。Minimax 法とは主体が相手の得る利得が最小となるような戦略を選ぶ方法である。今回は最も GK の利得が小さいエリアの重心を求めることでキッカーの最適戦略を一点の座標として表す。重心は平面上における最も GK の利得が小さいエリアに対して  $0.01 \times 0.01$  のマス目を敷き、マス目の個数を合わせる方法によって求める。

#### 2.2 最適戦略とプロの戦略とのズレの求め方

本論文では最適戦略とプロの戦略とのズレ  $d$  を求める。ある条件  $z$  (e.g 3 番目で後攻のキッカー) にあてはまるキッカーの人数を  $a^z$  としたとき、  $z$  にあてはまるキッカーで戦略  $i$  を選択した人数を  $a_i^z$  とする。このとき  $\omega$  空間の条件  $z$  における  $xy$  平面上の座標は  $(\frac{a_L^z}{a^z}, \frac{a_C^z}{a^z})$  となる。ここで  $d$  を重心と  $(\frac{a_L^z}{a^z}, \frac{a_C^z}{a^z})$  の距離とする。この距離  $d$  は最適戦略とのズレを表す。

#### 2.3 ズレが引き起こされる要因の求め方

ここでは 2.2 の手法によって最適戦略とプロの戦略の間にズレがある場合、そのズレの原因を求める方法を説明する。近年スポーツデータマイニングは非常に注目されている分野であり、特に 30 億人以上の

ファンをもつ巨大市場であるサッカーに関するデータ分析は盛んに行われている [7], [8]. その中で試合の勝敗に直結する PK 戦についてプロチームが分析に力を入れることで自チームを有利にしようとするのは当然であると考えられる. 実際, 2008 年の UEFA チャンピオンズリーグにおいてドイツのバイエルンミュンヘンというチームが本研究と類似した研究である Ignacio Palacios-Huerta [6] の分析結果を用いていたことが分かっている [9]. よって本研究ではプロサッカー選手は手法は違えど本研究と類似した PK 戦における最適戦略を把握していることを前提に置く.

### 2.3.1 単項目について

まず, データセット内の各項目についての確率分布 ( $p_L, p_C, p_R$ ) を求め, 3. で求めたプロの戦略の確率分布と  $\chi^2$  乗検定によって比較し有意差の有無を調べる. ここで有意差が確認できた項目はズレを引き起こす原因であると考えられる. 次に有意差の存在した項目について重心とのズレ  $d'$  を算出する. そして 3. で求めたズレ  $d$  と  $d'$  の差を計算した.  $d-d' > 0$  のときプロの戦略よりも重心に近く, 逆に  $d-d' < 0$  のときは遠いことを示している. つまり  $d-d'$  の正負によってズレの方向を知ることができる.  $d-d' > 0$  である項目は最適戦略に比較的従うような要因に関係している可能性があると考え,  $d-d' < 0$  である項目は最適戦略により従わない要因に関係している可能性があると考えられる. この指標を考慮して該当データ項目に関して, なぜ最適戦略に近い若しくは遠い行動を行うのかを考察する.

### 2.3.2 複数データ項目について

我々はズレを引き起こす要因は一つの条件のみで決まるものだけではないと考える. つまり, 複数の条件下でのみ引き起こされるズレもあるのではないかと考える. よって本論文では複数のデータ項目におけるズレの要因の抽出も行った.

まず, データセットに対してベイジアンネットワークを構築しキッカーのキック方向に関係しているデータ項目を抽出する. 抽出項目の全組合せに対して 2.3.1 の方法でズレに起因すると考えられるデータの組合せを更に抽出し考察を行う. 尚今回はデータマイニングツールソフト Weka [10] を使用した. また学習アルゴリズムは hill climber を使用した.

## 3. 実験・結果

### 3.1 データセット

今回の使用データについて説明する. データはイン

ターネット動画サイトより筆者が目視で確認し収集した, プロ選手による 2001 年~2017 年の間の世界各国の PK 戦 150 試合 (計 1539 人分) を使用した. データは計 17 個の項目を含んでいる. 具体的には日付・観客数・チーム名・対戦相手・順番・先攻 or 後攻・開催地・キッカーの蹴った方向・GK の飛んだ方向・スコア差・キッカー情報 (選手名, ポジション, 国籍, 利き足)・GK 情報 (選手名, 国籍, 身長) である.

### 3.2 GK の利得表の作成

2.1.1 で説明した方法で GK の利得表を作成した. 本研究では利き足で確率モデルを分けた. 既存研究において右利きと左利きのプレイヤーは性格的な違い [11] が指摘され, 統計的にも PK 戦の戦略決定において明らかに異なる傾向が存在する [6] ことが分かっており, 実際本研究のデータセットにおける事前実験においても異なる傾向が見られた. よって利き足によって確率モデルを分けることは自然であると考えたためである.

まずそれぞれの利き足における機会損失率  $fg_j, fk_i$  を求める. 結果を表 2 に示す. これを使用したキッカーが右利きの場合の GK の利得表は表 3, 左利きの場合は表 4 のようになる.

### 3.3 キッカーの最適戦略

3.2 の結果からキッカーの最適戦略を求める. 2.2 の方法で各利き足について GK の期待利得を表したものが図 1 と図 2 である. 確率分布 ( $p_L, p_C, p_R$ ) はいずれか二つの確率がきまることによって決定するので図 1 と図 2 は  $p_R, p_L$  の関数として 2 次元平面で

表 2 機会損失率  
Table 2 Failuer rate.

	$fg_L$	$fg_C$	$fg_R$	$fk_L$	$fk_C$	$fk_R$
right	0.604	0.143	0.529	0.098	0.197	0.075
left	0.463	0	0.602	0.047	0.167	0.304

表 3 GK の利得表 (右利き)  
Table 3 GK's pay-off matrix (right-footed).

i \ j	L	C	R
L	0.397	0.098	0.098
C	0.197	0.857	0.197
R	0.075	0.075	0.472

表 4 GK の利得表 (左利き)  
Table 4 GK's pay-off matrix (left-footed).

i \ j	L	C	R
L	0.537	0.047	0.047
C	0.304	1	0.304
R	0.167	0.167	0.398

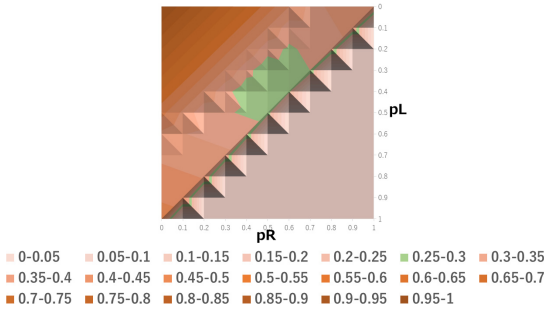


図 1 GK の期待利得 (右利き)  
Fig. 1 GK's expected value (right-footed).

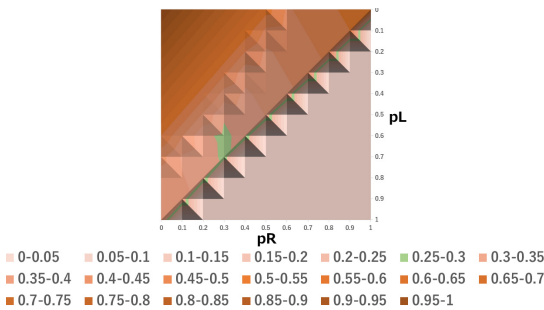


図 2 GK の期待利得 (左利き)  
Fig. 2 GK's expected value (left-footed)

表した。横軸がキッカーが右に蹴る確率  $p_R$ ，縦軸がキッカーが左に蹴る確率  $p_L$  を表し，GK の期待利得  $\mu_j$  によって色分けした。この GK の期待利得に対して Minimax 法，つまり GK の期待利得が小さくなるような戦略を選ぶ手法を用いてキッカーの最適戦略を求める。

図 1 と図 2 より， $p_R$ ， $p_L$  が共に 0 に近づくと共に右利き左利き共に GK の期待利得が増えていくことが分かる。つまり  $i=C$  の戦略をとる確率が増えるほど GK の期待利得が増える。この結果よりキッカーは中央に多く蹴るといふ戦略は避けるべきであることが分かった。逆に，緑色で着色した利得範囲 0.25-0.3 の領域において GK の利得が最も低くなっていることが分かり，Minimax 法よりこの領域がキッカーの最適戦略であると考えられる。よってキッカーの最適戦略を求める為に利得範囲 0.25-0.3 における重心を求めた結果，右利き左利きにおいてそれぞれ重心は (0.51, 0.36)，(0.30, 0.63) となった。ここでも利き足によって大きな違いが見られた。右利きは右へ，左利きは左へ多く蹴ることが最適戦略であるという結果が得られた。つまり，利き足によって最適戦略が異なるという

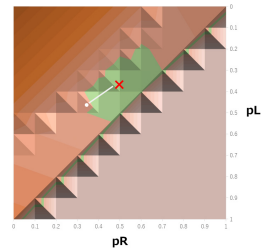


図 3 プロの戦略との比較 (右利き)  
Fig. 3 Comparison with professional strategy (right-footed).

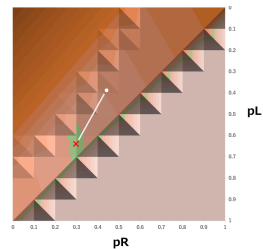


図 4 プロの戦略との比較 (左利き)  
Fig. 4 Comparison with professional strategy (left-footed).

ことが分かった。

### 3.4 キッカーの最適戦略とのズレ

ここでは実際のプロの PK 戦は最適戦略に従っているのかズレているのかを調べた。その後，各項目における確率分布を調べズレの原因を探った。

#### 3.4.1 プロの戦略との比較

データセット内の各利き足における確率分布を調べた結果，右利きは  $(p_L, p_C, p_R)=(0.47, 0.16, 0.37)$ ，左利きは  $(p_L, p_C, p_R)=(0.39, 0.16, 0.45)$  となった。これらを最適戦略上にマッピングしたものが図 3，図 4 である。

白点が各利き足における確率分布を表す。重心との距離  $d$  は右利きにおいて  $d=0.156$ ，左利きにおいて  $d=0.242$  となった。また，いずれも最適戦略領域としている期待利得 0.25-0.3 の範囲に収まらなかった。よってプロの PK 戦は最適戦略に従わないということが分かった。

#### 3.4.2 ズレの要因

ここでは単項目におけるズレの要因を抽出する。その結果を表 6 に示した。検証項目は全 28 項目である。上からポジション，国籍，開催地，先攻後攻，スコア差，チーム属性，順番，観客数，GK の身長である。スコア差はキッカーが蹴る場面における両チームのス

コア差による優勢 (Superior) 劣勢 (Inferior) を表す。なお、開催地に関してはデータ数不足を考慮し、本研究ではヨーロッパ、アフリカ、東アジア、南アメリカの4種類の地域で分けた。また、同様の理由で順番についても6, 7, 8番目を一つの項目として扱った。

有意水準1%で考えると、検証項目の中で有意差が確認できた項目は South America, Superior, Inferior の三つあった。その中で、 $d-d' < 0$  つまり最適戦略により従わない項目は South America, Inferior, また  $d-d' > 0$  つまり最適戦略に比較的従う項目は Superior であった。

次に複数項目におけるズレの要因を抽出する。データ項目に対してベイジアンネットワークを構築した結果が図5である。kick location に関連していると考えられる項目は観客数、順番、スコア差、GKの身長、先行後攻であるのでこれらの組合せを考える。なお、順番に関しては前半(13)と後半(48)に分けて検証する。有意水準1%で有意差が出たデータの組合せとその  $d-d'$  の値は表5のようになった。今回単項目も含め有意差が確認できたのは右利きのみとなった。これは左利きのデータ数が少ないことが起因していると考えられる。

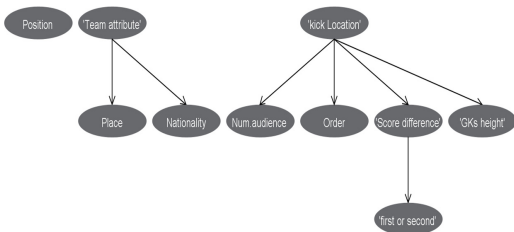


図5 ベイジアンネットワーク  
Fig.5 Bayesian network.

表5 有意差の出た組合せ

Table 5 Combination with significant difference-Combination.

Data	N	P	$d-d'$
First & Superior	145	$.34 \times 10^{-4}$	0.101
First & Inferior	134	$1.02 \times 10^{-5}$	-0.243
Second & Superior	105	$4.19 \times 10^{-5}$	0.089
Second & Inferior	134	$1.02 \times 10^{-7}$	-0.243
55000 & Inferior	128	0.007	-0.147
30000 55000 & Superior	94	$2.48 \times 10^{-4}$	0.069
30000 & Superior	95	0.001	0.108
Superior & $\geq 188\text{cm}$	139	$2.41 \times 10^{-4}$	0.131
Superior & $< 188\text{cm}$	111	$2.37 \times 10^{-5}$	0.056
Inferior & $< 188\text{cm}$	222	0.007	-0.119
4~8 & Superior	116	0.004	0.141
4~8 & Inferior	198	0.009	-0.089

## 4. 考察

3. から、右利きは右、左利きは左方向へ多く蹴ることが最適戦略であることを示している。3.4.1 よりデータセット内のプロのPK戦の確率分布は右利きは  $(p_L, p_C, p_R) = (0.47, 0.16, 0.37)$ 、左利きは  $(p_L, p_C, p_R) = (0.39, 0.16, 0.45)$  であったことから、最適戦略と実際の傾向は真逆であることが分かった。右利きにとっての左方向、左利きにとっての右方向を ‘natural direction’ [6] とする。GKは実際のキッカーの戦略をあらかじめ把握し予測できているゆえに ‘natural direction’ へのキックに対する利得が高く、逆に ‘unnatural direction’ [6] への期待利得が低くなったことが示唆された。逆にキッカーはGKに予測されていることの裏をかき、 ‘unnatural direction’ へ蹴ることが最適戦略となることが分かった。

ではなぜキッカーは最適戦略に従わないのか。それらを明らかにするために最適戦略に従うときと従わないときそれぞれの原因の解釈を考える。ここではまず解釈の前提を説明した後、解釈を考えた。

### 4.1 解釈における前提

プロサッカーチームはそれぞれスカウティングスタッフを所持し、選手は事前にスカウティングスタッフからあらゆる情報を得ていることを前提とする。スカウティングスタッフとは様々なデータを分析しその結果を選手に提供することでチームに貢献するスタッフのことである。前述したキッカーが最適戦略に従わない理由の一つ目に該当する選手はスカウティングスタッフの事前情報に従う気がない選手であるので、今回の考察の対象外とする。よって今回は事前情報に従う気が少しでもある選手について考察する。

大きなプレッシャーはキッカーに対して大きな影響を与え、正確なキックを行うことが困難になる[5]ことから、プレッシャーを受けたキッカーは自分の得意なコースに蹴るなどにより、最適戦略により従わないとする。以下にまとめる。

前提1 プロサッカー選手は所属チームのスカウティングスタッフの事前情報を参考にしている。

前提2 プレッシャーが大きい場面では最適戦略により従わない。

### 4.2 単項目に関する解釈

ここでは単項目で有意差が確認できた三つの項目に関して解釈を考える。該当項目は以下のとおりである。

Case. 1 Nationality : South america

表 6 各項目の p 値と  $d-d'$   
Table 6 p and  $d-d'$ .

Data item	type	right-footed			left-footed		
		N	P	$d-d'$	N	P	$d-d'$
Position	Striker	325	0.474	-0.046	86	0.659	-0.026
	Midfielder	585	0.930	-0.001	154	0.907	0.012
	Defender	259	0.229	0.069	118	0.616	-0.004
Nationality	Europe	571	0.725	-0.017	174	0.245	0.005
	Africa	72	0.987	-0.017	16	0.497	0.005
	East Asia	198	0.953	0.006	54	0.409	0.085
	South America	143	0.001	-0.073	78	0.315	-0.084
Place	Home	327	0.928	0.015	98	0.517	0.080
	Away	325	0.677	-0.029	106	0.730	0.007
	Neutral	526	0.931	0.011	156	0.552	-0.055
first/second kick	first	605	0.631	0.008	189	0.915	0.023
	second	573	0.596	-0.008	171	0.902	-0.025
Score difference	Superior	250	$4.65 \times 10^{-8}$	0.097	82	0.117	-0.150
	Inferior	469	$3.17 \times 10^{-4}$	-0.115	125	0.051	0.066
	Tie	459	0.990	0.003	153	0.406	0.007
Team attributes	National	360	0.553	0.037	97	0.388	-0.073
	Club	818	0.818	-0.158	263	0.772	0.028
Order	1	228	0.263	-0.003	72	0.528	-0.060
	2	235	0.459	0.019	65	0.852	0.024
	3	234	0.742	-0.023	66	0.423	-0.080
	4	211	0.315	0.010	72	0.112	0.015
	5	140	0.921	-0.008	49	0.779	-0.011
	6, 7, 8	130	0.0766	0.026	36	0.260	0.163
Audience	55000~	250	0.802	-0.026	87	0.940	0.012
	30000~55000	374	0.551	0.040	132	0.987	-0.005
	~30000	521	0.042	-0.089	138	0.952	-0.011
GK's height	height $\geq$ 188cm	642	0.579	-0.014	189	0.998	-0.003
	height $<$ 188cm	536	0.509	0.017	171	0.998	0.004

N :The number of Opservation

Case. 2 Score difference : Superior

Case. 3 Score difference : Inferior

Case. 1

E. Rienzi らは南米のサッカー選手とイングランドプレミアリーグの選手に対して走行距離や仕事率を比較し両者に有意な差が存在すると論じている [12]. その他の地域の選手では有意差が確認できなかったことから南米の選手はその他の地域の選手とは異なる思考で戦略を決定している可能性が示唆される. よって 'South america の選手は特殊な思考で戦略を決定しているため最適戦略により従わない.' と解釈した.

Case. 2, Case. 3

図 6 は Superior 時 Inferior 時における PK の成功率を表したグラフである. 優勢時の成功率は 0.77, 劣勢時の成功率は 0.69 である. P 値は 0.021 であり, 優勢時の方が成功率が高いといえる. これはスコア差によってキッカーが受けるプレッシャーが変わってくるのが起因していると考えられる. 図 6 の結果から劣勢時はプレッシャーが大きくなることが示唆された. よって前提 2 より, Case. 1 と Case. 2 は 'Superior 時はプレッシャーが少ないため最適戦略に比較的従う.'

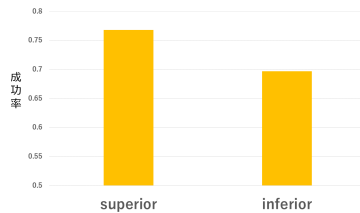


図 6 優勢時劣勢時の成功率

Fig.6 Success rate with superior and inferior.

'Inferior 時はプレッシャーが大きいため最適戦略により従わない.' と解釈した. 以下に解釈をまとめる.

解釈 1 'South america の選手は特殊な思考で戦略を決定しているため最適戦略により従わない.'

解釈 2 'Superior 時はプレッシャーが少ないため最適戦略に比較的従う.'

解釈 3 'Inferior 時はプレッシャーが大きいため最適戦略により従わない.'

#### 4.3 複数項目に関する解釈

次に複数項目に関する解釈を考える. 表 5 より,  $d-d' > 0$  の項目には Superior,  $d-d' < 0$  の項目には Inferior が必ず存在している. いずれの組合せも Superior,

Inferior 単項目における  $p$  値を下回らないことからこれらの組合せは単にスコア差の影響を受けただけであると推測できる。よって 2 項目の組合せ条件下でのみ引き起こされるズレは存在しないと考えられる。

## 5. 関連研究

この章では PK 戦に関する様々な既存研究を紹介した後、PK に対してゲーム理論でアプローチした本研究との類似研究との比較を行う。

### 5.1 PK 戦に関連する研究

PK 戦に関連する研究は様々な形で行われてきた。Geir Jordet ら [5] は世界 3 大カップ戦（ワールドカップ、UEFA チャンピオンズリーグ、コパアメリカ）における 403 キックを、大会の種類、蹴る順番、ポジション、出場時間、年齢で分けそれぞれの成功率を分析することで PK の成功に影響を与えている要素を推定した。彼らの推定結果は心理的影響が最も重要なファクターであると結論付けていた。

また、GK がどのような情報を使ってキッカーの行動を予測しているかを検証する研究もなされてきた。Zhou Peiyong ら [4] はプロの PK 映像に対して GK 経験者と未経験者における予測動作の違いを検証した。結果は GK 経験者は目の前の視覚情報に依存しないことが示唆された。つまり GK はキッカーの動作に関係なく、事前情報（ポジション、利き足等）で戦略を決定しているということである。本研究もこの前提を用いて行った。しかし、Savelsbergh [13] は視覚情報も必要だと論じている。こちらも GK 経験者と未経験者に対して、オランダリーグのプロチームのユース選手の蹴った PK 映像を用いて方向予測を行った。その結果、早い時間では頭部、その他の時間では足・ボールに視線を集めていることからこれらの視覚情報が重要な要素であると結論付けていた。しかし、この実験は視線を集めているだけで判断材料にしているという証明にはならないので、PK という一連の流れで GK が自然に見る位置がたまたまそこだったのではないかとという反論の余地がある。よって視覚情報で戦略が決定しているとは断言できないと考える。

### 5.2 ゲーム理論的アプローチ

Ignacio Palacios-Huerta [6] はプロサッカーの試合 1417 本に対して、混合ナッシュ均衡によるキッカーの戦略の理論値と実際の戦略の理論値が一致したという結論を出した。これは本論文の「ゲーム理論上の最適戦略と実際の戦略がズレた」とは異なる結論である。

しかし、Ignacio Palacios-Huerta の研究では PK 戦ではなく規定時間内における PK のみ扱っており、それゆえに PK の各イベントは互いに影響されずそれぞれ独立の意思決定がなされることを前提に置いていた。しかし PK 戦を扱うとなるとそれは難しい。PK 戦は連続して PK イベントが行われ、スコアの優劣など心理的・環境的要因が戦略に影響してしまうからである。また、この研究では本論文でも触れたが戦略を 2 種類 ‘natural direction’ ‘unnatural direction’ のみで考えている。つまり  $i, j = C$  を unnatural direction によって一括で考慮してしまっている。対して 3 方向を考慮している本論文はより正確な戦略を扱っており精度が高いと考える。

## 6. むすび

本研究では Minimax 法によりサッカー PK 戦におけるキッカーの最適戦略を明らかにした。次に、プロの戦略と最適戦略とのズレの有無を調べ、ズレに起因していると考えられる項目を抽出した。その後ズレの原因を推定した。検証した結果、ズレには国籍・スコア差の関与が示唆された一方で、二つの条件の組合せがズレの要因とはならないことが考えられた。本手法はその他の分野の最適手法への応用が期待できる。今後は、データ数を増やし、左利きにおいても有意差を確認できるようにし、また三つ以上のデータ項目の組合せを考えることで更なる知見を得たい。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 JP16K12411, JP17H04705 の助成を受けたものです。本研究を遂行するにあたり、研究の機会と議論・研鑽の場を提供して頂き、御指導頂いた国立情報学研究所/東京大学本位田真一教授をはじめ、活発な議論と貴重な御意見を頂いた研究グループの皆様へ感謝致します。

## 文 献

- [1] I. Kaysi and N. Nehme, “Optimal investment strategy in a container terminal: A game theoretic approach,” *Maritime Economics & Logistics*, vol.18, no.3, pp.250–263, 2016.
- [2] D. Gale, “Optimal strategy for serving in tennis,” *Mathematics Magazine*, vol.44, no.4, pp.197–199, 1971.
- [3] Zurich, “Laws of the Game 2016/17,” The International Football Association Board, 2016.
- [4] Z. Peiyong and K. Inomata, “Cognitive strategies for goalkeeper responding to soccer penalty kick,” *Percept Mot Skills*, vol.115, no.3, pp.969–983, 2012.
- [5] G. Jordet, E. Hartman, C. Visscher, and K.A.P.M.

Lemmink, "Kicks from the penalty mark in soccer: The roles of stress, skill, and fatigue for kick outcomes," J. Sports Sciences, vol.25, no.2, pp.121-129, 2007.

- [6] I. Palacios-Huerta, "Professionals play minimax," Review of Economic Studies, vol.70, no.2, pp.395-415, 2003.
- [7] Y. Yang, S.-C. Chen, and M.-L. Shyu, "Temporal multiple correspondence analysis for big data mining in soccer videos," Proc. IEEE International Conference on Multimedia Big Data, pp.64-71, 2015.
- [8] M. Wagenaar, E. Okafor, W. Frencken, and M.A. Wiering, "Using deep convolutional neural networks to predict goal-scoring opportunities in soccer," ICPRAM, pp.448-455, 2017.
- [9] S. Kuper and S. Szymanski, "Soccernomics: Why England Loses, Why Germany and Brazil Win, and Why the U.S., Japan, Australia, Turkey—and Even Iraq—Are Destined to Become the Kings of the World's Most Popular Sport," J. of Sports Sciences, vol.25, no.2, pp.121-129, 1971.
- [10] I.H. Witten and E. Frank, DATA MINING, Morgan Kaufmann Publishers, pp.187-199, pp.365-425, 2005.
- [11] S. Dane and M.A. Sekertekin, Differences in Handedness and Scores of Aggressiveness and Interpersonal Relations of Soccer Players, Nation Books, 2009.
- [12] E. Rienzi, B. Drust, and T. Relly, "Investigation of anthropometric and work-rate profiles of white South American international soccer players," J. Sports Medicine and Physical Fitness, vol.40, no.2, pp.162-169, 2000.
- [13] G.J.P. Savelsbergh, A.M. Williams, J. Van der Kamp, and P. Ward, "Visual search, anticipation and expertise in soccer goalkeepers," J. Sports Sciences, vol.20, pp.279-287, 2002.  
(平成 29 年 12 月 23 日受付, 30 年 3 月 15 日再受付,  
6 月 1 日早期公開)



小泉 昂也

1992 年生。2016 年電気通信大学情報理工学部先進理工学科卒。同年電気通信大学情報理工学研究科情報学専攻入学。主としてゲーム理論・機械学習を用いたスポーツデータマイニングの研究に従事。



折原 良平

1988 年筑波大学大学院工学院研究科電子・情報工学専攻博士前期課程修了。同年、(株)東芝入社。現在、同社研究開発センターアナリティクス AI ラボラトリーに勤務。1993~95 年 University of Toronto, Department of Industrial Engineering 客員研究員。2010 年より電気通信大学情報システム学研究科客員教授。発送支援技術, 類推, 機械学習, データ・テキストマイニングの研究に従事。2009 年度人工知能学会論文賞, 2010 年度人工知能学会功労賞, 2012 年度情報処理学会活動賞受賞。2015 年度情報処理学会フェロー。2017 年より人工知能学会副会長。博士 (工学)。



清 雄一 (正員)

1981 年生。2009 年東京大学大学院情報理工学系研究科博士後期課程修了。同年 (株)三菱総合研究所入社。同社情報技術研究センター, 金融ソリューション本部等に所属。2013 年電気通信大学。現在, 同大学大学院情報理工学研究科助教。博士 (情報理工学)。エージェント, ソフトウェア工学, プライバシー保護技術等の研究に従事。2016 年度土木学会水工学論文賞, 情報処理学会論文賞受賞。情報処理学会, 電子情報通信学会, 日本ソフトウェア科学会, IEEE Computer Society 各会員。



田原 康之

1966 年生。1991 年東京大学大学院理学系研究科数学専攻修士課程修了。同年 (株)東芝入社。1993~1996 年情報処理振興事業協会に出向。1996~1997 年英国 City 大学客員研究員。1997~1998 年英国 Imperial College 客員研究員。2003 年国立情報学研究所着任。2008 年より電気通信大学准教授。博士 (情報科学) (早稲田大学)。エージェント技術, 及びソフトウェア工学などの研究に従事。情報処理学会, 日本ソフトウェア科学会会員。





大須賀昭彦 (正員)

1958年生。1981年上智大学理工学部数学科卒。同年(株)東芝入社。同社研究開発センター、ソフトウェア技術センター等に所属。1985～1989年(財)新世代コンピュータ技術開発機構(ICOT)出向。2007年より電気通信大学。現在、同大学大学院情報理工学研究科教授。2017年より同大学大学院情報システム学研究科研究科長併任。2012年より国立情報学研究所客員教授兼任。工学博士(早稲田大学)。情報処理学会フェロー。ソフトウェア工学、エージェント、人工知能の研究に従事。1986年度及び2016年度情報処理学会論文賞、2013年度人工知能学会研究会優秀賞、2014年度同学会功労賞受賞。IEEE Computer Society Japan Chapter Chair, 人工知能学会理事, 日本ソフトウェア科学会理事, 同学会監事等を歴任。情報処理学会, 電子情報通信学会, 人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, 電気学会, IEEE Computer Society 各会員。