

Web 検索キーワードログと重回帰分析を用いた サッカーの試合検索システム

久保田 岬[†] 北山 大輔[†]

[†] 工学院大学情報学部 〒163-8677 東京都新宿区西新宿1丁目24-2

E-mail: †shikon11@ymobile.ne.jp, ††kitayama@cc.kogakuin.ac.jp

あらまし 2020年の東京オリンピックを控え、スポーツ観戦に対する需要はますます高まると考えられる。あるスポーツに興味を持った場合、そのスポーツの過去の試合の中から、面白い試合や注目を集めた試合を検索したいという要求が出てくると考えられる。注目を集めた試合があった場合、その試合に関するキーワードによるWeb検索数も多くなると考えられる。そこで我々は、試合に関するキーワードの検索数を目的変数、試合に関する各種データを説明変数とした重回帰分析を行うことで、試合の魅力モデル化する手法を提案する。本研究では、サッカーの試合を題材とし、試合に関するキーワードの検索数としてGoogleトレンド、試合のデータとしてFootball Labを用いる。また回帰モデルを用いて試合を検索するシステムを構築する。

キーワード Football LAB, Googleトレンド, 重回帰分析, サッカー

1. はじめに

2020年には東京オリンピックが控えスポーツに観戦に対する需要はますます増えていくと考えられる。注目を集める試合や面白い試合が行われたら、あの試合をもう一度見たいという要求が出てくると考えられる。例えば、2010年に南アフリカで行われたFIFAワールドカップを例に説明する。岡田監督が率いる日本代表は、ワールドカップに出場した。グループリーグでは、オランダに敗れるが、カメルーン、デンマークを倒し決勝トーナメントに進出した。決勝トーナメントでは強豪パラグアイにPK戦の末敗れ敗退となった。しかし、このパラグアイ戦はサッカーファンはもちろんのこと、多くの人の頭の中に残っていると考えられる。このように注目を集めた試合は、もう一度見たいという要求が出てくると考えられる。またそういった要求に対し、過去の試合を適切に検索できることが重要になる。

一方、このような注目を集める試合や面白い試合が行われると、Webを用いて情報を得ようとする人が多く、試合が行われた日付近では、関連する検索キーワードによる検索数も多くなると考えられる。そこで本研究では、試合に関するキーワードの検索数を目的変数、試合に関する各種データを説明変数とした。重回帰分析を行うことで、試合の魅力モデル化する手法を提案する。

本論文の構成は以下の通りである。2節では使用するサッカーの試合データについて述べる。3節では提案手法である回帰モデルの生成について述べる。4節では回帰モデルを生成する実験とその評価について述べる。5節では関連研究について述べる。6節では本論文のまとめと今後の課題について述べる。

2. 使用するサッカーの試合データ

この章では、本研究で取り扱うFootball LAB^(注1)のデータを説明をする。Football LABには、2012年から現在に至るまでの日本のプロサッカーリーグであるJリーグの試合のデータが記録されている。日本のプロリーグであるJリーグには、J1, J2, J3と3つのカテゴリに分かれており、現在J1(18チーム), J2(22チーム), J3(17チーム)と全57チームある。すべてのチームデータが2012年からあるわけではなく、チームは加盟した年に行った試合からデータが記録されている。

Football LABには4つの特徴がある。1つ目は、Jリーグ所属の全チームについて、シーズンサマリー、マッチレポート、マッチプレビュー、フォーメーションなどが記載されており様々な詳細が記録されている。2つ目は、オリジナルの評価指標となるチャンスピルディングポイントを開発しており、チームや選手の評価が行われている。どのチームが効果的な攻撃をしているのかなどがわかるようになっている。3つ目は、2014年にPlaying Style指標が開発され、各選手ページとリーグサマリーページに公開されている。各選手のプレーデータから決定力、シュート力、パスレスポンス力、パスチャンス力、クロスチャンス力、ドリブルチャンス力、ビルドアップ力、敵陣空中戦、自陣空中戦、守備力、ボール奪取力の計11項目を20段階で算出し、選手のプレースタイルが分かりやすく表現されている。4つ目は、2017年にチームスタイル指標が開発され、各チームページとリーグサマリーページに公開されている。チームのプレーデータから算出したセットプレー、サイド・中央攻撃、カウンター、ポジションに加え、トラッキングデータからコンパクトネス、最終ライン、ハイプレスなどの新しいデータも記載されている。

(注1): 「FootBall LAB」<http://www.football-lab.jp/>

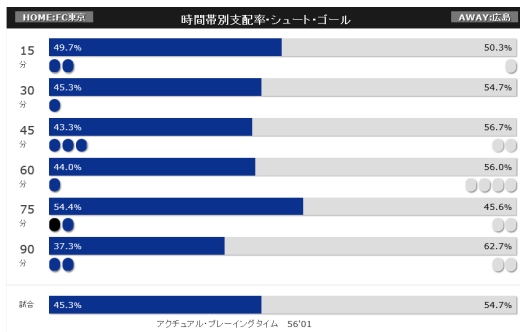


図1 時間別支配率・シュート・ゴール

HOMEFC鹿島		チーム・スタッツ		AWAY広島	
成功率	総数		総数	成功率	成功率
9.1%	11	シュート	11	0.0%	
-	3	枠内シュート	3	-	
-	0	PKIによるシュート	0	-	
78.1%	439	パス	528	81.3%	
8.3%	12	クロス	20	30.0%	
-	18	直接FK	15	-	
-	1	間接FK	2	-	
-	3	CK	3	-	
95.0%	20	スローイン	23	91.3%	
50.0%	8	ドリブル	24	66.7%	
61.9%	21	タックル	12	75.0%	
-	26	クリア	17	-	
-	4	インターセプト	2	-	
-	2	オフサイド	1	-	
-	1	警告	0	-	
-	0	退場	0	-	
-	41	30mライン進入	36	-	
-	114.226km	総走行距離	110.969km	-	
-	146	スプリント回数	117	-	

図2 チームスタッツ

本研究では上記にあげた集約された特徴ではなく、試合の生データとして、時間別支配率・シュート・ゴールとチーム・スタッツのデータを取り扱う。図1^(注2)は時間別支配率・シュート・ゴールのデータが記録されている部分で15分間隔で支配率が記録されている。各時間ごとの支配率の下にある丸はシュートの本数である。また黒丸はゴールである。図2^(注3)はチームスタッツのデータである。各項目の1試合での総数と成功率が記録されている。使用する試合に関するデータは以下のとおりである。

15分、30分、45分、60分、75分、90分における時間別支配率・シュート・ゴールデータと支配率の全19個。チームスタッツデータである、シュート、シュート率、枠内シュート、PKIによるシュート、パス、パス率、クロス、クロス率、直接FK、間接FK、CK、スローイン、スローイン率、ドリブル、ドリブル率、タックル、タックル率、クリア、インターセプト、オフサイド、警告、退場、トラッキングデータである、30mライン進入、走行距離、スプリント回数の全25個のデータ。

3. 提案手法

3.1 Googleトレンドを用いた検索キーワードログ

本研究ではGoogleトレンド^(注4)を利用し検索数を目的変数とする。Googleトレンドとは、Googleであるキーワードがどれだけ検索されているかをグラフ化し、データで確認すること

(注2): 「Football LAB」<http://www.football-lab.jp/fctk/report/?year=2017&month=04&date=30>

(注3): 「Football LAB」<http://www.football-lab.jp/fctk/report/?year=2017&month=04&date=30>

(注4): 「Googleトレンド」<https://trends.google.co.jp/trends/>

ができるツールである。またGoogleトレンドでの検索結果は一週間ごとのデータを得られ、最大値を100とした相対値が得られる。本研究では魅力のある試合が行われた時、検索数も上がると考えた。

例えば、浦和レッズ対ガンバ大阪の試合の試合が行われ、観客を魅了した良い試合を行った時、浦和レッズとガンバ大阪のWebでの検索数は多くなると考えられる。魅力のある試合には、試合で起こったプレーが影響を及ぼしていると考えられる。そのため説明変数として、プレー内容を試合データとして用い、Googleトレンドで得られる、試合に関するキーワードの検索数を目的変数として用いる。行われた試合、つまり2チームをGoogleトレンドの検索欄に入力し、データとして表された検索数を取得する。一週間区切りのデータであるため、試合が行われた日が含まれている区間を使用する。

検索数の取得は2つの手法で行う。1つ目は対戦した2チームのみをGoogleトレンドの検索欄に入力しデータの取得を行うものである(相対値取得)。この手法では対戦相手によって検索数の値は大きく変化する。2つ目は最大値を取るチームを基準とし検索数の取得を行うものである(絶対値取得)。この手法では対戦相手によって検索数の値は変化しない。ここでは鹿島アントラーズを基準とし、検索する際に鹿島アントラーズを必ず含ませデータの取得を行う。

3.2 重回帰分析

サッカーの試合データを説明変数、Googleトレンドで得られる検索数を目的変数として、重回帰分析を行う。重回帰分析にはExcel2013を用いて行った。

重回帰分析を行う際、余分な変数があると分析がうまくいかないため、変数を減少する必要がある。現段階では、44個あるので説明変数の選択の必要がある。まず各変数の相関係数を求め閾値以上のものについては、代表変数を決める。次に本研究では説明変数を決める手法として、ステップワイズ法を用いる。ステップワイズ法とは属性を1つずつ追加しながら、決定係数が上昇するものを探し、P値が0.05以上になるものを削除するというやり方である。

重回帰分析を行う際、2つの手法で分析を行う。1つ目はチームごとのデータで分析を行うものである(チーム分析)。代表変数の相関係数の閾値は0.3とし、ステップワイズ法では、それぞれの変数を独立して扱った。表1はチーム分析に用いるデータの例である。

2つ目はチームごとではなく、対戦した2チームのデータを1つにまとめるというやり方で分析を行うものである(試合分析)。対戦したチームの各変数のデータの最大値と差を出し1つにまとめて分析を行う。最大値側のデータの相関係数が0.25以上の場合に代表変数を決めるものとする。ステップワイズ法では、最大値と差を一緒に追加、消去しながら、決定係数が上昇するものを探し、最大値側のデータのP値が0.05以上になるものを削除する手法で分析を行う。表2は試合分析に用いるデータの例である。

3.3 回帰モデルを用いた試合検索

サッカーの試合はただ単純にシュート数が多ければいいわけ

表 1 チーム分析に用いるデータの例

チーム名	シュート	パス	クリア	...
東京	11	439	26	...
広島	11	528	17	...

ではない。いくらシュート数が多くても得点が入らなければ面白い試合といえないと考えられる。つまり、試合として面白いものということも暗黙的な条件に入っていると考えられる。回帰モデルを用いることで、どのような試合データでも検索数を予測でき、ユーザが検索したい属性値に予測検索数をかけてあげることによって目的属性を満たした試合のランキングを作ることができる。

4. 実 験

4.1 実験概要

Football LAB に記載されている 2016 年の J1 リーグの試合データ全 298 試合を使用し重回帰分析を行った。検索数の取得と回帰分析の組み合わせは、4 種類あるが、ここでは (相対値取得, チーム分析) と (絶対値取得, 試合分析) について実験を行った。

実験 1(相対値取得, チーム分析): 目的変数は Google トレンドの検索数を使用するため、全 298 試合のチーム名を入力し、総計 596 チーム分の検索数を取得した。まず、説明変数の削減について述べる。相関係数を求めた結果、表 3 のように代表変数を決定した。次に代表変数に対してステップワイズ法にて決定した変数を表 4 にまとめる。なお重決定係数 R^2 は 0.172 となった。

実験 2(絶対値取得, 試合分析): 目的変数は Google トレンドの検索数を使用するため、全 298 試合のチーム名を入力し、総計 596 チーム分の検索数を取得した。なお対戦したチーム同士の検索数は足したものを使用した。説明変数は対戦した 2 チームのデータをひとつにまとめた。対戦したチームの各項目の最大値と差を説明変数とした。相関係数を求めた結果、表 5 のように代表変数を決定した。表 6 にまとめる。なお重決定係数 R^2 は 0.164 となった。

生成した重回帰モデルを平均二乗誤差で評価した。モデル生成に用いた 2016 年の試合データと評価用の 2017 年の試合データを用いる。平均二乗誤差は、実際の検索数とモデルによる予測検索数から求める。結果は表 7 のようになった。

4.2 考 察

まず、実験 1(相対値取得, チーム分析) と実験 2(絶対値取得, 試合分析) において平均二乗誤差を出し評価を行ったことについて述べる。表 7 を見てみると、実験 1 よりも実験 2 の方が誤差が少なくなっている。これは実験 1 の相対値取得の影響が要因の一つとして考えられる。相対値取得では対戦チームによって検索数が大きく変化する。例えば、同じような試合内容でも、対戦するチームの人気によって目的変数である検索数が大きく変わる。次に、チーム分析と試合分析を比較する。目的変数である検索数は、あるチームの試合内容だけでなく対戦チームの試合内容の影響を受けていると考えられる。そのため 2 チーム

の対戦データを一緒に扱う試合分析が適していると考えられる。また実験 1 と実験 2 では 2016 年より 2017 年の方が誤差が大きくなっている。これは 2016 の回帰モデルを基に分析を行っているため自然な結果である。実験 1 と実験 2 では、2016 年と 2017 年のどちらも誤差は出ている。そのため誤差が大きくなる要因を調べてみると、試合内容以外の所で影響を及ぼしていることが考えられた。具体的にはホームの開幕戦やエースの復帰、ダービー戦などの時は誤差が大きくなっていることが確認できた。このことより、今回生成した回帰モデルによる予測検索数は試合内容のみから予測されるものであり、試合以外の要素の影響を受けにくいといえる。そのため純粋に試合内容の魅力を表現できる可能性がある。

最後に説明変数の決定について述べる。実験 1 では、表 4 の係数を見るとオフサイドと走行距離の係数の絶対値の値が高い。サッカーにおいて、オフサイドが起こるということは、相手のディフェンスラインの裏にパスが出てるということになり、相手ゴールに攻めているということになる。つまり縦にパスが出ているということになり、ゴールが決まる可能性が増えるので見ていて面白い。また係数の絶対値が高いのではないのかと考えられる。走行距離の絶対値の値が高いのもよく走っているチームの方が見ていて面白いと考えられる。選手たちが動くことによって、ボールの動きも増えパスコースなども増え見ていて面白いのではないのかと考えられる。実験 2 においてもオフサイドの最大値と走行距離の最大値の係数の絶対値の値が高い。オフサイドは攻撃をしている時に起こりうることで、オフサイドがなければ得点のチャンスだったとも考えられる。走行距離は確かに見ての方からしても、選手がよく走るということ、その分ボールも動いていると考えられるので、走行距離が多い方が見ていて面白いと考えられる。つまりサッカーにおいてオフサイドと走行距離によって魅力を表現するのは妥当である。また、これらの係数が大きくなる検索数を試合の魅力を示す目的変数として用いるのは妥当であると考えられる。

4.3 回帰モデルを使用した試合検索

本研究では回帰モデルを生成することによって予測検索数を出した。ユーザがシュートが多い試合を見たいという要求を出してきた時に、それに対し予測検索数を加えることによってユーザの目的を満たした試合検索を行うことができると考えている。本節ではシュート数が多い試合を検索したい場合を仮定し、検索結果を示し考察する。Football Lab の 2016 年の試合データを使用し、1 位~10 位までのランキングを作成した。また実験 2 で生成した回帰モデルを用いた。表 8 はシュート数に予測検索数をかけることによって出された値で、ユーザの目的を満たし、かつ魅力のある試合と考えられるランキングを作成した。表 8 中の S 順位はシュート数のみの時の順位である。また、スコアは、シュート数×予測検索数の値である。S 順位で 1 位の浦和 VS 大宮がスコアでは 4 位となった。逆に S 順位で 4 位であった川崎 VS 柏はスコアで 1 位の結果となった。S 順位で上位の試合がこのようにスコアで 4 位になってしまった要因として、シュートはよく打っているが得点が入っていない、他の試合より走行距離やパスの回数が少ないなどが考え

表 2 試合分析に用いるデータの例

試合	シュート (最大値)	シュート (差)	パス (最大値)	パス (差)	クリア (最大値)	クリア (差)	...
東京 VS 広島	11	0	528	89	26	9	...

表 3 実験 1 での代表変数

代表変数	所属変数
シュート	15 分, 30 分, 45 分, 60 分, 75 分, 90 分の各シュート, シュート率
パス	パス率, 支配率, 30m 進入,
オフサイド	なし
スローイン	クロス
インターセプト	なし
走行距離	なし
スプリント	なし
ドリブル率	なし
クロス率	なし
30 分支配率	なし
警告	なし
退場	なし
クリア	ドリブル, クロス
直接 FK	なし
間接 FK	なし
スローイン率	45 分支配率
90 分ゴール	15 分, 30 分, 45 分, 60 分, 75 分の各ゴール

表 4 実験 1 で生成した重回帰モデル

変数	係数	P 値
パス	0.016	0.029
オフサイド	1.123	0.005
スローイン	-0.407	8.58E-05
インターセプト	-0.698	0.045
走行距離	0.957	8.21E-09
スプリント	-0.110	0.000
ドリブル率	0.133	0.003
クロス率	-0.139	0.023
30 分支配率	0.230	0.008

表 5 実験 2 での代表変数

代表変数	所属変数
パス	15 分, 30 分, 45 分, 60 分, 75 分, 90 分の各支配率, 支配率, パス率
シュート	15 分, 30 分, 45 分, 60 分, 75 分, 90 分の各シュート, 30m 進入
オフサイド	間接 FK
走行距離	スプリント
15 分ゴール	30 分, 45 分, 60 分, 75 分, 90 分の各ゴール
シュート率	なし
PK	なし
クロス率	なし
直接 FK	なし
ドリブル率	なし
タックル	なし
タックル率	なし
インターセプト	なし
警告	なし
退場	なし

られる。そのため予測検索数も低くなりスコアでは順位が低くなったのではないのかと考えられる。S 順位が 4 位でスコアが 1 位の川崎 VS 柏の試合では、走行距離やパス回数なども多く、得点数も多かった。そのため予測検索数を加えたランキングで上位になったのではないのかと考えられる。このように予測検索数を用いることで、検索要求を満たした上で見どころのある試合を検索できると考えられる。

表 6 実験 2 で生成した重回帰モデル

変数	係数	P 値
パス (最大値)	0.041	0.001
パス (差)	-0.024	0.030
シュート (最大値)	-0.710	0.027
シュート (差)	-0.084	0.031
オフサイド (最大値)	0.923	0.048
オフサイド (差)	-0.436	0.008
走行距離 (最大値)	1.927	2.481E-06
走行距離 (差)	-0.730	0.004
直接 FK(最大値)	-0.358	0.009
直接 FK(差)	1.557	0.027
タックル (最大値)	-1.057	0.003
タックル (差)	0.094	0.029
インターセプト (最大値)	-1.086	0.040
インターセプト (差)	1.070	0.461

表 7 平均二乗誤差

年	実験 1	実験 2
2016	272.54	81.20
2017	559.09	131.67

表 8 シュート数×予測検索数ランキング

順位	S 順位	試合	シュート数	予測検索数	スコア
1	4	川崎 vs 柏	38	84.56	3213.43
2	3	大宮 vs 湘南	38	84.00	3192.11
3	5	G 大阪 vs 湘南	37	85.57	3166.16
4	1	浦和 vs 大宮	42	72.44	3042.48
5	7	広島 vs 福岡	36	80.93	2913.55
6	6	湘南 vs 横浜	37	78.13	2890.81
7	2	仙台 vs 広島	40	69.52	2780.60
8	10	仙台 vs G 大阪	34	75.11	2553.57
9	9	浦和 vs 仙台	34	69.63	2367.56
10	8	浦和 vs 甲府	35	66.30	2320.54

5. 関連研究

試合のデータ分析に関する研究では、トラッキングデータを用いることが多い。加藤 [1] は自動追尾機能を用いることによって、目では追うことのできないデータのトラッキングデータやプレーデータを取得を行っている。それらを用いてチーム強化になる情報などを提供しデータ分析技術の向上につめている。出原ら [2] はトラッキングデータを取得する際、プレーヤー個人にデバイスをつけトラッキングデータを取得する手法と外部からプレーヤーのトラッキングデータを取得する手法を考え、入手容易なデバイスを利用してトラッキングシステムの構築を目指している。伊藤ら [5] はサッカーにおいて選手のトラッキングデータを取得する際、膨大なコストがかかってしまう。そのため、地磁気センサや、角速度センサを用いて、走行やジャン

プなどオフザボールの時の動作の分析を行う。本研究では、このようなトラッキングデータを用いることで、試合の魅力に繋がるより細かいプレーを分析できるようになると考えている。

次に、試合の分析方法やその応用について紹介する。三井ら[3]はバスケットボール選手のプレーデータである、パスした位置、シュートした位置などのデータを可視化し、選手同士の特徴を比較することが可能なアプリケーションを開発した。大城ら[4]はサッカーにおいて、試合中に起こったプレーや自身のイベント、プレーに関するイベントの検索を行う為に、シーケンスを用いて各時間になにが起こったのかを表現した。権藤ら[6]は仮想空間内のオブジェクトが時間軸情報と同期して動く複数視点環境を提案し、それらを用いて、ユーザにより現実に近い試合のイメージを持たせ、有用な戦略分析を支援しチーム強化に望んでいる。河村[10]はサッカーの戦術や攻撃の方法として重要視されているパスに着目しどのようなパスが有効なのかを検討している。DFラインの裏に出るパスやくさびのパスの成功率などを基に有効なパスについて分析している。

白鳥ら[7]は過去に行われたサッカーの試合などを用いて、Web上やSNSで勝ち負けを知ってしまった時、それが観戦者にどのような影響を及ぼしているのかを分析している。泉ら[8]は2015年から採用されたリーグが導入する2ステージ+ポストシーズン制度についてシミュレーションを行っている。河合ら[9]はJリーグの観客数がどのような要因で影響を及ぼしているのかを分析する研究を行っている。

サッカーの試合データは主として試合内容の分析に用いられている。本研究では、試合内容として、試合が目される要因の分析を行い、それを試合の検索に応用する点で異なる。

6. ま と め

本研究では試合の魅力モデル化する手法を提案するという事で重回帰分析を行った。代表変数を決め、ステップワイズ法を用いて回帰モデルを生成した。回帰モデルは試合の魅力表現できる属性が選ばれた。実験1(相対値取得, チーム分析)と実験2(絶対値取得, 試合分析)により, 実験1の相対値取得では, 対戦チームによって検索数が大きく変化するため絶対値取得が適切であることを確認した。またチーム分析と試合分析では, あるチームの試合内容だけでなく対戦チームの試合内容の影響を受けているため2チームの対戦データを一緒に扱う試合分析が適していることを確認した。実験2で生成された回帰モデルを使用し, ランキングを作成することによって, ユーザの目的も満たした魅力のある試合検索を行った。

今後の課題として, 本稿で行っていない相対値取得と試合分析, 絶対値取得とチーム分析の組み合わせで実験することで, それぞれの性質を明らかにする。それに加え本研究で試合の魅力に含まれなかった属性についても考えていく必要がある。本研究では重回帰分析を用いて実験を行ったが, 他の手法を組み合わせることでより正確な実験を行う。また検索システムとして構築し, 被験者を用いて評価する必要がある。さらに, 他のスポーツに対して適用することでより一般化する。

謝辞 本研究の一部は, 平成29年度科研費若手研究(B)(課題番号:15K16091)によるものです。ここに記して謝意を表すものとします。

文 献

- [1] 加藤健太, サッカーにおけるデータ分析とチーム強化, 電子情報通信学会, 通信ソサイエティマガジン, Vol.10, No.1, pp.29-34, 2016
- [2] 出原至道, 福角有敏, 杉田文章, フットサルにおけるプレイヤーデータの収集システム, 経営・情報研究, 多摩大学研究紀要, pp.231-234, 2016
- [3] 三井隆正, 塩澤秀和, プロバスケットボール選手の特徴の比較のための可視化, 研究報告グループウェアとネットワークサービス, pp.1-6, 2017
- [4] 大城英裕, 橋本賢一, 西島恵介, サッカー競技におけるシーン検索のためのプレーイベントの洗い出し, 第63回全国大会講演論文集, pp.223-224, 2001
- [5] 伊藤大晃, 後藤佑介, マルチセンサを用いたサッカー選手の動作分析システムの提案, 研究報告高度交通システムとスマートコミュニティ, pp.1-8, 2016
- [6] 権藤聡志, 樽川香澄, 井上智雄, 岡田謙一, トラッキングデータを可視化したサッカーの戦略分析支援システム, 情報処理学会論文誌デジタルコンテンツ, Vol.2, No.1, pp.8-15, 2014
- [7] 白鳥裕士, 中村聡史, 小松孝徳, サッカーのネタバレが観戦者の態度に及ぼす影響, 研究報告エンタテインメントコンピューティング, pp.1-8, 2017
- [8] 泉武志, 小中英嗣, J1リーグ2ステージ+ポストシーズン制度の統計的分析, 日本オペレーションズ・リサーチ学会和文論文誌, pp.21-37, 2016
- [9] 河合慎祐, 平田竹男 Jリーグの観客数に影響を与える要因に関する研究, スポーツ産業学研究, pp.11-19, 2008
- [10] 河村直樹, サッカーにおける縦パスを用いた攻撃展開についてのゲーム分析, 大阪体育大学紀要, pp.126, 2006