

Jリーグ試合終了後の会場周辺人流に 影響を及ぼす要因の統計解析

山下 洋史¹・吉田 広顕²・西 智樹³・原 祐輔⁴

¹非会員 東京大学特任研究員 次世代知能科学研究センター (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

E-mail: hiroschi-yamashita@g.ecc.u-tokyo.ac.jp (Corresponding author)

²非会員 豊田中央研究所 (〒 112-0004 東京都文京区後楽 1 丁目 4-14 後楽森ビル 10 階)

E-mail: h-yoshida@mosk.tytlabs.co.jp

³非会員 豊田中央研究所 (〒 480-1192 愛知県長久手市横道 41-1)

E-mail: nishi@mosk.tytlabs.co.jp

⁴正会員 東北大学准教授 大学院情報科学研究科 (〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-06)

E-mail: hara@tohoku.ac.jp

大規模イベントの内容や会場の特徴が周辺施設付近での滞在時間に与える影響を調べるために、全国のスタジアムで行われる Jリーグの公式試合に着目し、イベントが周辺の人流に及ぼす影響を解析した。天候や勝敗、試合会場に加え、試合中に得点が発生した時刻に基づく試合経過をダミー変数として、「モバイル空間統計」から得られるスタジアム周辺の観客滞在時間を目的変数として回帰分析した。その結果、試合結果に加え、逆転勝ち、大差負けなど試合内容が人流に影響を及ぼしていることを定量的に示した。また、会場立地の影響にも着目し、周辺の商業地や鉄道駅などの地理的条件により試合後の会場周辺の人流を説明する数理モデルを構築した。

Key Words: Crowd behavior analysis, J.League, Mobile spatial statistics, mathematical model, Bayesian inference

1. はじめに

大型施設によるスポーツや公演、大規模展示会や商業見本市などのイベントは、開催都市訪問者数の増加や開催都市の経済振興策として、都市経営や都市マーケティングの観点から重要視されている。近年ではラグビーワールドカップが開催され観客動員数は 170 万 4,443 人にのぼり、ラグビーへの関心が高まっただけではなく、会場周辺地域経済の活性化に繋がった¹⁾。このような大規模会場におけるイベントは動員数や経済効果にのみ焦点を当てられるが、そのイベントの質的評価や盛り上がりの定量化が地域経済振興の継続的な取り組みのために重要である。

大型施設が周辺に与える影響については、イベント開催時や災害発生時の人流予測や、施設が長期的に周辺コミュニティに及ぼす影響に関する研究がある。近年は、携帯電話基地局から得られる「モバイル空間統計」²⁾ データや SNS の投稿データを解析し、イベント発生やその内容の情報拡散を調査する研究がされている。また、混雑緩和や災害時の避難経路確保を目的としたイベント発生時の数値シミュレーションも実施されている^{3),4),5)}。しかし、イベント会場の特徴、イベントの内容やその質が周辺施設などでの滞在時間に与える影響を調べた研究は少ない。まちづくりや地域振興の観点からも、イベントの質や盛り上がりがその後の

人流に与える影響を把握することはイベントマネジメントの観点から有用であり⁶⁾、また逆に人流からイベントの質や盛り上がりを推定できれば、アンケートや訪問者数などの観測しやすいデータ以外からイベントの定量的な評価が可能になると考えられる。

Gibson⁷⁾ はスポーツツーリズムをスポーツ観戦型、スポーツ参加型、訪問型の 3 つに分類している。特に、スポーツ観戦型のスポーツツーリズムに関して、日本ではプロサッカーリーグである Jリーグの役割が大きい。日本国内のプロスポーツはプロ野球、プロサッカー、大相撲、プロテニス、プロバスケットボール等の人気スポーツが存在するが、11 都道府県にのみチームがあるプロ野球と比べ、2022 年現在 40 都道府県にクラブが存在する Jリーグは地域間の人流を生み出す大きなきっかけとなるスポーツとして認識されている。全国にクラブチームやホームスタジアムが存在する Jリーグは大都市近郊における分析のみならず、国内全体でのスポーツイベントが人流に与える影響について分析できる可能性を有している。そのため、本研究ではスポーツイベント、特に Jリーグの試合における人流とその後の滞在人口に与える影響を分析する。

Jリーグスタジアム周辺の人流流動に関する研究として、Jリーグスタジアムの施設・立地特性については志摩・宮吉⁸⁾ が、Jリーグ試合観戦者に対するモビリティ・マネジメントの効果については谷本・氏原⁹⁾ が基礎的な

研究を行なっている。上記のスタジアムの地理的条件と試合の質や盛り上がりを識別し、それらが試合終了後の滞留人口に与える影響を分析することができれば、Jリーグのみならず、大型施設によるスポーツや公演、大規模展示会への訪問者のイベントに対する質的評価と人口流動の影響を解析できる。

そこで、本研究では全国のスタジアムで行われるJリーグの公式試合に注目し、イベント内容や会場の地理的条件が周辺人流変化に及ぼす影響を明らかにする。具体的には、全国41スタジアムで2018–2019年に実施されたJリーグの公式試合について、天候や観客数に加え、試合の結果である勝敗と得点、得点が発生した時刻を取得し、それらが「モバイル空間統計」から得られるスタジアム周辺の滞在人口に与える影響を、回帰分析および地理的条件を加味した人流の数理モデルのベイズ推定によって解析した。その結果、勝ち負けといった単純な結果だけでなく、逆転勝ちや大差負けといった試合の質が試合後の滞留人流に影響を及ぼすことを定量的に示した。また、会場周辺の地理的な条件を加味して構築された数理モデルからは、来場者が試合後に商業地を選択して移動および滞在を行っていることが定量的に確認され、試合の質に加えて、会場の地理的要因が試合後の滞留人口を予測する上で重要な要因であることを示した。

2. データセット

(1) データの収集

JLeague data site (<https://data.j-league.or.jp/>, 以下データサイト) より、2018年および2019年のJリーグの試合結果を取得した。試合の基本的な情報として、対戦チーム、試合会場、キックオフ時刻、天候、気温、観客数を取得し、加えて試合の結果である勝敗と得点、得点が発生した時刻を取得した。天候は晴・雨・その他に分類した¹。

2018年または2019年にJ1,J2リーグに参加したチームは42チームであり、各チームのホームスタジアムより41スタジアム²を対象とした。各スタジアムの緯度経度情報より、スタジアムが属する1kmメッシュ番号を取得した。スタジアムがメッシュ境界に近い場合は、データ取得の段階では複数のメッシュを対象とし、後述のデータの絞り込みにおいて不適切なメッシュを取り除いた。付表1にチームおよびスタジアムの概要を示した。スタジアムの名称は2022年現在で変更されているものもあるが、本稿では付表の通りの略称で表記

¹ 晴: “晴”. 雨: “雨一時曇”・“雨時々曇”・“雨時々霧”・“雪”・“雨”・“雨一時雷”. その他: “晴時々曇”・“曇のち雨”・“屋内”などのその他の天候。

² FC東京と東京Vはホームスタジアムが共通である。

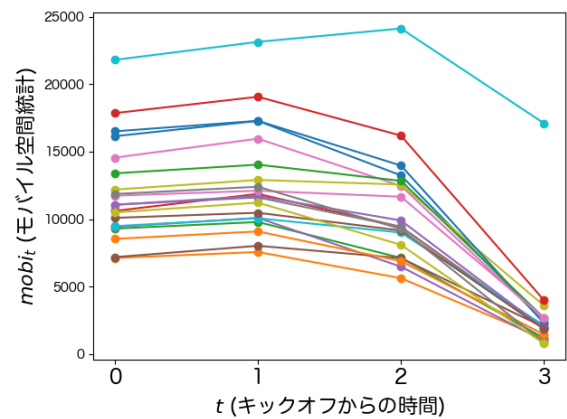


図-1 日産スタジアム(横浜FM)における $mobi_t$ の例。 t はキックオフからの時刻を表す。線で繋がれたデータは同日のものを表す。

する。

2018年および2019年の全ての土日を対象に、上で選り出した各メッシュにおける「モバイル空間統計」の滞在人口データを取得した。取得した「モバイル空間統計」のデータでは、対象の各メッシュ内の1時間ごとの滞在人口が、居住地の都道府県別に得られる。アウェイチームのファンは遠方より参加するため、ホームチームのファンとは流動のパターンが異なると予想される。このため、ホームチームのファンの滞在人口データとして、居住地がスタジアムと同じ都道府県であるものを取り出して用いた。

メッシュ内にはスタジアム以外の住居や商業施設なども存在する。観戦者以外の人口流動の影響を取り除くため、土日のうち試合が開催されなかった日の人口データの平均値をベースラインとして差し引いた。このようにして得られた人口データを $mobi_t$ と表すことにする (t は時刻を表す)。また、キックオフ時刻を毎正時または30分に丸めた上で、結果が正時になった試合を抽出して用い、キックオフ時刻を $t=0$ として、1時間ごとに $t=1, 2, \dots$ と表す。

また、後述するように、平成26年経済センサス¹⁰⁾を補助的な情報として用いる。

(2) データの校正と絞り込み

上の方法で得られた $mobi_t$ の例を図1に示す。キックオフ時刻から2時間後までの試合が行われていると考えられる時間帯、すなわち $t=0, 1$ に $mobi_t$ が多く、試合終了後の1時間、すなわち $t=2$ で大きく $mobi_t$ が減少している。つまり、 $mobi_t$ はスタジアムに集まる観客の流動をよく表しているといえる。

「モバイル空間統計」において計上される人口の値は1時間の時間幅のうちにメッシュ内に滞在した時間の割

合によって加重されたものである¹¹⁾。試合中の $t = 0, 1$ においてはその割合はほぼ 1 であり、そのため $mobi_t$ と観客動員数はほぼ一致すると考えられる。しかし、この実際にこの 2 つの値を比較したところ大きな開きがあることがわかった。これは、「モバイル空間統計」を作成する際に基地局ごとに数えた滞在人口を複数のメッシュに分配している¹¹⁾ ためであると考えられる。また、 $mobi_t$ が負になるような場合も存在する。この減少の原因としては、スタジアムに無関係な人口流動の平均値からのずれ、およびスタジアムで行われる J リーグの試合以外のイベントにおける人口流動が、 $mobi_t$ の計算において「モバイル空間統計」から差し引いたベースラインの値を通じて影響を及ぼしているものと考えられる。

このような不整合に対して、データサイトから取得した観客動員数を用いてメッシュとホームチームの組(以下、会場と呼ぶ)ごとに以下の補正を行った。 $mobi_t(t = 0, 1, 2, 3)$ の最大値を $mobi^*$ とし、これが観客動員数 ($popu$ とする) と線形な関係

$$mobi^* \sim \alpha^* \times popu + \beta \quad (1)$$

をもつとする。ここで、 α^*, β は観客動員数と「モバイル空間統計」をつなぐ係数と切片項である。これを等式として $popu$ について解いた次の式によって $mobi_t$ の補正值 y_t を求めた。

$$y_t = \frac{mobi_t - \beta}{\alpha^*} \quad (2)$$

この補正式のパラメータ α^*, β は以下のように推定した。 $mobi_t(t = 0, 1, 2, 3)$ の時間的な減衰と整合するように、新たな係数 α_t を導入した次の線形モデルを考える。

$$mobi_t \sim \alpha_t \times popu + \beta \quad (3)$$

このモデルのパラメータを推定した後³⁾、推定された β を固定して式 (1) の α^* を推定した。パラメータの推定はどちらも最小二乗法によって行った。

図 2 に示されるように、会場によっては、データのばらつきが大きく、上の線形モデルにうまく当てはまらないものが存在した。このような会場においては、会場を訪れた観客以外の人流の影響をデータからうまく取り除くことができていないと考えられる。よって、線形モデルがうまく当てはまる会場として、以下の 2 条件を満たすもののみを抽出し、以下の詳細な解析の対象とした。

- 対象となる試合が 9 試合以上、
- $mobi^*$ と $popu$ の相関係数が 0.75 以上、

³⁾ 後述のシーズン終盤であることを表す変数 X^{late} が 0 であるデータのみを用いた。また、推定の結果 α_3 が負となる場合もあったが、その場合 $\alpha_3 = 0$ に固定して推定をやり直した。

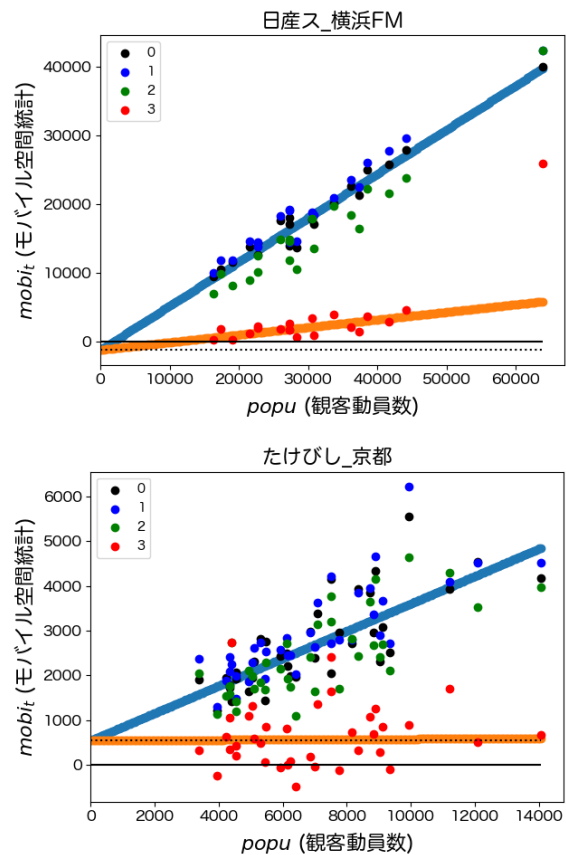


図-2 「モバイル空間統計」の校正の例。点は $mobi_t$ のデータ点であり、 t の値によって色分けされている。直線は当てはめられた線形モデルを $t = 0$ と $t = 3$ について表し、点線は線形モデルの切片項の値を表す。上：日産スタジアム(横浜 FM)。下：たけびしスタジアム京都(京都)。下の例では線形モデルの当てはまりが悪いので、後の解析からは取り除いた。

- $y_0/popu$ の標準偏差が 0.2 以下。

また、上述したように、会場での滞在人口 y_t は試合中の $t = 0, 1$ に最も多く、試合後の $t = 2, 3$ にかけて減少していく。このような減少の指標として $t = 1$ と $t = 2$ における滞在人口の比

$$r = y_2/y_1 \quad (4)$$

を用いた。 r は $[0, 1]$ の範囲に収まることが期待されるが、そうならないデータも存在したため、このようなデータは取り除いた。その上で、試合数が 5 試合以上残った会場のみを抽出した。

以上の絞り込みの結果、付表 1 で印(✓)付られた 28 個のメッシュが抽出された。

3. 試合後の人流を説明する線形モデル

前述の通り、「モバイル空間統計」におけるメッシュ内人口は滞在時間によって加重されたものであるため、試合後の人流の指標である r の増減は、試合終了後の 1

時間 ($t = 2$) での来場者一人あたりのメッシュ内滞在時間の増減を表す。勝ち負けのような試合結果とその他のイベントの内容によってこの r を説明する線形モデルを以下のように構築した。

(1) モデル

説明変数として、試合結果、試合経過、天候を表すダミー変数を用いた。具体的には、試合結果は「引き分け」、天候は「その他」をそれぞれ基準とし、 X_1 [勝]、 X_2 [負]、 X_3 [晴]、 X_4 [雨] を表すダミー変数を用いた。試合経過としては以下の 6 種類のダミー変数を定義した：

- X_5 [大差勝ち]: 点差が 3 点以上の瞬間が存在し、結果は勝ち。
- X_6 [逆転勝ち]: 点差が -1 点以下の瞬間が存在し、結果は勝ち。
- X_7 [大差負け]: 点差が -3 点以下の瞬間が存在し、結果は負け。
- X_8 [逆転負け]: 点差が 1 点以上の瞬間が存在し、結果は負け。
- X_9 [引分 (リード)]: 点差が 1 点以上の瞬間が存在し、結果は引き分け。
- X_{10} [引分 (ビハインド)]: 点差が -1 点以下の瞬間が存在し、結果は引き分け。

ここでは、試合結果と点差はホームチームから見たものとしている。また、会場の特性によっても人流に差異がでることが予想されたため、上記に加え会場を表すダミー変数 $X^{stadium}$ を用いた。

目的変数の r はシーズン終盤に大きくなることが観察された。この影響を定量化するため、説明変数にシーズン終盤であるかどうかをあらわす変数を追加した。試合が行われる節番号を i 、各リーグの試合数を試合数を N^{match} (J1 においては 34, J2 においては 42) として、シーズン中の試合の相対的な時期を $f(i) = (i-1)/(N^{match}-1)$ とし、シーズン終盤であるかどうかをあらわす変数 X^{late} を

$$X^{late} = \max(0, 10(f(i) - 0.9)) \quad (5)$$

と定義した。 X^{late} は後半の 1 割の試合で正の値をとり、最終節で $X^{late} = 1$ となる。

これらの変数から r を説明する線形回帰を行った：

$$r = \sum_{j=1}^{10} \beta_j X_j + \beta^{stadium} X^{stadium} + \beta^{late} X^{late} + \epsilon, \quad (6)$$

会場ごとにデータの精度がばらついていることから、通常の線形回帰を行った後に会場ごとの残差の標準偏差をもとに重みを調整する 2 段階での重み付き最小二乗法 (WLS) を行った。

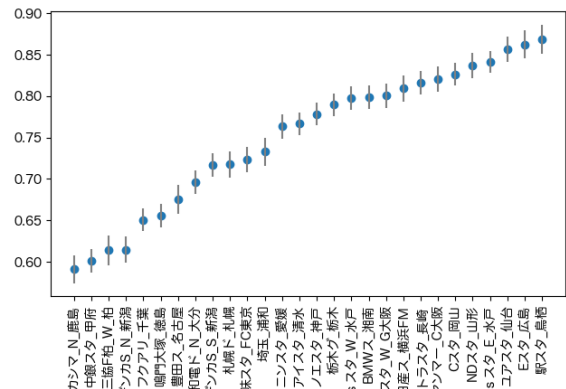


図-3 線形回帰の結果を会場ダミーについて示したものの。縦軸は $\beta^{stadium}$ の値を表し、エラーバーは係数の標準偏差を表す。

(2) 結果

試合内容の影響を説明するモデルのフィッティング結果を表 1 および図 3 に示す。勝敗に対応する係数 β_1 [勝] および β_2 [負] がそれぞれ正および負になっており、確かに試合結果は試合後の人流に影響を及ぼしていることがわかる。また、係数の正負から、ホームチームを応援する観戦客はその応援するチームの成績がよければ試合後に会場周辺に留まる時間が長くなることがわかる。また、P 値が比較的大きいものの、「逆転勝ち」「大差負け」の係数も非ゼロの値をとっており、「逆転勝ち」は、単なる勝ちに加えさらに滞在時間を長くする、「大差負け」は単なる負けに加えさらに滞在時間を短くするなど、結果だけではなく試合の経過も人流に影響を及ぼしていることがわかる。

図 3 は試合内容の影響を除いても試合後の人流が会場によって大きく異なることを表している。これは、以下で具体的に考察するように、商業地の集積の程度など会場それぞれの周辺の条件に影響されていると考えられる。まず、最も係数が大きく 1km メッシュ内の滞在時間が長い「駒沢大学」では、スタジアム直近の鳥栖駅 (JR) 駅前に大型ショッピングモールが存在している。また、3 番目に係数の大きい「ユアスタ (仙台)」も直近に泉中央駅 (仙台市地下鉄) があって周辺に商業施設が集積している。大きな $\beta^{stadium}$ で表されるメッシュ内人口の減少の少なさは、来場者が試合終了後にこのような商業集積地に滞在したことによるものだと考えられる。一方、係数が最も小さかった「カシマ (鹿島)」では、直近に鹿島サッカースタジアム駅 (JR) が存在するものの、周辺に商業施設が集積は見られない。また、3 番目に係数の小さい「三協 F 柏 (柏)」では、近隣に商業施設が集積する柏駅 (JR・東武) が存在するものの、スタジアムとの距離は 1km 以上離れており、むしろ来

係数	値	標準偏差	t	P 値
勝 (β_1)	0.0446	0.009	4.890	0.000
負 (β_2)	-0.0235	0.009	-2.514	0.012
晴 (β_3)	0.0000	0.005	0.006	0.995
雨 (β_4)	0.0172	0.010	1.718	0.086
大差勝ち (β_5)	0.0057	0.009	0.656	0.512
逆転勝ち (β_6)	0.0207	0.010	1.995	0.046
大差負け (β_7)	-0.0222	0.012	-1.905	0.057
逆転負け (β_8)	0.0005	0.010	0.046	0.963
引分(リード) (β_9)	-0.0011	0.011	-0.103	0.918
引分(ビハインド) (β_{10})	-0.0017	0.010	-0.164	0.869
試合時期 (β^{late})	0.1566	0.011	14.434	0.000
会場ダミー ($\beta^{stadium}$, 図 3)	***	***	***	***

表-1 線形回帰の結果を会場ダミーを除く各変数に対して示したもの。

場客のメッシュ外の柏駅へ来場客が流れたことが「モバイル空間統計」の対象のメッシュ内人口の減少を強めたと考えられる。

4. 試合後の人流を会場ごとの違いを説明するモデル

前節の結果から、試合後の人流 r を説明する線形モデルの会場を表すダミー変数に対応する回帰係数が会場ごとに大きく異なることがわかった。前節での考察をを定量的に説明するために、前節のモデルを拡張したモデルを以下のように考える。

(1) モデル

試合後、観客の行動を 2 つに分類できるとする。

- 徒歩で近隣の商業施設などに向かう。
- その他 (自家用車・公共交通機関で移動など)。

近隣の商業施設 j に向かう確率を π_j 、その他の行動をとる確率を π^{other} とし、これらは以下の選択モデルに従うとする。図 4 のように、各スタジアムに対応する 1km メッシュを中心として 10×10 個の 500m メッシュを会場近隣のものとして列挙し、各メッシュの中心を商業施設の代表となる目的地とした。それぞれに対して、平成 26 年経済センサス¹⁰⁾ より売場面積 $area_j$ [m^2] を取得した。

近隣メッシュ j が目的地として選択される確率は

$$\tilde{\pi}_j = \frac{area_j}{\alpha^{destination}} (d_j)^{-\gamma}, \quad (7)$$

に比例するとした。ここで $\alpha^{destination}$ はモデルパラメー

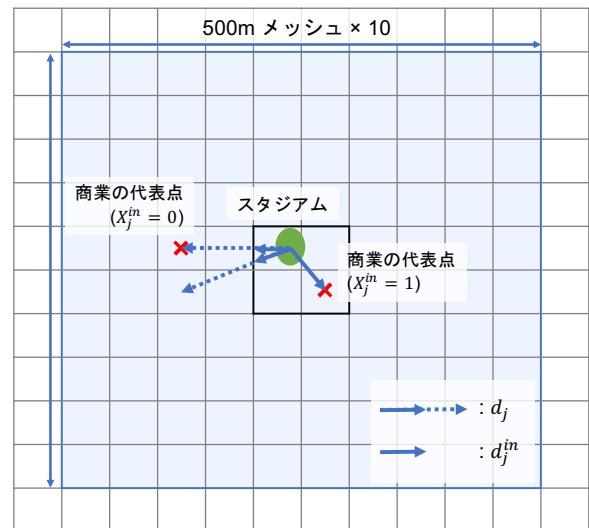


図-4 人流を説明するモデルの模式図。楕円と黒枠はそれぞれスタジアムとその所在地に対応する 1km メッシュを表している。また、各セルが 500m メッシュを表しており、黒枠の 1km メッシュを中心とした 10×10 の 500m メッシュを対象領域とする。スタジアムから商業地の代表点 (各 500m メッシュの中心) に向かう線分が破線矢印で、そのうち黒枠の 1km メッシュ内に含まれている部分が実線矢印で示されていて、それぞれ d_j, d_j^{in} に対応する。

タである。これらを正規化して、各行動の確率を

$$\pi_j = \frac{\tilde{\pi}_j}{1 + \sum_j \tilde{\pi}_j} \quad (8)$$

$$\pi^{other} = 1 - \sum_j \pi_j \quad (9)$$

とした。

近隣の商業施設に向かうとき、試合後のメッシュ内

滞在人口データ y_2 には 1 人あたり

$$\frac{1000}{60v^{walk}}d_j^{in}, \quad (10)$$

が計上されると考える。ここで d^{in} は会場から目的地までを結んだ直線のうちメッシュ内に含まれる部分の長さ [km] で、 v^{walk} は移動速度 [m/分] とする。さらに、商業地がメッシュ内 (図 4 の太枠) にある場合、 $T^{destination}$ がさらに計上されると考える。また、その他の行動をとった場合、平均的に 1 人あたり T^{other} が計上されるとする。

以上をまとめると、前節のモデルでの説明変数のうち会場ダミー $X^{stadium}$ 以外のもの ($X_j, j = 1, \dots, 10$, および X^{late}) をまとめて X とすると、試合後の人流 r を説明するモデルは

$$r = \sum_j (\beta^{walk} d_j^{in} + T^{destination} X_j^{in}) \pi_j + T^{other} \pi^{other} + \beta^T X + \mu + \epsilon \quad (11)$$

とかける。 $\beta^{walk} = 1000/60v^{walk}$ であり、 X_j^{in} は j が対象メッシュ内にある商業地であることを示すダミー変数である。 β は X に対応する回帰係数 ($\beta_j, j = 1, \dots, 10$, および β^{late}) であり、 μ は切片項である。また、 ϵ は誤差項で $Normal(0, \sigma^2)$ に従う。

このモデルに含まれるパラメータを PyMC3¹²⁾ を用いて実装されたマルコフ連鎖モンテカルロ法 (MCMC) によってベイズ推定した。各変数の事前分布は以下のように設定した。

- $\alpha^{destination}$: $Exp(1/10)$
- γ : $Normal^+(1, 1^2)$
- β^{walk} : $Unif[0, \frac{1000}{80} \times \frac{1}{60} \times 10]$
- $T^{destination}$: $Normal(0, 1)$
- T^{other} : $Normal(0, 1)$
- β_i : $Unif[-1, 1]$
- μ : $Unif[0, 1]$
- σ : $Normal^+(0, 1)$

ここで、 $Normal^+$ は正規分布を $x \geq 0$ の領域に制限した切断正規分布を表す。また、説明変数としては、前のモデルで P 値が 0.1 以下であった「勝」「負」「 X^{late} 」「逆転勝ち」「大差負け」「雨」のみを用いた。

(2) 結果

パラメータフィッティングの結果を表 2 に示す。サンプル点数がそれほど多くないためか、推定結果のばらつきは大きいですが、推定された人流の移動速度 v^{walk} はおよそ 60m/min であり、目的地までの距離を最短の直線距離で測ったことを考慮すると、これは人間の徒歩の速度として妥当な値であるといえる。また、説明変数の影響を表す係数 ($\beta[\text{勝}], \beta[\text{負}]$ など) は、試合内容の影

響を説明するモデルの結果 (表 1) と比較しておよそ同じ値になっており、これも妥当な結果といえる。

推定されたパラメータから、試合後の人流のおおよそのふるまいが分かる。たとえば、行き先に商業地が選択された場合の商業地での滞在時間に対応する $T^{destination}$ は正の値をとっており、来場者が試合後に商業地に滞在する傾向があることが確かめられる。

5. おわりに

本調査では J リーグの試合を例として、イベントの内容および会場の特徴が人流に及ぼす影響を調べた。

イベントの内容が人流に及ぼす影響として、「逆転勝ち」や「大差負け」などの試合結果以外の内容も人流に影響を及ぼしていることが定量的に示された。地域振興策としてプロスポーツチームを運営する上では、会場周辺の試合後の滞在時間が長いこと望ましいと言える。選手の補強などでチームを強くすることはもちろん重要なことではあるが、試合の勝敗だけではなく、内容によっても会場周辺地域の経済の活性化がなされるというのは興味深く重要な点である。今回解析したもの以外にも、スポーツイベントによって会場周辺地域の経済を活性化させる「魅力」となる要因を定量化することを目指したい。

また、会場の特徴を説明する数理モデルは、そのパラメータが定量的に得られることから、スタジアム付近の商業施設の新設における来客数の見積もりやイベント計画時の経済効果の見積もりなどに応用することが可能と考えられる。ただし、本稿のモデルでは徒歩以外の多様なモビリティを用いた行動はすべて π^{other} で代表される 1 つの選択肢にまとめられてしまっている。現段階ではモデルの精度は十分高いとはいえないが、多様なモビリティを含むようなモデルの精緻化や利用するデータの拡大によってこのような応用に適するモデルの実現を目指したい。

謝辞： 本研究は、東京大学 情報理工学系研究科 次世代知能科学研究センターと豊田中央研究所による社会連携研究部門「モビリティ知能社会デザイン」のプロジェクトとして実施した。

参考文献

- 1) 総務省: ラグビーワールドカップ 2019 を通じた 地域活性化についての調査研究, https://www.soumu.go.jp/main_content/000571808.pdf.
- 2) ドコモ・インサイトマーケティング: モバイル空間統計, 2013, <https://mobaku.jp>.
- 3) 鈴木麗壘 and 有田隆也: 行動多様性に対する情報共有の影響とその適応性-イベント会場における混雑情報提供に関するマルチエージェントシミュレーション, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.86, No.11, pp.830-837, 2003.

	mean	sd	q_{10}	q_{50}	q_{90}
α^{dest}	58.000	23.185	30.991	55.230	89.158
γ	0.191	0.193	0.026	0.150	0.404
β^{walk}	0.265	0.067	0.185	0.259	0.351
v^{walk}	67.139	18.544	47.421	64.351	90.161
T^{dest}	0.761	0.179	0.545	0.751	0.990
T^{other}	0.772	0.011	0.758	0.771	0.785
β [勝]	0.044	0.009	0.033	0.044	0.055
β [負]	-0.032	0.010	-0.045	-0.032	-0.019
β [X^{late}]	0.145	0.016	0.124	0.145	0.165
β [逆転勝ち]	0.015	0.017	-0.007	0.015	0.036
β [大差負け]	-0.013	0.018	-0.036	-0.013	0.009
β [雨]	0.018	0.015	-0.001	0.018	0.037
μ	0.572	0.043	0.517	0.575	0.625
σ	0.102	0.002	0.099	0.102	0.105

表-2 MCMC によるフィッティングの結果. mean, sd はそれぞれ取得した MCMC サンプルにおけるパラメータの平均と標準偏差を表し, q_x はその $x\%$ 分位点を表す.

- 4) 納谷麻衣子, 細田真道, 田中悠介, 大井伸哉, 中山彰, and 宮本勝: 大規模イベントにおける混雑緩和のための行動介入手法の定量評価, *IEICE Conferences Archives, The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers*, 2019.
- 5) 大西正輝, 重中秀介, and 山下倫央: 大規模イベントにおける群集制御, *人工知能*, Vol.34, No.6, pp.768–773, 2019.
- 6) 押見大地 and 原田宗彦: スポーツイベントの開催が観戦者の行動意図に及ぼす影響, *スポーツマネジメント研究*, 2017.
- 7) Gibson, H. J.: Sport tourism: a critical analysis of research, *Sport management review*, Vol.1, No.1, pp.45–76, 1998.
- 8) 志摩憲寿 and 宮吉悠太: Jリーグ全ホームスタジアムの施設特性と立地特性に関する基礎的研究スタジアムと周辺地域との一体的な開発に向けた一考察, *都市計画論文集*, Vol.53, No.3, pp.943–950, 2018.
- 9) 谷本翔平 and 氏原岳人: Jリーグの試合観戦者を対象としたモビリティ・マネジメントファジアーノ岡山を事例として, *都市計画論文集*, Vol.54, No.3, pp.1253–1259, 2019.
- 10) 政府統計の総合窓口 (e-stat), <https://www.e-stat.go.jp/>.
- 11) 寺田雅之, 永田智大, and 小林基成: モバイル空間統計における人口推計技術, *NTT DOCOMO テクニカル・ジャーナル*, Vol.20, No.3, pp.11–16, 2012.
- 12) Salvatier, J., Wiecki, T. V., and Fonnesbeck, C.: *Probabilistic programming in python using PyMC3*, Vol.2, pp.e55, Publisher: PeerJ Inc.

(Received 2022. 3. 6)

(Accepted 2022. 3. 6)

	メッシュ番号	名称	ホームチーム		メッシュ番号	メッシュ名	ホームチーム
✓	64414312	札幌ド	札幌	✓	52383388	アイスタ	清水
✓	57404300	ND スタ	山形	✓	52375103	豊田ス	名古屋
✓	57403780	ユアスタ	仙台		52370770	ヤマハ_NE	磐田
✓	56396064	デンカ S_N	新潟		52370760	ヤマハ_SE	磐田
✓	56396054	デンカ S_S	新潟		52370679	ヤマハ_NW	磐田
✓	54404313	K s スタ_E	水戸		52370669	ヤマハ_SW	磐田
✓	54404312	K s スタ_W	水戸		52353597	たけびし	京都
✓	54396768	栃木グ	栃木	✓	52351463	パナスタ_W	G 大阪
	54372713	サンアル	松本		52351462	パナスタ_E	G 大阪
	54366498	石川西部	金沢	✓	52330713	C スタ	岡山
✓	53407591	カシマ_N	鹿島	✓	51357431	ヤンマー	C 大阪
	53407581	カシマ_S	鹿島	✓	51357183	ノエスタ	神戸
✓	53402099	フクアリ	千葉	✓	51342409	鳴門大塚	徳島
	53397500	NACK_N	大宮		51333612	ピカスタ	讃岐
	53396718	三協 F 柏_E	柏	✓	51325321	E スタ	広島
✓	53396717	三協 F 柏_W	柏		51311385	みらスタ_E	山口
	53396590	NACK_S	大宮		51311384	みらスタ_W	山口
✓	53396587	埼玉	浦和	✓	50325623	ニンスタ	愛媛
	53393502	等々力	川崎 F		50303306	レベスタ	福岡
	53393492	味スタ	東京 V	✓	50300441	駅スタ	鳥栖
✓	53393492	味スタ	FC 東京	✓	49316542	昭和電ド_N	大分
	53393315	町田	町田		49316532	昭和電ド_S	大分
✓	53392418	日産ス	横浜 FM		49302604	えがお S_E	熊本
	53391468	ニッパツ	横浜 FM		49302603	えがお S_W	熊本
✓	53390217	BMW ス	湘南	✓	49302003	トラスタ	長崎
✓	53383447	中銀スタ	甲府		47302474	白波スタ	鹿児島
	53361631	長良川_N	岐阜		39273675	タピスタ_N	琉球
	53361621	長良川_S	岐阜		39273665	タピスタ_S	琉球

付表 1 解析に使用したスタジアムの概要。✓は本文中で説明されるデータの絞り込みによって抽出され、解析に使用された会場であることを表す。

STATISTICAL CAUSAL ANALYSIS OF CROWD BEHAVIOR AROUND
STADIUMS AFTER J.LEAGUE MATCH

Hiroshi Yamashita, Hiroaki Yoshida, Tomoki Nishi, Yusuke Hara