

大規模移動履歴に基づく滞在推定結果を用いた 公園の滞在特徴の分類手法

坂倉 波輝^{1,a)} 田村 直樹¹ 永田 吉輝¹ 庄子 和之¹ 浦野 健太¹ 米澤 拓郎¹ 河口 信夫^{1,2}

概要：

公園は幅広い年齢層が多様な目的で利用する公共施設の一つであり、レクリエーション以外にも防災・景観・環境保全・地域コミュニティの交流等の多様な機能を有している。都市開発・運営において、社会や住民に求められる公園施策を実行することは重要であり、そのために公園施策検討に必要な定量的な判断材料や評価手法が必要である。本研究では、公園への滞在データを用いて公園ごとの滞在特徴を分散表現で抽象化する手法、Par2Vec を用いることにより滞在傾向が類似している公園の分類を目指す。

Classification method of playground stay features using stay estimation results based on large-scale travel data

1. はじめに

日本には 112,716 箇所、面積にして約 12 万 ha の都市公園が存在しており、都市公園の数は毎年増加している [1]。都市公園とは公園の中でも、図 1 に示すように都市公園法により国または地方自治体が設置・管理する公園である。(以後本論文で記載する公園は都市公園を示す。)

公園は、子供から高齢者まで幅広い年齢層に利用され、遊びの空間、憩いの場、運動の場など様々な目的で利用されている。また、人々のレクリエーションの空間に限らず、都市景観の形成、都市環境の改善、都市の防災性向上、生物の多様性の確保など、社会や都市運営の観点でも重要な空間である [2]。さらには、近隣住民の交流の場として、地域コミュニティを形成する上で重要な役割を担っている [3]。以上より都市公園は多様な目的と機能を有した公共施設であると言え、社会に属する多様なステークホルダーの公園需要を満たしているかについてを的確に評価し、公園の整備、管理、運営の質の向上が求められる。また、コロナ禍による働き方、住まい方が多様化している昨今において [4]、地域の多様な目的に応える公園における滞在の特徴の分析は、

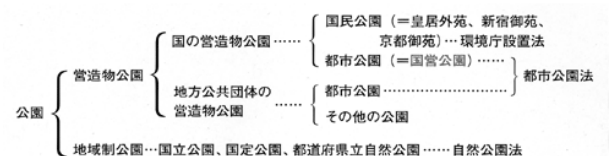


図 1 国土交通省による都市公園の定義 [2]

Fig. 1 The definition of Urban playground in Japan

地域の多様性を知る手がかりの一つであると考えられる。

公園施策を行う地方自治体の現場では、公園遊具の定期的な見回りや公園に観測員を一定期間配置して公園の利用実態を調査・把握をしている。これ以外にも国土交通省の定めた大規模・小規模公園費用対効果分析手法マニュアル [5][6] を用いて、公園や公園周辺の静的な統計データから公園の価値を経済的な側面から定量評価する手法が存在する。しかし、自治体によっては公園施策を総合的に判断するために、公園の利用状況や価値の評価を地域について熟知した施策担当者の経験に頼る側面もある。

また、1980 年代に英国の Hillier らによって提唱された都市空間の解析手法・理論である Space Syntax を用いた都市空間構造分析及び指標化の研究も進められている [7]。この手法を用いることにより、都市空間を位相幾何学な尺度で指標化して公園の定量的な評価も可能となる。一方で、これらの手法では実際の公園の利用者情報は使用されておらず、公園及び公園周辺の情報や統計データ等の静的な情

¹ 名古屋大学大学院 工学研究科
Graduate School of Engineering, Nagoya University

² 名古屋大学未来社会創造機構
Institutes of Innovation for Future Society, Nagoya University

a) namiki@ucl.nuee.nagoya-u.ac.jp

報を用いること強みとしている。

近年、GPS(Global Positioning System) 機能を持つスマートフォンやウェアラブル端末の普及により、大量のユーザーの滞在履歴を高精度で収集や把握が可能になった。そこで、対象とする空間内の人々の移動や滞在の変化を時空間情報として表現する人流データを用いたシミュレーションや分析の研究が期待されている [8]。これらの人流データを用いた公園分析の研究も存在する。上野らは携帯端末の GPS データを用いることにより、公園の平日と休日の 1 日あたりの訪問端末数と利用者のアクセス距離を集計し、公園の利用率を定量化している [9]。この手法では、人流データから公園の利用状況を細かい分析を実現しているが、公園同士の相対的な類似性については分析者による出力結果された各公園の滞在傾向の解釈に委ねられている。

また、都市全体の大規模なエリアにおけるユーザーの使われ方をモデル化する研究がある [10]。この研究では、ラベル付けされた正解データを用いずに、滞在データと教師なし学習でメッシュ状に分割されたエリアの利用形態の分類を実現している。本研究ではこの手法を都市全体ではなく公園という特定の役割を持ったエリアに限定して転用して、正解データを用いずに公園の利用形態の分類を目指す Park2Vec を提案する。Park2Vec は公園内の滞在データを用いて公園ごとの滞在傾向を分散表現で生成し、似た滞在傾向のある公園の分類を行う。この手法を用いることにより、公園の滞在特徴をベクトル空間上で表現し、公園同士の類似度を定量的に計算することが可能になる。これにより、既存の手法や経験則では把握できなかった公園同士の潜在的な類似性を顕在化させ、公園施策決定において新たな観点で公園の価値を評価するための判断材料としての貢献が期待される。

Area2Vec の場合は対象とする都市の広範囲で大規模な滞在データを用いて、約 50m 四方のメッシュ内の滞在傾向を学習し分散表現を生成しているが、Park2Vec の場合は公園という大きさの不均一な対象の滞在の分散表現の生成が必要である。また、そもそも公園に含まれている滞在データの母数が少ないため分散表現の生成が困難な側面もある。そこで、本手法では同一の公園の複数年の滞在データを学習データとして用意し、公園内の滞在判定を設け、出力結果を公園の面積で正規化するなどの工夫を行った。

今回はコロナ前後を含むの 2019 年、2020 年、2021 年の神奈川県藤沢市の 30 公園を対象とした滞在データを用いて、3 クラスターと 6 クラスターでの公園分類を実験し、規模や周辺状況など、異なる背景を持つ公園にも関わらず似た滞在特徴を持つ結果が見受けられた。

2. 関連研究

2.1 公園の定量評価

公園の価値の定量評価手法として、公園や周辺の空間構

造や統計データに基づく手法と、人流データを用いた手法が存在する。それぞれで異なった視点から公園の価値定義や実態分析を提案している。

国土交通省は、国または地方公共団体による公園の事業評価の評価方法について規模公園費用対効果分析手法マニュアル [5] 及び小規模公園費用対効果分析手法マニュアル [6] にまとめている。当該マニュアルでは、公園事業の経済的価値を網羅的にまとめ、健康・レクリエーション空間の提供、都市環境維持・改善、都市景観、都市防災の 4 つの観点で公園を評価し、公園事業の費用対効果分析のための手法が提示されている [11]。この中で、公園の価値を公園施策の効用を貨幣価値で評価する効用関数法に基づいて定量化をしている。効用関数法では、公園の面積、公園へのアクセス距離、周辺の世帯所得、防災施設の有無などの複数のパラメータで構成された効用関数を用いる。この手法では公園や空間の利用価値を定量化するために、公園の価値に関連する統計要素を組み合わせたモデル式を作成し、経済的な指標で出力することで公園の価値の定量化を実現している。これは事業判断をするための評価手法としての親和性は高いが、実際の公園の利用実態に関連するデータの使用は重要視されていない。

一方で都市空間を位相幾何学のアプローチで分析する手法の Space syntax [12] を用いて公園や庭園、動物園などの鑑賞や回収を目的する空間の役割や設計意図を分析する研究が行われている [7]。Space syntax は、1976 年に英国 UCL の Hilier らによって提唱された理論・手法であり、住宅の内部空間から都市空間まで規模に制限されずにシームレスな解析ができ、わが国の都市計画分野でも適用されている。Space syntax の特徴は都市の空間構造をグラフ理論を用いて位相幾何学的な尺度で取り扱うことにより、空間同士の接続性や空間全体を指標化し評価することができる点であり、木川らの研究では日本茶庭の露地の空間構造と役割との関係性を移動効率の優位性から分析している [13]。これらの手法では、対象とする空間の解析を統計情報だけでなく、空間構造をモデル化し数式化することで都市の分析や定量評価を実現している。Space syntax による人流のシミュレーション結果が観測された人流の正確な反映を確認した研究結果 [14] もあり、都市計画の分野では信頼された手法であるが、この手法も空間構造という静的なデータに基づいた解析手法であり、空間内の人の滞在傾向反映に重点は置かれていない。

次に人流データを用いた研究例を示す。携帯端末の GPS データを用いた公園内の人流解析は盛んに行われており、静岡県の藤枝市は東京大学及び同大学の発のベンチャー企業と共同で公園内の人流解析により、昼夜間の人口密度の変化や移動・滞在傾向を分析するの実証実験を実施している [15]。この実証実験では GPS データのみならず、交通量や歩行者通行量を計測するセンサーも併用し分析精度

の向上を図っている。また、玉田らは公園内に携帯端末の Wi-Fi プローブパケットを取得する Wi-Fi パケットセンサを設置し、取得した情報を分析することで公園内の訪問者人数や滞在傾向を推定する研究を行っている [16]。上野らの研究 [9] では、平日と週末の公園への来訪者数、来訪時間帯、公園へのアクセス距離を用いて公園の利用状況の変化を分析した。この研究では 2019 年、2020 年、2021 年の滞在量の出力結果を解釈し、コロナ前後での公園の利用傾向の変化を結論づけている。さらに、訪問数に限らず、訪問者の出発地と公園の距離を示すアクセス情報も活用することにより公園の利用実態を多角的に分析している点が優れている。しかし、この手法では 1 つ 1 つの公園の滞在傾向を人間が解釈する必要があり、複数の公園の解析や公園同士の共通する特徴を分析するためには解析者の負担が大きくなってしまふ。そこで、本研究では複数の公園の滞在傾向を教師なし学習で分類して、1 度にたくさん公園の解析を実施し、似ている滞在特徴を持つ公園の分類手法を目指す。

2.2 滞在データを用いたエリアの特徴づけ

都市空間の中で地域ごとのユーザーの土地利用特徴をモデル化するエリアモデリングの研究が盛んに行われている。エリアに隣接した施設の情報など、その地域の特徴的な静的なデータ (POI:Point of Interest) に基づく研究 [17] や移動遷移からエリアの特徴を定義づける手法 [18] がある。しかし、1 章で述べたように、近年では GPS データを用いた都市空間の人流解析の研究は盛んに行われており、エリアモデリングにも人流データを用いる手法が提案されている。Area2Vec[10] は収集された GPS データからどの場所にどのくらいの期間滞在したのかを示す滞在データを用いたエリアモデリングの手法である。Area2Vec の特徴は、滞在データから各エリアの分散表現を教師なし学習でモデリングし、正解ラベル付きのデータを用いずにエリア利用形態の変化を捉え、エリア間の類似度算出も計算できる点である。本研究ではこの Area2Vec の対象を都市全体ではなく、幅広いユーザーに利用され、多様な機能を有する公共施設である公園という限定されたエリアに適応して、公園の利用形態のモデリングを目指す。

3. 提案手法

本研究では公園内の滞在履歴データのみを用いて、似た滞在特徴を持つ公園群の分類を目指す。まずは、各公園の滞在時間長と滞在開始時間を入力として、Area2Vec[10] の手法を用いて多次元ベクトルの形を持つ滞在傾向の分散表現を生成する。次に、多次元ベクトルで表現された公園の特徴を教師なし学習であるクラスタリングを用いることによって、任意の数のクラスターに分類された公園群を生成する。

作成されたクラスターは似た滞在特徴を持つ公園で構成

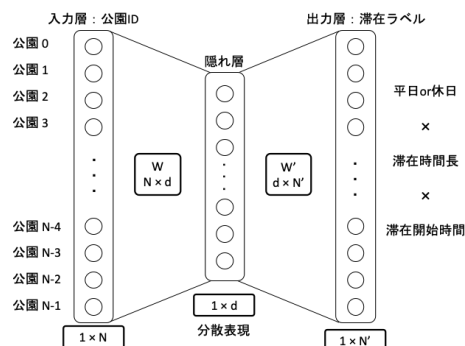


図 2 Park2Vec のアーキテクチャ

Fig. 2 The architecture of Park2Vec

されている。同じクラスターに分類された公園が持つ共通点の意味的な解釈や考察をすることで、既存の手法では知り得なかった新たな公園の特徴の分析を目指す。

3.1 公園滞在データの分散表現

ここでは公園の滞在データを Area2Vec[10] の手法を用いて、多次元ベクトルで公園の滞在特徴を提案手法である Park2Vec を用いて表現する。Area2Vec はエリアの滞在特徴の分散表現のために Word2Vec を応用した手法である。Word2Vec は自然言語処理において、単語周辺の意味情報を教師なし学習することにより各単語の分散表現を生成する手法である。Area2Vec では対象とする地域をメッシュ状に分割し、各メッシュの分散表現を生成していた。一方で、Park2Vec では公園に含まれる滞在データのみを学習データとして使用することで公園の滞在特徴を反映した分散表現の生成を目指す。

図 2 は、Park2Vec の構成図である。入力層には滞在が紐付けられている公園の ID を one-hot ベクトルで入力する。また、出力層は平日か休日か・滞在時間長・滞在開始時間の全組み合わせ数を次元数とした one-hot ベクトルである。Area2Vec では様々な特徴を持つエリア対象としているため滞在時間長を 30 分ごとに区切り学習している。一方で、本手法では公園内の数分レベルの短期間の滞在にも着目したいため、30 分未満の滞在時間長を 0~2 分、2 分~5 分、5 分~10 分、10 分~20 分、20 分~30 分に分割している。このように着目したい滞在の特徴に紐付けられる出力層のラベルを他の滞在特徴よりも多く確保することにより、着目したい滞在特徴を反映した分散表現の生成を期待できる。

Area2Vec の手法を用いて、出力層の次元から算出された次元数の隠れ層を学習し、各公園の滞在特徴を反映した分散表現を生成する。この分散表現は、公園の滞在特徴を隠れ層の次元数で次元圧縮された多次元ベクトルで表現される。

3.2 滞在傾向に基づく公園分類

ここでは、Park2Vec で生成した公園の分散表現を教師なし学習であるクラスタリングをして似ている滞在特徴を持

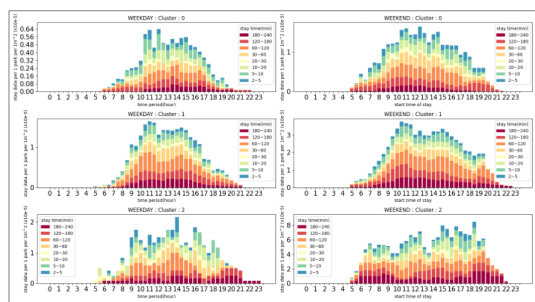


図 3 クラスタリング結果の例
 Fig. 3 Example of clustering output.

つ公園で構成された公園群を生成する。本研究では、任意のクラスター数を指定し Kmeans++を用いてクラスタリングを実施した。

図 3 は、30 公園を 3 つのクラスターで分類した結果の例であり、左列は平日、右列は週末の滞在の積層グラフである。横軸は滞在開始時間、縦軸は滞在時間長ごとの滞在データ数であり、公園の面積で正規化処理を施した。図 3 において、上から 2 段目のクラスター 1 は平日と週末ともに 10 時頃と 15 時頃に滞在が大きくなる傾向がある。一方で、クラスター 2 では他のクラスターに比べて全時間帯に滞在が分散しており、夜の 19 時頃に長時間の滞在が増える傾向がある。

クラスター数は任意の数を指定できるが、クラスター数と反映している滞在特徴はトレードオフの関係にあり、注意が必要である。クラスター数が少なすぎる場合は各公園の滞在特徴のうち、大まかに似ている特徴を元に公園群が生成され、各公園の細かい滞在特徴が反映されにくい。一方で指定するクラスター数が多すぎる場合、公園の細かい滞在特徴もクラスタリング結果に反映できる反面、1 クラスターに所属する公園数が少なくなり、クラスターに所属する公園の共通点の解釈が困難になる可能性がある。

4. 評価

4.1 実験

4.1.1 使用データ及びモデルの概要

本実験では、実際の公園の滞在データを用いて、公園の分類が可能かを検証する。株式会社プログウォッチャー社が保有している携帯端末の滞在履歴データを用いて、神奈川県藤沢市の公園を対象に実験した。

対象とする期間は、2019 年、2020 年、2021 年の 4 月である。これは、気候が穏やかで外出が多い 4 月を対象とすることで多様な特徴を持つデータを学習でき、1 ヶ月の中での生活や滞在の周期性の影響を受けないようにするためである。また、コロナ禍による公園への滞在の変化を比較するためにコロナ禍前後の連続 3 ヶ年のデータを使用した。

対象とする公園は藤沢市の全 313 公園の中で、滞在データ数を十分に保有する上位 30 公園 (2021 年 4 月に 44 個以

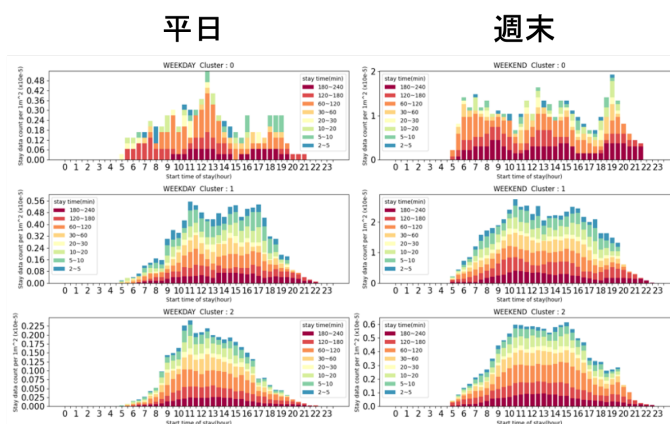


図 4 3 クラスターでのクラスタリング結果 (2019 年, 2020 年, 2021 年)

Fig. 4 The result of clustering(3clusters) in 2019, 2020, 2021.

上の滞在データを保有している公園)を対象とした。また、滞在履歴データの GPS 誤差を鑑み、公園の周囲 10m 圏内の滞在データも公園に所属する滞在データとして定義した。この滞在データのうち、滞在開始時間が午前 5 時～午後 7 時、滞在時間長が 2 分以上 240 分未満を公園への有効な滞在データ (約 15,000 滞在データ) を使用した。

上記データを元に 2019 年、2020 年、2021 年をまとめて学習し、入力層 90 次元、隠れ層 10 次元、出力層 240 次元の Park2Vec を実行し分散表現を生成した。そして生成した分散表現は、3, 6 クラスターの場合で年度関係なくクラスタリングを行い、クラスタリング結果については年度別に分類して比較した。

対象とした公園は以下の 30 公園である。

- 用田東原公園, 南蛙池公園, 若尾山公園, 第二花立公園, 錦公園, 砥上公園, 富士公園, 東奥田公園, 四ツ辻公園, 原谷公園, 奥田三角公園, 長後谷戸公園, 御所ヶ谷公園, 御所ヶ谷緑地, 円行公園, 二番構公園, 神台公園, 御殿辺公園, 舟地蔵公園, 奥田公園, 遠藤公園, 湘南台公園, 裏門公園, 長久保公園, 八部公園, 秋葉台公園, 大庭城址公園, 引地川親水公園, 新林公園, 大庭台墓園

4.2 クラスタリングの結果

4.2.1 3 クラスター分類

2019 年、2020 年、2021 年 4 月の各 30 公園、計 90 種類の公園滞在を 3 クラスターで分類し、全年度分をまとめて表示した結果が図 4 である。一方で図 5 は各年度ごとにクラスター結果である。このとき、横方向の積層グラフは同一のクラスターに所属している。図 5 では上段から順にクラスター 0, 1, 2 に属する公園の滞在データを図示した。

各クラスターの傾向を分析する。クラスター 0 (図 5 の上段) は平日には昼時間帯に 1 日の中で最も滞が多く、中でも 60 分以上の滞在を多く含むことがわかる。また、週末も

2019年

2020年

2021年

平日

週末

平日

週末

平日

週末

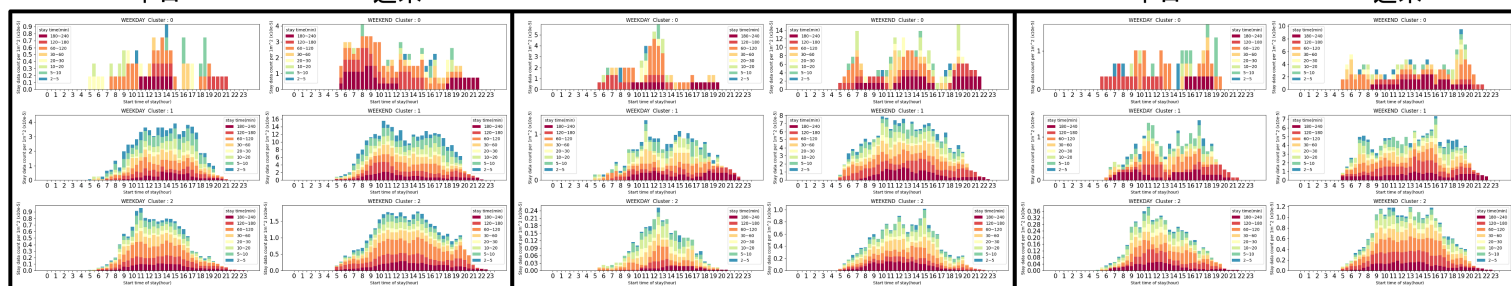


図 5 3 クラスターでのクラスタリング結果 (2019 年, 2020 年, 2021 年ごとに表示)

Fig. 5 The result of clustering(3clusters) in each year.

60 分以上の長時間の滞在を多く含み, 朝, 昼, 夜に滞在が分散していることがわかる. また, コロナの前後で滞在の傾向に一貫性が見られず, 公園の利用のされ方が安定していない.

クラスター 1(図 5 の中段) は, 30 分未満の滞在の割合がクラスター 0 に比べて多く, 60 分以上の滞在も含まれているため, 多様な目的で利用されていることが推察される. また, 平日と週末共に 10 時頃と 15 時頃に滞在のピークあり, 昼頃の滞在数が落ち込む.

クラスター 2(図 5 の中段) は, クラスター 1 と比べて昼時間帯も滞在を多く含む傾向がある. また, 滞在時間長はクラスター 1 と比べ 30 分以上の滞在を多く含む. また, コロナ前後での滞在傾向の変化が少なく, クラスター 2 に属する公園は安定している公園であると推察できる.

4.2.2 6 クラスター分類

図 6 は 6 クラスターで分類した結果である. 4.2.1 の 3 クラスターのときよりもクラスター数を増やしたことでより細かい滞在特徴を反映したクラスタリング結果であると考えられる. 上段から順に説明する. クラスター 0 は 19 時以降に長時間が増える傾向があり, 滞在期間長も 30 分未満か 120 分以上かで 2 極化している.

クラスター 1 は, 4.2.1 のクラスター 2 と似た滞在傾向を持っており, 滞在期間長が多様であることと, 昼時間帯の滞在が顕在である. また, このクラスターは 2020 年には 60 分未満の滞在の割合が増えたが, 2021 年には長期間の滞在も増えて 2019 年の滞在傾向と似ている.

クラスター 2 は, 週末に 8 時頃と 16 時ごろに長時間の滞在が増える傾向がある.

クラスター 3 は 4.2.1 のクラスター 0 と似た滞在傾向を持ち, 週末は朝, 昼, 夜に滞在のピークの傾向を持つクラスターである.

クラスター 4 は 10 時頃と 16 時頃に滞在のピークを持つ特徴がある, 特に週末は午前中に最も多くの滞在を有している. また, 滞在時間長が多様であり, 4.2.1 のクラスター 2

と似た滞在傾向を持っている.

最後にクラスター 5 は 2019 と 2020 年には該当する公園が存在せず, 2021 年特有の滞在傾向であると言える.

5. まとめ

本論文では公園内の滞在データを用いて似た滞在特徴を持つ公園の分類手法を提案した. これは滞在データを用いたエリアモデリングの手法である Area2Vec を参考に, 公園内の滞在データの特徴を示す多次元ベクトルの分散表現を作成し, クラスタリングを用いて公園の滞在傾向をモデリング化した. これにより公園への滞在データのみから, 似た滞在特徴を持つ公園の分類を実現した. この手法ではベクトル空間上で公園の滞在特徴を表現することで, 人間が各公園の滞在特徴を見比べて分類するよりも定量的に似た滞在傾向を持つ公園の分類ができる. また, 対象とする公園の数に制限はないため, より広範囲に分布した公園の滞在特徴分類も期待できる. 現時点では滞在データのみを用いた公園の分類手法を提案しているが, 関連研究で示した POI や公園の周辺情報, 公園の遊具情報などの静的なデータを学習データに用いた場合のモデルとの比較検証を検討している.

今後の展望としては, 使用する滞在データの期間を増やし, 季節や天気に応じた滞在の変化も反映したアプローチを考えている. また, 分散表現として生成した公園の滞在特徴と都市空間全体の各エリアの滞在の分散表現の類似度を比較して, 潜在的に公園のような利用がされている場所の発見や, 公園需要のシミュレーションにも取り組む予定である.

公園における滞在の傾向に着目することで, 公園を起点とした地域の多様性の分析や, 公園の将来あるべき姿の提案も目指して手法を改良していきたいと考えている.

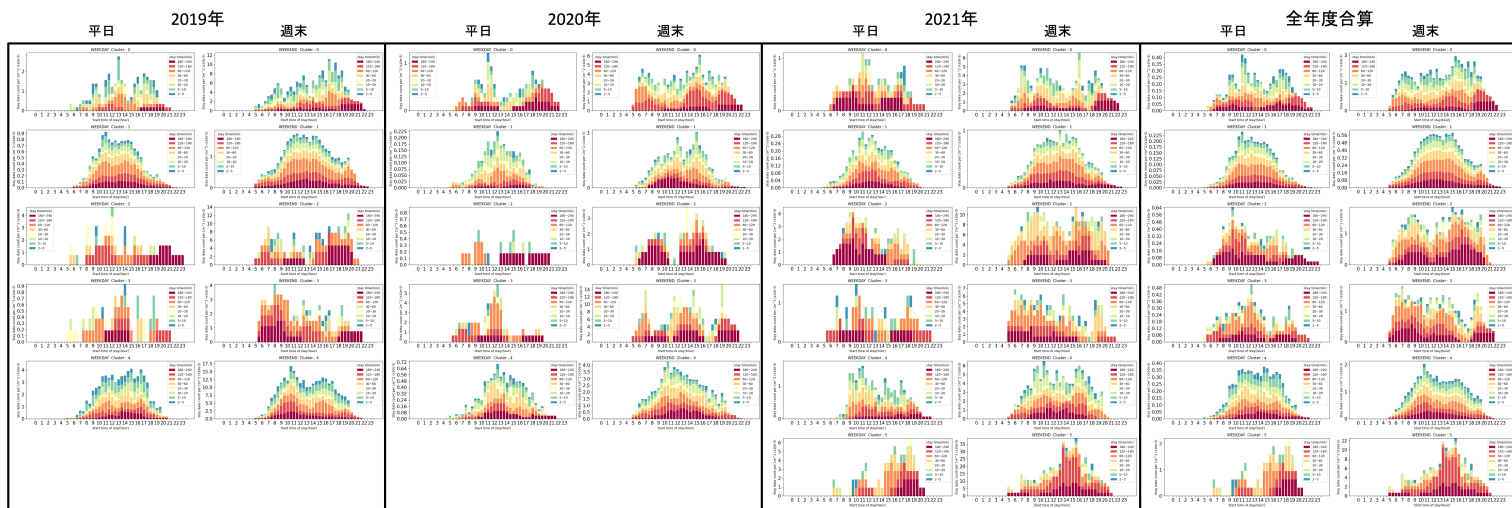


図 6 クラスターでのクラスタリング結果
 Fig. 6 The result of clustering(6clusters).

謝辞

本研究の一部は NICT 委託研究 222C0101, 科研費 22H03580/H03696/K18422, JST CREST(JPMJCR21F2) に支援いただいています。また、データ提供にご協力いただきましたブログウォッチャー社、藤沢市に感謝いたします。

参考文献

[1] 国土交通省. 都市公園等整備の現況等. https://www.mlit.go.jp/crd/park/joho/database/t_kouen/pdf/01_R02.pdf.

[2] 国土交通省関東地方整備局. 国営公園とは？都市公園とは？ https://www.ktr.mlit.go.jp/city_park/machi/city_park_machi00000005.html.

[3] 大塚芳嵩, 那須守, 岩崎寛. 都市公園における利用行動の多様性と地域における交流状況と関係性. 日本緑化工学会誌, Vol. 44, No. 1, pp. 111–116, 2018.

[4] 国土交通省. 国書白書 2021 第 1 節 危機による変化と課題への対応 3 多様化への対応. <https://www.mlit.go.jp/hakusyo/mlit/r02/hakusho/r03/html/n1313000.html>.

[5] 国土交通省 都市局公園緑地・景観課. 改訂第 4 版 大規模公園費用対効果分析手法マニュアル. <https://www.mlit.go.jp/common/001187812.pdf>.

[6] 国土交通省 都市局公園緑地・景観課. 改訂第 2 版 小規模公園費用対効果分析手法マニュアル. https://www.mlit.go.jp/crd/park/shisaku/p_toshi/hyouka/pdf/hyouka_shoukibo.pdf.

[7] 裕作, 佐々木葉. Space syntax を用いた都市空間構造研究の動向と展望. 景観・デザイン研究講演集, No. 6, pp. 183–190, 2010.

[8] T Yabe, K Tsubouchi, N Fujiwara, T Wada, Y Sekimoto, and S Ukkusuri, V. Non-compulsory measures sufficiently reduced human mobility in tokyo during the covid-19 epidemic. *Scientific Reports*, Vol. 10, No. 1, 2020.

[9] 上野裕介, 加藤禎久, 白土智子, 船本洋司, 中谷俊文. 人流ビッグデータで見た covid-19 流行後のグリーンインフラや観光地利用の変化. ランドスケープ研究, Vol. 85, No. 5, pp. 585–588, 2021.

[10] 庄子和之, 青木俊介, 米澤拓郎, 河口信夫. 大規模ユーザ

の滞在情報に基づくエリアの特徴付けと covid-19 による影響分析. 情報処理学会論文誌, Vol. 62, No. 10, pp. 1644–1657, 10 2021.

[11] 西坂涼. 都市公園等事業の事業評価から見る都市公園の機能と評価指標. 都市計画報告集, Vol. 20, No. 4, pp. 409–414, 2021.

[12] B Hillier, A Leaman, P Stansall, and M Bedford. Space syntax. *Environment and Planning B: Planning and Design*, Vol. 3, No. 2, pp. 147–185, 1976.

[13] 木川剛志, 古山正雄. スペース・シンタックス理論による空間位相構成の抽出とその比較に関する研究：京都における町家と露地の解析とその比較を事例として. *Journal of Architecture and Planning (transactions of Aij)*, Vol. 70, pp. 9–14, 2005.

[14] *Space Syntax: A multi-disciplinary tool to understand city dynamics*, 06 2020.

[15] 藤枝市情報デジタル推進課. 藤枝地区の人流解析及び蓮華寺池公園の混雑状況可視化に向けた検証を実施しました／藤枝市ホームページ. <https://www.city.fujieda.shizuoka.jp/soshiki/kikakuzaisei/johoseisaku/oshirase/17747.html>.

[16] 玉田拓, 豊木博泰, 渡辺喜道. Wi-fi プロブパケットと目視データを用いた公園内の訪問者流動推定手法と効果的なセンサ配置の検討. 情報科学技術フォーラム講演論文集 (FIT), Vol. 19, No. 4, pp. 195–198, 2020.

[17] *Discovering Regions of Different Functions in a City Using Human Mobility and POIs*, KDD '12, New York, NY, USA, 2012. Association for Computing Machinery.

[18] Zijun Yao, Yanjie Fu, Bin Liu, Wangsu Hu, and Hui Xiong. Representing urban functions through zone embedding with human mobility patterns. In *Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-18)*, 2018.