情報提示施策に向けた 活動経路の時空間クラスタリング

石井　健太[1]・平松　義崇[2]・吉治　季恵[2]

[1]非会員　株式会社日立製作所　研究開発グループ（〒185–8601　東京都国分寺市東恋ヶ窪 1-280）
E-mail: kenta.ishii.py@hitachi.co.jp (Corresponding Author)
[2]非会員　株式会社日立製作所　研究開発グループ（〒185–8601　東京都国分寺市東恋ヶ窪 1-280）

近年，都市交通分野では社会インフラの維持管理費の増大を背景に，ソフト施策，特に需要側に向けた施策が注目されている．一方，マーケティング分野では，需要側に向けた施策として，人々の行動履歴からターゲットを定め，広告内容や配信地点・時間を検討することが多い．ターゲティングに基づく情報提示は，都市交通分野の地域課題に対しても，効果的な施策になると考えられる．このような情報施策の検討には，対象地域内の人々の活動傾向を，時間と場所双方の観点から把握することが重要である．本研究では，情報提示施策の検討に資する活動傾向の抽出に向け，時間・空間双方の観点から，活動実態に即して人々の活動の分類を可能とする時空間クラスタリング手法を提案し，川崎市麻生区における GPS データへの適用を通じて，本手法の有用性を確認する．

Key Words: *spatiotemporal clustering, activity-travel path, information distribution, GPS data*

1. はじめに

近年，社会インフラの維持管理費が増大し，新規投資が制約されつつある．これを背景に，都市交通分野ではハードに頼らないソフト施策がより重要となっている．これまでのソフト施策としては，限られたリソースを需要に合わせて有効活用することを目的とした，ダイナミックヘッドウェイ[1)] やオンデマンドバスなどオペレーションの最適化が提案されてきた．しかしながら，大規模システムにおけるパラメータの高頻度な変更は障壁が高く，比較的障壁の低い，ナッジのような需要側に向けた施策も着目されている．

一方，マーケティング分野では，従来から消費者の行動履歴に基づくターゲティング広告により，ターゲットの購買行動を促す取組みが行われてきた．近年では行動履歴としてオンライン上の行動だけではなく，人流データに基づく実空間上での行動まで扱う事例の社会実装が進んでいる[2)]．都市交通分野においても，社会便益の向上を目的としたターゲティングに基づく情報提示施策の導入は，混雑緩和や公共交通利用の促進など，適切な需要側のコントロールに資するため，ソフト面での地域課題解決において有効であると考えられる．

ターゲティングは大きく 2 つの方法に分類される．1 つ目は個人を特定可能な行動履歴から直接ターゲットを選定する方法である．2 つ目は，個人を特定不可能な行動履歴から，活動傾向と匿名化された人物属性の関係のみを分析し，その結果に基づいてターゲットを選定する方法である．

本研究では，都市交通分野の施策実施において複数事業者の連携が重要であることを考慮し、データ共有・連携が行いやすい匿名化されたデータのみで実行可能な 2 つ目の手法に着目し，特に施策検討者が大量の人流データから理解可能な形式で活動傾向を抽出する方法として，クラスタリング手法に焦点をあてる．

クラスタリングの対象としては，活動経路を用いる．活動経路は，移動と滞在という段階的な区別を前提としない，移動経路，活動場所，活動時間を一体的に記述する形式のデータであり，近年，この活動経路を用いて，人々の時空間上の活動の軌跡を分析する手法が多く提案されている[3),4)]．活動経路を時間・空間双方の観点でクラスタリングすることは，施策検討者が対象地域内のいつ・どこで活動する人が多いのか，を把握することにつながる．

以上より本研究の目的は，情報提示施策の検討に向けた，人々の活動経路の傾向把握に資する，時間・

空間双方の観点から活動経路を分類可能な時空間クラスタリング手法の構築とする．

2. 既往研究

従来，経路のクラスタリングに関して様々な手法が提案されてきた．和田ら (2015)[5] は，データ間の類似度指標に時間シフトを無視して軌跡形状の差を考慮可能な Dynamic Time Warping (DTW)[6] を用い，クラスタ生成手法に階層クラスタリングを採用することで，経路の軌跡形状のみに着目するクラスタリング手法を提案している．Advani et al. (2022)[7] は，経路選択肢集合の生成を目的に，データ間の類似度指標として，道路ネットワーク上での関係を考慮可能な共通性係数（CF）(Cascetta et al., 1996[8]) を採用し，クラスタ生成手法として密度ベースのクラスタリング手法である DBSCAN[9] を用いている．しかしながら，これらの手法は，時間概念を類似度指標に取り込んでいないため，活動経路に対して適用した場合，時間方向の類似性を考慮することができない．

時間・空間双方の観点でクラスタリング可能な手法としては，これまで時間観点と空間観点の 2 段階に分けてクラスタを生成する手法が提案されてきた．Kim et al. (2015)[10] は軌跡を道路ネットワークに紐づけた上で重複部分とその系列上での位置に着目する最長共通部分列 (LCS) を用いて，DBSCAN によりクラスタリングした後，各クラスタ内の時間による移動パターンの変化を考察している．Abraham et al. (2012)[11] は，座標をビットコードに変換することで次元圧縮した後，時間・空間それぞれの観点で距離とその閾値を設定することで，双方を考慮したクラスタリングを実現している．また，時系列データのクラスタリング分野では，DBSCAN を拡張し，空間情報と非空間情報のそれぞれに閾値を設けることで，それぞれの観点で閾値内の距離に存在するデータを同じクラスタに分類する ST-DBSCAN[12] も提案されている．

しかしながら，上記のように時間観点と空間観点の 2 段階に分けてクラスタを生成する手法を，活動経路のように一日の長い経路長と時間帯幅を持つデータに対して適用する場合，時間の観点における適切な分類基準と空間の観点における適切な分類基準の相互の依存関係を考慮できないという課題が生じる．活動経路に対して対象地域の活動実態に即したクラスタリングを行うためには，空間の観点でのクラスタリングを先に実施する場合，各クラスタ内の軌跡の類似性の傾向によって，時間の観点で同じクラスタとみなせる適切な区切り方は異なる．同様に，時間の観点でのクラスタリングを先に実施する場合，各クラスタ内の活動時刻の類似性の傾向によって，空間の観点で同じクラスタとみなせる適切な区切り方は異なる．このため，相互の依存関係を同時に考慮し，時間と空間双方の観点で適切なクラスタを生成することが望ましい．

本研究では，上記依存関係を同時に考慮するため，活動経路に付随する速度情報を用いることで，時間の観点における類似性と空間の観点における類似性を同時に考慮可能な新たな類似度指標を提案し，この類似度指標に基づいて時間と空間双方の観点を同時に考慮してクラスタリング可能な時空間クラスタリング手法を提案する．

3. 活動分離度を用いた時空間クラスタリング

本研究では，時間の観点における類似性と空間の観点における類似性を同時に考慮可能な新たな類似度指標「活動分離度」を提案し，この類似度指標に基づく，時間と空間双方の観点を同時に考慮可能な時空間クラスタリング手法を提案する．提案手法は，従来のクラスタリング手法同様，類似度指標とクラスタ生成手法の 2 つから構成される．以降各要素について詳述する．

(1) 時間・空間双方の関係性を考慮した活動分離度

本節では，時間の観点における類似性と空間の観点における類似性を同時に考慮可能な類似度指標として，活動分離度を提案する．類似度指標を定義する際，施策検討者が生成されたクラスタの特性を理解しやすくするためには，施策のターゲットとするエリアの範囲や時間幅等，施策検討者が解釈可能な尺度と関連した分類基準を設定可能であることが重要である．本研究では，時間の観点における類似性と空間の観点における類似性を同時に考慮する際，施策検討者にとっての解釈可能性を維持するため，活動経路上の各位置座標における速度情報を活用し，距離次元で扱うことが可能な活動分離度を提案する．

活動分離度 S は，軌跡形状のみの分離度を考慮可能な DTW D の計算 と，活動時刻情報を用いた時間分離度 L の計算に分けられる．

はじめに，DTW について概説する．活動経路 $A = \{a_i\}_0^I, B = \{b_j\}_0^J$ 間の DTW D について，概要を図 1 に示す．DTW は，活動経路の各観測点の観測時刻は順序のみ考慮した上で，活動経路の観測点ペア $c_k = (a_k, b_k)$ 間の距離 $d(c_k)$ の，$c_0 = (a_0, b_0)$ から

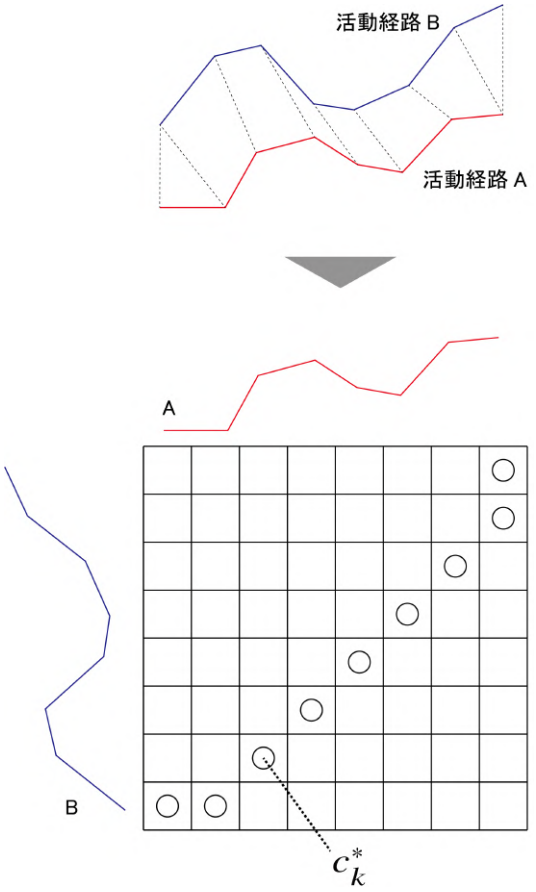


図-1　DTW の概要図

$c_K = (a_I, b_J)$ までの総和が最小となる最適観測点ペア $c_k^* = (a_k^*, b_k^*)$ を探索し，その距離の和により与えられる．このため，時間方向の移動軌跡のシフトを無視して，形状のみに着目した分離度を計算可能な指標といえる．

具体の DTW は，式 (1), (2) に動的計画法を適用することにより求解可能である．

$$D(c_k) = d(c_k) + \min_{c_{k-1} \in A(c_k)} D(c_{k-1}) \tag{1}$$

$$c_{k-1}^* = \arg\min_{c_{k-1} \in A(c_k^*)} D(c_{k-1}) \tag{2}$$

ここで，$A(c_k)$ は c_k の直前観測点ペア集合であり，$A(c_k) = \{(a_{k-1}, b_{k-1}), (a_k, b_{k-1}), (a_{k-1}, b_k)\}$ とする．

次に，時間分離度 L は観測点ペア c_k^* を用いて，式 (3) のように計算する．

$$L = \sum_{a_k^*, b_k^*} \{t(a_k^*) - t(b_k^*)\} \frac{v(a_k^*) + v(b_k^*)}{2} \tag{3}$$

ここで，$t(a_i)$ は位置座標 a_i が観測された時刻，$v(a_i)$ は位置座標 a_i における速度を表す．

このように各活動経路の時刻差に速度を乗ずることで距離次元に変換することができるため，DTW と時間分離度の和で表せる活動分離度は，距離次元において分析者が解釈可能な形式で定義することができる．併せて活動分離度は，式 (3) から活動経路間の速度を考慮した指標としても捉える事ができるため，移動・滞在の差異や交通手段の差異も活動分離度の差異として表れる．

Algorithm 1 活動分離度計算アルゴリズム

Input: 活動経路 A, B

Output: 活動分離度 S

初期化 :$D \Leftarrow 0, L = 0, S = 0$

for $k = 1$ to K **do**

$D(c_k) = d(c_k) + \min_{c_{k-1} \in A(c_k)} D(c_{k-1})$

end for

for $k = K$ to 1 **do**

$c_{k-1}^* = \arg\min_{c_{k-1} \in A(c_k^*)} D(c_{k-1})$

$L = L + \{t(a_{k-1}^*) - t(b_{k-1}^*)\} \frac{v(a_{k-1}^*) + v(b_{k-1}^*)}{2}$

end for

$S(A, B) = \frac{D(c_K^*) + |L|}{K^*}$

return S

以上より，活動分離度は式 (1)，(3) を用いて，式 (4) のように計算する．

$$S(A, B) = \frac{D(c_k^*) + |L|}{K^*} \tag{4}$$

ここで，K^* は最適パスにおける観測点ペア数を表し，分離度における活動経路間の長さの違いを考慮するため，K^* で除する操作を加える．

次に，活動分離度計算アルゴリズムを Algorithm 1 に示す．観測点ペアの最適パス c_k^* の計算と同時に時間分離度を計算することができるため，計算量は DTW の計算と等しいオーダーに抑えることができる．また，式 (1) の DTW の計算には多くの高速化手法が提案されている．本稿では，交通分野の近似で一般的である，スケールの抽象化を用いて近似計算する fastdtw[13] を用いることとする．

(2)　密度ベースのクラスタ生成

本節では，本研究で採用するクラスタ手法を選択する．前述のように施策検討者が人々の活動傾向を解釈可能な形式で抽出するためには，クラスタ生成手法に 2 つの要件が求められる．1 つ目は，所与パラメータとしてクラスタ数を必要としないことである．施策検討者は，対象地域に存在する活動傾向の数を事前に把握することは難しい．一方で，活動経路間の位置関係から同じクラスタとみなすための閾値は，着目したい施策に関連する施設や交通機関の位置等から決定しやすいと考えられる．このため，

所与パラメータとしてはデータ間の類似度指標の閾値を用いるクラスタ生成手法が望ましい．2 つ目は，クラスタに属さないデータを許容可能であることである．人々の活動は多様であり，稀有な旅行行動等，他のどの活動経路とも類似しない活動経路が存在しうる．このようなデータは個別に着目する必要はあるが，クラスタを活動実態に即して生成する際，ノイズになりうる．このため，クラスタに所属しないデータを許容可能なクラスタ生成手法が望ましい．

以上を踏まえ，本研究ではクラスタ数の指定が必要とせず，かつノイズを許容可能な密度ベースの手法である，DBSCAN[9] を採用する．

DBSCAN はデータ間の類似度指標の閾値 ε と対象数の閾値 minPts の 2 つのパラメータを所与とする．

具体の手順について概説する．はじめにデータ集合 D からランダムにデータ p を抽出する．データ p から直接到達可能なデータが存在する場合，データ p と直接到達可能なデータすべてに対して新たなクラスタを割り振る．ここで，データ p がデータ q から直接到達可能とは，式 (5), (6) の条件の双方を満たすデータ p を指す．

$$q \in N_\varepsilon(p) \tag{5}$$

$$|N_\varepsilon(p)| \geq \text{minPts} \tag{6}$$

ここで，$N_\varepsilon(p) = \{q \in D | S(p,q) \leq \varepsilon\}$ とする．

また，データ $p_1, ..., p_n$，$p_n = q$ について，整数 i が $1 \leq i \leq n-1$ を満たす範囲において p_{i+1} が p_i から直接到達可能な場合，q は p から到達可能な点と判定し，到達可能な点についてもデータ p と同じクラスタに分類する．

上記操作をすべてのデータについて繰り返し，どの点からも到達可能でないすべての点をノイズと判定する．

以上のように，DBSCAN はクラスタ数の指定が必要とせず，かつノイズを許容したうえでクラスタを生成可能な手法である．このため，データ間の類似度指標に活動分離度を用い，クラスタ生成手法に DBSCAN を採用することで，クラスタ数の指定が必要とせず，かつノイズを許容したうえで，施策検討者が対象とする施策の検討範囲のスケールを踏まえて，距離次元で閾値を設定可能なクラスタリングを実現することができる．

4. 実データを用いた提案手法の評価と適用

(1) 実験概要

神奈川県川崎市麻生区片平地区を分析対象地域



図-2 分析対象地域：川崎市麻生区片平地区

(図 2) とし，2022 年 11 月土曜日および日曜日に，麻生区住民かつ午前 8 時までに対象地域内で滞在した人の GPS データ (総 ID 数 3570) に対して，提案手法を適用する．なお，ID は同一人物の GPS データであっても，別日のデータである場合は異なる ID として付与される．

DBSCAN のパラメータ設定は，minPts = 3, ε = 400 とする．また，活動経路の速度の単位は m/s，観測点間の距離の単位は m とする．

(2) 実験結果

対象地域における対象データに対して，提案手法である時空間クラスタリングを適用した結果，得られた分類結果を図 3 に示す．また分かりやすさのため，自宅付近と推定される一日の活動開始点における滞在を主な活動とするクラスタ 0, 4 を除いた結果を図 4 に示す．分類の結果，生成されたクラスタ数はノイズを除いて 14 個 (クラスタ 0—13) となった．

各クラスタの特徴を空間情報と比較しながら考察する．各クラスタ自体の特徴を踏まえ，議論のために形式的に 5 つのクラスタ群に区分した．区分結果を表 1 に示す．

クラスタ群 A は，一日の活動の初期位置での滞在を継続する特徴を持ち，クラスタ 0 は対象地域南東側，クラスタ 4 は対象地域西側を滞在地とするという点で空間的な隔たりを考慮して分離されている．クラスタ群 B は，新百合ヶ丘駅のショッピングモールを訪問する傾向にあり，クラスタ 1, 2, 6, 7, 8, 10, 12, 13 は新百合ヶ丘駅へ移動する時間帯，滞在時間，出発地の場所，新百合ヶ丘駅付近での派生行動の有無などで分離されている．クラスタ群 C は，東京方面に早朝移動する特徴を持ち，クラスタ 3 と 9 は帰宅行動を伴うか否かで分離されている．クラスタ群 D,E はそれぞれクラスタと一対一で対応し，クラスタ 5 は朝から片平小学校で滞在する活動，クラスタ

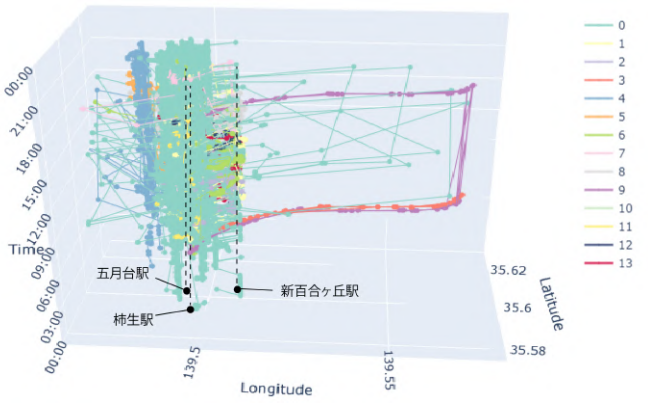


図-3　クラスタリング結果

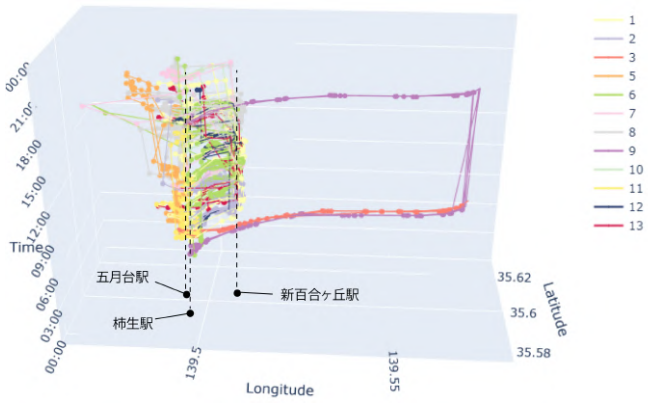


図-4　滞在クラスタを除いたクラスタリング結果

表-1　各クラスタの特徴

大分類	大分類特徴	クラスタ	データ数	クラスタ特徴
A	自宅付近での滞在	0	231	主に対象地域南東側で滞在
		4	15	主に対象地域西側で滞在
B	新百合ヶ丘駅に訪問	1	7	朝から夕方まで新百合ヶ丘に滞在する勤務行動
		2	6	午前中のショッピングモールへの訪問
		6	13	正午-夕方のショッピングモールへの訪問
		7	5	五月台駅周辺発かつ正午-夜の訪問
		8	9	夕方以降のショッピングモールへの訪問
		10	3	住宅街エリア発かつ正午-夜の訪問
		12	4	滞在時間が 2 時間以内の訪問
		13	4	午前中に訪問後、保育園など新百合ヶ丘内を移動
C	東京方面へ移動	3	5	早朝に小田急線で東京方面へ移動 ・対象地域に戻らない
		9	6	早朝に小田急線で東京方面へ移動 ・18 時以降対象地域に帰宅する勤務行動
D	片平小学校に滞在	5	4	朝から片平小学校に滞在
E	柿生駅周辺のみで活動	11	8	時間帯問わず、柿生駅周辺のみで活動 （スーパーや保育園へ訪問）

11 は時間帯問わず柿生駅周辺のみで活動が分類されている．

ここで，クラスタ群 B とクラスタ群 E に着目する．クラスタ群 B は図 5, 6 に示すように，新百合ヶ丘駅周辺への訪問という類似する移動であるにもかかわらず，時間方向の差異により 8 つのクラスタに分類されている．一方で，クラスタ群 E は図 7, 8 に示すように，時間帯問わず同じクラスタに分類されている．この違いは，クラスタ群 B のように移動距離が長くなるほど，活動経路の DTW は距離の蓄積が大きくなるため，活動分離度の閾値 ε が与えられたとき，許容可能な時間分離度が小さくなることにより生じていると考えられる．これはクラスタ群 E おいて，新百合ヶ丘駅への移動と比較して小さなエリア内の移動であるため活動経路の DTW が小さく，時間帯が大きく異なっている活動経路を同じクラスタに分類可能としていることからも支持できる．

以上から，本研究で提案する時空間クラスタリングは，時間の観点における類似性と空間の観点における類似性を同時に考慮することで，時間の観点における適切な分類基準と空間の観点における適切な分類基準の相互の依存関係を踏まえた分類が可能であることを確認することができる．

5.　結論

本研究では，情報提示施策の検討に向け，活動経路を時間・空間双方の観点から分類可能な時空間クラスタリング手法を構築した．特に，従来手法の課

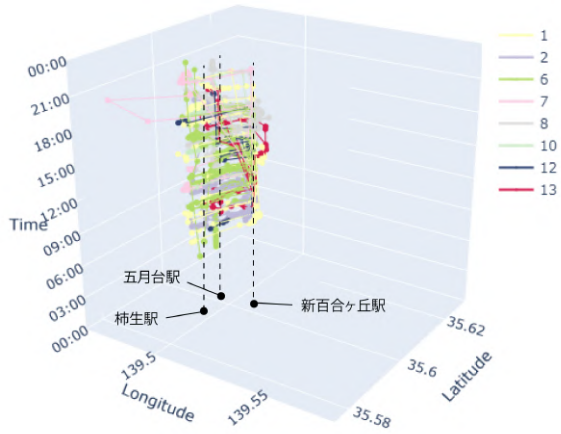


図-5　クラスタ群 B の 3 次元表示

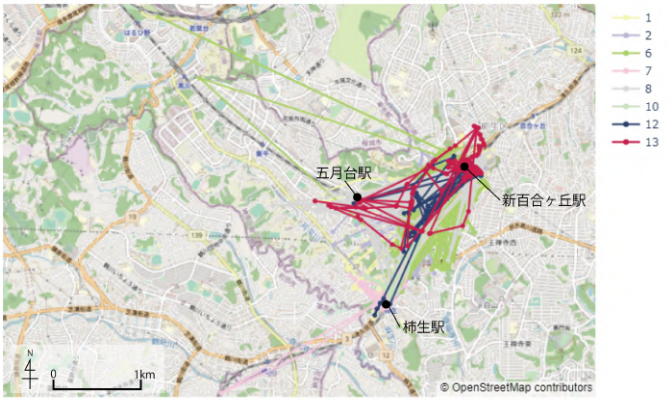


図-6　クラスタ群 B の 2 次元表示

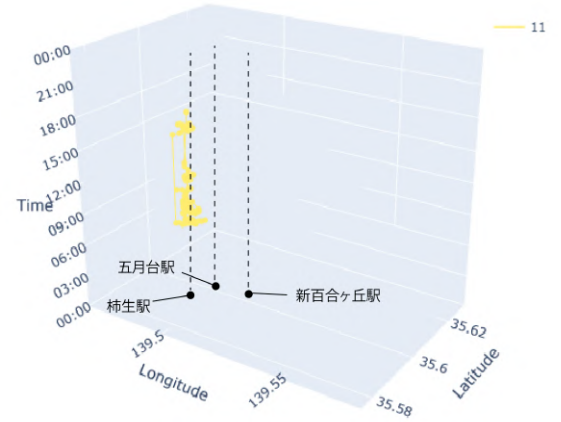


図-7　クラスタ群 E の 3 次元表示

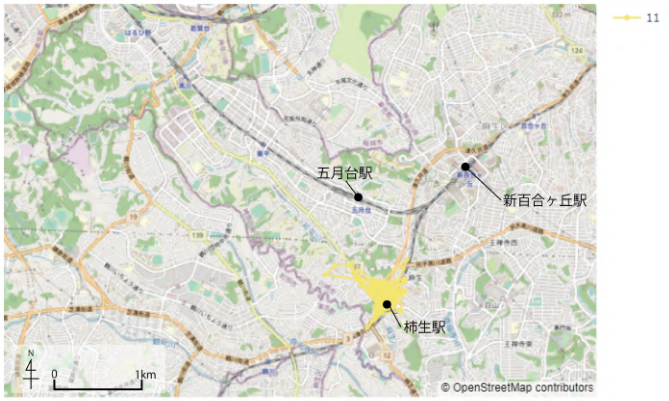


図-8　クラスタ群 E の 2 次元表示

題であった，時間の観点における適切な分類基準と空間の観点における適切な分類基準の，相互の依存関係を考慮できないという課題に対して，速度情報を用いて時間の観点における類似性と空間の観点における類似性を同時に考慮可能な新たな類似度指標「活動分離度」を提案することで，上記依存関係を考慮し，時間と空間双方の観点で適切なクラスタを生成可能な時空間クラスタリング手法を提案した．

川崎市麻生区片平地区における GPS データへの適用結果から，空間の観点で類似性が低くなる活動経路データ群は，時間の観点で細かい区分で分類可能であるのに対し，空間の観点で類似性が高くなる活動経路データ群は，時間の観点である程度類似度が低い場合においても同じクラスタに可能であることを確認した．

本提案手法により，活動経路から移動軌跡の種別に応じて時間帯を適切に区分したクラスタを生成できるため，施策検討者が施策の実施場所，時間の双方を，地域の活動実態に合わせて適切に検討することが可能となる．このような分析結果と，各施設の訪問者層の時間帯別割合などを組み合わせることで，住民属性ごとにとられやすい活動を把握することができるため，混雑緩和や公共交通利用の促進に資するターゲットとする属性を定めた情報送信など，適切な需要側のコントロールに資すると考えられる．

今後の課題としては 2 つ挙げられる．1 つ目は，従来のクラスタリング手法との定量的な比較分析である．活動経路の時間・空間双方の分類に対して，混在または過剰に分離するケースを従来手法と比較検討し，本提案手法の性能を明らかにする必要がある．2 つ目は，異なるスケールの移動に対する適切な分類方法の検討である．本提案手法では，複数の市をまたぐ車移動などは，移動経路の分散が大きくなり，クラスタを構成できないノイズと判定された．しかしながらスケールによっては，閾値を高く設定し，同じクラスタに分類することで，施策検討者が分析

しやすいケースも存在する．このため，移動スケールに応じて分類基準や類似度指標が可変な手法が求められる．

REFERENCES

1) 株式会社日立製作所. ダイナミックヘッドウェイが実現する鉄道の未来像. 日立評論, Vol.100 No.5., 2018.
2) 株式会社 unerry. 事例紹介：天気で変わる、東京ミッドタウン日比谷の歩き方　人流×気象情報のリアルタイムプッシュ配信でイベント集客. *https://www.unerry.co.jp/case/tokyo-midtown-hibiya/*, 2023 (参照日：2023 年 10 月 4 日).
3) 大山雄己, 羽藤英二. 時空間制約と経路相関を考慮した歩行者の活動配分問題. 都市計画論文集, Vol. 51, No. 3, pp. 680–687, 2016.
4) Maëlle Zimmermann, Oskar Blom Västberg, Emma Frejinger, and Anders Karlström. Capturing correlation with a mixed recursive logit model for activity-travel scheduling. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 93, pp. 273–291, 2018.
5) 和田計也, 増田早紀, 梅林泰孝. 行動クラスタリングと隠れマルコフモデルを用いたユーザの位置予測モデル. 人工知能学会全国大会論文集 第 29 回 (2015), pp. 3C41–3C41. 一般社団法人 人工知能学会, 2015.
6) Hiroaki Sakoe and Seibi Chiba. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. *IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing*, Vol. 26, No. 1, pp. 43–49, 1978.
7) Chintan Advani, Ashish Bhaskar, and Md Mazharul Haque. Bi-level clustering of vehicle trajectories for path choice set and its nested structure identification. *Transportation research part C: emerging technologies*, Vol. 144, p. 103895, 2022.
8) Ennio Cascetta, Agostino Nuzzolo, Francesco Russo, and Antonino Vitetta. A modified logit route choice model overcoming path overlapping problems. specification and some calibration results for interurban networks. In *Transportation and Traffic Theory. Proceedings of The 13th International Symposium On Transportation And Traffic Theory, Lyon, France*, 1996.
9) Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander, Xiaowei Xu, et al. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *kdd*, Vol. 96, pp. 226–231, 1996.
10) Jiwon Kim and Hani S Mahmassani. Spatial and temporal characterization of travel patterns in a traffic network using vehicle trajectories. *Transportation Research Procedia*, Vol. 9, pp. 164–184, 2015.
11) Sajimon Abraham and P Sojan Lal. Spatio-temporal similarity of network-constrained moving object trajectories using sequence alignment of travel locations. *Transportation research part C: emerging technologies*, Vol. 23, pp. 109–123, 2012.
12) Derya Birant and Alp Kut. St-dbscan: An algorithm for clustering spatial–temporal data. *Data & knowledge engineering*, Vol. 60, No. 1, pp. 208–221, 2007.
13) Stan Salvador and Philip Chan. Fastdtw: Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. In *KDD workshop on mining temporal and sequential data*, Vol. 6, pp. 70–80. Seattle, Washington, 2004.

SPATIOTEMPORAL CLUSTERING OF ACTIVITY-TRAVEL PATH FOR INFORMATION DISTRIBUTION

Kenta ISHII, Yoshitaka HIRAMATSU and Kie YOSHIJI

In recent years, intangible measures, particularly those for the demand side have attracted attention because of the increasing cost of maintenance and management of social infrastructures. In the field of marketing, measures for the demand side often target people based on their behavioral logs, and consider advertising content, delivery points, and time of delivery. Information delivery based on the targeting is expected to be an effective measure to address regional issues in the field of urban transportation. It is important for planners of such measures to understand the characteristics of people's activities in the planned area from the viewpoints of both time and place. In this study, we propose a new dissimilarity degree "Activity dissimilarity" that can simultaneously consider similarity in terms of time and space using velocity information of activity-travel path and spatiotemporal clustering based on "Activity dissimilarity" in order to extract activity characteristics that contribute to the consideration of Information delivery measures. The proposed method enables the planners to classify people's activities in accordance with the actual situation. Through the application of this method to GPS data in Asao Ward, Kawasaki City, it is revealed that this method can classify people's activities by considering the interdependence between appropriate classification criteria in terms of time and appropriate classification criteria in terms of space.