

# Popular度を考慮した 移動軌跡分布からのMPRと時間帯の検出

伊藤 和馬<sup>1,a)</sup> 黄 宏軒<sup>2,b)</sup> 川越 恭二<sup>2,c)</sup>

概要：不慣れな地域での移動を支援するために、GPS デバイスから取得した移動軌跡から Most Popular Route(以下、MPR)を検出する研究が行われている。MPRは、与えられた始点と終点までを結ぶ経路の中で、最も多くの移動物体が移動した経路である。過去のすべての移動軌跡から MPR が検出される。しかし、これまでの MPR 検出方法では時間帯を考慮していないため、検出した MPR が実際には MPR ではない特定の時間帯を含む可能性がある。そこで本稿では、時間情報からの移動軌跡分布により特定の時間帯で有効な MPR および、その利用時間帯を検出する新たな方法を提案する。また、検出した MPR の適切性を示すために、特定の時間帯での移動軌跡数に対応した Popular 度と呼ぶ尺度を提案する。Popular 度を用いて検出した MPR を評価することで、提案手法で検出した MPR が最も高い Popular 度を有することを実験で示す。

## 1. はじめに

スマートフォンやカーナビゲーションシステム等の GPS 端末の普及に伴い、移動の履歴を表す移動軌跡の取得が容易になった。移動軌跡は、位置情報や時間情報を記録した GPS ポイントのシーケンスであり、自動車の運転経路や、動物の移住経路がある。近年、GPS 端末から取得した移動軌跡を用いて経路を検出するナビゲーションサービスが多く存在する。代表的なナビゲーションサービスである Google Maps<sup>\*1</sup>では、ユーザが入力した始点から終点までを結ぶ最短経路が検出される。しかし、ユーザにとって適切な経路が、いつも最短経路であるとは限らない。例えば、見知らぬ地域を観光する場合には、過去の観光客が移動した経路を求める可能性が高い。

Zaiben ら [1] は、複数の過去の移動軌跡から、Most Popular Route(以下、MPR)を検出する方法を提案している。MPR は、与えられた始点から終点までを結ぶ経路の中で、最も多くの移動物体が実際に移動したことを示す経路である。そのため、MPR は比較的信頼性の高い安全な経路である。不慣れな地域を移動する場合に、MPR は非常に有

益な情報である。

しかし、Zaiben らはすべての移動軌跡から MPR を検出しているが、経路を移動した移動軌跡の個数は、時間帯によって異なるという特徴がある。京都にある主要な通りでは、昼の時間帯よりも、夜の時間帯の方が交通量が多いという報告 [2] がある。すなわち、時間帯を考慮せずにすべての移動軌跡から MPR を検出する既存手法では、特定の時間帯では MPR でない経路を検出している可能性があると考えられる。

そこで本稿では、GPS 端末により収集した多数の移動軌跡から、与えられた始点から終点までの時間帯を考慮した MPR を検出する新たな方法を提案する。提案する方法は、時間情報からの移動軌跡分布を用いた MPR および時間帯を検出する方法である。また、本稿では、検出した MPR の適切性を比較するための尺度として、Popular 度を提案する。Popular 度は、MPR を求める際に計算する確率の総乗で求める移動軌跡数に対応する尺度である。検出した時間帯での有効な MPR を Popular 度によって求めることで、見知らぬ地域を移動する際に有益な移動経路を観光客等の利用者に提供することが可能となる。

## 2. 時間帯を考慮した MPR

時間帯を考慮した MPR の概念を、図 1 に示す京都の四条近辺における交通量例を用いて、説明する。図 1 は、色が濃くなるに連れて、交通量が多くなり、(a) と (b) で異なる時間帯を示している。

<sup>1</sup> 立命館大学大学院 情報理工学研究科  
〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1

<sup>2</sup> 立命館大学 情報理工学部  
〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1

a) is004083@ed.ritsumei.ac.jp

b) huang@fc.ritsumei.ac.jp

c) kawagoe@is.ritsumei.ac.jp

\*1 <https://maps.google.co.jp/>

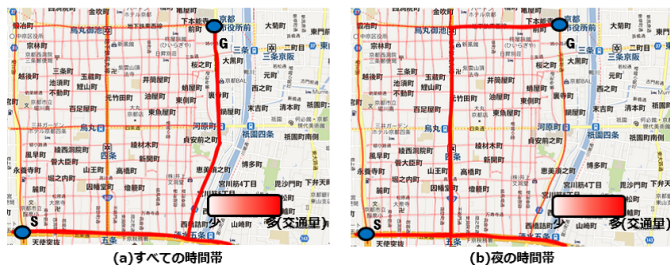


図 1 異なる時間帯における交通量の例

図 1(a) はすべての時間帯での交通量を示している．五条通から北へ上り，京都市役所に伸びる経路が最も交通量が多いため，MPR として検出される．しかし，図 1(b) の夜の時間帯では，五条通から烏丸御池に伸びる経路が最も交通量が多い．本来ならば夜の時間帯ではこちらの経路が MPR として検出されるべきである．すなわち，時間帯を考えずに MPR を検出すると，特定の時間帯では MPR でない経路が得られることとなる．

MPR の検出には，時間帯の指定が重要である．しかし，単純に時間帯を指定して MPR を検出する際，以下の 2 つの問題点がある．

1 つ目は，指定した時間帯の間に MPR が変化するという問題である．例えば，13 時から 14 時までの時間帯を指定した場合に，MPR を検出することを考える．指定した時間帯の間に，経路の交通量は分刻みで変化する．その際，最も交通量の多い経路も変化する可能性がある．13 時から 13 時半までの間の MPR が経路 A，13 時半から 14 時までの間の MPR が経路 B だとすると，検出された MPR は適切であるとはいえない．

2 つ目は，指定した時間帯の間に，MPR が変化する境界線が存在するという問題である．ある経路が MPR である時間と，異なる経路が MPR である時間は一定ではない．曜日や天候，イベント等の要因によって MPR は変化する．指定した時間帯の中から，流動的な MPR 変更の境界線を発見することは困難である．

そこで本稿では，GPS ポイントに含まれる時間情報に着目し，経路の時間毎の移動軌跡数から MPR とその有効な時間帯を検出する．時間帯の指定をユーザが行うのではなく，移動軌跡数から時間帯を検出することで，適切な MPR を求めることができる．時間帯を検出する方法として，小さな時間セグメントを結合して大きな時間セグメントにしていくボトムアップ法を用いる．その後，検出された時間帯で MPR を検出する．

### 3. 時間帯を考慮した MPR の検出

時間帯を考慮した MPR の検出方法を図 2 に示し，MPR 検出の流れを説明する．なお，図 2 および (1) から (4) の処理は，Zaiben らが提案した MPR の検出手法である．

(1) GPS データからノードとエッジで構成される移動ネッ

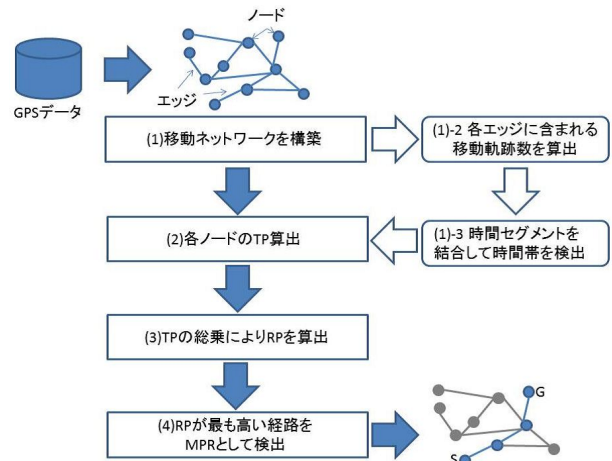


図 2 時間帯を考慮した MPR の検出手法

トワークを構築する．ノードは移動軌跡の交点と端点から生成され，2 つのノード間に少なくとも 1 つの移動軌跡が存在すれば，エッジを生成する．

(2) エッジに含まれる移動軌跡の個数から，各ノードの Transfer Probability (以降，TP とする) を算出する．

(3) 指定された始点ノードと終点ノードを結ぶすべての経路で，TP の総乗である Route Popularity (以降，RP とする) を算出する．

(4) 最も RP が高い経路を MPR として検出する．

本稿で提案する時間帯を考慮した MPR 検出方法は，上記の (1) で移動ネットワークの構築を行った後，(2) の TP を算出する前に，以下に示す (1)-2 および (1)-3 の処理を行う．

(1)-2 各エッジを移動した移動軌跡の個数を抽出する．

(1)-3 移動軌跡数を用いて時間セグメントを結合し，時間帯を検出する．

上記の処理を行うことにより，検出された時間帯で適切な MPR を検出することが可能になる．

本章では，まず 3.1 節で本稿内で用いる時間と，時間セグメントを定義する．次に，3.2 節では，時間セグメントの結合アルゴリズムを述べる．最後に，3.3 節では，Popularity について述べる．

#### 3.1 前提条件

まず，時間  $T$  を以下のように定義する．

定義 1 (時間) 時間  $T$  は時間軸上で表すと， $t_1$  から始まり， $t_M$  までの  $M$  個の点であるとする． $M$  は便宜上，ある整数  $K$  の倍数とする．

次に，時間を固定数の時間セグメントに分割し，時間セグメントを以下のように定義する．

定義 2 (時間セグメント) 時間セグメント  $\Delta T$  は，時刻  $\Delta T.s$  から時刻  $\Delta T.e$  までの区間である．定義 1 で示すように時間は離散時刻の点で表されるため，時間セグメント  $\Delta T$  は  $\Delta T.s$  と  $\Delta T.e$  との間の  $\Delta T.e - \Delta T.s + 1$  個の点が

らなる．したがって， $T = \cup_{j=1}^m \Delta T_j (\Delta T_i \cap \Delta T_j = 0)$  である．

### 3.2 時間セグメントの結合

後述の結合条件を用いて 2 つの隣接する時間セグメント  $\Delta T_a$  と  $\Delta T_b$  を結合する．このとき，2 つの時間セグメント  $\Delta T_a$  と  $\Delta T_b$  は連続した時間セグメントであるため， $\Delta T_{a.e+1} = \Delta T_{b.s}$  である．結合したのち，新しい時間セグメント  $\Delta T_{ab}$  を  $T$  に加え， $T$  から  $\Delta T_a$  と  $\Delta T_b$  を削除する．これらの処理を繰り返し， $T$  のすべての要素に変化がなくなれば処理を終了する．時間セグメント結合のアルゴリズムを Algorithm1 に示す．

#### Algorithm 1 Time Segments Combination

---

INITIALIZATION:  $T_{set} \leftarrow \{\Delta T_1, \dots, \Delta T_m\}$   
1: [ITERATION]  
2: for  $\forall \Delta T_a, \Delta T_b \in T_{set} (\Delta T_a \neq \Delta T_b)$  do  
3: if ((CHECK\_ΔT<sub>ab</sub>(ΔT<sub>a</sub>, ΔT<sub>b</sub>)) is true) then  
4: ΔT<sub>ab</sub> = COMBINE(ΔT<sub>a</sub>, ΔT<sub>b</sub>)  
5: T<sub>set</sub> ← T<sub>set</sub> ∪ ΔT<sub>ab</sub> - ΔT<sub>a</sub> - ΔT<sub>b</sub>  
6: end if  
7: end for  
8: [STOP CONDITION]  
9: There exists no ΔT<sub>ab</sub> where CHECK\_ΔT<sub>ab</sub>(ΔT<sub>a</sub>, ΔT<sub>b</sub>) is true for any combination of a pair, ΔT<sub>a</sub>, ΔT<sub>b</sub> ∈ T<sub>set</sub> (ΔT<sub>a</sub> ≠ ΔT<sub>b</sub>)

---

移動ネットワーク上のエッジを通過した移動軌跡数を用いて，以下に示す 2 つの手法による時間セグメントの結合条件を設定する．時間セグメントの時刻点  $\Delta T.s + i$  ( $0 \leq i < \frac{M}{m}$ ) でエッジを通過する移動軌跡数を  $w_i$  とし，標準偏差を  $std(\Delta T_m)$ ，最小値を  $min(\Delta T_m)$  とし，以下に各々の定義を表す．

- 標準偏差

結合した時間セグメント  $\Delta T_m$  内の各時刻点における移動軌跡数のばらつき  $std(\Delta T_m)$  を以下の式で求める．

$$std(\Delta T_m) = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{\frac{M}{m}-1} (w_i - avg(\Delta T_m))^2}{\frac{M}{m}}} \quad (1)$$

ここで，

$$avg(\Delta T_m) = \frac{\sum_{i=0}^{\frac{M}{m}-1} w_i}{\frac{M}{m}} \quad (2)$$

- 最小値

結合した時間セグメント内の各時刻点における移動軌跡数の最小値  $min(\Delta T_m)$  を以下のようにして求める．

$$min(\Delta T_m) = w_k (\forall w_i \in W, w_k \leq w_i) \quad (3)$$

$$W = (w_0, \dots, w_{\frac{M}{m}})$$

ある時間セグメントの MPR と異なる MPR を含む隣接時間セグメントを結合すると，結合した時間セグメントで

適切な MPR が検出されない可能性がある．したがって，標準偏差を用いて，結合する 2 つの時間セグメントにおける移動軌跡の個数が類似しているかを判断する．また，移動軌跡数が極端に少ない場合，信頼性の低い MPR を検出してしまいう可能性があるため，移動軌跡数の最小値を設定する．

これまで，以上の 2 つの手法と，結合した 2 つの時間セグメントでの移動軌跡数の平均の差を用いて，6 種類の結合条件を設定し，実際の移動軌跡データを用いて評価実験を行った [3]．実験の結果，条件 Most と，条件 Most に最小値が閾値  $\gamma$  以上である条件を追加した条件 NumberMost の 2 つの結合条件で，既存の MPR と異なる経路を検出することができた．そこで，この 2 つの条件 (条件 Most と条件 NumberMost) を時間帯を考慮した MPR 検出方法の基本方法とする．さらに，MPR 検出精度を向上するために，本稿では新たな検出方法として条件 Distribution を提案する．

条件 Most および条件 NumberMost では，以下の 2 点で MPR 検出精度が低下すると考えられる．まず，時刻点での移動軌跡数が大きく変化したエッジが存在した場合でも，他の大多数のエッジで標準偏差の条件を満たしていれば時間セグメントが結合できてしまうという問題点である．次の問題点は，2 つの時間セグメントの標準偏差がほぼ等しいにも関わらず，実際の移動軌跡数が大幅に異なる場合，適切な MPR が検出されない可能性がある点である．

これらの問題点を解決するために，結合した時間セグメントの移動軌跡分布を考慮する．すなわち，移動軌跡の分布から時間セグメントの結合条件 Distribution を設定する．条件 Distribution では，時刻点での移動軌跡数が存在する範囲を示す移動軌跡分布の類似性から，時間セグメントが結合可能かどうかの判断を行う．

時間セグメントの結合条件を，簡単な例を用いて以下に定義する．結合条件は，条件 Most，条件 NumberMost，条件 Distribution の 3 種類である．すべての例は，時刻点でのエッジを通過する移動軌跡数を表しており，3 つのエッジを表示している．ここで，結合する時間セグメントは， $\Delta T_4$  と  $\Delta T_5$  とする．

条件 Most 結合した時間セグメント  $\Delta T_{ab}$  の大多数 (閾値  $\beta\%$  以上) のエッジの標準偏差  $std(\Delta T_{ab})$  が閾値  $\alpha$  以下である．

図 3 では，点線間の  $std$  が標準偏差を表している．条件 Most では，時間セグメント  $\Delta T_{45}$  内の大多数のエッジが閾値以下ならば結合する．

条件 NumberMost 結合した時間セグメント  $\Delta T_{ab}$  の大多数 (閾値  $\beta\%$  以上) のエッジの標準偏差  $std(\Delta T_{ab})$  が閾値  $\alpha$  以下である，かつ，すべてのエッジの移動軌跡の個数が閾値  $\gamma$  以上である．

図 3 では，丸で囲まれた点が最小値を表している．条

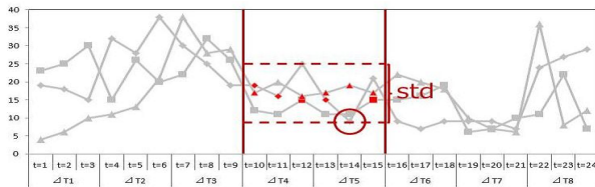


図 3 結合条件の例

表 1 各領域での移動軌跡数分布

	$\Delta T_4$	$\Delta T_5$
$\Delta N_1$	0	1
$\Delta N_2$	2	2
$\Delta N_3$	5	5
$\Delta N_4$	1	1
$\Delta N_5$	1	0

件 NumberMost では、時間セグメント  $\Delta T_{45}$  内の大多数のエッジが閾値以下で、かつ、最小値以上の移動軌跡数が存在すれば結合する。

条件 Distribution 時刻点での移動軌跡数の分布が類似していれば結合する。すなわち、移動軌跡数を閾値  $\epsilon$  個ずつの領域 ( $\Delta N_0, \dots, \Delta N_p$ ) に分割し、分割領域ごとの時刻点での移動軌跡数の割合が高い領域  $K_{most}$  個が同一であれば結合する。以降では、簡略化のために  $K_{most}=1$  とし、移動軌跡数の割合が最も大きい分割領域が同一であれば結合を行う。割合の大きい分割領域が同一であれば、2つの時間セグメントの移動軌跡数が類似していると考えられる。

条件 Distribution を簡単な例を用いて説明する。例えば、図 3 のような 24 個の時刻点をもつ時間  $T$  を  $\Delta T_1$  から  $\Delta T_8$  までの 8 つの時間セグメントに分割し、3 つのエッジ  $L_1, L_2, L_3$  が存在する場合を考える。今、仮に、結合条件に用いる閾値  $\epsilon$  を 5 と設定する。このとき、表 1 に示すような分割領域数が 5 個であり、5 個の分割領域に分割される。表 1 では、 $\Delta T_4$  と  $\Delta T_5$  の移動軌跡分布を示している。この表 1 から、 $\Delta T_4$  と  $\Delta T_5$  の領域  $\Delta N_3$  を占める移動軌跡数が最も多い。したがって、2 つの時間セグメントは結合可能となる。

時間セグメントの結合条件のアルゴリズムを Algorithm2 に示す。なお、Algorithm2 では各々の条件をシリアルに記述しているが、実際には条件の 1 つを適用して結合する。

### 3.3 Popular 度

検出された MPR の信頼性を保証する評価を行うため、本稿では Popular 度を提案する。Popular 度は、経路に含まれる各ノードの TP の総乗によって算出される。TP は、どの程度多くの移動軌跡が移動したかを表す popular 指標である。高い TP ほど多くの移動軌跡が目的地に進むことを意味することから、TP の総乗で算出される Popular 度では、その値が高いほど、その経路は MPR としての信頼

### Algorithm 2 CHECK\_ $\Delta T_{ab}(\Delta T_a, \Delta T_b)$

**INITIALIZATION:** Time Segment  $\Delta T_a, \Delta T_b$ ; Parameter  $\alpha, \beta, \gamma, \epsilon$ ;  
**OUTPUT:** combineflag;  
 1: boolean combineflag;  
 2:  $\Delta T_{ab} = \text{COMBINE}(\Delta T_a, \Delta T_b)$   
 3: [CONDITION Most]  
 4: if (Most(more than  $\beta$ ) of the  $\text{std}(\Delta T_{ab}) \leq \alpha$ ) then  
 5:   combineflag = true;  
 6: end if  
 7: [CONDITION NumberMost]  
 8: if (Most(more than  $\beta$ ) of the  $\text{std}(\Delta T_{ab}) \leq \alpha$  and (the minimum number of trajectories of all edges)  $\leq \gamma$ ) then  
 9:   combineflag = true;  
 10: end if  
 11: [CONDITION Distribution]  
 12: if (trajectory amounts takes up same percentage in a Time Segment) then  
 13:   combineflag = true;  
 14: end if  
 15: RETURN combineflag;

性が高いと言える。

移動ネットワーク上でノード  $n_i$  における TP を示す  $Pr^t(n_i \rightarrow d)$  は、1 回から  $t$  回までの移動で終点  $d$  に到着する確率の合計であり、以下の式 (4) で表される。

$$Pr^t(n_i \rightarrow d) = \sum_{j=1}^t p_{n_i, d}^j \quad (4)$$

経路  $R$  の Popular 度  $p(R)$  は以下の式 (5) によって求められる。

$$p(R) = \prod_{j=1}^i Pr^t(n_j \rightarrow d) \quad (5)$$

## 4. 評価実験

### 4.1 実験条件

実際の移動軌跡データセット (Truck データセット) [4] を用いて、評価実験を行った。本実験で使用した移動軌跡データセットは、アテネ市内を走る 700 台のトラックの移動軌跡で、9792 個の GPS ポイントから構成される。

まず、移動軌跡データから移動ネットワークを構築し、時刻毎に各エッジを移動した移動軌跡の個数を算出する。次に、3 種類の結合条件を適用した結果から、結合条件の考察を行う。最後に、検出した時間帯で TP を算出し、MPR を検出する。そして、既存の手法で検出した MPR と、本手法で検出した MPR を、ノード数と Popular 度の 2 点から比較し、本手法の有効性を検証する。

実験では、各移動軌跡の最初の記録時刻から、最後の記録時刻までの間隔が 1 時間以上であることから、本実験では時間  $T$  を 24 時間として、 $t_1$  から  $t_{24}$  の 24 個の点で定義した。時間セグメントは、標準偏差を算出する際、標本が 3 つ以上あれば計算できることから、1 つの時間セグメントを 3 時間として定義した。したがって、AM0 時から

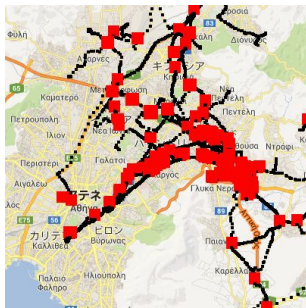


図 4 構築した移動ネットワーク

表 2 各結合条件適用後の結合結果

	適用後の時間セグメント
条件 Most	$\Delta T_{12}$ (0:00 ~ 5:59), $\Delta T_{345}$ (6:00 ~ 14:59), $\Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$
条件 NumberMost	$\Delta T_1, \Delta T_2, \Delta T_{345}$ (6:00 ~ 14:59), $\Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$
条件 Distribution	$\Delta T_{12}$ (0:00 ~ 5:59), $\Delta T_{345}$ (6:00 ~ 14:59), $\Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$ (18:00 ~ 23:59)

AM2 時 59 分まで ( $\Delta T_1$ ), AM3 時から AM5 時 59 分まで ( $\Delta T_2$ ), AM6 時から AM8 時 59 分まで ( $\Delta T_3$ ), AM9 時から AM11 時 59 分まで ( $\Delta T_4$ ), PM12 時から PM14 時 59 分まで ( $\Delta T_5$ ), PM15 時 00 分から PM17 時 59 分まで ( $\Delta T_6$ ), PM18 時から PM20 時 59 分まで ( $\Delta T_7$ ), PM21 時 00 分から PM23 時 59 分まで ( $\Delta T_8$ ) の 8 つの時間セグメントに 24 時間を分割する。また、閾値  $\alpha, \beta, \gamma, \epsilon$  は各々 0 から増加させ、時間セグメント ( $\Delta T_1, \Delta T_2, \dots, \Delta T_8$ ) から最低 1 組が結合されるように設定した。その結果、閾値  $\alpha$  を 10.0, 閾値  $\beta$  を 60.0, 閾値  $\gamma$  を 20, 閾値  $\epsilon$  を 10 とした。

#### 4.2 Transfer Network の構築

最初に、トラックの移動軌跡に含まれる GPS ポイントを黒い点、生成したノードを赤い点として、構築した移動ネットワークを図 4 に示す。9792 個の GPS ポイントを、819 個のノードからなる移動ネットワークに変換した。

#### 4.3 時間セグメントの結合

移動ネットワークから、それぞれのエッジにおける時刻毎の移動軌跡数を算出し、3 種類の結合条件を時間セグメントに適用した。結合した結果を、表 2 に示す。条件 Most と条件 NumberMost では、時間セグメント  $\Delta T_3$  と  $\Delta T_4$  と  $\Delta T_5$  が結合された。この結果、AM6 時から PM14 時 59 分までの時間帯と、深夜の時間帯で移動軌跡の個数は大きく変化しないことがわかる。また、条件 Most では結合されていた  $\Delta T_1$  と  $\Delta T_2$  が、条件 NumberMost では結合されなかったことから、深夜の時間帯では移動軌跡が 20 個以下であることがわかる。条件 Distribution では、 $\Delta T_1$  と  $\Delta T_2$ ,  $\Delta T_3$  と  $\Delta T_4$  と  $\Delta T_5$  に加えて、 $\Delta T_7$  と  $\Delta T_8$  が結合された。3 種類の条件の中で結合された時間セグメントの組が最も

表 3 MPR のノード数と Popular 度

	ノード数	Popular 度
24 時間全体の MPR	6	0.9187
$\Delta T_{12}$ の MPR	10	0.8903
$\Delta T_{345}$ の MPR	7	<u>0.9293</u>
$\Delta T_{78}$ の MPR	6	<u>0.9204</u>
$\Delta T_1$ の MPR	4	0.6472
$\Delta T_2$ の MPR	4	0.6206
$\Delta T_6$ の MPR	7	0.7382
$\Delta T_7$ の MPR	6	0.8105
$\Delta T_8$ の MPR	7	0.823

多い。

#### 4.4 時間帯を考慮した MPR の検出と考察

時間セグメントが結合された時間帯で MPR を検出し、Popular 度を用いて適切な MPR が検出できたかどうかを評価する。本稿では、検出された MPR によってノード数が異なるため、ノード数の相乗平均値を経路の Popular 度とした。与えられた始点と終点を結ぶ、検出された時間帯によって求めた経路を図 5 に示し、各時間帯でのノード数と経路の Popular 度を表 3 に示す。

まず、図 5(a) は、すべての時間帯 (AM0 時から PM23 時 59 分まで) での MPR を示している。検出した MPR は、6 個のノードを含んでおり、Popular 度は 0.9187 である。次に、図 5(b) は、 $\Delta T_{12}$  の時間帯 (AM0 時から AM5 時 59 分まで) での MPR を示している。検出した MPR のノード数は 10 個であり、(a) の MPR より多く、経路も異なっている。しかし、経路の Popular 度が (a) の MPR よりも低い。すなわち、 $\Delta T_{12}$  の時間帯 (AM0 時から AM5 時 59 分まで) では、すべての時間帯での MPR と比べて、適切な MPR であるとは言えない。図 5(c) は、 $\Delta T_{345}$  の時間帯 (AM6 時から PM14 時 59 分まで) での MPR を示している。AM6 時から PM14 時 59 分までの時間帯で検出された MPR は、Popular 度がすべての経路の中で最も高い。しかし、(a) のすべての時間帯での MPR とノード数、経路がほぼ同じである。すなわち、 $\Delta T_{345}$  の時間帯 (AM6 時から PM14 時 59 分まで) では、図 5(c) の MPR が適切であると言える。図 5(d) は、 $\Delta T_{78}$  の時間帯 (PM18 時から PM23 時 59 分まで) での MPR を示している。図 5(a) の MPR と比べ、経路が異なっており、Popular 度が高いことがわかる。すなわち、 $\Delta T_{78}$  の時間帯 (PM18 時から PM23 時 59 分まで) で検出された MPR は適切である。最後に、表 3 では、結合された時間帯 ( $\Delta T_{12}$ ,  $\Delta T_{345}$ ,  $\Delta T_{78}$ ) と、結合されなかった時間帯 ( $\Delta T_1$ ,  $\Delta T_2$ ,  $\Delta T_6$ ,  $\Delta T_7$ ,  $\Delta T_8$ ) の Popular 度を示している。結合されなかった時間帯での MPR は、すべての時間帯での MPR よりも Popular 度が低い。したがって、結合されなかった最小区間では信頼性が高い MPR を検出できない。以上の結果から、 $\Delta T_{345}$  と



図 5 異なる時間帯で検出された MPR

$\Delta T_{78}$  の時間帯において、すべての時間帯での MPR よりも高い Popular 度を持つ MPR が検出することができた。3つの結合条件のうち、 $\Delta T_{345}$  と  $\Delta T_{78}$  の時間帯を検出した結合条件 Distribution が最適な結合条件であると言える。

## 5. 関連研究

これまでオブジェクトの移動軌跡から経路を発見するための研究 [5], [6], [7] が行われてきた。

Popular Route の研究では、Zaiben らの手法と異なる検出方法が提案されている。Ling ら [8] は、連続した2点間の距離が大きい移動軌跡である Uncertain Trajectory から Popular Route を検出する手法を示した。GPS ポイントから異なる GPS ポイントへの移動時間を用いて、位置間の曖昧な経路を補間した。

また、推薦する経路は、ユーザの状況や目的によって異なるという点に着目した研究も存在する。Julia ら [9] は、運転手の好みと時間毎の交通状況を含む経路計画を提案した。この手法では、運転手の GPS ログを用いて学習したすべての車の速度と運転手の好みを合わせて、経路を推薦した。Kai-Ping ら [10] は、ユーザに適した経路を発見するためのフレームワークを提案した。まず最初に、ユーザの過去の移動軌跡から熟知した道路ネットワークを構築した。次に、ユーザの経路の熟知度を算出した。そして、熟知度と経路の長さの2点から経路を順位づけし、個人に適した経路を求めた。しかし、見知らぬ地域を移動する場合、ユーザは訪れたことのない場所である可能性が高い。観光の際に有効な MPR と個人に適した経路では、経路の使用目的の点で異なる。

さらに、こうした過去の移動軌跡に依存することなく、経路を発見する研究も行われている。Hsun ら [11] は、大規模なチェックインデータから時間を指定した移動経路の

推薦を提案した。過去の移動軌跡やジオタグ付き写真を用いて経路を推薦する研究とは異なり、場所の知名度や場所に訪れた時間、ある場所から他の場所への移動時間、訪れた場所の順番の4点を考慮して、適切な経路推薦システムを構築している。

## 6. おわりに

本稿では、時間帯を考慮した MPR 検出手法と、MPR の適切性を示す尺度である Popular 度の提案を行った。提案手法は、移動軌跡分布から時間帯とその時間帯での MPR を検出する方法である。すなわち、エッジを移動した移動軌跡の個数から結合条件を設定し、時間セグメントの結合を繰り返すことで、MPR 検出の際の適切な時間帯を求める方法を提案した。実験の結果、時間帯で検出した MPR の Popular 度が既存手法の MPR 検出よりも高いことから、特定の時間帯で有効な MPR であることを示した。今後は、隣接していない時間セグメントの結合を行い、柔軟な時間帯検出を行う必要がある。

謝辞 本研究の一部は JSPS 科研費 24300039 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] Zaiben Chen, Heng Tao Shen, Xiaofang Zhou. Discovering popular routes from trajectories. In ICDE '11, pp.900-911, 2011.
- [2] 平成 22 年度 道路交通センサス調査結果/京都府ホームページ, 入手先 <http://www.pref.kyoto.jp/douro/1317256048145.html> (2010).
- [3] 伊藤 和馬, 黄 宏軒, 川越 恭二. 移動軌跡からの MPR 及び時間帯の検出. DEIM2013, 2013.
- [4] Trucks Data Set: <http://www.rtreeportal.org/>
- [5] Chengxuan Liao, Jiaheng Lu, and Hong Chen. Synthesizing routes for low sampling trajectories with absorbing Markov chains. In WAIM'11, pp.614-626, 2011.
- [6] Yu Zheng, Lizhu Zhang, Xing Xie, Wei-Ying Ma. Mining interesting locations and travel sequences from gps trajectories. In WWW '09, pp.791-800, 2009.
- [7] Jing Yuan, Yu Zheng, Xing Xie, Guangzhong Sun. Driving with Knowledge from the Physical World. In KDD '11, pp.316-324, 2011.
- [8] Ling-Yin Wei, Yu Zheng, Wen-Chih Peng. Constructing Popular Routes from Uncertain Trajectories. In KDD '12, pp.195-203, 2012.
- [9] Julia Letchner, John Krumm, Eric Horvitz. Trip Router with Individualized Preferences (TRIP): Incorporating Personalization into Route Planning. In IAAI '06, pp.1795-1800, 2006.
- [10] Kai-Ping Chang, Ling-Yin Wei, Mi-Yeh Yeh, Wen-Chih Peng. Discovering personalized routes from trajectories. In LBSN '11, pp.33-40, 2011.
- [11] Hsun-Ping Hsieh, Cheng-Te Li, Shou-De Lin. Exploiting Large-Scale Check-in Data to Recommend Time-Sensitive Routes. In UrbComp '12, pp.55-62, 2012.