

移動軌跡からのMPR及び時間帯の検出

伊藤 和馬[†] 黄 宏軒^{††} 川越 恭二^{††}

[†] 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

^{††} 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

E-mail: [†]kito@coms.ics.ritsumei.ac.jp, ^{††}huang@fc.ritsumei.ac.jp, ^{††}kawagoe@is.ritsumei.ac.jp

あらし 近年のGPSデバイスの普及により、位置情報からオブジェクトの移動軌跡を抽出し、経路を発見する研究が盛んに行われている。その中で、不慣れな地域での移動を支援するために、与えられた始点から終点までを結ぶMost Popular Route (以下、MPR)を検出する研究がある。しかし、与えられた大量の移動軌跡集合からMPRを検出するため、検出したMPRが実際にはMPRではない特定の時間帯が存在する可能性がある。そこで本稿では、時間情報を含む大量の移動軌跡から特定の時間帯で有効なMPRを検出する方法を提案する。提案する方法では、最小単位の時間セグメントに関してMPRを検出したのち、条件を満たす隣接時間セグメントを反復的に結合していくことで、時間帯とMPRを求める。

キーワード 移動軌跡, 位置情報, 時間帯, 時間セグメント

Detection of MPR and its Effective Time Segments from Trajectories

Kazuma ITO[†], Hung-Hsuan HUANG^{††}, and Kyoji KAWAGOE^{††}

[†] Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University
Nojihigashi 1 1 1, Kusatsu, Shiga, 525 8577 Japan

^{††} College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University
Nojihigashi 1 1 1, Kusatsu, Shiga, 525 8577 Japan

E-mail: [†]kito@coms.ics.ritsumei.ac.jp, ^{††}huang@fc.ritsumei.ac.jp, ^{††}kawagoe@is.ritsumei.ac.jp

Abstract There have been a lot of studies on route planning based on moving object trajectories extracted from position devices. A method to find the Most Popular Route (MPR) was lately proposed. The MPR is the route between two locations on which many users frequently move. The MPR can be found by observing the past trajectories of many users. The found MPR can be utilized by a user who is unfamiliar in a certain region to move around in the area effectively. However, in the existing method to find the MPR, the MPR is found only from all the past trajectories, without any consideration on the time of trajectories. Therefore, there is a case where the found MPR is not the actual MPR in a specific time interval. In this paper, we propose a method for detecting proper time segments in which the MPR is effective. The time segments can be obtained by iteratively combining adjacent smaller time segments according to the proposed combination rules.

Key words Trajectory, Location Information, Time Zone, Time Segment

1. はじめに

近年、スマートフォンやGPSナビゲーションデバイス等のGPSデバイスの普及に伴い、膨大な量の位置情報を取得することが容易になった。また、位置情報のシーケンスとして移動軌跡を表し、ユーザにとって有益な経路を発見する研究[1][2][3][4][5][6]が行われている。

Zaibenら[1]は、複数オブジェクト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、最も多くのオブジェクトが実際に移動したことを示す経路である。MPRは、比較的信頼性の高い安全な経路と考えられるため、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と考えられる。

しかし、MPRは時間帯に影響されるという特徴がある。例えば、京都の主要な通りの一つである河原町通りは、夕方にはタクシーや市内バスが多く渋滞しやすいが、夜の時間帯では車通りも少なくなる。また、外環と呼ばれる京都の環状道路で

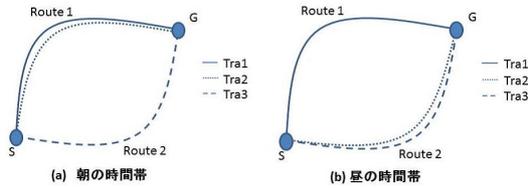


図 1 MPR-T 検出の例

は、ショッピングに出かける家族が多い休日は渋滞が発生するが、平日は車の流れもスムーズである。つまり、時間帯や曜日によって、MPR は変化することがわかる。

そこで本稿では、GPS デバイス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最もよく使われる経路を時間帯を考慮して求める方法を提案する。ここで、時間帯を考慮した与えられた始点から終点までの最もよく使われる経路を Most Popular Route in Time zone(MPR-T) と呼ぶ。

2. 時間帯を考慮した MPR(MPR-T)

2.1 最も使われる経路 (MPR) の検出

これまで、Zaiben らは過去のオブジェクトが通過した点のシーケンスから、最も使われる経路を検出する方法を提案した。彼らはまず、複数の移動軌跡の交点を求め、その交点であるノードと、ノード間を結んだエッジから成る Transfer Network を構築した。次に、ノード間を移動するオブジェクトの頻度を示す Transfer Probability を、吸収マルコフ連鎖を用いて算出した。最後に、始点と終点を結ぶ経路の中から、Transfer Probability の総乗で算出される Route Popularity が最も大きい経路を MPR として検出した。

彼らは、すべての移動軌跡から Transfer Network を構成し、上記の指標を算出している。この方法では、時間帯が考慮されない MPR が発見されるため、ある時間においては MPR でない可能性がある。

2.2 MPR-T の概念

図 1 に示す簡単な例を用いて、MPR-T の概念を説明する。図 1(a) と (b) は、異なる時間帯での移動軌跡を示している。

図 1(a) では、2 つの異なる経路 (Route1 と Route2) と 3 つの移動軌跡 (Tra1, Tra2, Tra3) がある。2 つの移動軌跡 Tra1 と Tra2 は同一の経路である Route1 を用いて移動している。一方、移動軌跡 Tra3 は別の経路 Route2 を用いて移動している。図 1(a) に示す移動軌跡の状況から、Route2 よりも Route1 を移動する移動軌跡の方が多いため、Route1 が MPR として抽出できる。

一方、図 1(b) は図 1(a) とは異なる時間帯での移動軌跡の使用経路状況を示す。図 1(b) では、図 1(a) とは異なり、Route1 よりも Route2 を移動する移動軌跡の数が多いため、Route2 が MPR として抽出できる。すなわち、時間帯を考えずに MPR を求めると、特定の時間帯では MPR でない経路が得られることとなる。

3. 時間帯を考慮した MPR(MPR-T) の検出

MPR を検出するには、適切な時間帯指定が必要である。しかし、単純に時間帯を指定して MPR を検出する場合、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。道路の交通量は分刻みで変動する。そのため、例えば 13 時台と時間帯を指定しただけでは、適切な MPR を検出することができない。

2 つ目は、指定した時間帯に、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。したがって、例えば 13 時から 15 時までのどの時間で、MPR が変化するかを判断することは困難である。

そこで本稿では、道路の交通量から MPR とその有効な時間帯を検出する。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。

3.1 有効な時間帯の検出方法

まず最初に、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 ΔT 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 ΔT は $\Delta T.s$ と $\Delta T.e$ との間の $\Delta T.e - \Delta T.s + 1$ 個の点からなる。したがって、 $T = \cup_{j=1}^m \Delta T_j (\Delta T_i \cap \Delta T_j = 0)$ である。

そして、後述の結合条件の内の 1 つを用いて 2 つの隣接する時間セグメント ΔT_a と ΔT_b を結合する。このとき、2 つの時間セグメント ΔT_a と ΔT_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 ΔT_{ab} を T に加え、 T から ΔT_a と ΔT_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。

3.2 時間セグメントの結合条件

(1) 経路を通過する移動軌跡の個数を表すために、Zaiben らの研究で用いられている移動ネットワークの概念を導入する。移動ネットワークは、移動軌跡の交点であるノードと、ノード間を結ぶエッジの集合で表される有向グラフである。与えられたすべてのオブジェクトの GPS ポイント $P = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ に対し、移動ネットワークの生成過程を以下に示す。

Step1: クラスターの作成

GPS ポイント $p_k (\in P)$ をクラスターの中心として、中心との関連度が高い GPS ポイントをクラスターの要素とする。

Step2: ノードの決定

クラスターの中心 (移動軌跡の交点) と、移動軌跡の端点とな

Algorithm 1 Time Segments Combination

[INITIALIZATION]

 $T_{set} \leftarrow \{\Delta T_1, \dots, \Delta T_m\}$

[ITERATION]

for $\forall \Delta T_a, \Delta T_b \in T_{set} (\Delta T_a \neq \Delta T_b)$ do if ((CHECK_ΔT_{ab}(ΔT_a, ΔT_b)) is true) then ΔT_{ab} = COMBINE(ΔT_a, ΔT_b) $T_{set} \leftarrow T_{set} \cup \Delta T_{ab} - \Delta T_a - \Delta T_b$

end if

end for

[STOP CONDITION]

There exists no ΔT_{ab} where CHECK_ΔT_{ab}(ΔT_a, ΔT_b) is true for any combination of a pair, ΔT_a, ΔT_b ∈ T_{set} (ΔT_a ≠ ΔT_b)

る GPS ポイントをノードとする。

Step3 : エッジの決定

各ノードと、隣接したノード間で、移動軌跡を含む場合、ノード同士を連結してエッジ生成を行う。

移動ネットワークのエッジを通過する移動軌跡数を用いて、以下に示す 3 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、平均差を d_{avg} 、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。

- 平均差

結合する 2 つの時間セグメント $\Delta T_a, \Delta T_b$ における、各時間セグメントの移動軌跡数の平均差 d_{avg} を以下の式で求める。

$$d_{avg} = |avg(\Delta T_a) - avg(\Delta T_b)| \quad (1)$$

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

- 標準偏差

結合した時間セグメント ΔT_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。

$$std(\Delta T_m) = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{\frac{M}{m}-1} (w_i - avg(\Delta T_m))^2}{\frac{M}{m}}} \quad (3)$$

- 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。

$$min(\Delta T_m) = w_k (\forall w_i \in W, w_k \leq w_i) \quad (4)$$

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

MPR を含む時間セグメントと、MPR を含まない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 MPR が検出されない可能性がある。したがって、結合する 2 つの時間セグメントにおいて、平均差と標準偏差を用いて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と信頼性の低い MPR を検出してしまうため、移動軌跡数の最小値を設定する。

(2) これらの手法による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 Avg, 条件 All, 条件 Most, 条件 NumberAvg, 条件 NumberAll, 条件 NumberMost の 6 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、手法を図示するためにエッジ 1 のみを表示している。結合する時間セグメントは、 ΔT_4 と ΔT_5 とする。条件 Avg 結合した時間セグメント ΔT_{ab} 内のエッジの標準偏差 $std(\Delta T_{ab})$ がすべて閾値 α 以下である、かつ、結合前の 2 つの時間セグメント $\Delta T_a, \Delta T_b$ において、すべてのエッジの平均差 d_{avg} が閾値 β 以下である

図 2 では、点線間の $std(\Delta T_{45})$ が標準偏差、破線間の d_{avg} が平均差を表しており、時間セグメント ΔT_{45} 内のすべてのエッジで閾値以下ならば結合する。

条件 All 結合した時間セグメント ΔT_{ab} のエッジの標準偏差 $std(\Delta T_{ab})$ がすべて閾値 α 以下である

図 3 では、点線間の $std(\Delta T_{45})$ が標準偏差を表しており、時間セグメント ΔT_{45} 内のすべてのエッジで閾値以下ならば結合する。

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

図 4 では、点線間の $std(\Delta T_{45})$ が標準偏差を表している。条件 Most では、時間セグメント ΔT_{45} 内の大多数のエッジが閾値以下ならば結合する。

条件 NumberAvg 結合した時間セグメント ΔT_{ab} のエッジの標準偏差 $std(\Delta T_{ab})$ がすべて閾値 α 以下である、かつ、結合前の 2 つの時間セグメント $\Delta T_a, \Delta T_b$ において、すべてのエッジの平均差 d_{avg} が閾値 β 以下である、かつ、エッジの移動軌跡の個数がすべて閾値 ϵ 以上である

図 5 では、点線間の $std(\Delta T_{45})$ が標準偏差、破線間の d_{avg} が平均差、縦軸の目盛に引かれた線分が最小値を表しており、条件 Avg に加えて、最小値以上の移動軌跡が存在すれば結合する。

条件 NumberAll 結合した時間セグメント ΔT_{ab} のエッジの標準偏差 $std(\Delta T_{ab})$ がすべて閾値 α 以下である、かつ、エッジの移動軌跡の個数が閾値 ϵ 以上である

図 6 では、点線間の $std(\Delta T_{45})$ が標準偏差、縦軸の目盛に引かれた線分が最小値を表しており、条件 All に、最小値以上の移動軌跡が存在すれば結合する。

条件 NumberMost 結合した時間セグメント ΔT_{ab} の大多数 (閾値 $\gamma\%$ 以上) のエッジの標準偏差 $std(\Delta T_{ab})$ が閾値 α 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 ϵ 以上である

図 7 では、点線間の $std(\Delta T_{45})$ が標準偏差、縦軸の目盛に引かれた線分が最小値を表しており、条件 Most に、最小値以上の移動軌跡が存在すれば結合する。

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 時間セグメントの結合例

24 個の時刻点をもつ時間 T を、 ΔT_1 から ΔT_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

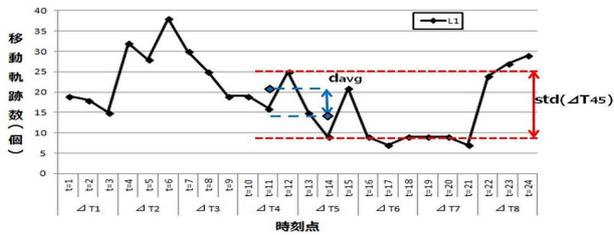


図 2 条件 Avg

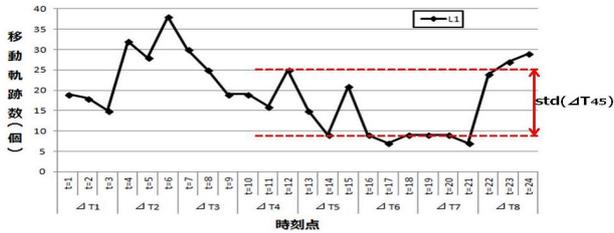


図 3 条件 All

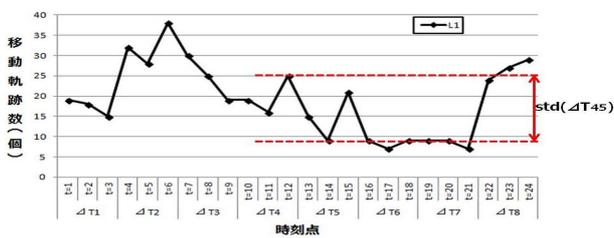


図 4 条件 Most

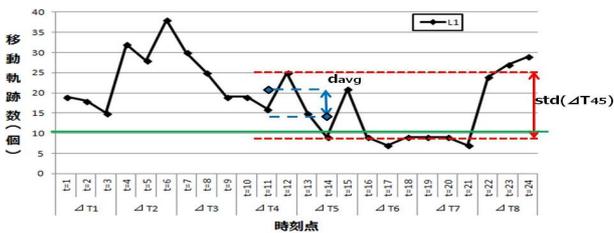


図 5 条件 NumberAvg

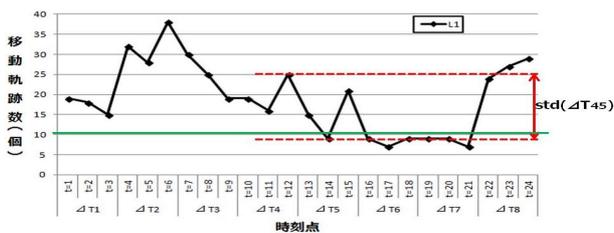


図 6 条件 NumberAll

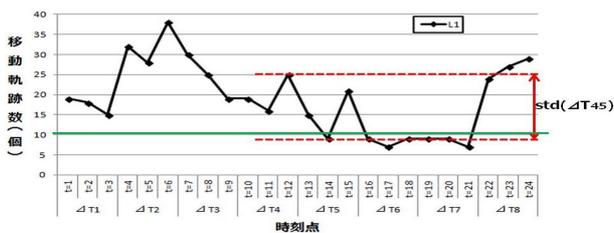


図 7 条件 NumberMost

Algorithm 2 CHECK_ΔT_{ab}(ΔT_a, ΔT_b)

INPUT : Time Segment ΔT_a, ΔT_b; Parameter α, β, γ, ε;
 OUTPUT : combineflag;
 boolean combineflag;
 ΔT_{ab} = COMBINE(ΔT_a, ΔT_b)
 [CONDITION Avg]
 if (std(ΔT_{ab}) of all edges) ≤ α and (the difference of the average value for each edge) ≤ β then
 combineflag = true;
 end if
 [CONDITION All]
 if (All of the std(ΔT_{ab})) ≤ α then
 combineflag = true;
 end if
 [CONDITION Most]
 if (Most of the std(ΔT_{ab})) ≤ α then
 combineflag = true;
 end if
 [CONDITION NumberAvg]
 if (std(ΔT) of all edges) ≤ α and (the difference of the average value for each edge) ≤ β and (the number of trajectories of all edges) ≤ ε then
 combineflag = true;
 end if
 [CONDITION NumberAll]
 if (All of the std(ΔT)) ≤ α and (the number of trajectories of all edges) ≤ ε then
 combineflag = true;
 end if
 [CONDITION NumberMost]
 if (Most of the std(ΔT)) ≤ α and (the number of trajectories of all edges) ≤ ε then
 combineflag = true;
 end if
 RETURN combineflag;

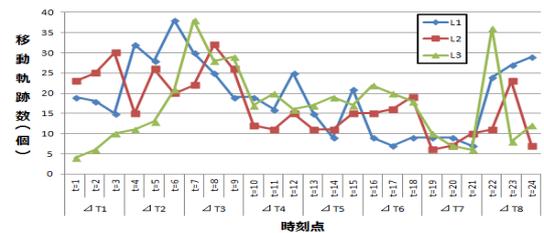


図 8 時刻点における移動軌跡数の例

する場合における時間セグメント結合処理を考える．ここで，結合条件に用いる閾値 α を 5.0，閾値 β を 5.0，閾値 γ を 60%，閾値 ε を 10 と設定する．それぞれの時刻点における移動軌跡数を図 8 に示す．

まず，式 (3) を用いて，時間セグメント ΔT₁ から ΔT₈ までのすべてのエッジの標準偏差 std(ΔT_m) を算出する．算出した標準偏差を表 1 に示す．

また，式 (2) を用いて算出した，時間セグメントにおける移動軌跡数の平均 avg(ΔT_m) を表 2 に示す．

表 1 時間セグメントの標準偏差

std	ΔT_1	ΔT_2	ΔT_3	ΔT_4	ΔT_5	ΔT_6	ΔT_7	ΔT_8
L1	1.70	4.11	4.50	3.74	4.90	0.94	0.94	2.05
L2	2.94	4.50	4.11	1.70	1.89	1.70	1.70	6.34
L3	2.49	4.32	4.50	1.70	0.94	1.63	1.70	12.4

表 2 時間セグメントにおける移動軌跡数の平均

avg	ΔT_1	ΔT_2	ΔT_3	ΔT_4	ΔT_5	ΔT_6	ΔT_7	ΔT_8
L1	17.3	32.7	24.7	20.0	15.0	8.33	8.33	26.7
L2	26.0	20.3	26.7	12.7	12.3	17.7	7.67	13.3
L3	6.67	15.0	31.7	17.7	17.7	20.0	7.67	18.7

条件 Avg この条件では，閾値 $\alpha=5.0$ ， $\beta=5.0$ であるため， α 以下の標準偏差 $std(\Delta T_m)$ でかつ， β 以下の平均差 d_{avg} の時間セグメントが結合可能となる．すなわち，この条件を満たす時間セグメントは， ΔT_4 と ΔT_5 の組である．

条件 All この条件では，閾値 $\alpha=5.0$ であるため， α 以下の標準偏差 $std(\Delta T_m)$ の時間セグメントが結合可能となる．すなわち， ΔT_7 と ΔT_8 の組のみが結合不可能であり，それ以外の時間セグメントは結合可能である．

条件 Most この条件では，閾値 $\alpha=5.0$ ， $\gamma=60\%$ であるため， α 以下の標準偏差 $std(\Delta T_m)$ である時間セグメントが $\gamma\%$ 以上あれば，結合可能となる．すなわち，すべての時間セグメントがこの条件を満たす．

条件 NumberAvg この条件では，閾値 $\alpha=5.0$ ， $\beta=5.0$ ， $\epsilon=10$ であるため， α 以下の標準偏差 $std(\Delta T_m)$ でかつ， β 以下の平均差 d_{avg} でかつ， ϵ 以上の移動軌跡数を持つ時間セグメントが結合可能となる．すなわち，すべての時間セグメントがこの条件を満たさない．

条件 NumberAll この条件では，閾値 $\alpha=5.0$ ， $\epsilon=10$ であるため， α 以下の標準偏差 $std(\Delta T_m)$ でかつ， ϵ 以上の移動軌跡数を持つ時間セグメントが結合可能となる．すなわち，この条件を満たす時間セグメントは， ΔT_2 と ΔT_3 ， ΔT_3 と ΔT_4 の組である．

条件 NumberMost この条件では，閾値 $\alpha=5.0$ ， $\gamma=60\%$ ， $\epsilon=10$ であるため， α 以下の標準偏差 $std(\Delta T_m)$ である時間セグメントが $\gamma\%$ 以上でかつ， ϵ 以上の移動軌跡数を持つ時間セグメントが結合可能となる．すなわち，この条件を満たす時間セグメントは， ΔT_2 と ΔT_3 ， ΔT_3 と ΔT_4 の組である．

以上の結合例をまとめると，表 3 のような結果を得た．表 3 に示すように，条件 NumberAvg で結合可能な時間セグメントの組が最も少なくなり，条件 Most で最も多くなることがわかる．

表 3 各条件における結合結果例

	結合可能な組
条件 Avg	$(\Delta T_4, \Delta T_5)$
条件 All	$(\Delta T_7, \Delta T_8)$ 以外の組
条件 Most	すべての組
条件 NumberAvg	なし
条件 NumberAll	$(\Delta T_2, \Delta T_3)$ ， $(\Delta T_3, \Delta T_4)$
条件 NumberMost	$(\Delta T_2, \Delta T_3)$ ， $(\Delta T_3, \Delta T_4)$

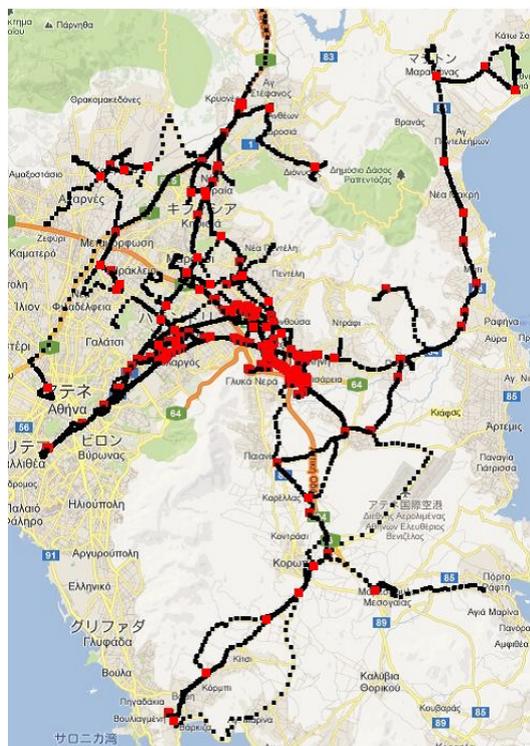


図 9 GPS ポイントと生成したノード

4. 評価実験

4.1 実験条件

従来法の MPR と，本稿で提案した時間帯における MPR(MPR-T) について，実際の移動軌跡データセット [7] を用いて経路の比較を行った．まず，移動軌跡データセットから移動ネットワークを生成し，時刻毎の各エッジを通過する移動軌跡数を算出する．次に，時間セグメントに結合条件を適用して時間帯を検出した後，MPR-T を求める．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．

4.2 評価結果ならびに考察

GPS ポイントと，Zaiben らの移動ネットワークを用いて生成したノードを図 9 に示す．黒い点は GPS ポイント，赤い点は生成されたノードを表している．これにより，9792 個の GPS ポイントを，819 個のノードに変換した．

移動ネットワークから，それぞれのエッジにおける時間別の移動軌跡数を算出した．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，母集団から抜き出した標本が，最低 3 つ以上でなければ統計的の正確さを期待できないことから，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 AM2 時 59 分まで (ΔT_1)，AM3 時から AM5 時 59 分まで (ΔT_2)，AM6 時から AM8 時 59 分まで (ΔT_3)，AM9 時から AM11 時 59 分まで (ΔT_4)，PM12 時から PM14 時 59 分まで (ΔT_5)，PM15 時 00 分から PM17 時 59 分まで (ΔT_6)，PM18 時から PM20 時 59 分まで

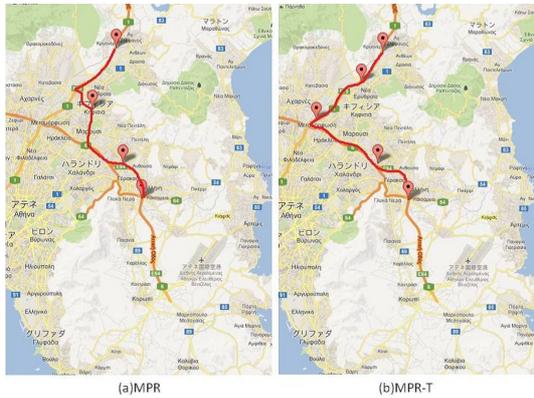


図 10 MPR と MPR-T

(ΔT_7), PM21 時 00 分から PM23 時 59 分まで (ΔT_8) の 8 つの時間セグメントに分割される。また、結合条件適用前の時間セグメント ($\Delta T_1, \Delta T_2, \dots, \Delta T_8$) から最低 1 組が結合されるように、閾値 α を 10.0, 閾値 β を 10.0, 閾値 γ を 60%, 閾値 ϵ を 20 として設定した。結合条件を適用した結果を、以下の表 4 に示す。

表 4 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 Avg	$\Delta T_1, \Delta T_2, \Delta T_3, \Delta T_4, \Delta T_5, \Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$
条件 All	$\Delta T_1, \Delta T_2, \Delta T_3, \Delta T_4, \Delta T_5, \Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$
条件 Most	$\Delta T_{12}, \Delta T_{345}, \Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$
条件 NumberAvg	$\Delta T_1, \Delta T_2, \Delta T_3, \Delta T_4, \Delta T_5, \Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$
条件 NumberAll	$\Delta T_1, \Delta T_2, \Delta T_3, \Delta T_4, \Delta T_5, \Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$
条件 NumberMost	$\Delta T_1, \Delta T_2, \Delta T_{345}, \Delta T_6, \Delta T_7, \Delta T_8$

条件 Avg, 条件 All, 条件 NumberAvg, 条件 NumberAll では、結合可能な時間セグメントの組が検出されなかった。これは、時間帯によって移動軌跡の数に大きな差があるために、すべてのエッジで結合条件を満たすことができなかったことが原因として挙げられる。条件 Most と条件 NumberMost では、時間セグメント ΔT_3 と ΔT_4 と ΔT_5 が結合された。この結果、AM6 時から PM14 時 59 分までの時間帯において、午前中を通して移動軌跡の数が変わらないことがわかる。さらに、条件 Most では、 ΔT_1 と ΔT_2 の組も結合されたことから、深夜の時間帯ではほとんどの経路で移動軌跡が少ないことがわかる。

結合結果より検出した ΔT_{12} の時間帯 (AM0 時から AM5 時 59 分まで) での MPR-T(a) と、すべての時間帯 (AM0 時から PM23 時 59 分まで) での MPR(b) を、図 10 に示す。図 10 から、MPR-T 及び MPR による移動軌跡が異なることがわかる。MPR-T は黄色で示された大通りを含んでいる。これは、深夜の時間帯による移動軌跡が安全を考慮して移動していたと考えられる。また、このように MPR では生成されなかった経路が、深夜の時間帯における MPR-T で検出されたことから、条件 Most は MPR-T を求める適切な時間帯を検出したと言える。

今後は、各結合条件によって検出した MPR-T に関して評価実験を行う予定である。また、単に時間帯を指定して検出した MPR と、本手法を用いて検出した MPR-T を比較する評価実験を行う必要がある。さらに、閾値の設定を行うことで、同一

の MPR を検出可能か検討する必要がある。

5. 関連研究

Kai-Ping ら [2] は、それぞれの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 Familiar Road Segments を抽出し、それらを用いて Familiar Road Network を構築した。次に、Familiar Road Network から、Backtracking Algorithm と、Efficient Routing Algorithm をによって k 個の Personalized Route を得た。そして、ユーザの熟知度と、経路の長さから Route Score Function を用いて、 k 個の経路を順位づけすることで、パーソナライズされた経路を検出した。しかし、ユーザに適した経路を検出するためにそのユーザの過去の移動軌跡を用いる必要があるため、過去のすべての移動軌跡を利用している点で本研究と異なる。

GPS から取得した移動軌跡を用いて経路を発見する研究は、他にも多く存在する。Liao ら [3] は、低いサンプリングレートで取得された移動軌跡から Transfer Network を構築し、吸収マルコフ連鎖を用いて位置間の経路を発見した。Zheng ら [4] は、複数ユーザの移動軌跡から、広場やショッピングモールなどの公共施設と、移動順序のマイニングを行った。Ling ら [5] はチェックインサービスを用いて、曖昧な移動軌跡から、ポピュラーな経路を検出するためのフレームワーク (RICK) の提案を行なった。

以上に挙げた研究では、複数オブジェクトの移動軌跡からのみ経路を検出している。本研究は、移動軌跡から経路を発見する際の有効な時間帯を検出しているため、検出方法が異なる。

6. おわりに

本稿では、時間帯を考慮した MPR 検出手法の提案を行った。提案手法では、移動軌跡の時間情報を基に時間セグメント結合を繰り返し、MPR 検出の適切な時間帯を求めた。実験の結果、特定の時間帯で有効な MPR を発見することが可能となった。今後は、時間セグメントの結合条件の考察をする予定である。また、時間帯を検出する際の適切な指標の検討を行う必要がある。

文 献

- [1] Z. Chen, H. T. Shen, and X. Zhou. Discovering popular routes from trajectories. In ICDE '11, pp.900-911, 2011.
- [2] K. Chang, L. Y. Wei, and M. Y. Yeh, and W. C. Peng. Discovering personalized routes from trajectories. In LBSN '11, pp.33-40,2011.
- [3] C. Liao, J. Lu, and H.Chen. Synthesizing routes for low sampling trajectories with absorbing Markov chains. In WAIM'11, pp.614-626, 2011.
- [4] Y. Zheng, L. Zhang, X. Xie, and W.-Y. Ma. Mining interesting locations and travel sequences from gps trajectories. In WWW '09, pp.791-800, 2009.
- [5] L. Y. Wei, Y. Zheng, W. C. Peng. Constructing Popular Routes from Uncertain Trajectories. In KDD '12, pp.195-203, 2012.
- [6] J.Yuan, Y.Zheng, X.Xie, G.Sun. Driving with Knowledge from the Physical World. In KDD '11, pp.316-324,2011.
- [7] Trucks Data Set:<http://www.rtreportal.org/>