

時空間上の遷移確率に基づく 歩行者流配分モデル

伊藤創太¹・羽藤英二²

¹正会員 東京大学大学院 工学系研究科都市工学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)
E-mail: itoh@bin.t.u-tokyo.ac.jp

²正会員 東京大学大学院 工学系研究科社会基盤学専攻 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)
E-mail: hato@bin.t.u-tokyo.ac.jp

従前の交通行動分析に代わり、GPS と移動通信機器による交通調査が多く行われるようになり、歩行者の詳細な行動が観測可能になりつつある。本研究ではプローブパーソンデータを用いた歩行者流配分モデルを提案する。歩行者行動は地区内の時空間内の動きとして連続時間マルコフモデルを用いて表す。モデルにおける状態遷移は観測誤差を考慮した観測モデルと歩行者移動モデルにより時空間内の経路として推定する。モデルでは移動と滞在の継続時間が記述でき、実データによる分析では地区内の歩行者の流動と分布が得られることが示された。

Key Words : *continuous time Markov chain, probe person survey, traffic assignment, route choice model*

1. はじめに

従前の PT 調査と四段階推定法を基本とした交通行動分析では、ゾーンを集計単位とし、交通行動はゾーン感の交通量として表現されてきた。四段階推定法ではゾーン間の交通機関別、時間帯別の交通量を予測できるが、問題点も多く指摘されてきた。代表的な批判としては、経路選択が考慮されていない、静的交通量配分では時間の概念がない、ゾーン単位の集計ではゾーン内の細かな行動が表現できない、といったものがある。さらに、観測においても、被験者の記憶に頼る紙アンケートベースでのデータは不正確であり、特に短いトリップは報告漏れが多いことが指摘されている¹⁾²⁾³⁾。

紙ベースの調査に代わり、GPS と携帯通信機器を用いたプローブ型の観測手法が近年発展しており、車や人の微細な行動が捉えることが可能となっている。プローブパーソン (PP) 調査では、GPS や加速度センサによる観測と web ダイアリーによる行動文脈記録により、既往の手法よりも時空間の解像度の高いデータが得られ、歩行者の細かな挙動なども観測可能となりつつある。近年ではスマートフォンの普及により、移動端末を用いた調査が容易になっており、観測データから歩行者の状態や利用している交通機関を推定する研究も多くみられる⁴⁾⁵⁾⁶⁾⁷⁾⁸⁾⁹⁾¹⁰⁾¹¹⁾。

本研究では、プローブデータを用いた歩行者の時空間内の行動の分析に注目する。歩行者行動の理解は、中心市街地の計画や施策の検討の上で重要である。店舗

の配置や街路環境が人の流動や滞在に与える影響を分析するためには、人々が空間内で起点から終点までの間でどのように遷移し、どれくらいの時間を過ごすかという時空間内での配分として歩行者行動を捉える観点が必要であると考えられる。街路や施設などの空間で過ごす時間の概念を含んだ歩行者行動分析は、従前の PT 調査や四段階推定法を基本とした交通行動分析では捉えられているとはいえ、歩行者交通流の性質を考慮した理論が必要となろう。

歩行者の行動の性質として、まず周回や迂回といった多様な経路が存在する点がある。ネットワーク上の行動では実現する経路として多くの経路があると考えられる。交通量の配分では、simple paths に配分する方法の場合は経路の明示的な列挙が必要であるが、大規模ネットワークでは経路が膨大になり列挙が困難である。Akamatsu (1996)¹²⁾ は、最短経路への配分や、Dial 配分アルゴリズム¹³⁾ による経路集合の限定による配分は不自然な交通量配分結果となることを指摘している。経路列挙を回避する配分手法としてマルコフ連鎖モデルが使われている¹²⁾¹⁴⁾¹⁵⁾¹⁶⁾¹⁷⁾¹⁸⁾。マルコフ連鎖モデルでは街路の交通を巨視的に捉え、街路の選択を確率的に遷移確率によって表すことで周回経路を含む全ての経路を対象に配分を行うことが可能である。

歩行者の行動は、移動中に立ち止まりや活動の自由度が高い点も特徴的である。従前の交通行動分析ではトリップ単位で交通行動の分析が行われてきたが、そもそも移動と滞在やトリップの起終点の概念が歩行行動

では曖昧となり、行動原理と整合していない場合も多い。Hoogendoorn and Bovy (2004)¹⁹⁾は歩行者の経路選択を strategic level - tactical level - operational level の3つの段階に整理しており、各段階での活動のスケジューリングと経路の選択を一体として考える必要性を指摘し、マイクロからメゾレベルの経路選択モデルを提案している。歩行者行動は、トリップで分割するのではなく、空間上での時間配分と捉え、どこで或いはどの街路でどれだけ時間を過ごすかという時間の使い方によって表すことが考えられる。移動-活動の選択に着目した分析では、Fukuyama and Hato (2012)²⁰⁾の MDCEV (Multiple discrete-continuous extreme value) モデルを用いた目的地選択と時間配分の統合モデルの例がみられる。

また、歩行者の行動は限られた地区内の細かな行動である。歩行者の移動経路の観測は、以前はアンケートや歩行者の追跡により観測されていたが、近年はGPSや移動端末技術の向上で精度の高い観測ができるようになってきている。しかしながら、GPS機器においても観測データには観測誤差が伴い、また屋内などではデータの欠損が生じ、正確な真の位置座標を完全に取得することは難しい。観測の持つ誤差を考慮したモデリング方法が分析においては必要となる。

以上の特徴を踏まえて、本研究では地区内の一連の行動をトリップで分割せずに時空間上での状態遷移として包括的に記述するアプローチを考える。歩行者の行動はリンク間遷移のマルコフ連鎖モデルを用いて表し、状態の継続時間を考慮したモデルとして拡張する。さらに、時系列データとして取得されたプローブパーソン (PP) データを用いて、観測誤差を考慮した上でマルコフ連鎖における状態遷移の推定を、観測モデルと歩行者移動モデルを用いてデータオリエンテッドに与える。本手法では時系列の観測データを用いて、空間だけでなく時間の配分も考慮した行動記述ができる点に特徴がある。

2. マルコフ連鎖を用いた歩行者流動の記述

(1) 状態遷移による歩行者流動の表現

ネットワーク上における交通行動は起点から終点までの何らかの状態の連鎖と捉えることができ、それぞれの状態においてある時間を過ごすと考えられる。本研究では歩行者の来街してから帰るまでの行動を状態遷移として表す。ここでの状態とは、移動リンクまたは滞在リンクのいずれかにより表されるものとする。移動リンクは来街中に歩行者が街路上で移動していることを表すリンクであり、滞在リンクはある場所で動くことなく何らかの活動していることを表す

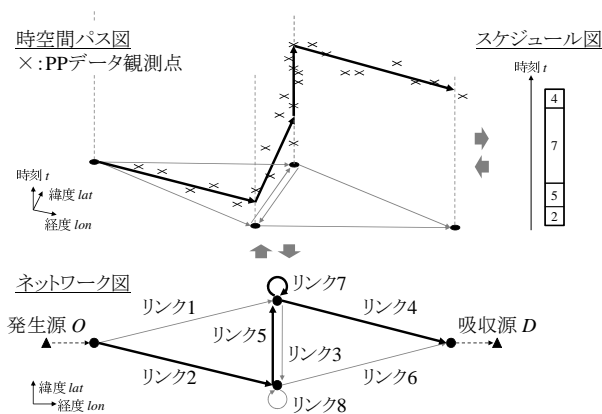


図-1 時空間パス図における状態遷移

リンクである。滞在リンクは同じ場所での活動を表すため、ネットワーク上では起終点が同一のリンクとして表すこととする。本研究では状態遷移を経路と捉え、経路 k を以下のように表す。

$$k = \{a_1, a_2, \dots, a_{N_k}\} \quad a_n \in A \quad (1)$$

ここで、 A はネットワークのリンクの集合であり、また、 N_k は経路 k において遷移する状態の数を表す。

次に、状態に時間の概念を導入する。図1に時空間パス図およびネットワーク図における状態遷移を示す。時空間パス図は平面に地理的な空間、縦軸方向に時間をとった図であり、図中では時空間上の移動軌跡として人の移動と滞在を表すことができる。また、速度も軌跡の傾きとして表現される。

滞在リンクは同じ場所での滞在を表すと定義したため、時空間パス図では滞在リンクは垂直方向の動きとして表す。同時に、ネットワーク図では滞在リンクは同一ノードに戻るリンクとして表現する。図1のネットワーク図では、リンク7およびリンク8が滞在を表すリンクとして相当する。歩行者の一連の行動は移動リンクと滞在リンクの両方を含む。例えば図1の発生源 O から吸収源 D に向かう経路は $\{2, 5, 7, 4\}$ として表され、各状態の継続時間 T_n が付随して表される。継続時間の導入により、全体の中での時間配分として状態遷移を捉えることも可能であり、図1のように時間軸方向に投影することにより、起点から終点までの時間配分が得られる。

(2) 連続時間マルコフ連鎖

連続時間上で表される状態遷移の経時的過程を連続時間マルコフ連鎖として定式化したい。時間の概念を含むマルコフ連鎖モデルは、待ち行列モデルの拡張として避難計画や観光行動分析などでみられる²³⁾²⁴⁾²⁵⁾。連続時間マルコフ連鎖では、状態の継続時間は非負の実数であり、指数分布を持つ。ここで、リンク a の継

続時間は λ_a ($\lambda_a > 0$) の指数分布に従い、状態間の遷移は遷移確率行列 P で表されるものとする。マルコフ性の仮定より、連続時間上での全ての時点 t ($t \geq 0$) において、時刻 $0 \leq s_0 < \dots < s_n < s$ 、とりうる状態 i_0, \dots, i_n, i, j に対して、

$$\begin{aligned} \Pr(a_{t+s} = j | a_s = i, a_{s_n} = i_n, \dots, a_{s_0} = i_0) \\ = \Pr(a_t = j | a_s = i) \end{aligned} \quad (2)$$

が条件付き確率として成立し、時刻 $t+s$ の状態は時刻 s の状態のみに依存する。(Durrett, 2012²²)

指数分布の確率密度分布は、状態 a における指数分布のパラメータを λ_a ($\lambda_a > 0$) とすると、時間 t に対して以下のように表される。

$$f(t|\lambda_a) = \lambda_a \exp(-\lambda_a t) \quad (3)$$

このとき、状態が継続する時間の期待値は、

$$\begin{aligned} \int_0^\infty t \cdot f(t|\lambda_a) dt &= \int_0^\infty t \cdot \lambda_a \exp(-\lambda_a t) dt \\ &= [-t \exp(-\lambda_a t)]_0^\infty + \int_0^\infty \exp(-\lambda_a t) dt \\ &= \frac{1}{\lambda_a} \end{aligned} \quad (4)$$

となり、パラメータ λ_a は、状態 a が継続する期待時間の逆数をとる。

時刻 0 から時刻 t まで状態 a が継続する確率は $\exp(-\lambda_a t)$ (生存関数と呼ぶ) で与えられ、指数分布が無記憶性を持つ分布であることから、次の式が成立する。

$$\Pr(T > s + t | \lambda_a, T > s) = \Pr(T > t | \lambda_a) \quad (5)$$

このことから、時刻 t である状態にいる歩行者について、過去の履歴に依存せず、時刻 t を起点とした確率は時刻 0 を起点とした確率と同様に定式化することが可能となる。

(3) 遷移確率を用いた経路選択確率の導出

マルコフ連鎖モデルでは、マルコフ性より状態遷移の確率は独立であることが仮定される。したがってあるリンクの遷移過程が発生する確率はリンク間遷移確率の積和で表すことができる。リンク間の遷移確率が遷移確率行列 P で表されるとき、経路 k の選択確率は以下のように表される。

$$\Pr(k) = \prod_{(i,j) \in k} P_{ij} \quad (6)$$

さらに、時間の概念を取り入れると、経路 k を選択し、時間 T をかける確率は以下のように表される。

$$\Pr(k, T) = \frac{1}{T_k} \exp\left(-\frac{T}{T_k}\right) \cdot \prod_{(i,j) \in k} P_{ij} \quad (7)$$

ただし、 T_k は、経路 k の期待所要時間であり、 $T_k = \sum_{a \in k} T_a$ である。

地区の中での歩行者の流動分析では、起点から終点までどのような移動と滞在の活動を行うかが関心事となる。起点から終点にかかる時間、すなわち地区内で過ごす時間が外生的に時間 T として与えられるとすると、経路 k の選択確率は条件付き確率として以下のように求めることができる。

$$\Pr(k|T) = \frac{\Pr(k, T)}{\sum_{k \in K} \Pr(k, T)} \quad (8)$$

3. 観測誤差を持つ PP データを用いた状態推定

(1) モデルのフレームワーク

本章では、前章で示したマルコフ連鎖モデルに歩行者行動の観測データを用いることにより、観測から配分までを一貫した手法で説明する。ここで提案するモデルの目的は、時系列データで取得された PP データから、観測データに対応した地区内の状態遷移と状態の継続時間を確率的に推定し、時空間での配分を行うことである。

図 2 にモデル全体のフレームワークを示す。モデルのインプットデータは、PP データとネットワークデータであり、ネットワークデータには街路環境や空間属性データも含まれる。ネットワーク上での状態遷移と時間配分の推定は、観測モデルと歩行者移動モデルの 2 つを用いて行い、状態推定は確率的に行われる。推定データをもとにパラメータ推定を行うことで、マルコフ連鎖モデルの遷移確率を求める。最後に、OD データと遷移確率行列から時空間内で配分を行い、各個人の位置と速度のデータも時系列のデータとしてシミュレーション計算により求めることができる。

(2) PP データ

モデルで用いる PP データについて整理する。PP 調査では、被験者の移動軌跡は被験者の持つスマートフォン端末により記録され、通信機能によりサーバに送信されて蓄積される。データは移動中の時系列のデータとして取得され、測位データ数を J とすると、測位点 \hat{g} は測位時刻順に $(\hat{g}_1, \hat{g}_2, \dots, \hat{g}_J)$ と表すことができる。

測位はスマートフォン端末に内蔵された GPS 機器を用いて行われ、個々の測位データは以下のように表す。

$$\hat{g} = (\hat{t}, \hat{x}, \hat{\sigma}) \quad (9)$$

ただし、 \hat{t} は測位時刻、 \hat{x} は GPS 機器により得られた位置座標、 $\hat{\sigma}$ は GPS 衛星からの電波の受信状況などから算出される測位時の水平方向の測位誤差である。

また、位置座標 \hat{x} は緯度 \hat{x}_{lat} と経度 \hat{x}_{lon} の要素で表す。なお、GPS 測位データには標高データも含まれるが、歩行者が地上レベルを動くことは明示的であるこ

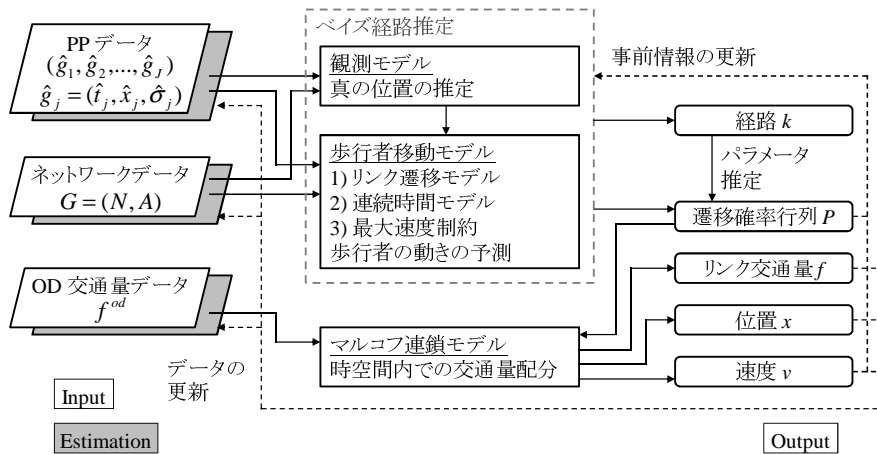


図-2 モデルのフレームワーク

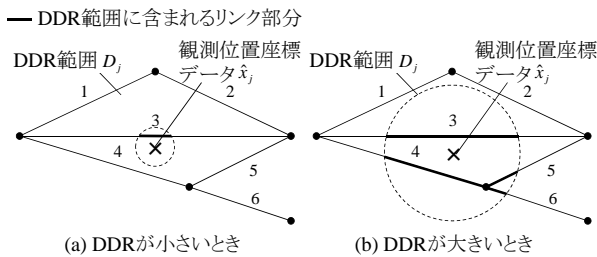


図-3 DDR の概念図

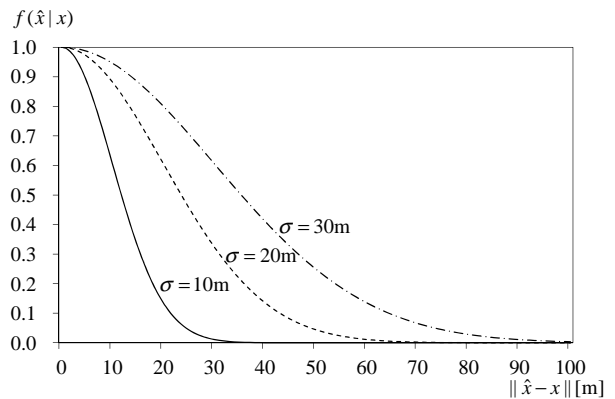


図-4 測位点の観測モデル

とから、ここでは標高データは扱わない。

$$\hat{x} = (\hat{x}_{lat}, \hat{x}_{lon}) \quad (10)$$

(3) DDR の概念

本研究では、プローブパーソンデータによる歩行者の観測データから、歩行者の状態推移を推定する。Bierlaire and Frejinger (2008)²¹⁾ は、データの有効範囲を表す概念として、DDR(Domain of data relevance) を提案している。DDR はデータが関連を持つ領域を表し、ネットワークと関連づけられていないデータと、ネットワーク上の要素を接続する概念として提案されている。GPS による位置座標データの場合、DDR の大きさは空間における観測データの正確さを表し、測位誤差の大きさやネットワークデータの誤差の大きさを用いて表すことができる。

DDR の概念図を図 3 に示す。位置座標データ \hat{x}_j が得られたときに、 \hat{x}_j について DDR 範囲 D_j を定義する。街路環境を考えると、測位誤差はリンクごとまたは観測環境ごとに異なる。例えば、高い建物に囲まれた場所や屋内では測位誤差が大きくなる。また、機器の持ち方も誤差に影響を与える。この点は歩行者行動

の観測特有の問題である。図 3 のネットワークでは、測位誤差の大きい (a) ではリンク 3,4,5,6 の 4 つのリンクが DDR 範囲にかかっている一方、(b) ではリンク 3 のみが範囲内である。歩行者がリンク上を動くとは仮定しているため、誤差を含む観測データ \hat{x}_j に対する真の位置座標 x_j は図中の太線部分が推定の対象とされる。このとき、全てのデータについて DDR 範囲内に少なくとも 1 つのリンクを含むように DDR は設定されなければならない。

位置座標データを用いたネットワーク上の経路の推定では、経路は各データの DDR の範囲内を全て含む経路として表され、時系列のデータに対する推定経路はその条件を満たす経路の集合として決定される。

(4) 観測モデル

PP データの測位位置情報は、GPS の測位に伴う観測誤差を持つ。測位データ \hat{g}_j の測位時の真の位置座標ベクトルを x_j 、測位データの位置座標を \hat{x}_j とすると、

観測誤差が正規分布をとると仮定すると、水平方向観測誤差 $\hat{\sigma}_j$ を用いて測位位置座標 \hat{x}_j が観測される尤度は Chen et al. (2009)⁴⁾ および Bierlaire et al. (2013)⁸⁾ で提案された観測モデルを用いて以下のように表す。

$$f(\hat{x}_j|x_j) = \exp\left(-\frac{\|\hat{x}_j - x_j\|^2}{2\hat{\sigma}^2}\right) \quad (11)$$

ここで、 $\|\hat{x}_j - x_j\|$ は真の位置座標 x_j と測位位置座標 \hat{x}_j との距離である。また、 $\hat{\sigma}^2$ はネットワークデータの誤差の標準偏差 $\sigma_{network}$ と、測位誤差 $\hat{\sigma}_j$ により、 $\hat{\sigma}^2 = \sigma_{network}^2 + \hat{\sigma}_j^2$ とする。 $\|\hat{x}_j - x_j\|$ と $f(\hat{x}_j|x_j)$ の関係を図-4 に示す。

(5) 歩行者移動モデル

時系列の測位位置データについて、時刻 t_{j-1} から時刻 t_j への位置の変化を $f(x_j|x_{j-1}, t_j, t_{j-1}, p)$ とする。ここでは、歩行者の一定時間内の移動を表すモデルとしてこの位置の変化に関するモデルを歩行者移動モデルと呼ぶこととする。なお、 x_j と x_{j-1} は経路 k 上を動く点とする。また、測位時刻に誤差はないものとし、以降 $f(x_j|x_{j-1}, \hat{t}_j, \hat{t}_{j-1}, k)$ と表す。

歩行者移動モデルは、リンク遷移モデル、連続時間モデル、最大速度制約の3つの式からなるものとする。連続した2点の測位点について、3つの式を適用することにより、その間の動きの尤度が計算される。

本モデルでは、 a_j を x_j が位置しているリンク、 $l_k(x, y)$ を経路 k 上の2点 x, y についての経路上の距離とする。

a) リンク遷移モデル

リンク遷移モデルではマルコフ連鎖モデルの状態遷移確率を用いる。遷移確率行列 P が事前情報として与えられているとき、遷移確率を位置の予測に用いることができる。属性 n を持つ歩行者がリンク i から j に遷移する確率を P_{nij} とする。

リンク遷移モデルが適用されるのは、リンク遷移が含まれる場合である。 x_{j-1} と x_j の間の遷移モデル式は以下のように表される。

$$f_{trans}(x_j|x_{j-1}, k) = \prod_{(i,j) \in k(a_{j-1}, a_j)} P_{nij} \quad (12)$$

ここで、 $k(a_{j-1}, a_j)$ は a_{j-1} と a_j の間の経路 k に関する部分経路である。

b) 連続時間モデル

PP データの最大の特徴の1つは、機器により測位時刻が正確に記録されていることである。これらの正確なデータを用いて歩行者の動きに関するモデルを構築する。リンクが移動リンクと滞在リンクの2種類定義されていることから、リンク間の遷移は図5の5パターンに分類される。モデル式はそれぞれのパターンに対して与えられる。図において点線矢印は滞在リンクの

直前のリンクを表す。これは、ある場所での滞在は、そのリンクの終点ノードに関する滞在リンクによる表されるとするためである。

連続時間モデル $f_{motion}(x_j|x_{j-1}, \hat{t}_j, \hat{t}_{j-1}, k)$ は指数分布の確率密度関数により計算される。遷移の各パターンについてのモデル式を図5に示す。歩行者が同一リンク内を \hat{t}_{j-1}, k から \hat{t}_j まで動くとき、他のリンクに遷移しない確率は指数分布の生存関数で表され、リンク遷移がある場合は指数分布の確率密度関数で表される。

a_{j-1} と a_j が同一リンクではないとき、 a_{j-1} の終点ノードと a_j の起点ノードの間に最短経路 sp が計算される。このとき、 sp には a_{j-1} 、 a_j およびそれらの逆方向リンクは含まれてはいけない。この条件を満たさなければ a_j は経路候補から外れる。

$k(a_{j-1}, a_j)$ が2つ以上のリンクを含むとき、各リンクの推定継続時間は全体の時間 $(\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1})$ からそれぞれ推定される。 $k(a_{j-1}, a_j)$ が滞在リンクを含むとき(図5の(4))、リンク推定継続時間は次のように定義される。

$$\hat{T}_{a_{j-1}} = \frac{(\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1})T_k(x_{j-1}, en(a_{j-1}))}{T_k(x_{j-1}, en(a_{j-1})) + \sum_{a \in sp} T_a + T_k(on(a_j), x_j)} \quad (13)$$

$$\hat{T}_a = \frac{(\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1})T_a}{T_k(x_{j-1}, en(a_{j-1})) + \sum_{a \in sp} T_a + T_k(on(a_j), x_j)} \quad (14)$$

$$\hat{T}_{a_j} = \frac{(\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1})T_k(on(a_j), x_j)}{T_k(x_{j-1}, en(a_{j-1})) + \sum_{a \in sp} T_a + T_k(on(a_j), x_j)} \quad (15)$$

ここで、 $T_k(x, y) = T_{a_j}(l_k(x, y)/l_{a_j})(x, y \in a_j)$ である。一方で、 a_{j-1} が滞在リンクのとき(図5の(5))は以下のように定義される。

$$\hat{T}_{a_{j-1}} = (\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1}) - \sum_{a \in sp} T_a - T_k(on(a_j), x_j) \quad (16)$$

$$\hat{T}_a = T_a \quad (17)$$

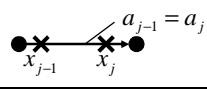
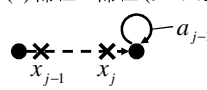
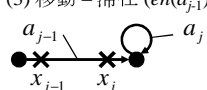
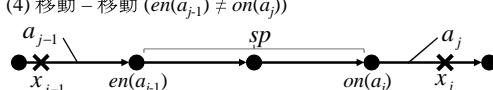
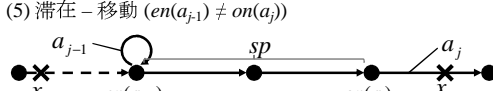
$$\hat{T}_{a_j} = T_k(on(a_j), x_j) \quad (18)$$

上の定義では、移動リンクでは歩行者は期待継続時間だけリンクにいて、滞在リンクにはそれらを全体から引いた余りの時間だけいると仮定している。もしこの余りの時間が0未満の場合、歩行者移動モデルは定義できない。

c) 最大速度制約

不自然な経路の発生を防ぐため、ここで歩行者の最大歩行速度を v_{max} を導入する。速度の制限は以下のように表される。

$$f_{speed}(x_j|x_{j-1}, \hat{t}_j, \hat{t}_{j-1}, k) = \begin{cases} 1 & \text{if } l_k(x_{j-1}, x_j) > v_{max}(\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1}) \\ 0 & \text{if } l_k(x_{j-1}, x_j) \leq v_{max}(\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1}) \end{cases} \quad (19)$$

連続した2測位点に関するリンク遷移パターン	連続時間モデル $f_{motion}(x_j x_{j-1}, \hat{t}_j, \hat{t}_{j-1}, k)$
(1) 移動 - 移動 (リンク遷移なし, $en(a_{j-1}) = on(a_j)$) 	$\exp\left(-\frac{(\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1})}{T_{a_j}}\right)$
(2) 滞在 - 滞在 (リンク遷移なし, $en(a_{j-1}) = on(a_j)$) 	$\exp\left(-\frac{(\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1})}{T_{a_j}}\right)$
(3) 移動 - 滞在 ($en(a_{j-1}) = on(a_j)$) 	$\frac{1}{T_{a_j}} \exp\left(-\frac{(\hat{t}_j - \hat{t}_{j-1})}{T_{a_j}}\right)$
(4) 移動 - 移動 ($en(a_{j-1}) \neq on(a_j)$) 	$\exp\left(-\frac{\hat{t}_{a_{j-1}}}{T_{a_{j-1}}}\right) \cdot \prod_{a \in sp} \left\{ \frac{1}{T_a} \exp\left(-\frac{\hat{t}_a}{T_a}\right) \right\} \cdot \frac{1}{T_{a_j}} \exp\left(-\frac{\hat{t}_{a_j}}{T_{a_j}}\right)$
(5) 滞在 - 移動 ($en(a_{j-1}) \neq on(a_j)$) 	$\begin{cases} \exp\left(-\frac{\hat{t}_{a_{j-1}}}{T_{a_{j-1}}}\right) \cdot \prod_{a \in sp} \left\{ \frac{1}{T_a} \exp\left(-\frac{\hat{t}_a}{T_a}\right) \right\} \cdot \frac{1}{T_{a_j}} \exp\left(-\frac{\hat{t}_{a_j}}{T_{a_j}}\right) & \text{if } \hat{t}_{a_{j-1}} \geq 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$

\dashrightarrow : a_{j-1} が滞在リンクのとき、経路 k における a_{j-1} の直前のリンク
 \rightarrow : $k(a_{j-1}, a_j)$ に含まれるリンク
 sp : $en(a_{j-1})$ と $on(a_j)$ の間の最短経路
 \times : リンク上で推定される位置
 $on(a_j)$: a_j の起点ノード
 $en(a_j)$: a_j の終点ノード

図-5 リンク遷移パターンとモデル式

以上の3つから、 $f(x_j | x_{j-1}, \hat{t}_j, \hat{t}_{j-1}, k)$ は $f_{trans}(x_j | x_{j-1}, \hat{t}_j, \hat{t}_{j-1}, k)$, $f_{motion}(x_j | x_{j-1}, \hat{t}_j, \hat{t}_{j-1}, k)$, $f_{speed}(x_j | x_{j-1}, \hat{t}_j, \hat{t}_{j-1}, k)$ の3式の積によって定義される。

(6) 経路推定確率の導出

時系列の観測データ $(\hat{g}_1, \hat{g}_2, \dots, \hat{g}_J)$ が与えられたとき、経路ごとの尤度を $f(\hat{g}_1, \hat{g}_2, \dots, \hat{g}_J | k)$ と表すこととする。このとき、経路の尤度は測位点に対して1点ごとに再帰的に求める。

まず、初期点 ($j = 1$) については以下のように定義する。

$$f(\hat{g}_1 | k) = \int_{x_1 \in k} f(\hat{x}_1 | x_1) dx_1 \quad (20)$$

すると、経路 k に対する推定確率は、経路候補集合を K とすると以下のように表す。

$$\Pr(k | \hat{g}_1) = \frac{f(\hat{g}_1 | k)}{\sum_{k \in K} f(\hat{g}_1 | k)} \quad (21)$$

$j \leq 2$ のとき、経路 k に関する尤度は $j - 1$ 時点までの選択確率を用いて、次のように定義できる。

$$\begin{aligned} f(\hat{g}_1, \dots, \hat{g}_j | k) \\ = f(\hat{g}_j | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_{j-1}, k) \Pr(k | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_{j-1}) \end{aligned} \quad (22)$$

このとき計算の簡単のため、次のように条件付き確率を単純化する。

$$f(\hat{g}_j | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_{j-1}, k) \approx f(\hat{g}_j | \hat{g}_{j-1}, k) \quad (23)$$

$f(\hat{g}_j | \hat{g}_{j-1}, k)$ は、観測モデルと歩行者移動モデルを用いて表される。

$$f(\hat{g}_j | \hat{g}_{j-1}, k) = \int_{x_j \in k} f(\hat{x}_j | x_j, k) f(x_j | \hat{x}_{j-1}, k) dx_j \quad (24)$$

$$\begin{aligned} f(x_j | \hat{x}_{j-1}, k) \\ = \int_{x_{j-1} \in k} f(x_j | x_{j-1}, \hat{t}_j, \hat{t}_{j-1}, k) f(x_{j-1} | \hat{x}_{j-1}, k) dx_{j-1} \end{aligned} \quad (25)$$

経路 k の推定確率は $j - 1$ 時点までの推定確率 $\Pr(k | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_{j-1})$ と尤度 $f(\hat{g}_j | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_{j-1}, k)$ より、ベイズの定理より以下のように表される。

$$\begin{aligned} \Pr(k | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_j) \\ = \frac{f(\hat{g}_j | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_{j-1}, k) \Pr(k | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_{j-1})}{\sum_{k \in K} f(\hat{g}_j | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_{j-1}, k) \Pr(k | \hat{g}_1, \dots, \hat{g}_{j-1})} \end{aligned} \quad (26)$$

(7) 経路推定精度の検証

プローブデータは真の位置座標は観測することができないため、提案手法の検証をプローブデータのみから行うことはできない。そこで、ネットワーク上の移動で速度を仮定した上で移動軌跡を生成し、その移動軌跡に乱数発生により観測誤差を与えて擬似観測データを生成することで、検証を行う。擬似観測データに対して経路の推定を行い、真の経路の推定確率を考察することにより、精度の検証を行うことができる。

シミュレーションデータの例を図6に示す。図6は図1のネットワークにおける $\{1, 3, 8, 6\}$ の状態遷移につ

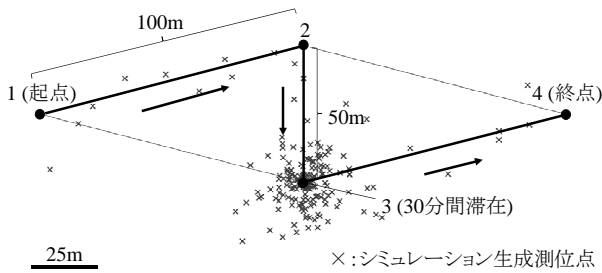


図-6 シミュレーションデータ例

表-1 歩行者移動モデル別の判別率

	観測誤差 σ		
	10m	30m	50m
観測モデル+移動モデル (v_{max} あり)	100.0 %	89.4 %	81.4 %
観測モデル+移動モデル (v_{max} なし)	99.9 %	55.4 %	50.4 %
観測モデルのみ	99.9 %	43.3 %	58.5 %

いて、滞在を30分間と設定し、 $v = 4km/h$ 、 $\sigma = 30m$ として10秒間隔で擬似測位点データを発生させることにより生成したシミュレーションデータである。データの移動軌跡は経路に沿って発生し、滞在地点では滞在した時間分だけデータが周辺に密に生成される。

まず、経路の推定における歩行者移動モデルの有効性を検証する。ここでは、図1のネットワークにおける{1,4}、{2,6}、{1,3,6}、{2,5,4}の4経路に対するシミュレーションデータを発生させた。推定によるもとの経路の推定確率の平均値を判別率として定義する。なお、ここでは滞在は考えず、リンク7,8は除外した。歩行者移動モデルを含まずに観測位置座標のみで推定したとき、歩行最大速度を定義しない移動モデルによる尤度関数を設定したとき、そして $v_{max} = 8km/h$ としてモデルを構築して誘導関数を設定したときにおいて、シミュレーション生成時の観測誤差 σ を変えたときに比較した結果を表1に示す。観測誤差が10mと精度が高いときには、位置座標情報のみで歩行者移動モデルを含まなくても99.9%と高い判別結果となっているが、観測誤差が大きく精度が悪いときには歩行最大速度を考慮した歩行者移動モデルにより、判別率が高まっていることがわかる。 v_{max} をシステム方程式に組み込んだ方法では、80%以上の確率での推定ができて

表-2 周南市 PP 調査の概要

調査期間	2012年12月7日~2013年1月15日 (年末年始を除いた20日間)
調査方法	スマートフォンセンサー観測及び android アプリによるダイアリ調査
被験者	16歳~70歳の男女20名 (1人あたり5日間の調査を実施)
GPS 測位間隔	移動中: 1秒間隔 滞在中: 5分(300秒)間隔
GPS 測位点数	全取得数: 316,411 徒歩移動中: 77,352

4. 実証分析例

(1) データ概要

本研究では、山口県周南市で行ったPP調査データを用いて分析を行う。調査の概要を表2に示す。調査では被験者にスマートフォン機器を貸与し、被験者は1日の行動についてスマートフォン機器を用いて記録した。観測データはスマートフォンセンサによる移動軌跡に関するデータと、androidアプリケーション操作によるトリップ属性からなる。GPSによる位置座標および加速度センサーによる3軸加速度情報が、被験者の操作を必要とせずに記録され、インターネット通信により観測情報はサーバへと蓄積された。また、移動開始時/交通機関変更時/移動終了時に、移動目的/交通機関についてandroidアプリケーション操作により記録を行った。

移動中の位置情報は1秒間隔で記録された。周南市中心部での徒歩移動時の取得測位点の位置座標の分布を図7に示す。測位点は歩行者の移動軌跡に沿って、線状に観測されていることがわかる。測位点に関する歩行速度と水平方向測位誤差の分布を図8に示す。歩行速度は0m/s~2m/sの範囲で概ね分布している。平均速度は1.21m/s、平均測位誤差は13.5mであった。

次に、リンクごとの歩行速度をモデル化する。モデルでは、事前情報としてリンクごとに歩行速度を設定することが可能である。各測位点について最寄りのリンクを探し、各リンクごとに当該リンクが最寄りリンクとなる測位点について、速度を集計してリンクの属性との関係を重回帰モデルにより分析する。モデル推定結果は表3に示す。パラメータ正負から、歩道幅員が広いほど歩行速度が速い傾向があり、道路横断部や地下道、アーケードのある街路では歩行速度が遅くなることが示され、リンクごとに街路環境による歩行速度の固有性があることがわかった。

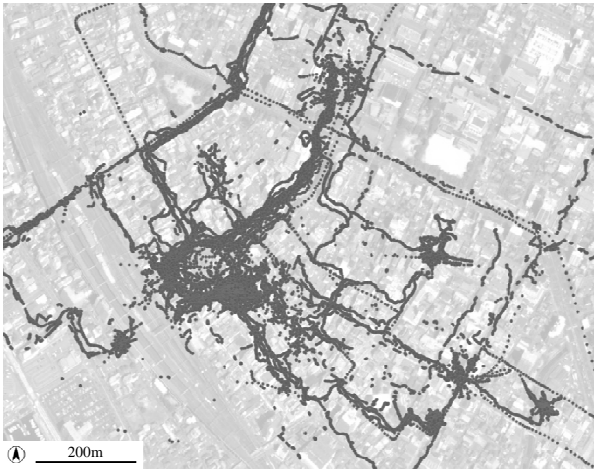


図-7 データの取得測位点分布

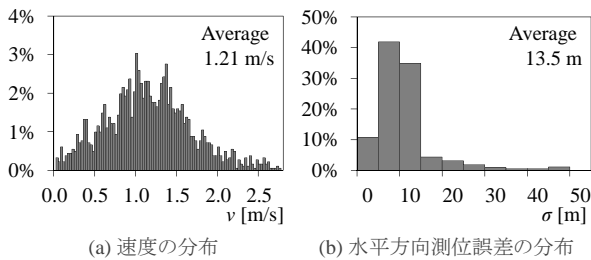


図-8 データの歩行速度分布と測位誤差分布

表-3 歩行速度モデルの推定結果

	パラメータ	t 値	
切片	4.119	35.02	*
歩道幅員 [m]	0.072	3.42	*
道路横断	-0.108	-1.15	
地下道	-0.115	-0.53	
アーケード	-0.190	-2.69	*
サンプル数	156		
重相関	0.326		
重回帰係数	0.106		

*:1 %有意

(2) 経路の推定例

観測モデルと歩行者移動モデルをデータに適用する。経路の推定結果から、リンク間遷移の実データを得ることができる。

ここで図9に経路の推定例を示す。図中の移動軌跡は北側から南下し、その後北上して起点付近まで戻っているものである。推定されたリンク遷移について、上位4経路を図に示す。いずれも1ヶ所の滞在リンクは共通して通過している経路である。経路1は推定確率77.4%であり、1ヶ所の滞在リンクを経て、起点まで戻っている。一方、2番目、3番目に推定確率が高い経路は、経路1に加えて滞在がもう1ヶ所加わった経路であり、

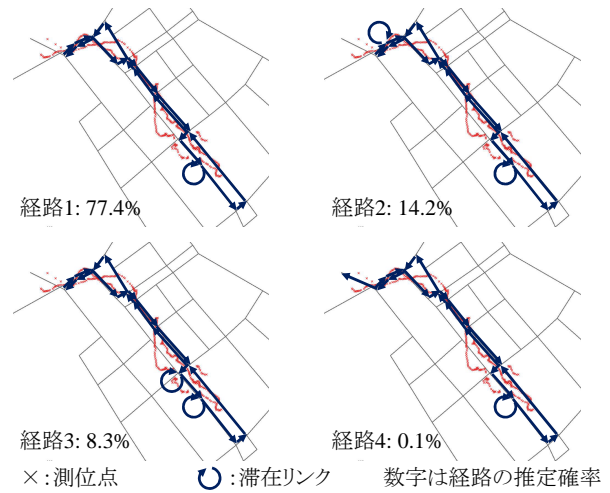


図-9 経路の推定例

速度が遅い区間や終点付近の動きが滞在と判断されている。経路4は経路1に加えて最後に移動リンクが加わった経路であり、軌跡に対して推定された終点が異なっている。

(3) 経路とリンク間遷移確率の推定

本研究では事前速度として、各リンク a において仮定する歩行速度を歩行速度モデルから設定し、期待継続時間 T_a を求めた。滞在リンクの平均継続時間は60分とした。また最高歩行速度 v_{max} を歩行速度分布をもとに2.3m/sとして設定した。また、DDR範囲は測位データで得られた水平方向測位誤差 σ の5倍とすることで、全ての点に対してDDR範囲内のリンクを定義できた。

PPデータから移動リンクと滞在リンクからなる経路を推定し、推定された経路データをもとに、マルコフ連鎖のリンク間遷移確率を推定する。リンク間遷移は次のリンクを選択するロジット型選択モデルで表され、移動リンクの効用関数の説明変数としてリンク距離、地下道、アーケード、空き店舗率、歩道幅員を設定した。空き店舗率はリンクに面する建物のうち、空き店舗となっている割合を、平成24年度商店街現況調査より求めた。また、滞在リンクの効用関数の説明変数として、百貨店と店舗数を設定した。店舗数は都市計画基礎調査より、ネットワークデータのノードによるボロノイ分割領域内の店舗数を集計した。また、百貨店は各百貨店出入り口の最寄りとなる滞在リンクでは1となるダミー変数である。

推定結果を表4に示す。結果から、百貨店や店舗数の多い地点では滞在が起りやすいことが有意に示された。また、移動リンク間の推移においても、アーケード街路以外の要因は有意な推定値とならなかったが、空

表-4 リンク間遷移モデルの推定結果

	パラメータ	t 値	
定数項 (滞在)	-1.351	-2.34	*
百貨店 (滞在)	3.760	7.80	*
店舗数 (滞在)	0.123	3.21	*
距離 [km] (移動)	-8.720	-1.80	
地下道 (移動)	-1.551	-1.44	
アーケード (移動)	1.176	4.79	*
空き店舗率 (移動)	-0.370	-0.49	
歩道幅員 [m] (移動)	0.137	1.91	
サンプル数	100		
初期尤度	-368.29		
最終尤度	-260.29		
尤度比	0.292		

*:5 %有意

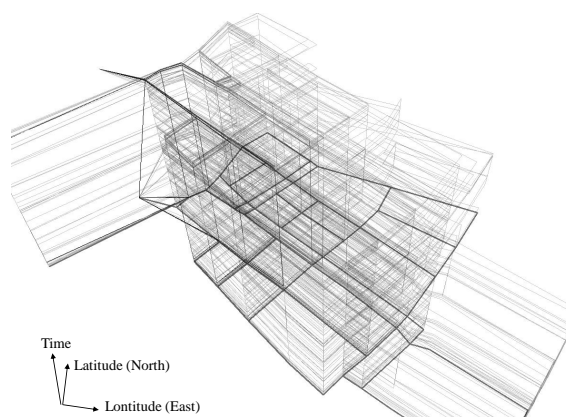


図-12 時空間パス図上での軌跡の可視化

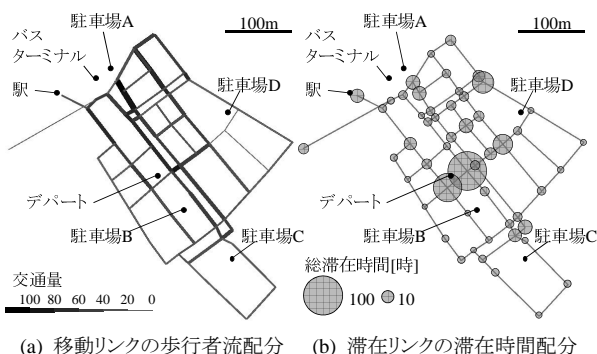


図-10 歩行者流の配分結果

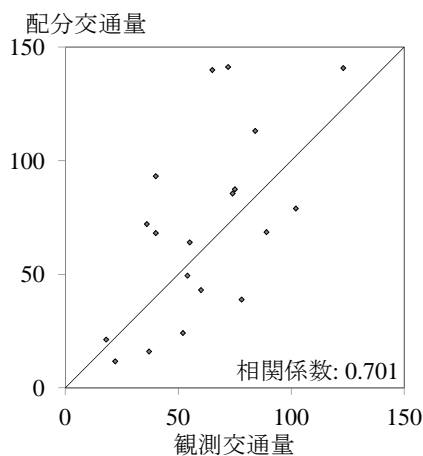


図-11 観測交通量と配分交通量の比較

き店舗率の高いリンクは選ばれにくい、歩道幅員の広いリンクが選ばれやすいといった傾向があることがわかった。

(4) 歩行者流の配分

リンク間遷移モデルのパラメータ推定結果に基づいて、マルコフ連鎖モデルを用いて経路配分を行った結

果を示す。ここで、駐車場や駅等から出発して戻ってくる場合を念頭におき、同一地点を発着して地区内で60分過ごすものとする。ネットワークは閉鎖系であり、ネットワーク外部との交通量の出入りはないものとする。歩行者交通は駅、バスターミナルおよび4ヶ所の駐車場で発生するものとし、発生交通量は中心市街地回遊調査における各出発地ごとの標本数とした。

ここでは、OD ペアに対して経路を500経路まで生成して経路集合とみなし、式(7)、式(8)により経路選択確率を求めた。歩行者交通の相互作用を仮定していないため、6つのOD ペアの配分結果を重ね合わせることで合計の配分交通量が得られる。条件のもとでの配分結果を図10に示す。

回遊行動調査による観測交通量と計算された交通量を比較すると、相関はみられるが、いくつかのリンクでは開きが見られる。これはネットワークの出入りや通過交通量を考慮しない仮定によるものと考えられ、現況再現性には課題が残る。

結果の可視化のため、歩行者の経路をリンク間遷移確率および継続時間の確率からシミュレーション計算により求めて時空間パス図上に描画したものを図12に示す。図では特に滞在リンクについては、垂直方向の線が濃いほどその場所にいる人が多いことを示している。時空間上の軌跡のアウトプットにより、任意の単位での集計や滞在分布の分析が可能となる。

5. おわりに

本研究では、連続時間の概念を導入したマルコフ連鎖モデルを用いて、歩行者の移動/滞在を時空間内での状態遷移として表すモデルを構築した。本研究におけるモデルでは観測誤差を持つ観測、歩行者の意思決定を表す行動モデル、そして交通量の配分を一体的な手

法として結び付けている。

既往手法に対する本研究の貢献の1つは、PPデータによる詳細な観測をベースに、歩行者のドットベースでの位置-時間をアウトプットとすることを可能としたことである。時空間上の軌跡での挙動表現により、任意の集計単位で歩行者の分布や流動を分析することが可能となる。

また、これまで歩行者の交通行動分析であり扱われて来なかった時間の概念を導入し、移動と滞在の時間配分や、時間制約のある中での到達地点や停止問題を含む歩行行動を遷移確率を用いた経路選択と配分の中で扱った。中心市街地の歩行者分析において、駅や駐車場などの起点からの歩行圏域の分析は政策的にも重要な課題であり、実データによる分析で経路パターンと流動の重ね合わせにより地区内の行動が表現できることが示された。

本研究の課題として、モデル間の関係性や、各モデルで仮定する誤差について十分に考慮できていない点が挙げられる。一連のモデルで仮定する歩行者の移動については、観測誤差や推定誤差が含まれると考えられ、その詳細な分析や関係には触れられていない。最後に本モデルの展望としては、アウトプットを各モデル間でフィードバックさせることができることから、シミュレーションモデルと観測を一体化したシステムとして発展させることが考えられる。

謝辞： 本研究は文部科学省科研費 25249069 基盤 A「ネットワーク上の交通行動を記述するためのデータ統合合理論とその応用（代表：羽藤英二）」の助成を受けたものである。ここに感謝の意を表す。

参考文献

- 1) Brog, W., Erl, E., Meyburg, A. H., Wermuth, M. J.: Problems of nonreported trips in surveys of nonhome activity patterns, *Transportation Research Record*, Vol. 891, pp. 1-5, 1982.
- 2) Itsubo, S., Hato, E.: A study of the effectiveness of a household travel survey using GPS-equipped cell phones and a web diary through a comparative study with a paper based travel survey, *Transportation Research Board 85th Annual Meeting*, 2006.
- 3) Bricka, S., Bhat, C.: Comparative analysis of global positioning system-based and travel survey-based data, *Transportation Research Record*, Vol. 1972, pp. 9-20, 2006.
- 4) Chen, J., Newman, J., Bierlaire, M.: Modeling route choice behavior from smart-phone GPS data, *Proceedings of the The 12th International Conference on Travel Behaviour Research (IATBR)*, 2009.
- 5) 藤原直生, 田中伸治, 桑原雅夫: 携帯電話からのGPSデータを用いた歩行者の経路選択肢集合生成, 生産研究, Vol. 62, No. 4, pp. 435-438, 2010.
- 6) 大村朋之, 羽藤英二: 高齢者行動に着目した都市内のうろつきの観測識別可能性, 土木計画学研究・講演集, Vol. 44, CDROM, 2011.

- 7) Stenneth, L., Wolfson, O., Yu, P. S., Xu, B.: Transportation mode detection using mobile phones and GIS information, *the 19th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, pp. 54-63, 2011.
- 8) Bierlaire, M., Chen, J., Newman, J.: A probabilistic map matching method for smartphone GPS data, *Transportation Research C*, Vol. 26, pp. 78-98, 2013.
- 9) Kasemsupperkorn, P., Karimi, H. A.: A pedestrian network construction algorithm based on multiple GPS traces, *Transportation Research C*, Vol. 26, pp. 285-300, 2013.
- 10) Karimi, H. A., Kasemsupperkorn, P.: Pedestrian network map generation approaches and recommendation, *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 27, No. 5, pp. 947-962, 2013.
- 11) Chen, J., Bierlaire, M.: Probabilistic multimodal map-matching with rich smartphone data, *Journal of Intelligent Transportation Systems: Technology, Planning, and Operations*, accepted, 2013.
- 12) Akamatsu, T.: Cyclic flows, Markov process and stochastic traffic assignment, *Transportation Research B*, Vol. 30, No. 5, pp. 369-386, 1996.
- 13) Dial, R. B.: A probabilistic multipath traffic assignment algorithm which obviates path enumeration, *Transportation Research*, Vol. 5, pp. 83-111, 1971.
- 14) 佐佐木綱: 吸収マルコフ過程による交通量配分理論, 土木学会論文集, No.121, pp.28-32, 1965.
- 15) 佐佐木綱, 松井寛: 会場内の観客流動モデル, 土木学会論文集, Vol. 159, pp. 90-95, 1968.
- 16) Bell, M. G. H.: Alternatives to Dial's logit assignment algorithm, *Transportation Research B*, Vol. 29, pp. 125-137, 1995.
- 17) 鈴木哲矢, 高山純一, 中山晶一郎, 赤松隆: LOGIT型配分による吸収マルコフ連鎖を用いたOD交通量推計に関する研究, 土木計画学研究・講演集, Vol.33, CDROM, 2006.
- 18) 鈴木哲矢, 高山純一, 中山晶一郎, 赤松隆: 吸収マルコフ連鎖を用いたOD交通量推計の誤差に関する研究, 土木計画学研究・講演集, Vol.34, CDROM, 2006.
- 19) Hoogendoorn, S. P., Bovy, P. H. L.: Pedestrian route-choice and activity scheduling theory and models, *Transportation Research B*, Vol. 38, No. 2, pp. 169-190, 2004.
- 20) Fukuyama, S, Hato, E.: Travel-activity choice set generation within the discrete-continuous extreme value models based on probe person data. *Workshop on Transportography*, 2012.
- 21) Bierlaire, M., Frejinger, E.: Route choice modeling with network-free data, *Transportation Research C*, Vol. 16, pp. 187-198, 2008.
- 22) Durrett, R.: 確率過程の基礎, 丸善出版, 今野紀雄, 中村和敬, 曾雌隆洋, 馬霞訳, 2012.
- 23) Lovas, G. G.: Modeling and simulation of pedestrian traffic flow, *Transportation Research B*, Vol. 28, No. 6, pp. 429-443, 1994.
- 24) Mitchell, D. H., Smith, J. M.: Topological network design of pedestrian networks, *Transportation Research B*, Vol. 35, 2001, pp. 107-135.
- 25) Xia, J., Zeephongsekul, P., Packer, D.: Spatial and temporal modelling of tourist movements using semi-markov processes, *Tourism Management*, Vol. 32, pp. 844-851, 2011.

(2013. 8. 2 受付)

A Pedestrian Assignment Model Based on the Transition Probability in Time and Space Using Probe Person Data

Sohta ITOH and Eiji HATO

Instead of conventional travel behavior surveys, the survey method using GPS and portable instruments is widely applied to observe travel behavior. In the GPS-based survey, the data is more accurate than traditional survey data and obtained automatically, but still have measurement errors. In this study, we propose the pedestrian flow assignment model using Probe Person (PP) survey data. We apply the continuous time Markov chain model to represent time-spatial use in the city center. To consider the measurement error, we defined the measurement model and the travel model, which estimate the path including link transitions stochastically from the sequential GPS measurements. As an application example, we apply the model to PP data and show that the pedestrian flow in time and space can be calculated from the assignment results.