# 都市圏PTデータの時点更新手法に関する検討

茂木 渉1・加藤 昌樹2・菊池 雅彦3・井上 直4・岩舘 慶多3

 $^1$ 非会員 一般財団法人計量計画研究所 ( 〒 162-0845 東京都新宿区市谷本村町 2-9 )

E-mail:wmogi@ibs.or.jp

 $^{2}$ 正会員 一般財団法人計量計画研究所 ( au 162-0845 東京都新宿区市谷本村町 2-9 )

E-mail: masakikato@ibs.or.jp

 $^3$ 正会員 国土交通省都市局都市計画課都市計画調査室(〒 100-8918 東京都千代田区霞が関 2-1-3)

 ${\tt E-mail:kikuchi-m28x@mlit.go.jp\;,iwadate-k22aa@mlit.go.jp}$ 

4正会員 国土交通省総合政策局公共事業企画調整課環境・リサイクル企画室(〒 100-8918 東京都千代田区霞が関 2-1-3) 前 国土交通省都市局都市計画課都市計画調査室

E-mail: inoue-t263@mlit.go.jp

都市圏 PT 調査は概ね 10 年に 1 度実施されているが,その間の交通状況の変化は把握することができず,また,調査の実施にはコストがかかるため,各年で調査を実施して交通行動データを取得していくことも困難である.一方で,近年,携帯電話基地局データや交通系 IC カードデータ等のビッグデータにより,時々刻々の交通実態データが取得されており,それらの交通分野への活用も検討されている.そこで,PT 調査の統計調査としての特性を活かしつつ,人口や交通ネットワークの変化に対応するため,最新の人口データやビッグデータを活用して,PT 調査のマスターデータの時点更新を行う方法について検討する.また,具体的なケーススタディとして,東京都市圏と西遠都市圏を対象とし,過去の PT 調査データに対して最新の PT 調査時点への時点更新を行い,これを最新調査時点の PT 調査データと比較検証することで,都市圏による特徴について比較を行う.

Key Words: updating method, person trip survey data, expansion coefficient, optimization problem

#### はじめに

人の移動に関する基礎的なデータである PT 調査は 概ね 10 年の一度程度の頻度で実施されており,調査から時間が経過してくるとデータが古くて利用しにくいといった指摘が昔からなされてきた.最新時点の都市交通データに対するニーズは昔から高かったものの, PT 調査の実施には多大なコストを要し頻度を増やして調査を実施することは実質的に困難であったため,当時のデータが長い間活用されてきている.

こうした状況に対して,一部で最新時点のデータに更新する取り組みが進められてきた.具体的には,観測データに近づくように,サンプルの属性毎の拡大係数に補正率を乗じる方法である.このうちもっともシンプルな方法は,最新時点の人口を用いてサンプル毎の拡大係数に補正率を乗じる方法である.マスターデータ自体が最新時点の人口に時点更新されるため,OD 表別の人口や外出率,原単位といった指標も再ま可能である.しかし,人口だけを最新時点に更新するまでは,交通ネットワークの変化による影響は加味することができないといった課題がある.一方で,哲学のどり、できないといった課題がある.一方で,携帯電話基地局データや交通系 IC カードデータ等のビッグデータにより,マクロに OD 流動を把握するデータが入手できるようになり,観測データとしての OD を活用して拡大係数に補正率を乗じることができるよう

になってきた.これを用いることでネットワークの変化による影響も加味できるようになる可能性がある.

そこで本研究では,都市圏 PT データに対して,最新時点での人口や観測 OD 交通量を用いて PT 調査データの内容を補正することにより,時点更新を行う手法について検討を行う.

#### (1) OD 表ベースでの更新

OD表ベースでの更新としては、PT調査のマスターデータから OD 表を集計し、観測 OD 交通量と比較することで、観測 OD 交通量に整合するように、OD ペア別に補正係数を乗じる方法が考えられる。例えば、マスターデータから鉄道駅間 OD 表により(属性がわかれば属性別に)補正することが考えられる。OD ペア別に補正係数を求めるため、方法自体は簡便で、OD 交通量は補正されるが、マスターデータとは整合性が図られないため、更新したデータを用いて OD 交通量以外の指標を集計することや、補正した OD 表の属性より細かいクロス項目を付けて再集計をすることはできない。

#### (2) マスターデータの更新

マスターデータの更新としては,観測データに近づくように,サンプルの属性毎の拡大係数に補正率を乗

じる方法が考えられる . 例えば , IC カードデータから 把握される駅間 OD 表に近づくように , サンプル毎の 拡大係数に補正率を乗じることが考えられる . この方 法では , サンプルベースの補正率を求める必要がある ため方法の適用難度は高いが , マスターデータ自体が 観測データとの関係で時点更新されるため , 補正結果 もマスターデータが得られる . このため , OD 表以外の 個人属性ごとのトリップを得ることができ , 外出率や 原単位といった指標も再集計可能である .

以上の特徴を踏まえ,本研究では,統計調査としての PT 調査データの特性を活かすことができる更新方法である,マスターデータの更新を行う方法について検討を行うこととする.

# 2. 時点更新手法の検討

本研究においては、過去に実施された都市圏 PT 調査のマスターデータに対して、最新時点における人口やビッグデータを用いて拡大係数を振り直すことによって、最新時点でのマスターデータを推計することを「時点更新」と呼ぶことする。本検討では、過去の時点における都市圏 PT マスターデータに対して、最新調査時点の人口やビッグデータにより時点更新を行い、得られたマスターデータの各種集計値、最新調査時点でのマスターデータの集計値と比較することで、手法の検証等を行う。

#### (1) 都市圏 PT 調査における拡大処理

一般的な都市圏 PT 調査は,大都市圏では2~3%,地方都市圏では5~7%の抽出率によるサンプル調査であるため,夜間人口に整合するように拡大処理を行い,集計している.このとき,拡大に用いる係数はゾーン別性別年齢階層別といった個人属性ごとに設定する(個人拡大係数)

都市圏によっては,必要に応じて,スクリーンライン調査等の観測交通量に整合するように個人拡大係数に加えて「トリップ単位」で補正を行うための拡大係数を付与することもある(トリップ拡大係数)

本研究における拡大係数の付与においては,時点更新したマスターデータの活用ニーズとしてアクティビティモデルといったトリップチェインの分析も可能とする面を考慮し,トリップ拡大係数ではなく個人拡大係数を付与することを前提として検討を進める.

#### (2) 拡大係数付与による時点更新手法

マスターデータに拡大係数を付与することによって 時点更新を行う方法として,大きく分けて以下の2つ を検討する.

#### a) 最新時点の夜間人口を用いた拡大係数付与

最新時点の夜間人口に整合するように,拡大係数を振り直す.つまり,一般的な PT 調査で行われている拡大処理を,最新時点の人口を用いて行うことに相当する.

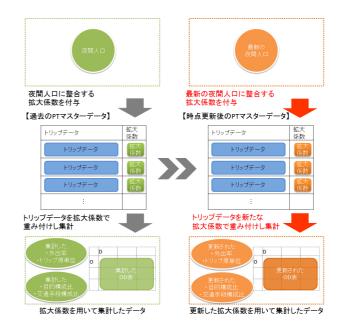


図-1 最新の夜間人口を用いた拡大係数付与

# b) 最新の夜間人口とビッグデータを用いた拡大係数 付与

ビッグデータ等を用いて,夜間人口の変化以外の影響などを加味した拡大係数を振り直す.ビッグデータの活用方法によって様々な拡大方法が考えられるが,例えば以下のような,1時点のビッグデータを用いる場合と2時点のビッグデータを用いる場合の方法がある.

#### ・1 時点のビッグデータを用いる場合

最新時点のビッグデータを活用し、PT 調査データによる集計値とビッグデータのボリュームが近づくように、最新のマスターデータを推計することが考えられる.この方法は、PT 調査データによる集計値とビッグデータのボリュームが整合している前提としていることに注意が必要である.

#### ・2 時点のビッグデータを用いる場合

更新したい PT 調査データの調査時点と最新時点の,2つのビッグデータを活用し,2 時点間の変化比率を PT 調査時点のマスターデータに乗じて,最新のマスターデータを推計することが考えられる.1 時点のビッグデータを用いる方法と異なり,PTデータの集計値とビッグデータのボリュームは必ずしも整合していなくてもよいと考えられる.

図-2 は 1 時点のビッグデータを用いる場合のイメージであるが, OD パターンで近似させる場合にも同様

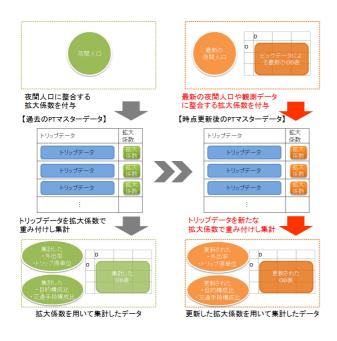


図-2 最新の夜間人口とビッグデータを用いた拡大係数付与

の考え方となり,また,2時点のビッグデータを用いる場合でも,例えば,PTの集計 OD 表に変化率(調査時点と最新時点のビッグデータの OD 表の伸び率)を乗じたものを観測データとすれば,同様にしてマスターデータの推計ができると考えられる.

#### (3) ビッグデータを用いた補正(推計)の留意点

1 時点のビッグデータを用いる場合と 2 時点のビッグ データを用いる場合では,データ特性に注意したうえ で拡大処理を行う必要があると考えられる.

#### ・1 時点のビッグデータを用いる場合

1 時点のビッグデータを用いた補正・推計においては,夜間人口に合わせた拡大との整合を図ることが課題である.特に,本検討においては,個人拡大係数を付与することでマスターデータの更新を実施するため,夜間人口による拡大とビッグデータを用いた補正(推計)を同時に達成する必要がある.

#### ・2 時点のビッグデータを用いる場合

夜間人口を用いた拡大係数の振り直しと2時点のビッグデータを用いた補正・推計の両方をそのまま適用すると,人口変化分が二重に補正されてしまうことに留意する必要がある.このため,夜間人口による変化はビッグデータの変化に比べて小さく無視できるものとして適用するか,ビッグデータのボリュームを夜間人口で基準化して原単位とし,原単位の変化を活用する方法などが考えられる.

#### (4) ケーススタディの対象都市圏

本研究における時点更新のケーススタディは,以下の理由から西遠都市圏と東京都市圏を対象とし,西遠都市圏については人口データのみによる時点更新を,東京都市圏については人口データのみによる時点更新と人口データとビッグデータによる時点更新の2つを実施し,その比較を行うこととする.

#### a) 西遠都市圏

西遠都市圏ではH7(第3回)とH19(第4回)にPT調査を実施しており、その間に交通サービス水準は大きく変化していないため、H7のPTデータに対して人口による拡大をするだけでも、ある程度はH19の交通状況等を再現できることが想定される。

#### b) 東京都市圏

東京都市圏では H10 (第 4 回)と H20 (第 5 回)に PT 調査を実施しており,その間にはつくばエクスプレスの開通などにより,交通サービス水準が変化しているため,人口による拡大だけでは,トリップ特性までを反映した拡大係数(マスターデータ)は得られないことが想定される.このため,東京都市圏に対しては,人口データのみによる拡大係数付与方法と,人口データとビッグデータによる拡大係数付与方法の 2 種類を適用し,その比較を行うこととする.

# ケーススタディ(その1)~最新の夜間人口を用いた拡大係数付与(西遠都市圏)~

H7 西遠 PT データに, H19 の人口を用いて時点更新することを検討する.

#### (1) 検証方法

H7 西遠 PT データに, H19 の拡大母数を用いて H19 西遠 PT の拡大方法(単純な人口拡大)を適用することで拡大係数を振り直し,時点更新したマスターデータと H19 西遠 PT データを各種基礎集計し,その集計値同士を比較する.

表-1 最新の夜間人口を用いた拡大係数付与(西遠都市圏) で使用するデータ一覧

| 使用用途 | 使用データ              |
|------|--------------------|
| 更新対象 | H7 西遠都市圏 PT 調査データ  |
| 検証用  | H19 西遠都市圏 PT 調査データ |
| 拡大母数 | H19 住民基本台帳         |

# (2) 拡大係数付与におけるカテゴリ・地域区分

 $\mathrm{H}19$  西遠  $\mathrm{PT}$  における拡大処理におけるカテゴリ区分・地域区分を踏襲する .

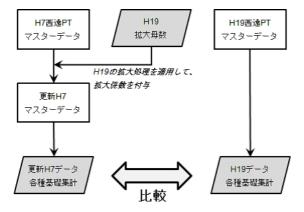


図-3 最新の夜間人口を用いた拡大係数付与(西遠都市圏) における検証方法

カテゴリ区分については,性別年齢階層 (5 歳階級)を基本として, $5\sim9$  歳および  $10\sim14$  歳の層は男女間の差異が小さいため性別を統合し,75 歳以上の層は人口も少なく年齢階層間の交通特性の差異も小さいことから年齢階層を統合している(図-4).



図-4 最新の夜間人口を用いた拡大係数付与(西遠都市圏) における個人属性区分のカテゴリ

地域区分については,中ゾーンを基本として,一部(天竜南部(西鹿島)(071)と天竜中北部(072),袋井南部(103)と浅羽(104))は中ゾーンを統合している. なお,H7調査時点で域外となっている春野(081)・佐久間・水窪・龍山(082)は拡大不能であるため,本検討においては検証の対象外とする(図-5).

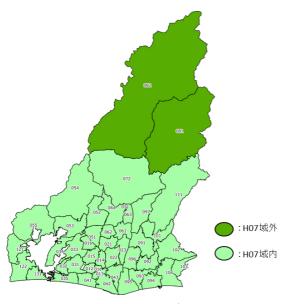


図-5 西遠 PT ゾーン図

#### (3) 対象地域における人口構成

H7 西遠 PT と H19 西遠 PT のマスターデータから , 分析対象地域における性別年齢階層別人口を集計し , 人口分布の変化を確認する . 対象地域の総人口は約 5 万人程度増加しており , 人口ピラミッドを見ると , H7 から H19 で概ね 10 歳程度 , 分布の形が変化していることが確認でき , 高齢者 (65 歳以上)の比率は , H7 で約 15% , H19 で約 22%となっている .

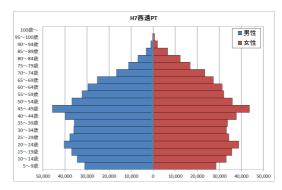


図-6 分析対象地域における人口ピラミッド (H7 西遠 PT)

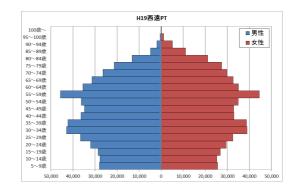


図-7 分析対象地域における人口ピラミッド (H19 西遠 PT)

#### (4) 検証結果

H7 西遠 PT データ (H7 現況), H19 西遠 PT データ (H19 現況), H19 人口で時点更新をした H7 西遠 PT データ (H7 時点更新)用いて各種基礎集計を行い, H19 時点の集計結果と比較することで, 時点変化の影響を捉えることができているか確認を行う.

#### a) 外出率・グロス原単位・ネット原単位の変化

中ゾーン別外出率を確認すると,H7 現況とH19 現況は概ね外出率が一致しているが,H7 時点更新は全体的に外出率が低い傾向にあり,H7 現況で外出しなかった人(特に,高齢者)の拡大係数が,H19 人口によって大きくなったことが影響しているものと考えられる(図-8).

グロス原単位については, 時点更新をしても H7 現況 からほとんど変化がないことが確認でき, H19 現況と H7 時点更新で拡大母数は等しいが, トリップの多い人

の拡大係数が小さく,トリップの少ない人の拡大係数が大きくなっていることが考えられる(図-9).

ネット原単位についても同様で,時点更新してもH7 現況から変化が見られず,H19 現況の分布に近づいている様子は確認できなかった(図-10).

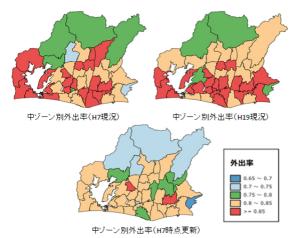


図-8 中ゾーン別外出率(ケーススタディ(その1):西遠 PT)

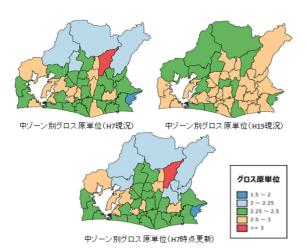


図-9 中ゾーン別グロス原単位 (ケーススタディ(その1): 西遠 PT)

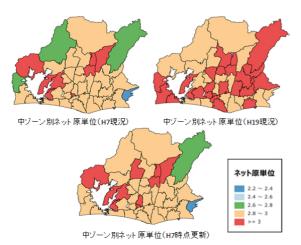


図-10 中ゾーン別ネット原単位 (ケーススタディ(その1): 西遠 PT)

#### b) 目的構成比・交通手段構成比の変化

目的構成比では,私事目的が H7 から H19 で増加傾向にあり,それ以外の目的は減少傾向にあるが,時点更新しても H7 現況とほとんど変化が見られない.交通手段構成比では,自動車が H7 から H19 で増加傾向,二輪・徒歩は減少傾向にあるが,目的構成比と同様に,時点更新による構成比の変化は確認できない.



図-11 目的構成比 (ケーススタディ (その 1): 西遠 PT)

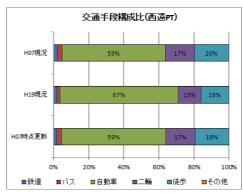


図-12 交通手段構成比 (ケーススタディ(その1): 西遠 PT)

#### c) OD 交通量の変化

横軸に H19 現況を,縦軸に H7 現況および H7 時点更新の OD 交通量をプロットし,時点更新前後での H19 現況との差について比較すると,時点更新を行うことで全目的・全手段 OD 交通量は H19 現況に若干近づく傾向にあることが確認できる.

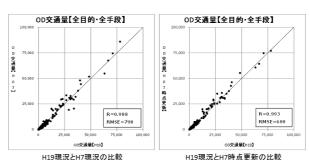


図-13 全目的・全手段 OD 交通量の比較 (ケーススタディ (その 1): 西遠 PT))

#### d) ケーススタディ(その1)のまとめ

H7 西遠 PT データに対して、H19 時点での人口データによる拡大係数の振り直しを行い、H19 西遠 PT データとの比較を行った.その結果、総 OD 交通量などの単純なボリュームに関しては、人口データのみの時点更新によって最新時点の交通量に近づけることができることを確認した.一方で、外出率や原単位などのカテゴリごとに差がある指標では、高齢者のトリップ回数の増加といった、交通行動特性の変化の影響が反映できておらず、最新時点の指標に近づけることが難しくなると考えられる.また、人口拡大だけでは、分担率の変化などの行動の変化についても考慮できないため、手段別交通量についても最新時点に近づけることは難しいと考えられる.

ケーススタディ(その2)~更新した人口に応じた拡大係数の振り直し(東京都市圏)~

H10 東京 PT データに, H20 の人口を用いて時点更新することを検討する. H10 から H20 で, つくばエクスプレスの開通などにより交通サービス水準が変化しているため,人口による拡大だけではトリップ特性までを反映した拡大係数(マスターデータ)は得られないことが想定される.

#### (1) 検証方法

H10 東京 PT データに, H20 の拡大母数を用いて拡大係数を振り直し, 時点更新したマスターデータと H20 東京 PT データを各種基礎集計し, その集計値同士を比較する. 拡大処理は H20 東京 PT の方法(自動車保有台数等の情報を加味した拡大方法)を適用する.

表-2 最新の夜間人口を用いた拡大係数付与(東京都市圏) で使用するデーター覧

| 使用用途 | 使用データ              |
|------|--------------------|
| 更新対象 | H10 東京都市圏 PT 調査データ |
| 検証用  | H20 東京都市圏 PT 調査データ |
| 拡大母数 | H20 住民基本台帳         |
|      | H17 国勢調査           |
|      | H20 自動車保有車両数       |
|      | H17 道路交通センサス       |

(2) 拡大係数付与におけるカテゴリ・地域区分 H20 東京 PT における拡大処理におけるカテゴリ区 分・地域区分を踏襲する.

カテゴリ区分については,性別年齢階層(10歳階級)

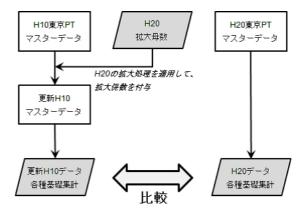


図-14 最新の夜間人口を用いた拡大係数付与(東京都市圏) における検証方法

を基本とするが, $15 \sim 19$  歳のみ5 歳階級で, $5 \sim 14$  歳および  $15 \sim 19$  歳の層は男女間の差異が小さいため性別を統合し,80 歳以上の層は人口も少なく年齢階層間の交通特性の差異も小さいことから性別年齢階層を統合している(図-15).

地域区分については,市区町村を基本として,さいたま市に関しては,H20 時点のさいたま市大宮区にH10 時点での浦和市の一部が含まれているため,H10 時点での市町村単位で拡大し,麻生町・玉里村(茨城県南部)については,H10 時点で域外であった行方市・小美玉市に編入されているので,行方市・小美玉市のH20 拡大母数を直接用いて拡大する(図-16).

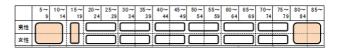


図-15 最新の夜間人口を用いた拡大係数付与(東京都市圏) における個人属性区分のカテゴリ

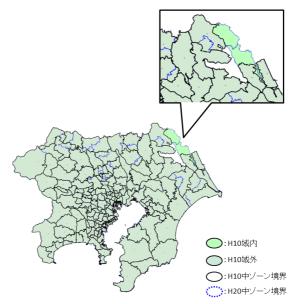


図-16 東京 PT ゾーン図

#### (3) 対象地域における人口構成

m H10 東京 PT と m H20 東京 PT のマスターデータから,分析対象地域における性別年齢階層別人口を集計し,人口分布の変化を確認する.m H10 から m H20 にかけて,総人口は m 200 万人程度増加しており,人口ピラミッドを見ると,分布の形状が m 10 歳程度,上方向にシフトしている.総人口に占める高齢者(m 65 歳以上)の比率は,m H10 で m 13%,m H20 で m 20%となっている.

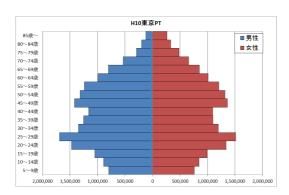


図-17 分析対象地域における人口ピラミッド(H10東京 PT)

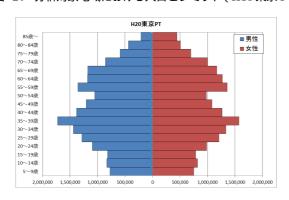


図-18 分析対象地域における人口ピラミッド(H20東京 PT)

#### (4) 検証結果

H10 東京 PT データ (H10 現況), H20 東京 PT データ (H20 現況), H20 拡大母数で時点更新をした H10 東京 PT データ (H10 時点更新) 用いて各種基礎集計を行い, H20 時点の集計結果と比較することで, 時点変化の影響を捉えることができているか確認を行う.

#### a) 外出率・グロス原単位・ネット原単位の変化

中ゾーン別外出率を確認すると,H10 現況とH20 現況は概ね外出率が一致しているが,H10 時点更新は全体的に外出率が低い傾向にあり,西遠と同様に高齢者等の拡大係数が,H20 の人口により大きくなったことが原因であると考えられる(図-19).

グロス原単位については,時点更新をしても H10 現 況からほとんど変化がないことが確認できる(図-20).

ネット原単位についても同様で,時点更新しても H10 現況から変化が見られず, H19 現況の分布に近づいて

#### いる様子は確認できなかった(図-21).

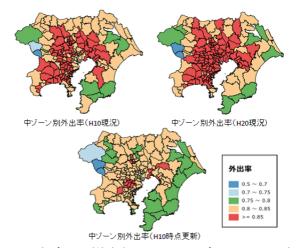


図-19 中ゾーン別外出率 (ケーススタディ(その2): 東京 PT)

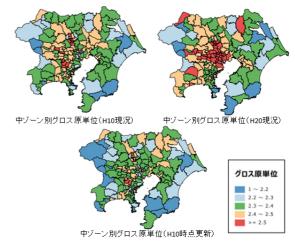


図-20 中ゾーン別グロス原単位 (ケーススタディ(その2): 東京 PT)

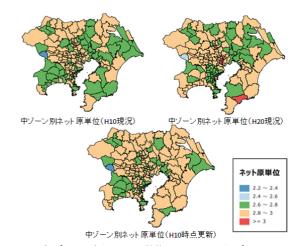


図-21 中ゾーン別ネット原単位 (ケーススタディ(その2): 東京 PT)

#### b) 目的構成比・交通手段構成比の変化

目的構成比では,私事目的が H7 から H19 で増加傾向にあり,それ以外の目的は減少傾向にあるが,時点

更新しても H7 現況とほとんど変化が見られない. 交通手段構成比では,自動車が H7 から H19 で増加傾向, 二輪・徒歩は減少傾向にあるが,目的構成比と同様に, 時点更新による構成比の変化は確認できない.

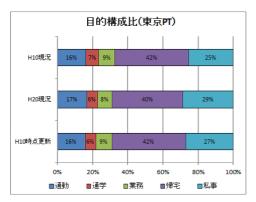


図-22 目的構成比 (ケーススタディ (その 2): 東京 PT)

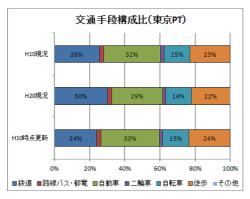


図-23 交通手段構成比 (ケーススタディ(その2): 東京 PT)

# c) OD 交通量の変化

横軸に H20 現況を,縦軸に H10 現況および H10 時点更新の OD 交通量をプロットし,時点更新前後での H20 現況との差について比較すると,時点更新を行うことで全目的・全手段 OD 交通量は H20 現況に若干近づく傾向にあることが確認できる.

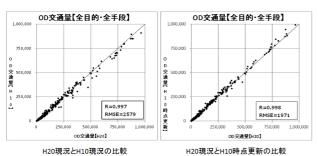


図-24 全目的・全手段 OD 交通量の比較 (ケーススタディ (その 2): 東京 PT)

#### d) ケーススタディ(その2)のまとめ

H10 東京 PT データに対して, H20 時点での人口データによる拡大係数の振り直しを行い, H20 東京 PT デー

タとの比較を行った.その結果,西遠でのケーススタディと同様に,単純なボリュームに関しては最新時点に概ね近づけることができることが確認されたが,その他の指標(外出率,原単位,分担率)については最新時点に近づけることが難しいことが確認された.

# 5. ケーススタディ(その3)~最新の夜間人 口とビッグデータを用いた拡大係数付与 (東京都市圏)~

前章では東京都市圏 PT データに最新時点の人口のみで拡大係数を付与したが, H10 東京 PT データに, H20の人口に加えて, ビッグデータを活用することにより時点更新することを検討する.

人口指標による方法だけでは交通ネットワークの整備の影響を反映することはできないが,人口に整合させつつ,ビッグデータのトリップデータにも(ある程度)整合させるように拡大することで,交通状況の変化にも対応した拡大係数を付与する.

### (1) 検証方法

H10 東京 PT データに , 人口に整合しつつ , かつ , 観測 OD 交通量データのトリップ数にもある程度整合する拡大係数を付与する数理モデルを定式化し , それを解くことでマスターデータを更新する . ただし , 人口と観測 OD 交通量データのボリュームが完全整合していれば両者に完全一致する拡大係数が得られると考えられるが , 完全整合はしていないことが想定されるので , 人口に一致することを優先して , 観測 OD 交通量にはできる限り近づけるアプローチにより拡大係数を付与する .

そして,時点更新した H10 東京 PT データと, H20 東京 PT データをそれぞれ各種基礎集計し,その集計 値同士を比較する.また,人口のみで拡大した場合と の違いについても確認する.

表-3 最新の夜間人口とビッグデータを用いた拡大係数付与 (東京都市圏)で使用するデーター覧

| 使用用途   | 使用データ                |
|--------|----------------------|
| 更新対象   | H10 東京都市圏 PT 調査データ   |
| 検証用    | H20 東京都市圏 PT 調査データ   |
| 擬似観測   | H20 東京都市圏 PT 調査データから |
| OD 交通量 | 集計した OD 表            |
| 拡大母数   | H20 住民基本台帳           |
|        |                      |

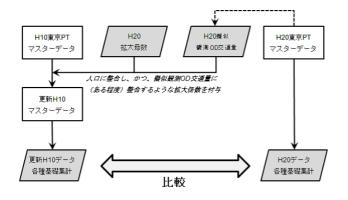


図-25 最新の夜間人口とビッグデータを用いた拡大係数付 与(東京都市圏)における検証方法

#### (2) 擬似観測 OD 交通量データの仕様

本研究で用いる観測 OD 交通量としては,代表的なビッグデータである NTT ドコモ社のモバイル空間統計データと同様の仕様を踏襲して,H20 東京 PT データから中ゾーン間 OD 表を集計して活用することとする.本検討においては,本来のモバイル空間統計データの仕様に合わせて,性別は男女別,年齢区分は 15 歳  $\sim$  79歳 (5 歳階級),目的・手段は総計した OD 表が得られるものとする.

#### (3) 拡大係数付与におけるカテゴリ・地域区分

前章の,H20東京PTにおけるカテゴリ区分・地域区分を踏襲する.なお,観測OD交通量の仕様として活用を想定しているモバイル空間統計データの対象年齢は15歳~79歳なので,14歳以下および80歳以上のカテゴリに関しては,拡大母数をサンプル数で除して均等に拡大係数を付与する(一般的な拡大係数付与方法を用いる).

#### (4) 拡大係数付与方法

H10 東京 PT マスターデータに対して,カテゴリ区分別居住地区分別拡大係数の総和が H20 時点のカテゴリ区分別居住地区分別居住人口に一致し,かつ,カテゴリ別 OD 交通量の集計値がビッグデータのカテゴリ区分別観測 OD 交通量に近似するような個人拡大係数を付与することを,以下のような非負制約・等式制約付き絶対値最小化問題として定式化する.

$$\min_{w_i} \sum_{\ell \in \mathbb{K}} \sum_{rs \in \Omega} \left| \sum_{i \in \mathbb{I}^{\ell}} \sum_{j \in \mathbb{T}_i} \delta_{i,j}^{rs} w_i - \hat{y}^{\ell,rs} \right|$$
(1)

s.t. 
$$\sum_{z=\mathbb{T}_{\ell}} w_i = \hat{z}^{\ell,h}$$
  $\forall \ell \in \mathbb{K}, \forall h \in \mathbb{H}$  (2)

$$w_i \ge 0 \qquad \forall i \in \mathbb{I} \tag{3}$$

ここに,

i : 個人インデックス番号

j : トリップ番号ℓ : カテゴリ区分h : 居住地区分rs : ODペア

 $w_i$ : 個人 i の拡大係数

 $\delta_{i,j}^{rs}$  : 個人 i , トリップ番号 j のトリップの  $\mathrm{OD}$  ペアが rs であれば 1 , そうでなければ 0 と

なるフラグ

 $\hat{y}^{\ell,rs}$  : カテゴリ区分  $\ell$  ,  $\operatorname{OD}$  ペア rs の観測  $\operatorname{OD}$  交

通量

 $\hat{z}^{\ell,h}$  : カテゴリ区分  $\ell$  , 居住地区分 h の人口

I カテゴリ区分集合II : 居住地区分集合

Ⅱ : マスターデータの個人の集合

 $\mathbb{I}^\ell$  : マスターデータのカテゴリ区分  $\ell$  に含まれ

る個人の集合

 $\mathbb{I}^{\ell,h}$  : マスターデータのカテゴリ区分  $\ell$  , 居住地

区分 h に含まれる個人の集合

 $\mathbb{T}_i$ : 個人 i のトリップ集合

Ω : OD ペア集合

このモデルは得られる観測 OD 交通量のデータ解像度に応じて分解して解くことができるため,本研究の場合にはカテゴリ区分 ℓ 別に分解でき,また,絶対値最小化問題は線形計画問題に変換可能であることから,解くべき問題は以下のとおりとなる.

$$\min_{w_i, \lambda^{\ell, rs}} \quad \sum_{rs \in \Omega} \lambda^{\ell, rs} \tag{4}$$

s.t. 
$$\sum_{i \in \mathbb{I}^{\ell,h}} w_i = \hat{z}^{\ell,h} \qquad \forall h \in \mathbb{H} \quad (5)$$

$$\sum_{i \in \mathbb{T}_{i}} \sum_{i \in \mathbb{T}_{i}} \delta_{i,j}^{rs} w_{i} - \lambda^{\ell,rs} \leq \hat{y}^{\ell,rs} \quad \forall rs \in \mathbf{\Omega}$$
 (6)

$$\sum_{i \in \mathbb{I}^{\ell}} \sum_{j \in \mathbb{T}_i} \delta_{i,j}^{rs} w_i + \lambda^{\ell,rs} \ge \hat{y}^{\ell,rs} \quad \forall rs \in \mathbf{\Omega}$$
 (7)

$$w_i \ge 0$$
  $\forall i \in \mathbb{I}^{\ell}$  (8)

$$\lambda^{\ell,rs} \ge 0 \qquad \forall rs \in \mathbf{\Omega} \tag{9}$$

ここに,

 $\lambda^{\ell,rs}$  : カテゴリ区分  $\ell$  ,  $\operatorname{OD}$  ペア rs のスラック変数

ただし,線形計画モデルであることから,個人別の拡大係数が極端に大きくなることや0に近づくものが多くなることが予想されるため,拡大係数には上下限制約を加えることとするが,この上下限制約により,実行可能解が存在しなくなる可能性があるため,上限制約については,上限を超えた場合に目的関数にペナル

#### ティが課されるように設定する.

$$\min_{w_{i},\lambda^{\ell,rs},\gamma_{i}} \quad \sum_{rs\in\Omega} \lambda^{\ell,rs} + \sum_{i\in\mathbb{I}^{\ell}} \gamma_{i} \tag{10}$$
s.t.
$$\sum_{i\in\mathbb{I}^{\ell},h} w_{i} = \hat{z}^{\ell,h} \qquad \forall h \in \mathbb{H} \tag{11}$$

$$\sum_{i\in\mathbb{I}^{\ell}} \sum_{j\in\mathbb{T}_{i}} \delta^{rs}_{i,j} w_{i} - \lambda^{\ell,rs} \leq \hat{y}^{\ell,rs} \quad \forall rs \in \Omega \tag{12}$$

$$\sum_{i\in\mathbb{I}^{\ell}} \sum_{j\in\mathbb{T}_{i}} \delta^{rs}_{i,j} w_{i} + \lambda^{\ell,rs} \geq \hat{y}^{\ell,rs} \quad \forall rs \in \Omega \tag{13}$$

$$LB \leq w_{i} \leq \gamma_{i} + UB \qquad \forall i \in \mathbb{I}^{\ell} \tag{14}$$

ここに,

LB: 拡大係数の下限値UB: 拡大係数の上限値

 $\lambda^{\ell,rs} \ge 0$ 

 $\gamma_i$  : 個人 i の拡大係数が上限値を超えたときに

 $\forall rs \in \Omega$  (15)

課されるペナルティ変数

本研究では,上下限制約の定数を  ${
m LB}=1, {
m UB}=100$  と 設定し,上記の線形計画問題の解析には  ${
m GNU}$  Octave を用いた.

# (5) 検証結果

H10 東京 PT データ (H10 現況), H20 東京 PT データ (H20 現況), H20 人口とビッグデータで時点更新をした H10 東京 PT データ (H10 時点更新: ビッグデータ) 用いて各種基礎集計を行い, H20 時点の集計結果と比較することで, 時点変化の影響を捉えることができているか確認を行う.

# a) 外出率・グロス原単位・ネット原単位の変化

中ゾーン別外出率を確認すると,時点更新によっては全体的に外出率が向上していることが確認できる(図-26).

グロス原単位についても,時点更新によって東京都心部などの原単位の変化を捉えることができている(図-27).

逆に,ネット原単位については,時点更新によって H20 現況と比較して全体的に減少傾向にあることが確 認できる(図-28).

#### b) 目的構成比・交通手段構成比の変化

目的構成比と交通手段構成比のいずれにおいても,1 時点のビッグデータを用いる方法を用いた時点更新に よって H20 現況に近づく傾向は確認されない.

#### c) OD 交通量の変化

全目的全手段の観測 OD 交通量との差を最小化するというしているため、1 時点のビッグデータを用いた時点更新を行うことで、H20 現況の全目的全手段の OD 交通量とほぼ整合していることが確認できる.

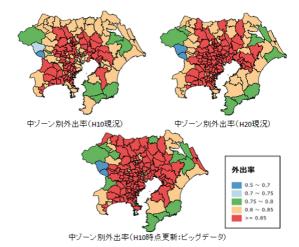


図-26 中ゾーン別外出率 (ケーススタディ(その3): 東京 PT)

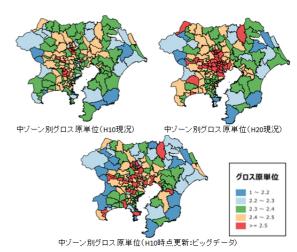


図-27 中ゾーン別グロス原単位 (ケーススタディ(その3): 東京 PT)

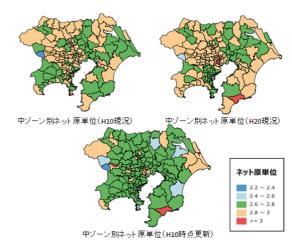


図-28 中ゾーン別ネット原単位 (ケーススタディ(その3): 東京 PT)

## d) 拡大係数の分布

H10 現況, H20 現況, 人口拡大により時点更新した H10 東京 PT データ(H10 時点更新(人口拡大)), 1 時点のビッグデータを用いる方法により時点更新した

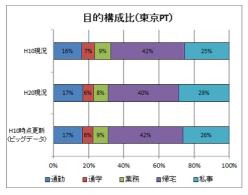


図-29 目的構成比 (ケーススタディ (その3): 東京 PT)

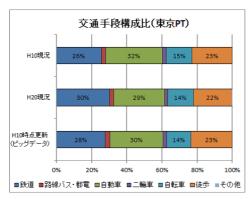


図-30 交通手段構成比 (ケーススタディ(その3): 東京 PT)

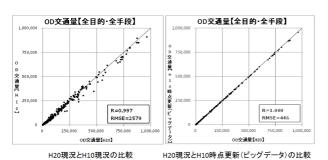


図-31 全目的・全手段 OD 交通量の比較 (ケーススタディ (その3): 東京 PT)

H10 東京 PT データ (H10 時点更新 (ビッグデータ)) の拡大係数の分布を確認すると,人口拡大のみのデータに関しては拡大係数が 30 前後を中心に分布しているのに対し,時点更新 (ビッグデータ) では拡大係数付与モデルが線形計画問題であることから,1 や 100 などの極端な値が多いことが確認できる.従って,拡大に使用したゾーン区分やカテゴリ区分よりも細かいレベルで集計すると,人口や OD 表であっても歪みが生じる可能性が高い.

#### e) ケーススタディ(その3)のまとめ

H10 東京 PT データに対して,1 時点のビッグデータを用いる方法による拡大係数の振り直しを行い,H20東京 PT データとの比較を行った.その結果,単純なボリュームに関しては人口のみによる拡大よりも最新時

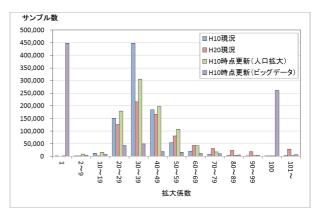


図-32 拡大係数の分布(東京 PT)

点に近づけることができることが確認され,その他の指標(外出率,原単位,分担率)についても同様に改善傾向にあるが,まだ乖離の大きいものもあることが確認された.観測 OD 交通量との差を小さくするという手法の特性により,全目的・全手段 OD 交通量に関しては,人口拡大のみによる時点更新と比べても,最新時点の交通量との誤差が非常に小さくなる一方で,観測 OD 交通量には,目的や手段による分類がなされていないため,特に手段別の構成比に関しては,最新時点に近づかない傾向にある.

外出率とグロス原単位に関しては,H10 現況から H20 現況にかけて変化が見られた高齢者層に対しても,1 時点のビッグデータを用いる方法を用いた時点更新により,ある程度はその変化を捉えることができることが確認された.この要因としては,観測 OD 交通量が年齢・性別によるカテゴリ毎に与えられていることが考えられる.しかし,ネット原単位に関しては,H10 現況および H20 現況と比較して,過小になる傾向が確認され,これは,適用した方法による時点更新では,一部のサンプルに非常に大きな拡大係数が割当てられ,サンプル間の拡大係数のばらつきが大きくなるため(居住人口と比べて)外出人口が不安定になることが原因であると考えられる.

#### **6**. おわりに

本研究では,最新の人口データやビッグデータを用いて拡大係数を振りなおすことで,PT データの時点更新を行う方法について検討を行った.その結果,以下のような課題が確認された.

#### (1) 時点更新手法の検証結果

本検討におけるマスターデータの時点更新手法は,夜間人口を更新することにより夜間人口については時点更新ができる.ただし,その他の調査項目(属性別の

外出率や目的構成,分担率)については変更していないため,時点の変化を反映できない部分がある.

#### ・OD 交通量の変化

最新の夜間人口を用いて拡大係数を付与する方法では,交通量の変化まで反映できないが,最新の夜間人口とビッグデータを用いて拡大係数を付与する方法では(全目的・全手段の)観測 OD 表に合わせているため,総 OD 交通量については反映できている.

#### ・属性別の外出率・原単位

外出率や原単位については,最新の夜間人口を用いて拡大係数を付与する方法では全く反映できていないが,最新の夜間人口とビッグデータを用いて拡大係数を付与する方法では OD 交通量に合わせることで,例えば外出している人の拡大係数が増加するなど,間接的に変動させることで,単純な人口拡大よりは反映させることができていると考えられる.

#### ・目的別手段別の OD 交通量の変化

目的別手段別の交通状況の変化については,最新の夜間人口を用いて拡大係数を付与する方法では交通量の合わせていないため反映できておらず,最新の夜間人口とビッグデータを用いて拡大係数を付与する方法でも総 OD 交通量には合わせているが,目的別手段別には合わせるモデル構造になっていないため,反映できていない.

## (2) 今後の課題

PT 調査のマスターデータと各種集計値との関係は,下図のようなイメージとなる. PT マスターデータは個々のサンプルトリップデータと拡大係数から構成され,これらから OD 表や外出率等の各種集計値が得られる.

本検討では,人口と OD の観測データを用いて拡大係数に補正をかける手法をとったが,トリップデータ自体は時点更新されていないため,高齢者によるトリップ原単位の増加,若い世代のトリップ原単位の減少などは考慮できていない.時点更新データとして活用するためには,トリップデータを何らかの方法で補正する必要がある.

また,本検討における1時点のビッグデータを活用した拡大係数付与方法は,比較的単純な線形計画モデルとして定式化したため,拡大係数が極端な値になりやすく,拡大係数の分布に歪みが生じてしまう問題がある.このため,使用する数理モデルとして,例えばエントロピー最大化モデルなどの非線形モデルを用いることで,拡大係数の分布を平準化し,よりマスターデータとして活用できるようになることが考えられる.

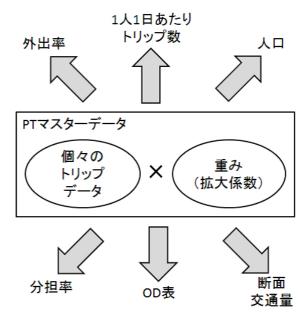


図-33 マスターデータと各種集計値の関係

## 付録 | 拡大係数付与の数理モデル

都市圏 PT データに拡大係数を付与する処理について、その理論的解釈を与える.まず、単純な個人ごとの拡大係数の総和を居住人口に一致させる場合には、以下のような拡大係数を未知変数とした方程式を解いているものと考えられる.

find 
$$w_i$$
 (I.1)

s.t. 
$$\sum_{i \in \mathbb{T}^{\ell,h}} w_i = \hat{z}^{\ell,h} \qquad \forall \ell \in \mathbb{K}, \forall h \in \mathbb{H} \qquad (I.2)$$

$$w_i \ge 0 \qquad \forall i \in \mathbb{I} \tag{I.3}$$

しかし,この方程式を満たす解は無数に存在するため,このままでは一意に拡大係数を決めることはできない.そこで,この方程式を制約条件として,同一カテゴリ内の個人においては,同値の(もしくは近似する)拡大係数を振ることを目的関数として含めて解くことを考える.このアプローチにはいくつかの定式化が考えられるが,本稿では以下の4つを示す.

#### (1) 残差絶対値和最小化モデル

カテゴリ区分  $\ell$  居住地区分  $\ell$  における個人間の拡大係数の残差の絶対値の和を最小化する定式化は以下のとおりとなる .

$$\min_{w_i} \sum_{\ell \in \mathbb{K}} \sum_{h \in \mathbb{H}} \sum_{i \in \mathbb{I}^{\ell,h}} \sum_{i' \in \mathbb{I}^{\ell,h}} \left| w_i - w_{i'} \right| \tag{I.4}$$

s.t. 
$$\sum_{i \in \mathbb{I}^{\ell,h}} w_i = \hat{z}^{\ell,h} \qquad \forall \ell \in \mathbb{K}, \forall h \in \mathbb{H} \quad (I.5)$$

$$w_i \ge 0 \qquad \forall i \in \mathbb{I} \tag{I.6}$$

#### (2) 残差平方和最小化モデル

カテゴリ区分  $\ell$  居住地区分  $\hbar$  における個人間の拡大係数の残差平方和を最小化する定式化は以下のとおりとなる

$$\min_{w_i} \sum_{\ell \in \mathbb{K}} \sum_{h \in \mathbb{H}} \sum_{i \in \mathbb{I}^{\ell,h}} \sum_{\substack{i' \in \mathbb{I}^{\ell,h} \\ i' > i}} \left( w_i - w_{i'} \right)^2 \tag{I.7}$$

s.t. 
$$\sum_{i \in \mathbb{T}^{\ell,h}} w_i = \hat{z}^{\ell,h}$$
  $\forall \ell \in \mathbb{K}, \forall h \in \mathbb{H}$  (I.8)

$$w_i \ge 0 \qquad \forall i \in \mathbb{I} \tag{I.9}$$

#### (3) エントロピー最大化モデル

カテゴリ区分  $\ell$  居住地区分  $\ell$  における個人間の拡大係数の同時発生確率を最大化する定式化は以下のとおりとなる。

$$\max_{w_i} \quad \frac{Z!}{\prod_{i \in \mathbb{I}} w_i!} \tag{I.10}$$

s.t. 
$$\sum_{i \in \mathbb{T}^{\ell,h}} w_i = \hat{z}^{\ell,h} \qquad \forall \ell \in \mathbb{K}, \forall h \in \mathbb{H} \qquad (I.11)$$

$$w_i \ge 0 \qquad \forall i \in \mathbb{I}$$
 (I.12)

ここに,

Z: 都市圏内の総人口(=総拡大係数)

(4) 先験確率を考慮したエントロピー最大化モデルカテゴリ区分  $\ell$  居住地区分  $\hbar$  における個人間の拡大係数の同時発生確率を,先験確率の分布を与えたうえで最大化する定式化は以下のとおりとなる.

$$\max_{w_i} \quad \frac{Z!}{\prod_{i \in \mathbb{I}} w_i!} \prod_{i \in \mathbb{I}} (p_i)^{w_i} \tag{I.13}$$

s.t. 
$$\sum_{i \in \mathbb{T}^{\ell}} w_i = \hat{z}^{\ell,h} \qquad \forall \ell \in \mathbb{K}, \forall h \in \mathbb{H}$$
 (I.14)

$$w_i \ge 0 \qquad \forall i \in \mathbb{I} \tag{I.15}$$

ここに,

p<sub>i</sub> : 個人 i の拡大係数の先験確率

ここで, 先験確率としては, 例えば, 一般的な人口拡大によって付与された拡大係数の分布を用いることが考えられる.

上記4つの問題の最適解はいずれも

$$w_i \equiv \frac{\hat{z}^{\ell,h}}{|\mathbb{I}^{\ell,h}|} \quad \forall \ell \in \mathbb{K}, \forall h \in \mathbb{H}, \forall i \in \mathbb{I}^{\ell,h}$$
 (I.16)

となる.なお,マスターデータの拡大係数は整数として付与することが一般的であるが,その場合には上記のモデルを整数計画問題として解く必要がある.しかしながら,整数制約のモデルでは(データによっては)複数個の解が存在する可能性もあり,実務上においては,拡大係数を付与する際のアルゴリズムに依存して,解集合のうちの1つを求めているものと解釈できる.

拡大係数の付与をこのような最適化問題として定式化しておき,これらを基本として制約条件や目的関数,エントロピー関数を工夫することで,様々なビッグデータに整合もしくは近似させるように拡大係数が付与されたマスターデータを得ることができると考えられ,これにより時点更新のみならず現況のマスターデータに拡大係数を付与する場合においても活用可能と考えられる.

なお,本検討の東京都市圏におけるケーススタディでは,これらのモデル構造を踏まえ,モデル解析の容易さを優先して,絶対値最小化モデルの考え方をベースとしたうえで観測 OD 交通量に近似させる方式を採用した.

#### 参考文献

- 1) 栄徳洋平,宮原進,溝上章志: 熊本都市圏 PT 調査の概要と,今後の PT 調査に向けての一考察, 土木計画学研究・講演集, Vol.53, CD-ROM, 2015.
- 2) 花岡和聖: 焼きなまし法を用いたパーソントリップ調査 データの拡大補正法に関する研究-平成 12 年度京阪神都 市圏パーソントリップ調査データを用いて-, 都市計画論 文集, No.41-3, pp.91-96, 2006.
- 3) 倉内慎也, 萩尾龍彦, 石村龍則, 吉井稔雄: 世帯及び個人属性分布を考慮した PT 調査データの拡大係数算出手法の適用, 土木学会論文集 D3, Vol.67, No.5, pp.I.759-I.767, 2011.
- 4) 奥村誠: 幹線旅客純流動調査のサンプル拡大方法に関する 考察、土木計画学研究・講演集、Vol.42、CD-ROM、2010.

# A STUDY ON UPDATING METHOD OF PERSON TRIP SURVEY DATA IN METROPOLITAN AREAS

Wataru MOGI, Masaki KATO, Masahiko KIKUCHI, Tadashi INOUE and Keita IWADATE