

滞留人口データを利用した交通手段別OD交通量推計手法の提案

金森 亮^{†1} 水野敬太^{†2} 野田五木樹^{†3} 中島 秀之^{†4}

「モバイル空間統計」は、携帯電話利用者の基地局ベースの人口集計値（ゾーン別滞留人口）であり、任意の日時に得ることができる。ただし、移動者に加えて滞り住者も集計対象となっている滞留人口データであり、交通量を算出するには移動者を分離する必要がある。本研究では、この滞留人口データの他、機械的に収集可能な観測データ（バス停間乗車客数や小サンプルの移動軌跡データ、など）を有効利用し、交通手段別ゾーン間交通量の算出手法を提案し、函館市に適用する。

Estimation of Multi-Mode Origin-Destination Flows by using Staying Population Data at Base-Station

RYO KANAMORI^{†1} KEITA MIZUNO^{†2}
ITSUKI NODA^{†3} HIDEYUKI NAKASHIMA^{†4}

Several companies provide an aggregated data on people's travel. "Mobile Spatial Statistics" is, for example, the estimation results of staying population from the number of cell-phone users that counted at each base-station. Although this data include both travelers and staying people (e.g., people working at same location), it can be gathered at arbitrary location and in any time-zone. In this study, we propose a novel estimation method for multi-mode origin-destination flows, which is an important information in transportation planning, from "Mobile Spatial Statistics" and the other traffic counting data (i.e., the number of train or bus passengers and GPS trajectory data), and applied to the Hakodate City.

1. はじめに

今後の高度情報化社会における低炭素化に向けて交通分野にて取り組んでいくべきことは多く、道路や公共交通のサービスレベル改善施策や TDM 施策の導入といった従来手法に加えて、より革新的なサービスの統合化・シームレス化が期待されている。新たな交通サービスの導入評価を行うには都市全体での交通量が必要となり、これまでに様々な交通需要予測手法が提案・適用されてきている。

従来の交通需要予測手法としては、都市圏内居住者の数%を抽出し、実際の交通行動を報告する PT（パーソントリップ）調査データから、対象ゾーン間の集計量として扱う四段階推計法や、個々人の交通行動をモデル化する手法が主流となっている[1]。ただし、PT 調査を実施するには時間的・金銭的コストが掛かるため調査頻度は高くはなく、ある都市内の交通量（例えば、時間帯別交通手段別ゾーン間（OD）交通量）は数年ごとの平日に限定されることが多い。

一方、現状でも平休日でも交通サービスレベルが異なるようにサービス差別化・個別化（例えば、特別料金設定や対象利用者設定）を評価するための基礎交通情報として、任意の日時の交通需要を把握する必要性は今後益々高まることが予想される。このような要望に即した交通需要予測手

法として、道路区間の通過交通量や公共交通機関の乗降者数などの観測交通量を利活用し、大規模な PT 調査を実施せずに OD 交通量パターンを推計する手法が提案されている。いわゆる、OD 交通量逆推計手法である[2]。昨今、観測交通量は機械的に観測されている場合も多く、特定箇所の固定点カメラ（自動車交通量など）、公共交通機関の乗降記録（交通 IC カードや整理券）は把握したい交通需要の日時の観測結果として利用可能である。更には、「モバイル空間統計」[3]は時間帯別の携帯電話の基地局別利用者数を滞留人口として提供しており、（個人情報保護の観点からも）移動者数と滞り住者数との区別がなく直接的に交通量として利用することは難しいが、有効な情報として期待されている。

本研究では、筆者らが提案・実装している、バスとタクシーの区別を無くした新しい公共交通システム「Smart Access Vehicle (SAV)」[4]の導入評価を目指し、モバイル空間統計のゾーン別滞留人口、特定バス路線の乗降者数、小サンプルの個人の移動軌跡データを利用する交通手段別 OD 交通量の推計手法を提案し、実際に函館市内の 500m メッシュの 200 ゾーン間交通量を算出し、精度検証をする。

2. モバイル空間統計

本研究で観測交通量として利用するモバイル空間統計

^{†1} 名古屋大学
Nagoya University
^{†2} 名古屋工業大学
Nagoya Institute of Technology

^{†3} 産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology
^{†4} 公立はこだて未来大学
Future University Hakodate

は、株式会社 NTT ドコモが提供する携帯電話ネットワークのしくみを使用して作成される人口統計情報である[3]。具体的には基地局エリア毎の携帯電話台数（ただし、法人契約除く）を属性別に集計し、秘匿処理後に公表されるデータであり、地域毎の人口分布や、性別・年齢層別・居住エリア別人口構成が推定されている。

代表的な OD 交通量推計モデルである重力モデルの説明変数である地域魅力度は、従来、夜間人口や従業人口などの日単位の人口指標が利用されている。時間帯別に算出されるモバイル空間統計データは、時間帯に応じた地域特性を表現した新たな地域魅力度として有力な人口指標であり、重要な観測交通データの 1 つであるといえる。

今回利用するモバイル空間統計は 500m メッシュ別の時間帯別滞留人口（個人属性はなし）であり、ゾーンの移動者数（通過者数）と滞在者数が混在しており、OD 交通量推計には移動者数を推計する必要がある。本研究では滞留人口をゾーン別の発生量（あるゾーンを出発地として移動する人々の集計量）と集中量（あるゾーンを目的地として移動する人々の集計量）に補正することを考える。

3. 滞留人口データを利用した交通手段別 OD 交通量推計手法

3.1 OD 交通量逆推計の概要

多種多様な個人の交通行動を観測・モデル化し、その結果を集計して OD 交通量を算出するのではなく、個人の交通行動軌跡を束ねた結果である観測交通量を直接利用し、これを制約条件として、尤も発生しやすいパターンの OD 交通量を算出することを OD 交通量逆推計という。これに属する手法は多く、①エントロピー最大化モデル、②最尤法モデル、③ベイズ推定モデル、④推計誤差最小化モデル、に分類することができる[5]。本研究では、事前確率分布となる OD 交通量がないこと（一般的には PT 調査データから推計された OD 交通量を利用する場合が多い）、入手できた観測交通量が少ないことから、エントロピー最大化モデルを基本として定式化している。入手可能な観測データや地域特性と手法の比較は今後の課題である。

エントロピー最大化モデルの基本的な式は以下の最適化問題となる[6][7]。

$$\min. Z = \sum_{rs} Q_{rs}(\ln Q_{rs} - 1) + \sum_a x_a(\ln x_a / \ln \hat{x}_a - 1)$$

$$\text{subject to } x_a = \sum_{rs} Q_{rs} \cdot \Pr[a|rs], \forall rs, a$$

$$Q_{rs} \geq 0, \forall rs$$

ここで、 Q_{rs} : OD ペア rs 間の交通量、 x_a : リンク a の交通量、 $\hat{x}_a$: リンク a の観測交通量（与件）、 $\Pr[a|rs]$: OD ペア rs 間でリンク a を利用する確率（与件）

なお、OD 交通量はラグランジュの未定乗数法にて算出

される。またリンク選択確率が混雑状況に応じて変化する場合は、交通均衡問題を下位問題として内生的に算出する問題として定式化することもできる[8]。

本研究では、観測交通量として滞留人口を利用すること、OD 交通量を交通手段別に算出するために交通手段選択確率を利用するなど、基本式を改良する。

3.2 交通手段選択モデル

ある個人が出発地から目的地を移動する際に利用する交通手段を選択する交通行動をモデル化する。ここで、選択肢集合から尤も望ましい選択肢を選択する合理的個人を仮定し、望ましさは効用で表現される。さらに効用はランダム効用理論に基づき、第 3 者が観測可能な要因である確定項と観測不可能で確率的に変化する要因からなると仮定する。この時、個人が選択肢を選択することによって得られる効用を次式（線形効用関数）で記述する。

$$U_i = V_i + \varepsilon_i = (V'_i + C_i) + \varepsilon_i$$

ここで、 U_i : 選択肢 i の効用、 V_i : 確定項、 V'_i : 確定項のうち所要時間などの選択肢特性、 C_i : 選択特性項以外の要因を表す定数項、 ε_i : 誤差項

さらに誤差項の確率分布をガンベル分布と仮定すると、選択肢集合 A 群から選択肢 i が選択される確率は次式のロジットモデルにて算出できる。

$$\Pr[i] = \frac{\exp(V'_i + C_i)}{\sum_{j \in A} \exp(V'_j + C_j)}$$

確定項の所要時間などの選択肢特性にはパラメータが設定され、交通行動データから同定される。一方、定数項 C_i は交通行動データの選択肢の構成比（シェア）を再現するパラメータとなり、サンプリングの影響を大きく受ける。つまり、PT 調査データの様に無作為標本抽出に近い場合は問題とならないが、小サンプルデータの場合や交通手段の利用者を対象とする選択肢別標本抽出の場合、適切な補正が必要となる[9]。

3.3 提案手法の定式化

本研究では、モバイル空間統計から得られるゾーン別滞留人口データ、交通手段別の断面観測交通量が入手でき、さらに小サンプルではあるが、協力者から個人の移動軌跡（GPS）データから交通手段選択モデルが構築できる状況下における、交通手段別 OD 交通量の推計手法を考える。

モバイル空間統計の滞留人口データの特性として、PT 調査の実施圏域である都市圏レベル以外のある 1 つ都市程度では、都市内外の移動量（観光客を含む訪問者）の割合が無視できず、滞留人口の時間帯間保存則が成立しないとする。つまり、総移動者数と総滞在者に時間帯依存性はない。そのため、各ゾーンの発生量と集中量は同一時間帯の滞留人口のみから補正され、次式の通り、

$$\text{発生量} : \sum_s Q_{rs} = \alpha_r \cdot M_r$$

$$\text{集中量} : \sum_r Q_{rs} = \alpha_s \cdot M_s$$

滞留人口 M_s と補正項 α_s にて算出できると仮定する。また、任意の OD ペア rs 間の交通手段選択確率 $\text{Pr}[m|rs]$ はロジットモデルにて算出されとする。

$$\text{Pr}[m|rs] = \frac{\exp(V'_m + C_m)}{\sum_{j \in A} \exp(V'_j + C_j)}$$

また、各交通手段には OD ペア rs 間に 1 本の一般化費用（所要時間と料金を統合した指標）最短経路が割当てられており、例えば、バスの乗降客数からバス停間の乗客数が観測可能な場合（観測交通量： x_a^m ），該当するリンク交通量は次式にて算出される。

$$x_a^m = \sum_{rs} Q_{rs} \cdot \text{Pr}[m|rs] \cdot \delta_{rs}^{ma}$$

ここで、 x_a^m ：交通手段 m のリンク a の交通量， δ_{rs}^{ma} ：OD ペア rs 間に交通手段 m の経路がリンク a を利用する場合 1，それ以外 0 となる変数

以上の関係を制約条件として、算出する OD 交通量は以下のエントロピー最大化モデルを改良した形で定式化できる。これはいわゆる両側制約型のエントロピーモデルとなっている。

$$\min. Z = \sum_{rs} Q_{rs} (\ln Q_{rs} - 1) + \sum_{ma} x_a^m (\ln x_a^m / \ln \hat{x}_a^m - 1)$$

$$\text{subject to } x_a^m = \sum_{rs} Q_{rs} \cdot \text{Pr}[m|rs] \cdot \delta_{rs}^{ma}, \forall rs, m, a$$

$$\sum_s Q_{rs} = \alpha_r \cdot M_r, \forall r$$

$$\sum_r Q_{rs} = \alpha_s \cdot M_s, \forall s$$

$$Q_{rs} \geq 0, x_a^m \geq 0 \quad \forall rs, m, a$$

上式のラグランジュ関数の 1 次の最適性条件から、滞在人口データや観測交通量の情報を利用した OD 交通量は以下のように算出される。

$$Q_{rs} = \prod_{ma} \frac{\exp(\lambda_a^m \cdot \text{Pr}[m|rs] \cdot \delta_{rs}^{ma})}{\sum_s \prod_{ma} \exp(\lambda_a^m \cdot \text{Pr}[m|rs] \cdot \delta_{rs}^{ma}) \exp(\lambda_s)} \cdot \frac{\alpha_r \cdot M_r}{\sum_r \prod_{ma} \exp(\lambda_a^m \cdot \text{Pr}[m|rs] \cdot \delta_{rs}^{ma}) \exp(\lambda_r)}$$

ここで、 $\lambda_r, \lambda_s, \lambda_a^m$ ：各制約条件に対するラグランジュ乗数

3.4 提案手法の解法アルゴリズム

今回の最適化問題を解くには OD 交通量 Q_{rs} と交通手段別リンク交通量 x_a^m ，ラグランジュ変数（ $\exp(\lambda_a^m)$, $\exp(\lambda_r)$, $\exp(\lambda_s)$ ）に加えて、滞留人口から発生量・集中量に変換するための補正項（ α_s ），交通手段選択確率 $\text{Pr}[m|rs]$ で利用するロジットモデルでの各交通手段の定

数項（ C_m ）を同時に求める必要がある。特に α_s , C_m は制約条件内の未知変数であるため、今回は 2 段階で最適化問題を解くこととした。

具体的には、メタヒューリスティクスの 1 つである Differential Evolution (DE) 法[10]と Hitchcock 型輸送問題とに分割し、繰り返し収束計算を行う。解法アルゴリズムは次の通りである。

<Step1>

DE 法の入力変数として、各ゾーンの滞留人口から発生量・集中量に変換する補正項（ α_r, α_s ），ロジットモデルの交通手段別定数項（ C_m ），観測交通量に係るラグランジュ乗数（ $\exp(\lambda_a^m)$ ）を設定する。入力変数ベクトルの次元は、ゾーン数×ゾーン数×（交通手段数-1）×観測箇所数となる。なお、DE 法における入力変数ベクトル数は 100 パターン、世代数は 100 と設定。その他の変数は一般的な値を用いる。

<Step2>

各 DE 法の入力変数ベクトルにおいて、OD 交通量に関する目的関数の値を算出する。各ゾーンの発生量・集中量に係るラグランジュ乗数（ $\exp(\lambda_r)$, $\exp(\lambda_s)$ ）は、ラグランジュ関数の 1 次の最適性条件から、以下の様に入れ子関係にあり、balancing factor とも呼ばれている。

$$\exp(\lambda_r) = \frac{\alpha_r \cdot M_r}{\sum_s \prod_{ma} \exp(\lambda_a^m \cdot \text{Pr}[m|rs] \cdot \delta_{rs}^{ma}) \exp(\lambda_s)}$$

$$\exp(\lambda_s) = \frac{\alpha_s \cdot M_s}{\sum_r \prod_{ma} \exp(\lambda_a^m \cdot \text{Pr}[m|rs] \cdot \delta_{rs}^{ma}) \exp(\lambda_r)}$$

ここで、初期化として $\exp(\lambda_s) = 1.0$ とし、 $\exp(\lambda_r)$ を算出する。その後、得られた $\exp(\lambda_r)$ を利用し、 $\exp(\lambda_s)$ を算出する。この繰り返しをbalancing factor の変化率が基準（例えば 1%）以下を満たすまで実行する。balancing factor の収束後、OD 交通量 Q_{rs} を算出する。また、同時に観測箇所のリンク交通量 x_a^m も算出し、目的関数の値を算出する。

<Step3>

DE 法の入力変数ベクトルに対する目的関数の値を比較し、DE 法に基づく入力変数ベクトルの更新を行う。

<Step4>

DE 法にて設定した世代数が終了後、算出された変数から OD 交通量と交通手段別リンク交通量を算出する。

収束状況については実データの適用時に確認し、解法アルゴリズムの妥当性を判断する。

4. 函館市への適用

4.1 利用する観測交通量

筆者らが提案する「Smart Access Vehicle (SAV)」の実社会への実装として、函館市を対象に社会実験を行っている。

その協力会社である函館バス株式会社より、主要路線のバス乗降客数と遅延実績を提供頂き、今回観測交通量として利用する。その他、市電の乗降者数、主要道路断面の自動車交通量なども観測交通量の候補であるが、残念ながら今回は入手することができなかった。

またモバイル空間統計は函館市域に関して、500m メッシュ毎の時間帯別滞留人口（個人属性はなし）を購入し、観測交通量として利用する（参考：図1）。

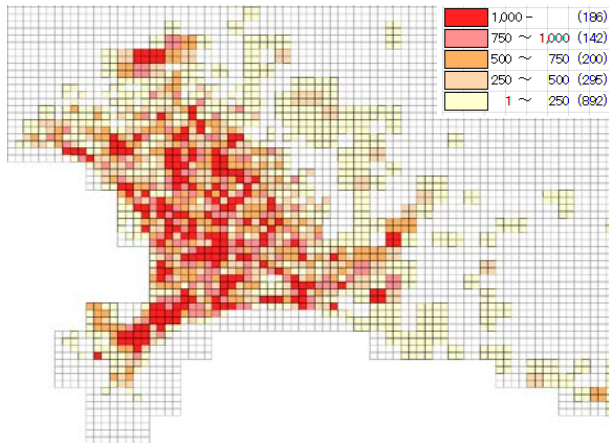


図1 ゾーン別滞留人口の例
Figure 1 Example of Staying Population

4.2 交通手段選択モデルのパラメータ推定

(1) 移動軌跡データ

今回の SAV 関連プロジェクトでは、市民の交通行動調査として、携帯電話の GPS データを取得した[11]。被験者数は20名、期間は冬季4ヶ月（12～3月）と夏季4ヶ月（7～10月）の計8ヶ月の長期間調査である。被験者に高齢者を含むこと、長期間調査であること、バッテリー消費軽減のため、取得データはGPSデータを基本とし、追加的に活動予定（移動目的、利用交通手段）を移動前に入力する。

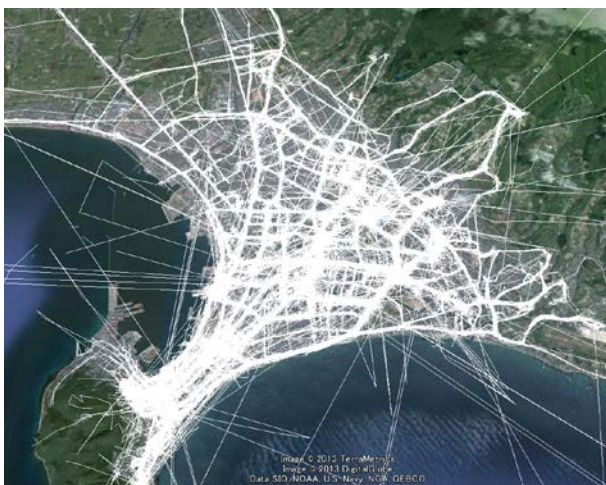


図2 移動軌跡データ（冬季、20名分）
Figure 2 GPS Trajectory Data (Winter season, 20 subjects)

被験者数は少ないが、収集された移動軌跡データは図2の通り多く、交通行動モデルの構築に十分なサンプル数である。ただし、活動予定の精度は非常に低く、移動目的や利用交通手段の特定は機械的に判別する必要がある。これらについてはサポートベクターマシンやランダムフォレストなどの判別機を構築し、移動軌跡データからトリップの自動生成に向けて作業中である。

(2) サービスレベルの設定

交通手段選択モデルを構築・適用するには、利用した交通手段のサービスレベル（所要時間や費用など）だけでなく、利用しなかったが選択肢として認識している他の交通手段についてもサービスレベルを設定する必要がある。サービスレベルの認識については個人や移動状況によって異なるが、都市全体のモデル構築時には第3者の視点からサービスレベルを構築することが有効である。

本研究では利用可能な交通手段として、①鉄道（市電含む）、②バス、③自動車、④徒歩・自転車の4種類である。

鉄道のサービスレベルは時刻表等から、時間帯別に駅間所要時間、平均待ち時間（ $=1/\text{運行頻度} \times 0.5$ ）、500mゾーン中心点から駅までのアクセス距離、運賃を作成した。バスのサービスレベルは時刻表と遅延実績データから、時間帯別にバス停間所要時間、平均待ち時間、平均遅れ時間（天候別に遅延実績データから算出、図3参照）、アクセス距離、運賃を作成した。自動車、徒歩・自転車については、ゾーン中心間距離を平均時速（自動車：25km/h、徒歩・自転車：5km/h）にて所要時間に変換している。自動車のサービスレベルは混雑状況に応じて変化するであろうが、今回は考慮できていない。

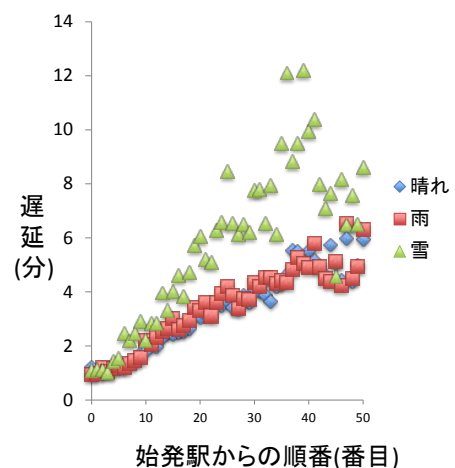


図3 天候別バス発車遅延時間
Figure 3 Bus Departure Delay in Each Weather Condition

(3) パラメータ推定

はじめに、数名分の移動軌跡データを目視にて移動開始/終了時刻、移動開始/終了場所、利用交通手段、立寄り施設、

(施設等から判別できれば) 移動目的を特定し、トリップに整理した。これらのトリップデータから、交通手段選択モデルのパラメータを推定する。

各交通手段の確定項内の説明変数は次の通りであり、最尤法にて推定されたパラメータは表 1 の通りである。

$$V_{\text{鉄道}} = \beta 1 * \text{所要時間[分]} + \beta 2 * \text{待ち時間[分]} \\ + \beta 5 * \text{料金[円]/距離[km]} + \beta 6 * \text{アクセス距離[100m]} \\ + C_{\text{鉄道}}[\text{定数項}]$$

$$V_{\text{バス}} = \beta 1 * \text{所要時間[分]} + \beta 2 * \text{待ち時間[分]} \\ + \beta 3 * (1.0 + \beta 4 * (\text{降雪時ダミー変数})) \\ * \text{遅延時間[分]} + \beta 5 * \text{料金[円]/距離[km]} \\ + \beta 6 * \text{アクセス距離[100m]} + C_{\text{バス}}[\text{定数項}]$$

$$V_{\text{自動車}} = \beta 1 * \text{所要時間[分]}$$

$$V_{\text{徒歩・自転車}} = \beta 1 * \text{所要時間[分]} \\ + C_{\text{徒歩・自転車}}[\text{定数項}]$$

表 1 パラメータ推定結果
Table 1 Results of Estimated Parameters

		推計値	t-val.
定数項1	[鉄道]	2.28	2.9
定数項2	[バス]	2.62	2.9
定数項3	[徒歩・自転車]	2.01	5.0
所要時間(分)	[全手段]	-0.137	-6.2
待ち時間(分)	[鉄道・バス]	-0.075	-1.8
遅れ時間(分)	[バス]	-0.139	-1.4
降雪時の遅れ時間(分)	[バス]	-0.273	-0.3
単位距離料金(円/m)	[鉄道・バス]	-4.88	-2.0
アクセス距離(100m)	[鉄道・バス]	-0.057	-0.2
サンプル数		196	
尤度比		0.21	

サンプル数は自動車利用が大部分を占める函館市民の交通行動で、鉄道やバスも利用されたトリップを含む 196 トリップである。これは無作為標本抽出ではないため、推定された定数項は補正すべきであり、修正対象の交通手段別構成比は直接利用せず、DE 法の入力変数として最適化を通じて修正していく。また尤度比は 0.21 で妥当なモデルであるといえる。

推定されたパラメータは降雪時の遅れ時間とアクセス距離は t 値が小さくなっているが、符号条件は満たしている。またパラメータの相対関係の妥当性として時間価値を算出すると、所要時間：28.1 円/分・km、待ち時間：15.4 円/分・km、遅れ時間：28.5 円/分・km と概ね妥当な結果となっている。

本研究ではここで構築された交通手段選択モデルから算出される交通手段選択確率 $Pr[m|rs]$ として、最適化問題に利用する。

4.3 収束状況

本研究で提案する解法アルゴリズムの妥当性として、目的関数の収束状況を確認する。今回は朝 7 時台の OD 交通量の算出を行い、その際の DE 法の世代ごとの目的関数の値は以下の図 4 の通りである。目的関数は小さくなっていることが確認でき、今回の設定では 35 世代位から目的関数の値は収束しており、妥当な解法アルゴリズムであるといえる。ただし、計算時間の削減は必要であり、並列化を含めて今後、プログラム改良していく予定である。

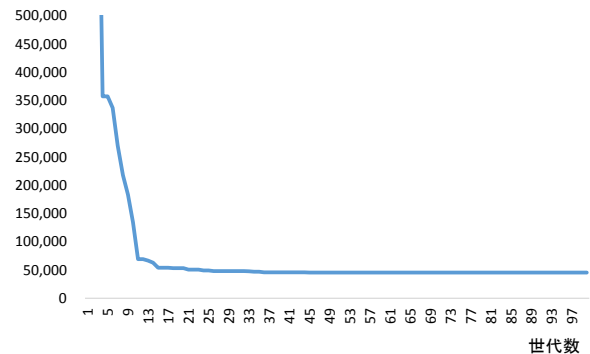


図 4 世代別目的関数の値

Figure 4 Value of Objective Function in Each Generation

4.4 提案手法の精度検証

提案手法によって算出される交通手段別 OD 交通量の精度検証として、悉皆調査である国勢調査の函館市の通勤・通学時の利用交通手段構成と比較する。なお、今回は午前 7 時台のみの計算であり、通勤・通学時の比較対象としては少ないこと、また他の移動目的の交通量が含まれることなどから、正確な比較検証は難しいことに注意が必要である。

過去 3 回の国勢調査結果と提案手法による利用交通手段構成を図 5 に示す。国勢調査結果と比較して推計結果は自動車利用が多く、バス利用が少なくなっていることが分か

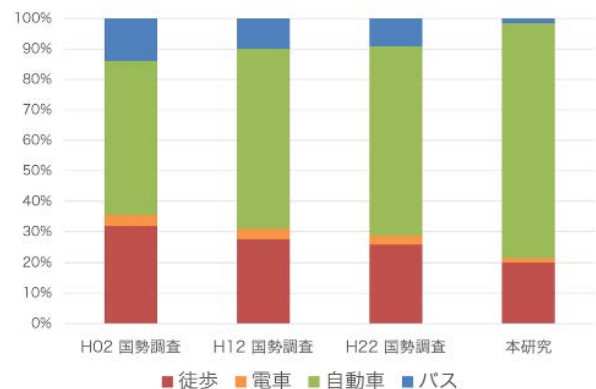


図 5 交通手段構成比

Figure 5 Modal Share

る。OD 交通量の総量自体の検証ができず詳細な考察は難しいが、バス利用者の観測交通量の情報を利用し、その再現精度は高いため、総量自体が多い可能性もある。交通手段別 OD 交通量は重要な交通指標である反面、直接的に観測データとして収集することが極めて難しい面もある。OD 交通量の推計精度の検証手順も今後考えていく必要がある。

5. まとめ

本研究では、交通施策導入評価の基礎情報である交通手段別 OD 交通量の推計手法として、観測データの入手のしやすさから、滞留人口と観測交通量を利用した OD 交通量逆推計問題を提案し、函館市の実データを用いて有効性を検証した。

今回の提案手法は非常に自由度の高い（制約条件であるゾーン別発生量・集中量を滞留人口から算出するための補正項も同時に推計する）最適化問題となっており、推計精度が高いとはいえなかった。今後、今回は利用できなかった自動車や鉄道の観測交通量の情報を追加する、総量は別途、交通需要予測モデルにて推計し、与件とする、など引き続き提案手法の改良を検討していく。また、自動車利用が多い傾向は混雑によるサービスレベル低下の影響を考慮していないことが原因とも考えられる。そのため、交通サービスレベルと交通行動の相互依存関係を記述した交通均衡問題を組み入れる必要性も高い。

一方、筆者らが提案するダイヤモンド型交通サービスを評価するには、平休日別の時間帯別交通手段別 OD 交通量だけでなく、さらに天候別、イベント開催別など多くのパターンを用意し、事前の配車計画の参考情報とすることが効率的であり、今後求められると予想される。そのためには、観光客など訪問者の交通行動の反映が必要不可欠であり、移動軌跡データや交通行動モデルの構築など、市民と同様にモデルに取り入れていく必要がある。

参考文献

- 1) 例えば、金森亮、森川高行、山本俊行、三輪富生：総合交通戦略の策定に向けた統合型交通需要予測モデルの開発，土木学会論文集 D, Vol.65, No.4, pp.503-518 (2009)
- 2) 例えば、飯田恭敬：交通計画のための新パラダイム-交通ネットワーク信頼性と OD 交通量逆推定，技術書院 (2008).
- 3) モバイル空間統計に関する情報
https://www.nttdocomo.co.jp/corporate/disclosure/mobile_spatial_statistics/
- 4) 中島秀之、野田五十樹、松原仁、平田圭二、田柳恵美子、白石陽、佐野渉二、小柴等、金森亮：バスとタクシーを融合した新しい公共交通サービスの概念とシステムの実装，第 50 回土木計画学研究・講演集 (2014).
- 5) Leonardo Caggiani, Michele Ottomanelli and Domenico Sassanelli: A fixed point approach to origin-destination matrices estimation using uncertain data and fuzzy programming on congested networks, Transportation Research Part C, Vol.28, pp.130-141 (2013).
- 6) Van-Zuylen, H. J. and Willumsen, L.G.: The most likely trip matrix estimated from traffic counts, Transportation Research Part B, Vol.14, pp.281-293 (1980).

7) Brenninger-Göthe, M., Jörnsten, K.O. and Lundgren, J.T.: Estimation of origin-destination matrices from traffic counts using multiobjective programming formulations, Transportation Research Part B, Vol.23, pp.257-269 (1989).

8) Yang, H., Sasaki, T., Iida, Y. and Asakura, Y.: Estimation of origin-destination matrices from traffic counts on congested networks, Transportation Research Part B, Vol.26, pp.417-434, (1992).

9) 土木学会：非集計行動モデルの理論と実際，丸善 (1995).

10) Storn, R. and Price, K.V.: Differential Evolution -a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces, Journal of Global Optimization, Vol.11, pp.341-359 (1997).

11) 佐野渉二、金森亮、平田圭二、中島秀之：スマートシティはこだてプロジェクト：人流シミュレータ構築に向けた交通行動調査結果の速報，人工知能学会「社会における AI」研究会(2013).