

# 運行実績データによるオンデマンド交通導入のための需要予測に関する研究

47-146722 水林 義博

指導教員 穂方 和夫 准教授

In this research, a methodology for estimating the demand of on-demand bus using moving log data and GIS data for officials of municipality is shown. The estimated demand is given for each pair of zones separated by 1 km mesh. In this methodology, a system dynamics model is used for estimating the change of number of registrants who register a on-demand bus service. Furthermore, multinomial logit model is used for estimating the number of users between two zones. As a result of estimation, demand is roughly predictable. However, there are also pairs of zones where estimated demand and actual demand remarkably differed. As a reason why the estimated demand is different from the actual demand, it is conceivable that the environment of public transportation varies depending on the zone.

Key words: On-demand Bus, Demand Estimation, GIS data, System Dynamics Model, Multinomial Logit Model

## 1 緒言

オンデマンドバス（以下、ODB と略す。）を導入する自治体は、運行エリア、運行時間帯、導入する車両の種類と台数、運賃を決めなければならない。そこで、できる限り正確に需要を見込む必要があるが、パーソナリティ調査は都市部のみでしか行われていないため、需要の推計のために用いることができるデータは限られる。

交通機関の需要推計は数多くの研究の蓄積がある。長谷川<sup>3)</sup>は、オンデマンド交通の導入計画策定の支援のために、活動-目的地-交通手段の3段階からなる交通行動モデルを構築し、運行計画の評価法を運行エリア・収益性・交通サービス水準の観点から提案している。その中で、交通手段の選択に対して、多項ロジットモデルを用いている。また、長谷川<sup>3)</sup>や森山ら<sup>2)</sup>は、GIS データを利用して、公共交通計画を支援するツールを開発している。

これまでに、オンデマンドバスの利用推定に対して、オンデマンドバスのログデータを用いた研究はあるが、目的地の категорияに着目し、カテゴリー別に需要を推計した研究はない。

本研究の目的は、オンデマンドバスの運行体系を決定したい自治体の担当者のために、利用者の目的地のカテゴリに着目してオンデマンドバスの需要を予測することである。需要の予測には、オンデマンドバスが導入された地域の移動ログデータと GIS データを用いる。

## 2 提案手法

図 1 に、需要推計の手順を示す。記号の用法については、表 1 に示す。図のように、手法は前処理と後処理から成る。前処理の方法については 2.2 節で、主処理の方法については 2.3 節で述べる。

### 2.1 需要推定に使用するデータ

需要の推定に用いるパラメータを取り出すため、東京大学のオンデマンドバス・システムを用いて運行している全国 19 市町村のログデータを用いる。ログデータには、登録者のデータ、バス停のデータ、移動のログデータが含まれる。登録者のデータについては 2009 年 9 月から 2017 年 10 月までの運行されている期間のデータ、移動のログデータについては 2015 年 11 月 1 日から 2017 年 10 月 31 日までのデータを

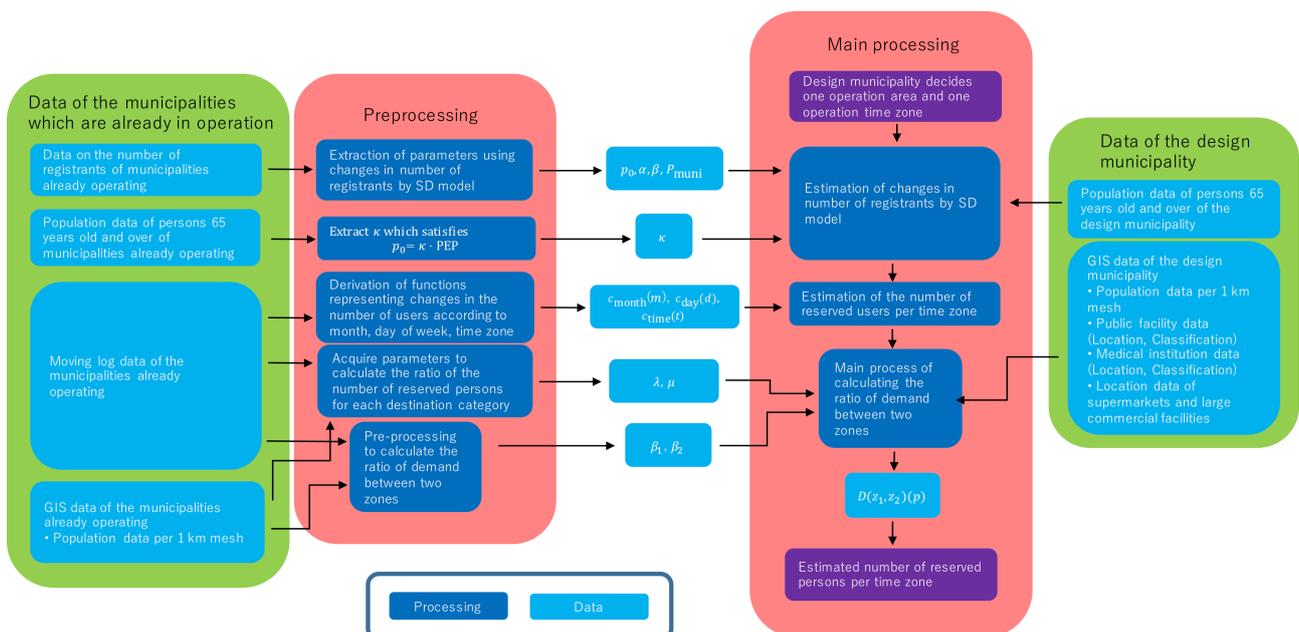


Fig. 1 Procedure for estimating demand

Table 1 Notation

$p_0$	Potential number of registrants
$\alpha, \beta$	Parameter representing the probability which information will reach the residents in the word-of-mouth
$P_{\text{muni}}$	probability that information by PR of municipality reach residents
PEP	Population of Elderly Persons (65 years old and over)
$\gamma$	Category of purpose of trip
$z_1, z_2$	Zones divided into 1 km mesh
$S$	Area of operation area
$m$	Month
$d$	Day of the week
$t$	Time zone

用いる。バス停のデータには、バス停の最寄りの施設について、その施設のカテゴリーがラベル付けられている。カテゴリーの例として、総合病院、診療所、都道府県庁・役場、スーパー、大型商業施設がある。

他に、国土交通省が公開する GIS データである 1km メッシュの人口データ、平成 18 年の公共施設データ、平成 22 年の医療機関データを用いる。

## 2.2 前処理

### 2.2.1 全体の需要の変動を推計する方法

各自治体におけるオンデマンドバスのサービスへの登録者の数の変化を調べるため、システム・ダイナミクス・モデルを用いる。図 2 にそのモデルを示す。本モデルは、Borshchev ら<sup>1)</sup>を参考にした。 $m$  ( $m = 0, 1, 2, \dots$ ) を月を表すインデックスとし、 $p_m$  を月  $m$  における潜在的登録者数、 $r_m$  を月  $m$  における登録者数、 $s_m$  を月  $m$  までの登録者数の和とする。また、自治体の PR が市民に伝わる確率を  $P_{\text{muni}}$ 、口コミによりオンデマンドバスに関する情報が伝わる確率を  $P_{\text{wm}}(m)$  とする。このとき、次の漸化式によって潜在的登録者数、登録者数、登録者数の和の関係が表されるものと仮定する。

$$r_m = p_m(P_{\text{muni}} + P_{\text{wm}}(m) - P_{\text{muni}}P_{\text{wm}}(m)), \quad (1)$$

$$p_m = p_{m-1} - r_{m-1}, \quad (2)$$

$$s_m = s_{m-1} + r_{m-1}. \quad (3)$$

さらに、 $s_m$  が潜在登録者数  $p_0$  を超えないように、制約条件  $s_m \leq p_0$  を設ける。なお、確率  $P_{\text{wm}}(m)$  は、パラメータ  $\alpha, \beta$  を用いて、

$$P_{\text{wm}}(m) = 1 - \alpha^{\beta s_m} \quad (4)$$

によって表されるものと仮定する。以上のモデルを用いて、登録者数の変化の実データとモデルによって計算されたデータを最小二乗誤差で評価し、フッティングする。

また、潜在登録者数  $p_0$  と 65 歳以上の人口 PEP を次の式を用いて回帰分析し、パラメータ  $\kappa$  を得る。

$$p_0 = \kappa \cdot \text{PEP}. \quad (5)$$

さらに、月・曜日・時間ごとの予約者数の変動を表すパラメータを取り出す。既にオンデマンドバスを運行している各

自治体について、 $m$  月の 1 日あたりの平均予約者数を目的変数、その月の登録者数を説明変数として、線型回帰分析を行う。これにより、

$$\begin{aligned} & (m \text{ 月の 1 日あたりの平均予約者数}) \\ & \approx (\text{各自治体の月係数}) \times (m \text{ 月の登録者数}) \end{aligned}$$

をみたく各自治体の月係数を求める。さらに、全自治体の月係数の平均値  $c_{\text{month}}(m)$  を求め、これを単に月係数ということとする。同様に、曜日係数  $c_{\text{day}}(d)$  と時間帯係数  $c_{\text{time}}(t)$  も求め、

$$\begin{aligned} N_{\text{reservation}}(t) \\ = N_{\text{registration}}(m) \times c_{\text{month}}(m) \times c_{\text{day}}(d) \times c_{\text{time}}(t) \quad (6) \end{aligned}$$

と推定する。

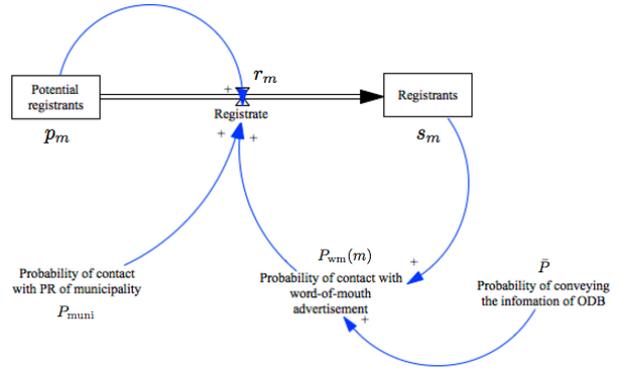


Fig. 2 System dynamics model on change of ODB registrants

### 2.2.2 各 2 ゾーン間の需要推定のための前処理

オンデマンドバスのバス停データには、バス停の最寄りの施設に応じて、バス停にカテゴリーが付けられている。そのうち、特に高齢者の利用が多いと思われる総合病院、診療所、デイケアサービス、都道府県庁・役場、スーパー、大型商業施設を選び、これらの集合を  $C$  とおく。カテゴリー  $\gamma \in C$  に対して、カテゴリー  $\gamma$  に属する施設の集合を  $I_\gamma$  とする。利用者  $n$  が施設  $i$  を選択する確率  $P_n(i)$  とする。確率  $P_n(i)$  は多項ロジットモデルに従うものと仮定する。このとき、利用者  $n$  が施設  $i$  を選択する場合の効用は、

$$U_n(i) = V_n(i) + \varepsilon_n(i) \quad (7)$$

によって表される。ただし、 $V_n(i)$  は確定項であり、 $\varepsilon_n(i)$  はランダム項である。ランダム項  $\varepsilon_n(i)$  がガンベル分布に従うと仮定する場合の選択モデルが多項ロジットモデルである。効用  $U_n(i)$  を最大化する施設  $i$  を利用者  $n$  が選択するとき、その選択確率  $P_n(i)$  は、

$$P_n(i) = \frac{\exp V_n(i)}{\sum_{j \in I_\gamma} \exp V_n(j)} \quad (8)$$

と表される。確定項  $V_n(i)$  は、利用者  $n$  と施設  $i$  との距離  $d$ 、及び 2 つのパラメータ  $\beta_1, \beta_2$  を用いて、

$$V_n(i) = \beta_1 + \beta_2 d \quad (9)$$

によって表されるものと仮定する．ここで用いたパラメータ  $\beta_1, \beta_2$  の推定には尤度関数を用いる．尤度関数は、

$$\prod_n \prod_i P_n(i)^{\delta_n(i)} \quad (10)$$

であり、尤度関数が最大となるパラメータ  $\beta_1, \beta_2$  が最適なパラメータとなる．

さらに、カテゴリーごとの予約者数を推定するためのパラメータを抽出する．カテゴリー  $\gamma \in C$  においてオンデマンドバスを予約した人の1年間の人数を  $N_{\text{reservation}}$ 、登録者数  $N_{\text{registrants}}$  とする．また、1年間の予約者数については、オンデマンドバスを運行する自治体の移動ログのデータを用いる．その運行エリアにおける  $\gamma \in C$  の施設数を  $n$  とするとき、

$$\frac{N_{\text{reservation}}}{N_{\text{registrants}}} \approx \lambda \cdot n^\mu \quad (11)$$

をみたまものと仮定する．ここで用いたパラメータ  $\lambda, \mu$  を求めるため、式 (11) の対数をとって、重回帰分析を行う．

### 2.3 主処理

本節では、以上によって得たパラメータを用いて、設計自治体における当面数年間の予約者数を推定する方法を示す．

まず、設計自治体について、運行エリアをひとつ選び、運行エリアに属するゾーンについて 2.1 節に挙げた GIS データを準備する．そのデータから、メッシュ  $z$  の 65 歳以上の人口データ  $PEP_z$  を計算する．また、カテゴリー  $\gamma \in C$  について、ゾーン  $z$  に属するカテゴリー  $\gamma$  の施設の個数  $n_\gamma(z)$  を求める．

#### 2.3.1 各 2 ゾーン間におけるカテゴリーごとの予約者数の割合を推定する方法

まず、ゾーン  $z_1$  を目的地の施設が属するゾーン、ゾーン  $z_2$  を自宅の属するゾーンとし、 $Z$  をすべてのゾーンの集合とする．ゾーン  $z$  の中の、 $\gamma \in C$  に属する施設の数  $n_\gamma(z)$  とする．また、式 (11) の回帰分析によって得られたパラメータ  $\lambda, \mu$  の値は、いずれも  $\gamma$  によって定まるため、それぞれ  $\lambda_\gamma, \mu_\gamma$  と表す．ゾーン  $z$  における 65 歳以上の人口を  $PEP_z$  とすると、2 ゾーン  $z_1$  と  $z_2$  において、

$$\tilde{D}_\gamma(z_1, z_2) = \frac{\exp n_\gamma(z_1) V(z_1)}{\sum_{z \in Z} n_\gamma(z) V(z)} \cdot \lambda_\gamma \cdot n_\gamma^{\mu_\gamma} \cdot PEP_{z_2} \quad (12)$$

とする．ただし、

$$V(z) = \beta_1 + \beta_2 \text{Dist}(z, z_2), \quad (13)$$

$$n_\gamma = \sum_{z \in Z} n_\gamma(z) \quad (14)$$

である．さらに、

$$D_\gamma(z_1, z_2) = \frac{\tilde{D}_\gamma(z_1, z_2)}{\sum_{z_1', z_2'} \tilde{D}_\gamma(z_1', z_2')} \quad (15)$$

によって、目的地が含まれるゾーン  $z_1 \in Z$  と自宅が含まれるゾーンにおける推計された需要の割合を計算する．

#### 2.3.2 当面数年間における登録者数、予約者数を推定する方法

2.2.1 節では、システム・ダイナミクス・モデルにより、登録者の変化を表す方法を与えた．このモデルを用いて、月

の登録者数  $N_{\text{registrants}}(m)$  を計算する．さらに、月係数、曜日係数、時間帯係数を用いて、

$$N_{\text{reservation}}(t) = N_{\text{registrants}}(m) \cdot c_{\text{month}}(m) \cdot c_{\text{day}}(d) \cdot c_{\text{time}}(t) \quad (16)$$

により、時間帯レベルでの予約者数を推計する．

## 3 ケーススタディ

### 3.1 前処理の計算結果

#### 3.1.1 全体の需要の変動を推計した結果

2.2.1 節で与えたシステム・ダイナミクス・モデルにより、二乗誤差が最小になるようにすべての自治体においてフィッティングを行った．それによって得たパラメータ  $\alpha, \beta, P_{\text{muni}}$  を用いて、東金市における登録者数の変化をシミュレートした (図 3)．概ねパラメータの最大値を用いてシミュレートした結果 (オレンジ色の曲線) と最小値を用いてシミュレートした結果 (青色の曲線) との間で推移することが確かめられた．

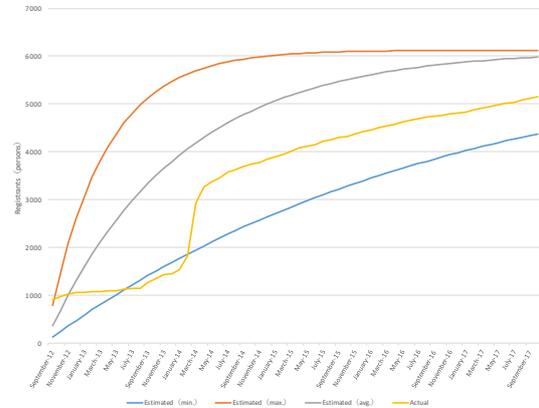


Fig. 3 The result of simulating the change in the number of registrants of Togane

#### 3.2 東金市における各 2 ゾーン間の需要推計

東金市は現在もオンデマンドバスが運行されており、移動のログデータが存在する自治体のひとつである．ここでは、提案手法で示した計算方法に基づいて、東金市全体での年間でのオンデマンドバスの予約者数を 1 とした各 2 ゾーン間における予約者数の割合を推定した．一方、2 年間における合計の各 2 ゾーン間の実需要を求めた．これらと比較するために、全体を 1 とした割合で表された推定した需要に、実需要の全体の和を掛けた．その結果が図 4 である．

さらに、予測需要が正しいことを確かめるため、予測需要から実需要を引いた差についてヒストグラムを作成した (図 5)．その結果、2 ゾーンの組み合わせ 5995 組中 5626 組について、予測需要から実需要を引いた差が  $-50$  以上  $50$  未満の範囲に入っていることが示された．これは 2 ゾーンの組全体の約 93.8% にあたる．

## 4 考察

需要推定の妥当性をより詳しく調べるため、各カテゴリーについての予想予約者数を、目的地が含まれるゾーンと、自宅が含まれるゾーンごとに集計した．

目的地が含まれるゾーンについての集計のうち、表 2 は、東金市における診療所を目的地とする移動の目的地ゾーンご

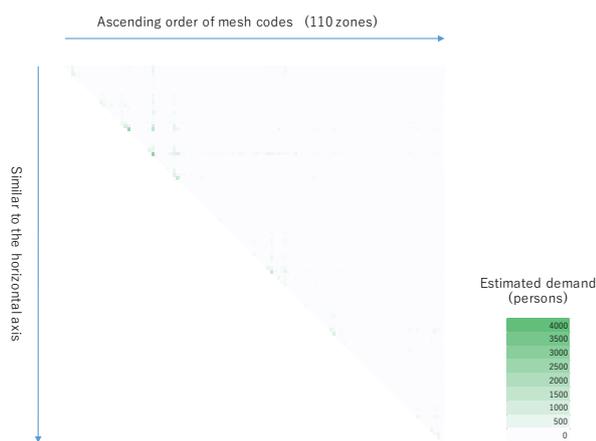


Fig. 4 Estimated demand between two zones in Togane city

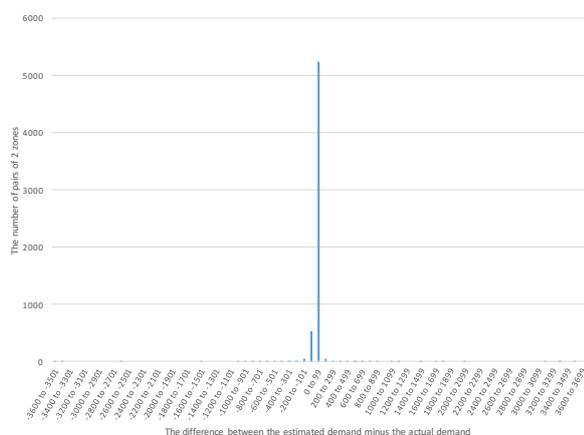


Fig. 5 The histogram on the difference between the estimated demand minus the actual demand

との実予約者数と推定予約者数の比較である。多項ロジットモデルを用いた需要推定では、どのゾーンにも一様に人が訪れると予想されている。特に、予測には各ゾーンに存在する施設の数に比例して訪問者の数が多くなってはいない。

一方で、実予約者数について、診療所を目的地とする移動の自宅ゾーンごとの実予約者数と推定予約者数の比較を行ったところ、ゾーンによって大きな隔たりが認められた。自宅ゾーンごとの実予約者数を目的変数とし、65歳以上人口、65歳以上登録者数、全年齢の登録者数のそれぞれを説明変数とする回帰分析を行なったところ、全年齢の登録者数との相関が最も高くなった。すなわち、ゾーンによって登録者の割合に隔たりがあると言える。

目的地ゾーン別の集計、自宅ゾーン別の集計ともに、ゾーンによる隔たりが大きくなったことから、この隔たりの原因は公共交通の環境による差が大きいものと推察される。

## 5 結言

本研究では、オンデマンドバスを導入する自治体、及び、オンデマンドバスの運行体系の改善を検討する自治体において、その自治体の GIS データを用いてオンデマンドバスの需要を予測する方法を提案した。東金市を例にケーススタディーを行なったところ、2ゾーンの組み合わせのうち約93.8%につ

Table 2 Comparison of the actual number of reserved persons and the estimated one by each destination zone in the trips the purpose of which is clinic in Togane

Mesh code	Actual number of facilities	Number of facilities used for estimation	Actual number of reserved persons	Percentage of actual reserved persons	Estimated Demand (Percentage)
53402229	1	1	0	0.00%	6.70%
53402257	1	1	205	1.20%	5.54%
53402258	1	1	40	0.23%	0.98%
53402267	1	1	206	1.21%	2.40%
53402268	14	11	3552	20.80%	4.85%
53402269	8	8	5173	30.30%	6.32%
53402278	6	5	678	3.97%	4.00%
53402279	14	10	2660	15.58%	6.19%
53402283	0	1	0	0.00%	5.40%
53402286	1	1	143	0.84%	3.51%
53402288	3	2	103	0.60%	2.72%
53402289	6	5	112	0.66%	4.83%
53402311	1	1	0	0.00%	5.40%
53402341	1	1	44	0.26%	4.93%
53402350	1	1	2983	17.47%	1.17%
53402351	1	1	10	0.06%	3.22%
53402352	0	1	0	0.00%	5.51%
53402353	1	0	224	1.31%	0.00%
53402373	0	1	0	0.00%	3.47%
53402380	1	0	344	2.01%	0.00%
53402390	1	1	143	0.84%	2.21%
53402391	4	3	342	2.00%	3.85%
53402392	1	1	80	0.47%	1.83%
53402394	1	1	0	0.00%	2.45%
53403208	1	1	31	0.18%	6.73%
53403301	0	1	0	0.00%	1.20%
53403304	0	1	0	0.00%	1.57%
53403311	0	2	0	0.00%	3.02%

いて、予測需要から実需要を引いた差が-50以上50未満の範囲に入っていることが示された。

一方で、実需要と予測需要が大きく外れる2ゾーンの組が存在することも明らかになった。より正確な推計を行うためには、施設の利用者数を推定するためのデータが不可欠である他、公共交通に関するデータも不可欠である。

今後の課題としては、実需要と予測需要をより近づけるために、医療機関の病床数のデータ、国土交通省が公開する商業統計データを利用すること、集計するカテゴリーの数を増やすこと、公共交通のデータを加えることが考えられる。さらには、オンデマンドバスのシュミレータ上で需要の予測データに基づいて予約を発生させ、オンデマンドバスの運行形態を検討することも今後の課題である。

## 参考文献

- 1) Andrei Borshchev and Alexei Filippov. From system dynamics and discrete event to practical agent based modeling: reasons, techniques, tools. In *Proceedings of the 22nd international conference of the system dynamics society*, Vol. 22, 2004.
- 2) 森山昌幸, 藤原章正, 杉恵頼寧. Gis を活用した中山間地域の公共交通計画支援ツールの開発. *土木計画学研究・論文集*, Vol. 21, pp. 759-768, 2004.
- 3) 長谷川嵩. 非集計モデルを用いたオンデマンド交通導入計画支援手法. Master's thesis, 新領域創成科学研究科修士論文, 2013.