

実証実験データを用いたオンデマンド交通の利用実態分析 —大都市圏郊外住宅地を対象として—

A Study on the Usage of Demand Responsive Transport Using Data from a Demonstration Experiment: A Focus on a Suburban Residential Area of a Large Metropolitan Region

東京大学工学部都市工学科都市計画コース 03-190135 岡崎 北斗

This study analyzes factors that concern the usage of demand responsive transport (DRT) with data from a demonstration experiment conducted from February to April 2020 in a suburb of Tokyo. With this data, I defined several variables such as locations of users, the distances from the locations to the main station of the area and the nearest bus stops, and the delay time of the DRT when using the service. After that, I estimated Tobit Models and Ordered Logit Models which explain factors affecting the shuttle use frequency. Results suggest that the distances from the locations to the station and the nearest bus stops, the probability that the shuttle was delayed when using the service, and the number of DRT stops around their locations can affect the frequency of uses of DRT.

1. 研究の背景と目的

近年、需要の減少やサービスの担い手の減少等により従来の公共交通の維持が困難になりつつある地方部において、AIを活用した効率的な輸送システムによってある程度の採算を維持しつつ、地域住民の足を確保するオンデマンド交通への期待が高まっている。一方で、バスや電車が住民の足として機能している大都市圏郊外部においても、既存の公共交通を補完する新たな交通システムとしてオンデマンド交通の活躍が期待されはじめている。

オンデマンド交通の郊外部での適用可能性はいくつかの研究によって明らかになっている。平林ら¹⁾はバスが運行されていない区間や坂道区間において、主に高齢者や自家用車を持たない住民によるオンデマンド交通の利用可能性があることを示しており、野田ら²⁾は乗降地点が一箇所に集中する場合にオンデマンド交通の方がバス路線よりも利便性が高くなることを示している。郊外住宅地はこれらの研究で示された特徴を併せ持っている場合が多いことから、こうした場所においてオンデマンド交通が重要な役割を果たす可能性があると考えられる。

また、with/post コロナ時代において、三密空間を作らない感染リスクの低い交通手段としてオンデマンド交通が期待されており、社員向けにオンデマンド相乗りサービスを提供する企業も出現しはじめている。

都市部でオンデマンド交通を導入する際には、他の交通機関との役割分担を考慮した適切なサービスを設計する必要があり、実証実験データから利用状況に影響を与える要因等に関する知見を蓄積することが重要である。

そこで本研究は、大都市圏郊外住宅地におけるオンデマンド交通の実証実験によって得られたデータをもとに、以下の3つの点に絞って利用実態の分析、考察を行うこ

とを目的とする。

- (1) 利用者の拠点位置の推定を行い、拠点位置についての指標や他の公共交通手段へのアクセス性の指標、実際の利用時の経験に関する指標をもとに、各利用者の利用回数を説明する Tobit Model を構築する。
- (2) (1)と同様の指標から、利用頻度で分けられた各利用者の階級を説明する Ordered Logit Model を構築する。
- (3) (1)、(2)の結果から、利用回数に有意に影響を及ぼす要因とその効果の大きさについて定量的に把握する。

2. 既往研究の整理

オンデマンド交通の利用データから需要推定を行った研究はいくつか存在する。林・湯沢³⁾はオンデマンドバスを導入した13市町村のデータを用い、65歳以上人口と参加者数が500人を超えた説明会の有無を説明変数、一日あたりの利用者数を目的変数とした回帰分析を行った。また、水林⁴⁾はすでにオンデマンドバスの運行を開始している十数箇所の自治体の登録者数データや移動ログデータ等をもとに、総登録者数の変化、時間帯ごとの総予約者数、運行エリア内の各2ゾーン間(ゾーン=1km四方のエリア)の利用者数を推定するモデルを構築した。

しかし、大都市圏郊外住宅地の利用データにもとづいた分析は存在していない。そこで、本研究において取り扱うことでこうした「分析空白地帯」の解消を目指す。また、事業ごとの総利用者数やある程度面積のあるゾーンごとの利用者数の推計を行った研究は存在するが、個別の利用者の利用回数や個別のトリップの遅延時間等に着目した研究は存在しない。利用者個人の利用回数に着目し、利用回数に与える要因とその効果の大きさを定量的に示すことも、この研究の役割のひとつである。

3. 実証実験の概要と取得データの説明

3.1 実証実験の対象地区と運行形態について

本研究で取り扱うオンデマンド交通の実証実験について説明する。実証実験は首都圏郊外住宅地の5km²のエリアを対象として、2020年2月~4月にかけて実施されたものである。エリアの中央部には都心から放射状に伸びる鉄道路線の主要駅（一日平均乗降者数10万人以上）があり、周辺に主要な公共施設や大型商業施設が立地していることから、エリア内における人々の移動の拠点になっていると考えられる。エリア内には上記施設のほか、駅から少し離れた場所に総合病院や大学が立地している。また、対象地区は丘陵部に位置しており、起伏が激しい。

住宅地が対象地区のほとんどを占めているため、エリア内の人口は約84,000人と非常に多い（2020年6月末日時点）。また、同時点での高齢化率は27.3%で、最近10年においては人口と高齢化率がともに増加し続けている。

運行エリア内の公共交通としては、先述の鉄道路線のほか、中心駅を拠点としたバス路線が存在する。しかし、バス路線が付近を通らない住宅地もあり、そうした住宅地では自宅と駅やバス停の間の長く、かつ起伏のある道のりを徒歩や自転車等で移動する必要がある。

以上より対象地区は、中心駅が人々の移動の拠点になっている、高齢化率が増加している、起伏が激しい、などの1章で挙げた特徴を併せ持つことが分かり、オンデマンド交通が住民の利便性の向上に資する可能性は高い。

続いてオンデマンド交通の運行形態について説明する。運行期間は51日間で、運行時間は7:00~22:00であった。実証実験に使われた4台の車両の配車と利用者による予約はアプリを通して行われた。実験期間中は無料で利用できたため、アプリでの決済は行われていない。本実験では、利用者が事前に指定した乗車時刻に合わせて車両を走らせる方式ではなく、利用者が予約操作をする際に車両が乗車予定地点に最速で到着できる時刻を提示し、その時刻に乗車するという方式で実施された。また、車両が移動する経路や時刻は定められておらず、予約状況に応じて地区内に603箇所設けられたオンデマンド交通の停留所（以下、停留所とする）間を移動する形をとっている。同一方向へ向かう利用者どうしが相乗りすることもあった。

総利用回数など、利用実績の概要を表1にまとめた。

3.2 取得データの概要

本実験では、キャンセルされたものを含めた全ての予約について、表2に示されたデータが記録されている。このデータをもとに4章で説明する指標を設定した。

表1 利用実績の概要

項目	内容	備考
利用者数	557人	アプリに登録し、実際に予約、乗車した人
総利用回数	4191回	一日平均利用回数：82.2回
総利用人数	5695人	一日平均利用人数：111.7人
一日最大利用回数	141回	
一日最大利用人数	199人	

表2 主な取得データの概要

項目名	内容
ステータス	「目的地まで乗車」「目的地以外の場所で下車」「利用者によるキャンセル」「利用者不在によるキャンセル」
利用者ID	利用者（予約者）のID
予約時刻	利用者が予約した日付および時刻
乗降車予定時刻	予約時に提示された乗降車予定時刻
実際の乗降車時刻	キャンセル時は記録なし
出発地・目的地指定緯度・経度	利用者が予約時に指定した乗降車地点の緯度および経度
乗降車停留所名	実際に乗降車した停留所名
乗車人数	一回の予約で乗車した利用者の人数

4. 新たに設定した指標・変数

4.1 各利用者の利用回数

モデルで目的変数になる指標。利用者ごとに運行期間中の利用回数を集計した。また、実験の存在を知らなかった等の要因により初期に利用できず、総利用回数が減った、などのケースが生じる可能性を考慮し、利用回数にこの要因を加味した指標「補正利用回数」を目的変数に追加した。補正利用回数は、初めて利用した日から運行終了日までの日数で利用回数を割ったものを利用者ごとに求め、それに運行日数を掛けることで算出した。

4.2 各利用者の拠点とそれに関する指標

各利用日の最初のトリップの乗車停留所と最後のトリップの降車停留所が利用者の拠点に最も近い停留所であるとの仮定を置き、これらの停留所の緯度・経度の値の平均を取ることで各利用者の拠点の位置を推定した。なお、拠点とは3章のデータからは得られなかった自宅等の主要な滞在地に相当するものである。推定された全利用者の拠点位置をもとにカーネル密度推定を行った結果、拠点が中心駅から離れるほど利用回数が増える傾向が見られた。また、各利用者の属性に代わる指標として拠点の属する町丁目とその町丁目の高齢化率を調べた。

4.3 公共交通の利便性に関する指標

前節の傾向、仮説を踏まえ、拠点から中心駅までの道のりを算出した。また、中心駅までの道のりにおける平均勾配(高低差合計を道のりで除したもの)も算出した。

路線バスの利便性についてもいくつか指標を設定した。拠点から近く、かつ拠点と中心駅間の移動において利便性の高いバス停を各利用者の最寄りバス停として抽出し、徒歩で移動した場合の拠点から最寄りバス停までの道のりと、その道のりにおける平均勾配を算出した。これらの指標は、道のりが長い、または平均勾配が大きいほどバス停に向かうまでの労力が大きいことからバスの利便性が低くなり、オンデマンド交通の利用が増えると仮定して設定したものである。ただし、最寄りバス停までの道のりと補正利用回数との相関を調べたところ、350m未満の利用者と350m以上の利用者とのバス停までの道のりが補正利用回数に与える影響が異なることが分かったため、これらの変数を分けてモデルに導入した。

4.4 実際の利用時の遅延時間等に関する指標

各利用者がオンデマンド交通を利用した際に実際に経験した所要時間や遅延時間等が運行期間全体における利用回数に影響を与えると考え、指標として設定した。ここでは、予約してから実際に乗車するまでの所要時間(乗車までの所要時間)が13、17分以上かかる確率、アプリが提示した乗車予定時刻から実際の乗車時刻までの時間差(乗車時の遅延時間)が3分以上になる確率の3指標を利用者ごとに設定した。いずれも確率が高くなるほど利用回数が減るとの仮説を立てている。基準値は、モデルに入れた際に当てはまりが良くなったものを採用した。

各指標の算出方法は以下の通りである。まず、全4191トリップについて乗車までの所要時間と乗車時の遅延時間を算出した。また、乗車までの所要時間は車両基地(運行していないときに車両が待機する場所)から乗車位置までの道のり(A)と乗車時間帯(B)の影響を、乗車時の遅延時間は最寄りの幹線道路から乗車位置までの道のり(C)と(B)の影響を受けていると考え、全トリップについて(A)-(C)を求めた。(A)-(C)を各トリップの値にもとづいていくつかの階級に分け、(A)(B)の階級の組み合わせごとに全トリップ数と乗車までの所要時間が13、17分以上かかったトリップ数を、(B)(C)の階級の組み合わせごとに全トリップ数と乗車時の遅延時間が3分以上であったトリップ数を算出した。さらに、組み合わせごとに遅延トリップ数と全トリップ数の比を算出した上でその値を各トリップに当てはめ、利用者ごとに平均をとることで3指標を算出した。

4.5 拠点から停留所へのアクセシビリティに関する指標

利用者にとってのオンデマンド交通の利便性を評価するため、拠点から停留所へのアクセス性に関する指標を設定した。各拠点から全停留所までの距離を求め、各利用者の拠点から100m以内にある停留所の数を算出した。

4.6 利用者とアプリの乗車指定地間の距離に関する指標

実際の利用時に各利用者が経験したデータとして、予約時に利用者が指定した乗車地点とその際にアプリが指定した乗車地点(停留所)との距離が挙げられる。ここでは、距離が大きいほどオンデマンド交通の利便性が低く、利用回数が少なくなるものと仮定して指標の設定を行った。取得したデータのうち、出発地指定緯度・経度と乗車バス停名のデータから、各トリップにおける利用者による乗車指定地点とアプリによる乗車指定地点との距離を求め、利用者ごとに平均をとることで算出した。

5. 利用回数を説明するTobit Modelの構築

Tobit Model (Type1)の結果を表3に掲載する。補正利用回数の理論上の最小値は1回であったため、Tobit Modelの目的変数の最小端を1に設定して分析している。

表3 Tobit Model (Type1) の結果

説明変数	単位	補正利用回数		
		係数	z値	限界効果
定数項		22.439	4.565***	
拠点から駅までの道のり(徒歩)	100m	0.533	3.846***	0.438
拠点から最寄りバス停までの道のり(350m未満)	100m	2.333	2.883**	1.919
拠点から最寄りバス停までの道のり(350m以上)	100m	-0.005	-0.012	-0.004
拠点から最寄りバス停までの道のりににおける平均勾配	%	0.013	0.068	0.011
乗車までの所要時間が17分以上かかる確率	%	-0.590	-2.129*	-0.486
乗車時の遅延時間が3分以上になる確率	%	-1.049	-2.721**	-0.863
拠点から100m以内にある停留所数	箇所	0.647	1.920	0.532
利用者とアプリの乗車指定地間の距離	100m	-6.846	-3.827***	-5.632
Efronの擬似決定係数			0.140	
σ			14.11	
対数尤度			-2094	
スケールファクター			0.823	
サンプル数			515 (打ち切りなし)	

***0.1%有意 **1%有意 *5%有意

以下、パラメータが5%有意になった変数について、限界効果等を確認する。

拠点から駅までの道のりは、4章で立てた仮説通り限界効果が正となっている。拠点が中心駅から離れるほど徒歩等で拠点～駅間を移動するのが困難になるため、オンデマンド交通の利用機会が増えていると考えられる。駅から228m離れるごとに補正利用回数が1回増える。

最寄りバス停までの道のり(350m未満)も仮説通り限界効果が正になった。拠点がバス停から離れているとバス停と拠点との間のラストワンマイルを移動する負担が大きくなり、拠点付近まで利用できるオンデマンド交通

の相対的な利便性が高くなるものと考えられる。最寄りバス停から52m離れるごとに補正利用回数が1回増える。

乗車までの所要時間が17分以上かかる確率および乗車時の遅延時間が3分以上になる確率、利用者とアプリの乗車指定地間の距離は、いずれも仮説通り限界効果が負になった。実際の乗車時に利用者が不利益を被る経験をするとなンデマンド交通に対する信頼が失われ、利用回数が減ってしまうという流れが明らかになった。

6. 利用頻度に基づく階級を説明する OLM の構築

利用者を補正利用回数に応じて3つの階級に分けた上で、4章で設定した変数を説明変数、3つの階級を目的変数とする Ordered Logit Model を構築した。階級の名前を利用頻度の多い順に、Heavy user (HU)、Regular user (RU)、Casual user (CU)と定め、補正利用回数が上位10%に含まれる利用者をHUに、10-20%に含まれる利用者をRUに、20%以下の利用者をCUに振り分けた。分析の結果を表4に示す。なお、限界効果は、各変数が1単位増えたときに各階級に属する確率が何%増加するかを示している。

Tobit Model でパラメータが有意であった変数は OLM でも全て有意で、かつ目的変数に与える効果の符号が一致している。一方、拠点から100m以内にある停留所数については、Tobit Model では有意ではなかったが、OLM では有意になっている。1箇所増えるごとにCUに属する確率が減少することから、拠点から100m以内にある停留所が増えるほど利用頻度が高くなることが示された。

表4 Ordered Logit Model の結果

説明変数	単位	係数	限界効果		
			CU	RU	HU
拠点に属する町丁目の高齢化率	%	-0.010	0.1	-0.1	-0.1
拠点から駅までの道のり(徒歩)	100m	0.090**	-1.2	0.6	0.6
拠点から最寄りバス停までの道のり(350m未満)	100m	0.423**	-5.6	2.8	2.8
拠点から最寄りバス停までの道のり(350m以上)	100m	-0.043	0.6	-0.3	-0.3
拠点から駅までの道のりにおける平均勾配	%	0.029	-0.4	0.2	0.2
乗車までの所要時間が13分以上かかる確率	%	-0.057*	0.7	-0.4	-0.4
乗車時の遅延時間が3分以上になる確率	%	-0.241***	3.2	-1.6	-1.6
拠点から100m以内にある停留所数	箇所	0.144*	-1.9	1.0	0.9
利用者とアプリの乗車指定地間の距離	100m	-1.115**	14.7	-7.4	-7.3
casual userとregular userの境界値		-0.827			
regular userとheavy userの境界値		0.067			
McFaddenの疑似決定係数			0.111		
AIC			603.287		
サンプル数			515		

***0.1%有意 **1%有意 *5%有意

7. 結論と今後の課題

7.1 結論

本研究では、大都市圏郊外部における実証実験のデータをもとにオンデマンド交通の利用実態の分析を行ってきた。具体的には、Tobit Model および Ordered Logit Model を用いて利用者個人の拠点、経験、交通手段の利便性等の指標と利用回数との関係を調べてきた。本研究において得られた成果は以下の通りである。

(1) 実際の利用データをもとに利用者個人に着目して指標を設定し、オンデマンド交通および他の公共交通機関の利便性や実際の乗車時の経験をもとに補正利用回数を説明する Tobit Model を構築したこと。

(2) Tobit Model と同様の指標を用いて、補正利用回数にもとづいて設定された各利用者の階級を説明する Ordered Logit Model を構築したこと。

(3) 2つのモデルから、各利用者の利用回数に有意に影響を与える指標を明らかにし、その効果の大きさを定量的に示したこと。また、各変数の効果の大きさが無視できない程度のものであることを示したこと。

また3点目について、利用回数に有意に影響を与える指標とその効果の内容は以下の通りである。

(1) 拠点が中心駅や最寄りのバス停から離れているほど、また停留所が密に設定されており身近に存在している場合ほど利用者の利用回数が多くなる。

(2) 予約から乗車までにあまりにも時間がかかる、乗車時刻が予定よりも極端に遅くなる、指定地点から離れた場所で乗車するよう誘導されるなど、利用時に利用者が不利益を被る事態が発生する可能性が高くなると、利用回数が減少する。

7.2 今後の課題

今回得られたデータをもとにして行うことができる分析としては、主に以下の3点が考えられる。

- (1) 利用実態の経時変化についての分析
- (2) 全く利用しなかった人も含めた影響要因の分析
- (3) 天候や新型コロナウイルスの感染状況などの外部要因による利用状況の変化についての分析

参考文献

- 1) 平林由梨恵, 中村文彦, 田中伸治, 有吉亮, ”大都市郊外交通空白地区における小型車両高頻度運行実験の評価に関する研究,” 土木学会論文集 D3, Vol.71, No.5, pp.1_681-I_687, 2015.
- 2) 野田五十樹, 篠田孝祐, 太田正幸, 中島秀之, “シミュレーションによるデマンドバス利便性の評価,” 情報処理学会論文誌, Vol.49, No.1, pp.242-252, 2008.
- 3) 林光伸, 湯沢昭, “デマンドバス導入のための需要予測と運行形態の評価に関する一考察,” 都市計画論文集, Vol.41, No.3, pp.55-60, 2006.
- 4) 水林義博, ”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,” 東京大学大学院新領域創成科学研究科人間環境学専攻2018年度修士論文, 2019.