

買い物トリップ発生間隔のモデル化による買い物頻度の予測精度

愛媛大学 学生会員 ○多久和昌宏

愛媛大学 正会員 倉内慎也 愛媛大学 正会員 坪田隆宏

1. はじめに

近年、平均寿命が延びたことから高齢者が増加している。高齢者は生産年齢層と比べ就業率が低いいため、交通行動は買い物や通院などの私事目的が中心である。就業者についても、働き方改革や在宅勤務の促進などにより自由時間が増加し、それによって私事目的での交通行動が増加すると予想される。従って、交通計画の立案や施策検討においては、時空間変動が大きい私事目的での交通行動を的確に把握する必要性が高まっている。

交通計画の策定等に用いられる代表的交通行動調査としては、パーソントリップ調査が挙げられるが、平日1日の調査であるため、私事目的での交通行動を精緻に把握するのは困難であると考えられる。また、長期間の行動観測ができるプローブパーソン調査は、コスト面での問題などにより大規模な調査が実施できない。そこで、大規模かつ簡便に長期間の行動調査ができる頻度調査に着目する。ここで、頻度を調査する上では、調査期間の設定が決定的に重要となる。しかし、従来の調査では、1週間や1カ月のように、対象とする行動が1回程度は観測されるであろうとの推測に基づいて区切りのよい期間を設定することがほとんどである。

そこで本研究では、私事目的の中でも比較的頻度が高いと考えられる買い物に着目し、買い物頻度を把握するための調査期間を検討する方法論を開発することを目的とする。

2. 分析のフレームワーク

本研究では、プレ調査的に小サンプルを対象に実施した行動調査データが存在し、同データからトリップの発生頻度をモデル化した上で調査期間を検討する状況を想定する。行動調査としては、以下で述べる「トリップ頻度」のみを把握する調査と、「トリップ間隔」まで把握可能な調査の2種類を対象とする。

2-1. 「トリップ頻度」の調査とモデル

典型的なトリップ頻度調査では、図1の例において、調査期間内のトリップ回数のみを尋ねる。また、そのモデル化においては、調査期間中のトリップ回数が被説明変数となるため、同モデルを用いた予測は、同一期間でのトリップ回数か、調査期間を整数倍に外挿した期間におけるトリップ回数となる。

2-2. 「トリップ間隔」まで把握可能な調査とモデル

図1の例において、頻度調査では把握できないトリップ発生タイミングについての情報まで尋ねる調査であり、図2は日単位まで簡略化した調査の例を示している。頻度調査と比較して被験者の回答負荷は大きくなるが、時間を追って想起することにより回答漏れを防ぐことができるものと期待される。図1における①、②のように、トリップの間隔が特定できない場合でも、生存時間分析の枠組みでモデル化することで、その期間は買物をしていないという情報が活用できる。また、トリップの間隔はモデルでは連続量で表されるため、任意の期間のトリップ回数の予測が可能である。

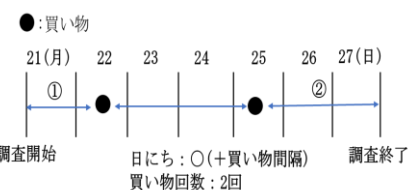


図1 買い物発生タイミングの例

日にち	買い物
9/21(月)	
9/22(火)	フジ
9/23(水)	
9/24(木)	
9/25(金)	日東
9/26(水)	
9/27(土)	
回数/週	2

図2 トリップ間隔の調査例

3. 用いるデータの概要

本研究では、プレ調査的に小サンプルを対象に実施した調査として、2007年に松山で実施されたプローブパーソン調査データを用いた。調査期間は2月19日から3月23日の32日間で対象人数は86人であった。総トリップ数は7,810で、買い物のトリップ総数は1,348、1週間当たりの平均買い物トリップ数は2.2トリップ/人であった。

分析においては、約 4 週間のデータを週単位で 4 つに分け、表 1 のように前半 2 週間のデータをモデル推定用、後半 2 週間を予測精度の検証用データとした。なお、モデル推定用データとしては、プローブパーソン調査から、期間中の買い物回数のみが観測されているケースと、図 1 のように買い物タイミングまで把握できているケースの 2 種類のデータを生成した。

4. モデル推定結果

「トリップ頻度」は、オーダード・レスポンス・プロビットモデル、「トリップ間隔」については、次式で表されるワイブル分布を仮定した生存時間モデルを用いてモデル推定を行った。

$$f(t) = \gamma \lambda t^{\gamma-1} \exp(-\beta X), \lambda = \exp(-\beta X) \tag{1}$$

なお、トリップ頻度については、その分布を考慮し、0 回、1 回、2 回、3 回、4 回以上の 5 つの選択肢を設定した。1 週目のデータを用いて各モデルを推定した結果を表 2 に示す。ここで、トリップ頻度モデルについては、パラメータ推定値が正であれば頻度が高くなることを示している。同様に、トリップ間隔モデルでは、パラメータ推定値が正であれば、買い物トリップが生ずるハザードが高くなり、結果として、トリップ頻度が高くなることを意味している。

まず、トリップ間隔モデルの形状パラメータ γ の推定値はほぼ 1 であり、これより買い物トリップの起こりやすさは前回終了時からの経過時間によらず一定であるとの結果を得た。また、勤務状況に関するパラメータ推定値は双方のモデルにおいて同一符号で有意となっており、符号条件も満たしている。加えて、買い物頻度には居住地や勤務地などの属性に依存することが双方のモデルにおいて明らかとなった。さらには、トリップ間隔モデルにのみ含めることができる買い物履歴についての変数としては、やや有意ではないものの累積買い物回数が正で推定されており、買い物回数が増えるほどその間隔が短くなる傾向にあることが明らかとなった。

5. 予測精度の検証

前章で構築した 1 週目のモデルを用いて各予測期間のトリップ回数を予測した場合の、実測値との二乗平均平方根誤差(RMSE)を図 3 に示す。トリップ間隔モデルの方がどのケースにおいても誤差が小さく、予測精度が高いことが確認できる。また、トリップ間隔モデルは、予測期間を 2 週間としても誤差はそれほど変化しないことから、2 週間の買い物回数を把握する場合でも 1 週間の調査で十分であることが判明した。

本研究では、「トリップ間隔」として連続時間が把握できているケースを想定したが、今後は図 2 のように日単位などでしか把握できていないケースも対象とし、同様の分析を行う必要がある。

表 1 モデル推定・予測精度期間

モデル推定用データ	予測精度検証用データ		
1週目	3週目	4週目	2週間(3,4週目)
2週目	3週目	4週目	2週間(3,4週目)
2週間(1,2週目)			2週間(3,4週目)

表 2 モデル推定結果

説明変数		推定値	
		トリップ頻度	トリップ間隔
γ			0.965 (16.608*)
定数項			0.858 (3.672)
調査開始ダミー			-0.571 (-2.677)
勤務状況	間隔0	-0.974 (-3.018)	
	間隔1	-0.234 (-0.832)	
	間隔2	0.323 (1.152)	
	間隔3	0.910 (3.163)	
	総勤務日数(日)	0.814 (3.533)	0.337 (2.727)
勤務状況	平均勤務時間(h)	-9.756 (-2.220)	-5.432 (-2.126)
	通勤交通手段(車)	0.920 (2.931)	0.586 (3.309)
	平均通勤時間(h)	-3.280 (-3.554)	-1.974 (-3.279)
買い物履歴			0.523 (1.202)
居住地属性	自宅周辺		5.897 (2.142)
	総合スーパーあり×食料品店集積度(事業所数)		2.473 (1.170)
	総合スーパーなし×食料品店集積度(事業所数)		-1.673 (-1.900)
	最寄り駅までの距離(km)		-0.485 (-1.085)
	小売業従業員20人未満の店舗集積度(事業所数)		
	食料品店集積度(事業所数)	7.024 (1.956)	
勤務地属性	勤務地周辺		-0.365 (-1.115)
	食料品店規模(従業員数)		-0.069 (-1.009)
	小売業以外の第三次産業規模(従業員数)		
	総合スーパーあり×食料品店集積度(事業所数)		1.724 (1.234)
	総合スーパーなし×食料品店集積度(事業所数)		1.782 (1.995)
	小売業以外の第三次産業集積度(事業所数)		-0.427 (-0.983)
自由度調整済み尤度比		-0.040 (-0.833)	3.582 (2.742)
LC***			-119.0
L0			-174.6
LB			-122.2
サンプル数			314
尤度比		0.300	0.392
自由度調整済み尤度比		0.214	0.266

※ $\gamma=0$ に対する t 値
※※ $\gamma=1$ に対する t 値
※※※ γ , および定数項以外のすべてのパラメータを 0 とした時の尤度

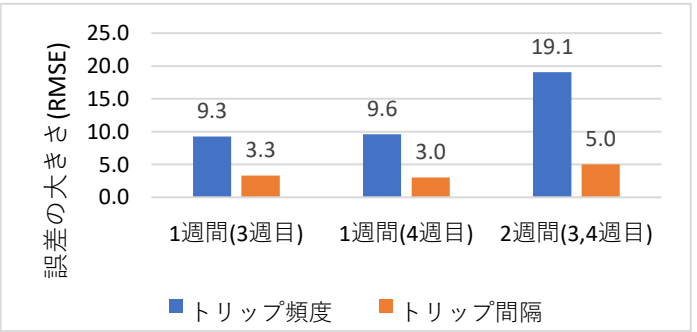


図 3 トリップ回数の予測精度結果