



1. 背景と目的

自動運転車の普及は将来、人々の暮らしに大きな変化をもたらすとされている。例えば、人が運転する必要がなくなるため、人件費削減によるタクシーの低運賃化や個人が移動中に仕事や娯楽活動を行うといった行動変化が期待される。Correia ら¹⁾はオフィスでの仕事の一部を自動運転車内で行い自由な時間を得ることに魅力があることを示し、自動運転車の普及により活動パターンが変化する可能性を示唆した。今後、将来の交通政策や都市政策を考えるうえで、自動運転による活動パターンの変化を考慮した交通需要予測技術を準備しておく必要がある。しかし、従来の需要予測手法である四段階推計法では、移動と活動の相互関係が考慮できず、自動運転車を考慮した需要予測として適切とはいえない。対して、アクティビティモデルは「交通需要は派生需要である」という認識に立ち、個人の活動パターンをモデル化することで個人の移動と活動の連関性を考慮することができる。そこで、本研究では新たな交通需要予測技術として考えられるアクティビティモデルの文献を整理し、自動運転自動車を考慮したモデルの検討を行う。

2. アクティビティモデルの検討

2.1 アクティビティモデルの整理

1) MDCEV(Multiple Discrete-Continuous Extreme Value) モデル

MDCEV モデルは Bhat ら²⁾が提案した複数の活動に時間を配分する離散連続選択モデルである。人は活動を選択する(離散選択)と同時に選んだ活動に費やす時間(資源配分)も選択していると考え両者を考慮して定式化されている。効用式と制約条件は式(1)として表される。 K を個人が時間を配分できる全ての活動種類、時間 E を制約条件とし、 x_k を個人が活動種類 $k(=1,2,\dots,K)$ に配分する時間とする。

$$U(x) = \sum_{k=1}^K \frac{\gamma_k}{\alpha_k} [\exp(\beta' z_k + \varepsilon_k)] \left\{ \left(\frac{x_k}{\gamma_k} \right)^{\alpha_k} - 1 \right\} \quad (1)$$

$$\text{Subject to} \quad \sum_{k=1}^K x_k = E, \forall x_k \geq 0$$

γ_k と α_k は飽和パラメータ($\alpha_k < 1$)を表し、値が大きいほど活動種類 k への配分時間の増加に伴う効用の逓減が小さいことを意味する。 β' は未知パラメータ、 z_k は説明変数、 ε_k はガンベル分布に従う誤差項を表す。 $U(x)$ は活動 k に時間 x_k を配分することによって得られる効用である。この制約条件付き効用最大化問題を解くことで複数の活動に時間を配分する。

2) DAS(Dynamic Activity Scheduling) モデル

DAS モデルは Habib ら³⁾が提案した MDCEV モデルの派生型の離散連続選択モデルである。このモデルは

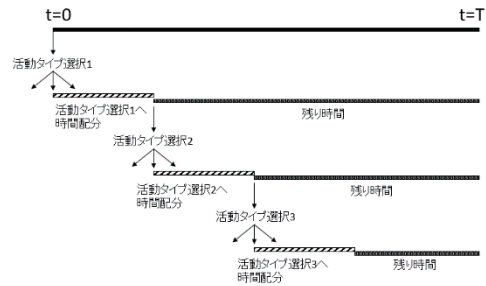


図-1 DAS モデル構造

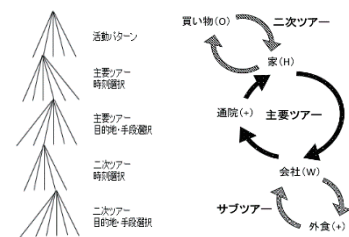


図-2 pre-trip 型モデルツリー構造と概念図

時間 T を制約条件として逐次的に活動を選択し、時間を配分する(図-1)。時間は活動生成過程では配分されるべき資源、スケジューリング過程では消費されるものとして働く。式(2)は個人が活動 j を選択した時に得られる効用、式(3)は消費時間 t_k を選択した時に得られる効用を表す。 $k = 1$ は選択された活動、 $k = 2$ は利用可能な時間制約下の残り全体の活動を表す。

$$U_j = V_j + \varepsilon_j \quad (2)$$

$$U(t_k) = \sum_{k=1}^2 \frac{1}{\alpha_k} \exp(\psi_k z_k + \varepsilon'_k) (t_k^{\alpha_k} - 1) \quad (3)$$

$$\text{Subject to} \quad t_j + t_c = T$$

ψ_k は確定項、 t_j は選択された消費時間、 t_c は残りの時間を表す。それぞれの選択確率を統合し、活動種類と消費時間の依存関係を考慮した同時確率分布を求め、効用最大化理論から活動と時間を決定する。このプロセスを逐次的に進めることで活動パターンとして出力される。

3) pre-trip 型モデル

pre-trip 型モデルは Bowman ら⁴⁾が提案した1日の活動が自宅を出発する前に決定されると仮定した離散選択モデルで、活動パターンと時間や場所、交通手段のNested Logit モデルである(図-2)。このモデルはツアーベースのアクティビティモデルといわれ、家を出て、家に帰るまでをツアーと考え、優先順位から主要ツアー、二次ツアーに分類し、ツアーの組み合わせから活動パターンとする。

2.2 自動運転自動車を考慮したモデルの検討

1) と 2) の離散連続選択モデルは時間を連続量として扱うことで自動運転を考慮した際の活動時間の変化

を動的に表せるため3)のモデルより時間の精度が高い。しかし、1)では順序が考慮できずスケジューリングが行えないといった欠点がある。また、2)は効用構造が複雑な点や連続量の選択を含むためすべての代替選択肢の列挙が困難な点から、選択確率の挙動の変化を確認するには適していない。一方で、3)は時間が離散選択肢となってしまう、選択肢が膨大になる可能性があるといった欠点はあるが、階層ごとに代替選択肢の選択確率の挙動の変化を確認でき、自動運転自動車の影響をより詳細に表すことができる。さらに、モデルの操作性もよく、交通手段や目的地、時刻の変化の影響からどれだけ活動パターンが変わるかを確かめるため本研究の目的に適切であると考えられる。

したがって、本研究では pre-trip 型モデルを基にモデルを構築する。

3. アクティビティモデルの構築

3.1 モデル概要

本研究ではツアーベースのアクティビティモデルの文献5)~12)からパラメータを整理し、H30 パーソントリップ調査の集計結果を参考に都心5区を分析範囲とし、パラメータを外生した。仮定した意思決定プロセスを図-3に示す。活動パターンはシングルツアー、ツアーとサブツアー、マルチツアー、ツアーなしにそれぞれ集約した。

時刻選択モデルに関しては1日全体を大きく分割した時間帯の組み合わせの手法では個人の出発、到着時刻の変化が詳細には分からないので、Vovshaら¹³⁾が提案した手法を用いる。この時刻選択モデルは出発時刻と到着時刻、継続時間の組み合わせで動作する離散選択モデルである。Vovshaらは1日を1時間ごとに分解し、組み合わせから190の選択肢で表した。提案された効用式はシフト変数に基づいており、シフト変数(個人属性、旅行時間等)は出発時刻や継続時間にそれぞれ乗算することでその時刻の効用を表す。自動運転車普及前後の変化を確認するにあたり1時間単位で挙動が確認できる点やSAV(Shared Autonomous Vehicle)を想定する際に旅行時間を労働時間の一部と仮定し、置き換えることが可能な点から本研究で用いる。

3.2 仮定するシナリオ

自動運転自動車の普及により、移動中に仕事や娯楽活動を行うことができる。さらに、人件費が必要となくなりタクシーの運賃が安価になるため活動パターンが変化するといわれている。本研究では活動パターンや各階層の選択確率の変化を分析するため5つのシナリオを仮定する。Case1は現況の場合、Case2はSAV(タクシー)の移動時間に労働の一部を割り当てる場合、Case3はCase2に加え、人件費の削減によりSAVの費用55円/kmとなる場合、Case4はCase3に加え、移動中に活動できるため、時間価値が現況と異なり低下したと仮定した場合(文献14の時間価値を用い、Case3の42.9%の時間価値とする)、Case5はCase4に加え、外出活動が増えると仮定して活動パターンのパラメータを調整し、定数項やダミー変数の影響を小さくした場合とする。

3.3 分析結果

分析結果を表1~4に示す。時刻選択はA(7:00~9:59)、

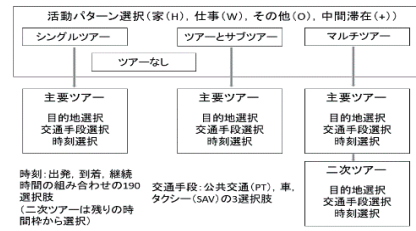


図-3 意思決定プロセス

表-1 活動パターン選択確率(%)

	シングルツアー	ツアーとサブツアー	マルチツアー	ツアーなし
Case1	77.8(base)	8.3(base)	13.7(base)	0.2(base)
Case2	77.7(+0.1)	8.2(+0.1)	13.9(+0.2)	0.2(+0.0)
Case3	77.5(+0.3)	8.3(+0.0)	14.0(+0.3)	0.2(+0.0)
Case4	77.2(+0.6)	8.3(+0.0)	14.4(+0.7)	0.2(+0.0)
Case5	73.2(-4.6)	9.7(+1.4)	16.9(+3.2)	0.1(-0.1)

表-2 目的地選択確率(%)

	近距離	中距離	長距離
Case1	50.4(base)	38.9(base)	10.7(base)
Case2	50.5(+0.1)	38.9(+0.0)	10.6(-0.1)
Case3	51.3(+0.9)	38.4(-0.5)	10.3(-0.4)
Case4	46.5(-3.9)	40.9(+2.0)	12.6(+1.9)
Case5	46.5(-3.9)	40.9(+2.0)	12.6(+1.9)

表-3 交通手段選択確率(%)

	近距離			中距離			長距離		
	PT	Car	SAV	PT	Car	SAV	PT	Car	SAV
Case1	62.1	32.2	5.6	79.5	20.4	0.1	90.7	9.3	0.0
Case2	60.9	31.6	7.5	79.5	20.4	0.1	90.7	9.3	0.0
Case3	32.8	23.0	44.3	66.6	17.1	16.3	85.1	8.7	6.2
Case4	32.8	23.0	44.3	66.6	17.1	16.3	85.1	8.7	6.2
Case5	32.8	23.0	44.3	66.6	17.1	16.3	85.1	8.7	6.2

表-4 時刻選択確率(%)

	A&B	A&C	A&D	B&B	B&C	B&D
Case1	7.7(base)	45.1(base)	25.2(base)	0.8(base)	3.7(base)	10.3(base)
Case2	7.7(+0.0)	40.9(-4.2)	20.9(-4.3)	1.5(+0.7)	6.6(+2.9)	16.0(+5.7)
Case3	7.7(+0.0)	40.9(-4.2)	20.9(-4.3)	1.5(+0.7)	6.6(+2.9)	16.0(+5.7)
Case4	7.7(+0.0)	40.9(-4.2)	20.9(-4.3)	1.5(+0.7)	6.6(+2.9)	16.0(+5.7)
Case5	7.7(+0.0)	40.9(-4.2)	20.9(-4.3)	1.5(+0.7)	6.6(+2.9)	16.0(+5.7)

B(10:00~16:59), C(17:00~19:59), D(20:00~23:59)の組み合わせから出発時刻、到着時刻を表している。目的地選択のCase1とCase4を比較すると中距離や長距離を選ぶ確率が増加した。この結果は、移動負担の軽減から中距離や長距離の移動がしやすくなり、遠い場所へのアクセスが増える可能性を示した。また、時刻選択ではCase1とCase2を比較すると、継続時間が短くなり、昼頃の出発や帰宅が増加した。この結果はオフィスでの労働時間が短くなり、自由な時間が増え活動が発見になる可能性を示した。

4. まとめ

本研究では、自動運転自動車を考慮したアクティビティモデルの構築を行い、自動運転自動車普及による活動パターンや時間、場所、交通手段の選択確率の変化を確認した。現状のモデルの課題として、活動パターンの効用関数が定数項やダミー変数のみでしか表せない点、下位のログサム効用が活動パターンの選択にあまり寄与しない点が挙げられる。今後、より自動運転自動車を考慮した適切なモデルを検討する必要がある。

参考文献

- Correia, G.H.D.A et al. : On the impact of vehicle automation on the Value of Travel Time while performing work and leisure activities in a car: theoretical insights and results from a stated preference survey. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 119, pp.559-582, 2018
- Chandra R. Bhat et al.: AN ECONOMETRIC MULTI-DIMENSIONAL CHOICE MODEL OF ACTIVITY/ TRAVEL BEHAVIOR. Transportation Letters, pp.217-230, 2010
- Habib, K.M.N et al.: A Random Utility Maximization (RUM) Based Dynamic Activity Scheduling Model: Application in Weekend Activity Scheduling. Transportation 38(1):123-151, 2011
- J.L. Bowman, M.E. Ben-Akiva : Activity-based disaggregate travel demand model system with activity schedules. Transportation Research Part A, 35, 1-28, 2001
- Jasper Willigers et al. : UPDATING AND EXTENDING THE DISAGGREGATE CHOICE MODELS IN THE DUTCH NATIONAL MODEL. The Hague, October 5th 2009
- G. Ozonder et al. : Anal Location and Trip Mode Choice-A Study on Hierarchical Ordering. Procedia Computer Science 151, 739-744, 2019
- Y. Shifan et al. : Activity-Based Modeling as a Tool for Better Understanding Travel Behaviour., 10th International Conference on Travel Behaviour Research, Lucerne, 10-15 August 2003
- Sacramento Activity-Based Travel Simulation Model (SAC-SIM07) : MODEL REFERENCE REPORT. Sacramento Area Council of Governments, November 2008
- Model Specification Report: Activity-Based Travel Model Coordinated Travel-Regional Activity Based Modeling Platform, October 2009, Last Revised December 2015
- Inbal Glickman et al. : Integrating activity-based travel-demand models with land-use and other long-term lifestyle decisions. The Journal of Transport and Land Use Vol. 8, No. 3, pp. 71-93, 2015
- Gennaro Nicola Bifulco et al. : An activity-based approach for complex travel behavior modelling. Eur. Transp. Res. Rev. 2:209-221, 2010
- Sadayuki Yagi et al. : Modeling Daily Activity-Travel Tour Patterns Incorporating Activity Scheduling Decision Rules. Transportation Research 2076(2076):123-131, December 2008
- Peter Vovsha, Mark Bradley : Hybrid Discrete Choice Departure-Time and Duration Model for Scheduling Travel Tours. Transportation Research Board, No.1894, Washington, D.C. 2004
- Kolarova, V., Steck, F et al. : Estimation of the value of time for automated driving using revealed and stated preference methods. Transportation Research Procedia 31, pp.35-46, 2017