

マルコフ連鎖モンテカルロ法による活動パターン生成手法に関する研究

京都大学工学研究科 正会員 山本俊行
都市基盤整備公団 正会員 岸澤桂子
京都大学工学研究科 正会員 北村隆一

1. はじめに

非集計分析手法の発展によりマイクロシミュレーションによって人々の1日の活動パターンを生成し、交通施策が1日の活動全体に与える影響を視野に収めた交通政策評価を行うことが現実的な選択肢となりつつある¹⁾。しかしながら、多数の活動の組み合わせからなる1日の活動パターンをシミュレーションによって予測する際には、膨大な数の選択肢が存在するという事実に起因する選択肢集合列挙の困難性の問題が存在する²⁾。膨大な数の、互いに相関を持つ選択肢からなる選択肢集合を持つ選択行動を解析・予測するための新たな手法が求められていると言えよう。本研究では、全選択肢を列挙することなく活動パターンを確率的に再現する手法として、マルコフ連鎖モンテカルロ（MCMC: Markov chain Monte Carlo）法³⁾を用いた活動パターンの生成手法を構築し、交通施策評価手法としての適用可能性を検討する。

2. 手法の概略

MCMC法は、マルコフ連鎖であらわされるダイナミクスを利用して、与えられた多変量の確率分布からのサンプルを得るアルゴリズムである。これまで主に統計物理学の分野で用いられてきたが、近年では離散選択モデルのパラメータ推定⁴⁾や道路ネットワークの確率的利用者均衡配分状態の算出⁵⁾にも用いられている。MCMC法の利点は、対象とする多変量分布の同時分布を特定する必要がなく、変数ベクトルのほとんどの変数値が同一で、いくつかの変数のみ値が異なるような2つのベクトル間で、各々のベクトルが得られる確率（連続変数が含まれる場合には確率密度）の相対比が特定できるだけで母集団からのランダムなサンプリングが可能である点にある。

本研究では、活動パターンは、活動数、および各々の活動の活動種類、活動時間、活動場所、その活動を行う地点までの移動手段によって構成されるものとし、MCMC法を用いて活動パターンを以下の手順で生成する。

- ① 任意の活動パターン i を初期状態とする。
- ② 活動パターン i の何番目の活動に着目するかをランダムに選ぶ。
- ③ 着目する活動について表-1で示される要素のうち、変更する要素をランダムに選ぶ。
- ④ a)～d)が選ばれた場合、当該要素の値をランダムに変更する。
e), f)が選ばれた場合は当該変更を実行し、g)が選ばれた場合、新たな活動の要素 a)～d)をランダムに生成する。
- ⑤ ④によって生成された変更後の活動パターン i' と活動パターン i が得られる確率の相対比 γ を算出する。
- ⑥ $0 \sim 1$ の一様乱数 R を発生させ、 $\gamma > R$ ならば、 i を i' で置き換える。
- ⑦ ②に戻って繰り返す。

以上のように、他の要素を固定した上で1つ1つの要素を変更していくことを十分繰り返すことにより、初期状態の影響が緩和される。さらに、緩和された後に十分大きな間隔でサンプルを取り出せば、全活動パターンから各活動パターンの選択確率に応じてランダムにサンプリングしたものと見なすことが可能である。

表-1 活動パターン変更要素

各活動に関する要素
a) 活動種類
b) 活動時間
c) 活動場所
d) その場所までの移動手段
活動数に関する要素
e) 当該活動の前に自宅に立ち寄る
f) 当該活動を取りやめる
g) 当該活動の後に新たな宅外活動を増やす

ここで、例えば各活動パターン選択確率が以下の多項ロジットモデルに従うとしよう。

$$P(i) = \exp(V_i) / \sum_{j \in C} \exp(V_j) \quad (1)$$

ただし、 $P(i)$ は活動パターン i の選択確率、 V_i は活動パターン i の確定効用、 C は全活動パターン集合を表す。この場合、 $P(i)$ の算出には分母の値を計算するために理論的には無限大ある全活動パターンの確定効用を求める必要がある。一方、活動パターン間の選択確率比 γ は以下の式で表される。

$$\gamma = P(i') / P(i) = \exp(V_{i'}) / \exp(V_i) \quad (2)$$

式(2)より、活動パターン間の選択確率比を算出する際には全活動パターンの確定効用を求める必要が無く、活動パターン i, i' の確定効用のみを求めればよいことが分かる。

3. 計算例

本手法の実行可能性、および施策評価への適用可能性を検討するために、Fujii et al.²⁾ で構築された活動パターン選択モデルの効用関数、パラメータ、および交通サービス水準等の環境変数を用い、表-2 で示される仮想個人を対象とした勤務後の時間帯の活動パターンを本手法によって生成した。さらに、①退社時刻が午後7時、②通勤手段が鉄道、③自動車利用時の移動時の費用の20%上昇、の各変更を行った場合の活動パターンについても同様に再現した。結果を表-3 に示す。各々の値は初期状態から10,000回以上の変更を繰り返した後、1,000回以上の間隔を開けて500サンプルを抽出した結果である。各ケースの計算にはPentium III, 600MHz の計算機でそれぞれ10分から15分程度の計算時間を要した。

表-3 より、退社時刻が遅くなることにより総宅外活動時間や総トリップ時間、トリップ数等について有意に減少していることが分かる。一方、通勤手段を鉄道に変更した場合は総トリップ時間やトリップ数の増加が見られた。また、自動車利用に伴う費用を20%余分に賦課してもトリップ数や総トリップ時間が変化せず、料金賦課が道路交通需要の抑制に寄与しないという結果になった。

4. おわりに

従来のアプローチでは1日の活動パターンは同時的に、時間軸に沿って（または逆向きに）逐次的に、あるいは階層的な選択構造を仮定し段階的に、推定されてきたが、いずれの方法も計算上、行動学上、あるいは政策適用上の問題を孕むものである。本研究で提案する手法は、意思決定構造の不確定性の問題を回避することを可能とするものであり、また1日に遂行される活動間の相関を忠実に表現することを可能とするものである。本研究の成果は今後のアクティビティ分析の実用的適用範囲を拡大させるものと期待される。

参考文献

- 1) 北村隆一：交通需要予測の課題：次世代手法の構築にむけて、土木学会論文集, No. 539/IV-30, pp. 17-30, 1996.
- 2) Fujii, S., R. Kitamura and T. Monma: A utility-based micro-simulation model system of individual's activity-travel patterns, Preprint CD-ROM of the 77th Annual Meeting of Transportation Research Board, Washington, D.C., 1998.
- 3) 伊庭幸人：マルコフ連鎖モンテカルロ法とその統計学への応用，統計数理, 第44巻, 第1号, pp.49-84, 1996.
- 4) Hajivassiliou, V., D. McFadden and P. Ruud: Simulation of multivariate normal rectangle probabilities and their derivatives Theoretical and computational results, Journal of Econometrics, Vol. 72, pp.85-134, 1996.
- 5) Chiang, J., S. Chib and C. Narasimhan: Markov chain Monte Carlo and models of consideration set and parameter heterogeneity, Journal of Econometrics, Vol. 89, pp.223-248, 1999.
- 6) Hazelton, M. L., S. Lee and J. W. Polak: Stationary states in stochastic process models of traffic assignment: a Markov chain Monte Carlo approach, Proceedings of the 13th International Symposium on Transportation and Traffic Theory, pp.341-357, 1996.

表-2 対象仮想個人の属性

年齢・職業：40歳・会社員
続柄：子供と同居する父親
居住地：京都市山科区
勤務地：京都市下京区
通勤交通手段：自動車
起床時刻：7:00
通勤出発時刻：8:00
退社時刻：17:30
帰宅制約時刻：22:00
就寝時刻：23:00

表-3 活動パターン生成結果

	基本ケース		退社時刻変更		通勤手段変更		自動車費用変更	
	平均	分散	平均	分散	平均	分散	平均	分散
総宅外活動時間(分)	57.17	1581	40.12**	665**	57.64	1556	58.45	1518
総トリップ時間(分)	129.43	3215	92.83**	1213**	141.91**	2827*	126.56	3065
トリップ数	2.67	0.68	2.54**	0.45**	2.82**	0.74	2.59	0.51**

**基本ケースとの有意差 95%, *基本ケースとの有意差 90%