

動的発生・分布・分担・配分統合型マイクロシミュレータの開発とその適用*¹

Development of an Integrated Activity-Network Simulator "PCATS" and its Application*¹

菊池輝*²・森大祐*³・北村隆一*⁴・藤井聡*²

By Akira KIKUCHI*², Daisuke MORI*³, Ryuichi KITAMURA*⁴ and Satoshi FUJII*²

1. はじめに

著者らは、個人の生活行動に根拠をおいた動的な交通需要予測により交通施策を評価することを目的とした、生活行動シミュレータ PCATS (Prism-Constrained Activity-Travel Simulator)¹⁾ と動的交通流シミュレータを統合したシミュレーションシステムを開発し、内外の都市圏に適用してきた²⁾。このシミュレーションシステムにより、間接的ではあるが、OD所要時間を内生的に取り扱うことができ、道路が混雑してくれば、個人はその道路を選択しにくくなるという、他者の行動との関係を考慮することが可能であった。しかし、一方のシミュレータの出力を与件として他方のシミュレータが稼働するというシステム構成のため、交通行動と道路混雑状況が動的に影響を及ぼし合う施策、例えば、道路が混雑してきた場合にのみ実施する交通規制施策等の評価に対応できない問題があった。またPCATSの中で取り扱う自動車トリップのOD所要時間は、外生的に与えるため、PCATSで用いたOD所要時間と動的交通流シミュレータから得られるOD所要時間が必ずしも一致しないという問題点があった。

このような課題に対処するために、生活行動シミュレータと動的交通流シミュレータを同一時間軸上で統合し、個人の生活・交通行動を同時に再現する動的な発生・分布・分担・配分統合型マイクロシミュレータの開発が求められている。

本研究では、このシミュレータの開発を行うことに加え、公共交通機関ネットワークの内生化、エージェントの学習機能の実装、を行った。これにより、1)公共交通機関のOD間所要時間が内生的に算出されるため、公共交通機関に関する施策評価時の入力データ整備が容易になる、2)交通状況の経日的な変動が表現可能となる、といった効果が期待できる。

*¹ キーワード：生活行動，動的交通流，行動シミュレータ

*² 正員，工博，京都大学大学院工学研究科都市社会学専攻
(京都市西京区京都大学桂4-C1-2, TEL 075-383-3240,

E-mail:kikuchi@trans.kuciv.kyoto-u.ac.jp)

*³ 正員，アクセンチュア株式会社

*⁴ 正員，Ph.D.，京都大学大学院工学研究科都市社会学専攻

ところで、近年、道路整備に関する予算は逼迫しており、これまで以上に効率的な道路整備が求められている。すなわち、道路整備にかかる費用や道路整備の際に発生する混雑をできるだけ抑える必要がある。しかし、現在、道路整備がネットワーク交通流に与える影響は経日的に把握されておらず、工事の規模や期間、またその際にどのように情報提供を行えば、効率的な道路整備が行えるか評価できない。本研究で開発するシミュレータは、交通状況の経日的な変動を表現できるため、道路工事に伴う交通規制がネットワークに与える影響の経日的変化を分析可能であり、本稿ではその応用例の1つとして、その分析結果を報告する。

2. シミュレータの構成とサブモデルの概要

(1) シミュレータの構成³⁾

大きく3つのモジュール(意思決定モジュール、交通状況再現モジュール、事象管理モジュール)で構成される(図1)。

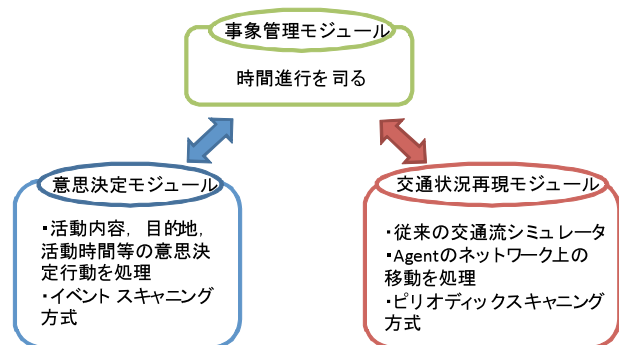


図1 シミュレータの構成

意思決定モジュールは従来のPCATSに相当し、Agentの意思決定行動を表現する。交通状況再現モジュールは、動的交通流シミュレーションモデルに相当し、ネットワーク上におけるAgentの動きを表現する。この2つのモジュールの時間進行方式は、意思決定モジュールがイベントスキャン方式であるのに対し、交通状況再現モジュールはピリオディックスキャン方式であり、異なっている。事象管理モジュールはこの2つの異なる時間進行を仲介し、それぞれのモジュールに

Agentを引き渡す役割をする。なお、各モジュール内部のサブモデル構成やアルゴリズムに関する詳細は参考文献3)を参照されたい。

(2) 公共交通機関ネットワークの内生化

本研究では、PCATS内のAgentが意思決定を行う際に必要となるOD間所要時間、乗り換え回数、運賃等のデータを内生的に算出するため、公共交通機関ネットワークを考慮した。ネットワークの構造を図2に示す。公共交通機関ネットワークは各交通機関の各路線のネットワークをダミーリンクで結んだものとなっている。各路線内のネットワークのリンクは駅から駅までの所要時間をコストとして持っており、各路線間を結ぶダミーリンクは路線の乗り換えにかかる平均待ち時間をコストとして持っている。このリンクコストを基に各OD間で最小コスト経路探索を行い、その最小コストをOD所要時間とした。また、各リンク間には何らかの運賃(距離制、定額制、初期運賃)が存在する。そこで、OD間の運賃は最小コスト経路の各リンク間の運賃の総和として算出する。さらに、乗り換え回数は最小コスト経路でダミーリンクを通った回数として算出する。

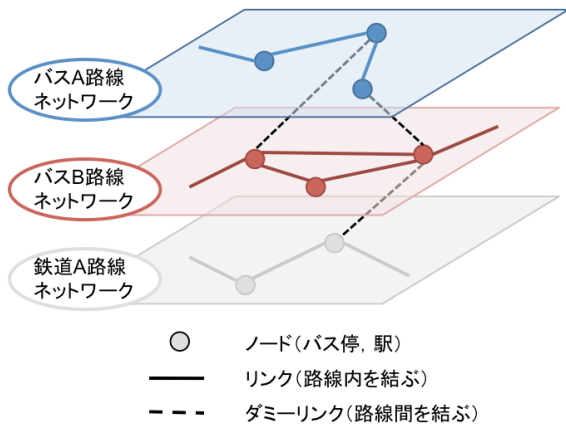


図2 公共交通機関ネットワーク構造

(3) エージェントの学習モデル

自動車利用時のOD間所要時間は公共交通機関利用時と異なり、交通混雑状況に依存し、日や時間によって大きく異なる値をとることもある。また各ドライバーが認知しているOD間所要時間は、それまでの各人の経験に依存している³⁾。このことを考慮し、本研究では各エージェントが持つ自動車利用時の認知所要時間を以下のようにモデル化する。

a) 認知所要時間

本研究では、1)最も早く行けたとして、かかると思われる最早所要時間、2)日常的にかかると思われる期待所要時間、3)どれだけ遅くても、これ以上はかからないと思われる最遅所要時間、の3種類の認知所要時間を道路リンクやOD間の所要時間に関する手がかり(以下、

Reference Times : RTs)として考える。

b) 学習モデル

エージェントは以下の式に定義するようにそれぞれのRTsを学習、更新するものとする。

$$T_E^{(N+1)} = \min(T_E^{(N)}, T_{\text{exp}}^{(N+1)}) \quad (1.a)$$

$$T_P^{(N+1)} = \frac{T_P^{(N)} + T_{\text{exp}}^{(N+1)}}{2} \quad (1.b)$$

$$T_L^{(N+1)} = \max(T_L^{(N)}, T_{\text{exp}}^{(N+1)}) \quad (1.c)$$

$T_E^{(N+1)}$: N+1日目終了時の最早所要時間

$T_P^{(N+1)}$: N+1日目終了時の期待所要時間

$T_L^{(N+1)}$: N+1日目終了時の最遅所要時間

$T_{\text{exp}}^{(N+1)}$: N+1日目に経験した所要時間

上式から分かるように、最早所要時間は、これまで経験した所要時間の中で最も早かったときの所要時間であり、また、期待所要時間は、前回のトリップまでに認知していた所要時間と今回のトリップで経験した所要時間の平均として学習、更新する。最遅所要時間は、これまで経験した所要時間の中で最も遅かったときの所要時間である。本シミュレータでは、エージェントが自動車の所要時間を基にして何らかの意思決定を行う際には全てこのRTsを基に行うとする。

(4) 出発時刻選択モデル

個人は移動する時に所要時間の不確実性を考慮して到着制約時刻からある程度余裕時間をとった時刻を希望到着時刻とすると考えられる。この余裕時間をセーフティマージン⁴⁾とし、本研究では、出発時刻選択を式(2)で示すように、期待所要時間と固定活動の開始時刻、またセーフティマージンから決定することとする。ここでセーフティマージンの算出には牛若ら³⁾が推定したモデルを用いる。

$$t_{\text{dep}} = t_{\text{start}} - T_E - T_{SM} \quad (2)$$

t_{dep} : 出発時刻

t_{start} : 固定活動の始業時刻

T_E : 期待所要時間

T_{SM} : セーフティマージン

さらに、人は、日々生活をしていく上で出発時刻を習慣化していくことが考えられる。そこで、本研究では、エージェントは前日の到着時刻によって、出発時刻を前日の出発時刻から変更するか決定するものとする。出発

時刻の変更確率を図2に示す。前日の到着時刻が始業時刻よりも遅かった場合、もしくは、希望到着時刻からセーフティマージンを差し引いた時刻（希望早着時刻）よりも早かった場合には出発時刻を必ず変更することとする。また、希望到着時刻と希望早着時刻の間の時刻に到着した場合には、出発時刻を変更せず、前日の出発時刻とする。さらに、前日に、希望到着時刻と始業時刻の間の時刻に到着した場合には、式(3)による変更確率に従って、変更するかどうかを決定する。

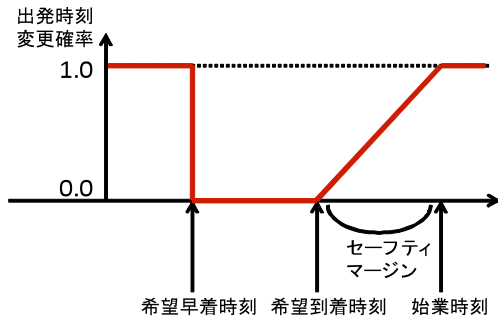


図2 出発時刻の変更確率

$$p_{dep} = \frac{T_{arrival} - t_{start} - T_{SM}}{T_{SM}} \quad (3)$$

(if $t_{start} - T_{SM} \leq T_{arrival} < t_{start}$)

p_{dep} : 出発時刻変更確率

$T_{arrival}$: 前日の到着時刻

(5) 経路選択モデル

これまでのモデルシステムにおいては、全てのエージェントが移動前の完全な所要時間を知っているという前提で経路選択を行っている。しかし現実のドライバーは認知している所要時間を基に経路の予想所要時間を考えて経路選択を行っているであろう。そこで本研究では、エージェントは各リンクの認知所要時間を基にして予想所要時間を求め、この予想所要時間をリンクコストとして、経路選択を行うものとし、予想所要時間は通常、期待所要時間と同一であるとする。

3. 道路工事に伴う交通規制時の対応行動

本シミュレータでは3つのRTsを基にして交通行動に関する意思決定を行うとしている。しかし、RTsがどのように参照され、経路選択が行われているかは不明である。そこで、自動車通勤者に対して交通規制時に関するSP調査を行い、交通規制時の認知所要時間と交通行動の関係について分析を行った。

(1) 経路選択行動SP調査

自動車通勤者を対象として、web上で被験者に外生的に認知所要時間を与え、経路選択を行ってもらった「通勤行動に関するWebアンケート」を実施した。Webアンケート実施にあたり、事前にリクルーティング(2,800通配布)を行い、自動車通勤頻度、通勤所要時間等を考慮し、110名をWebアンケートの被験者として抽出し、84名の被験者からデータを収集することができた。

Webアンケートでは、3つのRTsを外生的に設定した工事経路/迂回経路の2経路選択問題を5パターン、公共交通機関で通勤/工事経路を自動車通勤の機関選択問題を5パターンずつ出題した。同時に、それぞれの経路がどれくらいの時間がかかるかと思うか予想所要時間を回答してもらった。また、個人のリスク態度と経路選択・機関選択の関係を分析するため、リスク態度に関するアンケートも行った。

(2) 予想所要時間

SP調査から得られた予想所要時間のデータから期待所要時間を基にした予想所要時間の回帰モデルの推定を行った。予想所要時間を期待所要時間で除したものを被説明変数として推定した結果を表1に示す。この結果から、期待所要時間が20分の経路で工事により車線規制が実施された場合、約2倍の所要時間を予想し、期待所要時間が60分の経路では約1.5倍の所要時間を予想していることになる。

表1 交通規制時の予想所要時間回帰モデル推定結果

| 工事経路 | | |
|----------------|--------|-----------|
| | 非標準化係数 | t値 |
| 定数項 | 2.600 | 23.658 ** |
| 期待所要時間 | -0.015 | -7.849 ** |
| R ² | 0.209 | |
| 迂回経路 | | |
| | 非標準化係数 | t値 |
| 定数項 | 1.519 | 26.668 ** |
| 期待所要時間 | -0.004 | -5.341 ** |
| R ² | 0.107 | |

**p<0.01

(3) 交通機関選択

通常利用している自動車通勤経路上で工事による交通規制が実施された場合の交通機関選択モデルを、選択肢集合が自動車と公共交通のBinary Logit Modelの枠組みで構築し、パラメータ推定を行った。表2の結果を見ると、全ての係数が負であり、予想所要時間が大きいほど、またリスク回避志向性が強いほど、あるいは年齢が50歳以上であれば公共交通を選びやすくなるという結果が得られた。

表2 交通規制時の機関選択 Binary Logit Model 推定結果

| 説明変数 | Coef. | t値 |
|---------------------------------|-------|----------|
| 車の通勤予想所要時間(分)/ 車の通勤最遅所要時間(分) | -4.74 | -6.33 ** |
| リスク回避志向性 | -0.65 | -4.69 ** |
| 50歳以上ダミー | -1.09 | -4.30 ** |
| 定数項 | 4.14 | 5.90 ** |

**p<0.01

| サンプル数 | 379 | 的中率 | 0.68 |
|--------------|---------|------------|--------|
| L(0) | -262.70 | χ^2_0 | 118.00 |
| L(β) | -203.71 | χ^2_c | 92.89 |
| L(c) | -250.15 | ρ^2 | 0.22 |

4. 道路工事に伴う交通規制の影響分析

3. で述べた交通規制時における対応行動モデルを2. で構築したシミュレータに実装した上で、仮想ネットワークにおける交通規制の影響分析を行った。仮想ネットワークのサイズを表3に示す。

表3 仮想ネットワーク

| | リンク | ノード |
|------------|-------|-----|
| 自動車ネットワーク | 334 | 77 |
| 公共交通ネットワーク | 1,336 | 336 |

分析に用いたシナリオは終日、交通容量が半分になる交通規制を考えた。シナリオ1では、対象区間を10日間連続して行った。また、シナリオ2、シナリオ3では、シナリオ1より広範囲のエリアで交通規制を考えた。その際に、シナリオ2では5日間連続で一括して、全ての区間で交通規制を行い、シナリオ3では、エリアを複数に分割して行うことを考えた。

また、各シナリオでは、事前に交通規制を知っているエージェントの割合（情報率）で比較して行い分析した。結果、交通規制時にネットワークの混雑が交通規制区間から波及する現象を表現できた。特に、交通規制開始後、数日間の混雑が激しいことがわかった（図3）。しかし、ネットワークの混雑は情報率の差異によって大きく異なり、適切な情報率の場合には、混雑が緩和されることが示された。また、図4にシナリオ2シナリオ3の結果を示す。この図はシミュレーション中の総自動車通勤旅行時間費用を示している。この結果から、交通規制区間の規模や期間によって、ネットワークの混雑を緩和できる適切な情報率が異なることがわかる。

5. おわりに

本研究では、動的発生・分布・分担・配分統合型シミュレータの開発を行った。加えて、所要時間を認知、学習するモデル、また、認知所要時間を基にした出発時刻選択モデル、経路選択モデルを組み込むことで経日的な

変化を表現できるシミュレータを構築した。本シミュレータの適用事例として、道路工事に伴う交通規制がネットワーク交通流に与える影響分析を仮想ネットワーク上で行った。その結果、情報提供施策が交通規制時の混雑の緩和に寄与する可能性、交通規制の規模や期間に応じた情報提供施策を行う必要性があることを示した。以上は、応用例の一例ではあるが、均衡状態を再現する従来の予測手法とは異なるシミュレーションの適用可能性を示している。今後は、経日的な変化を捉える必要のある施策、例えば、新規道路や交通機関の参入、動的交通規制などの評価といった多岐にわたる適用が期待される。

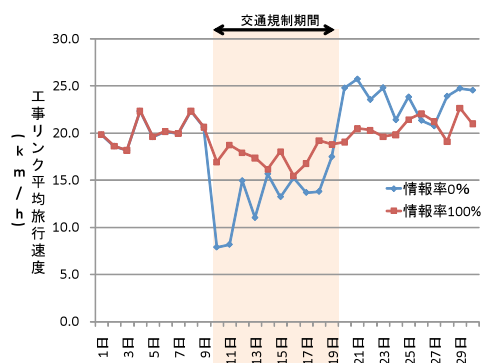


図3 シナリオ1工事リンク平均旅行速度

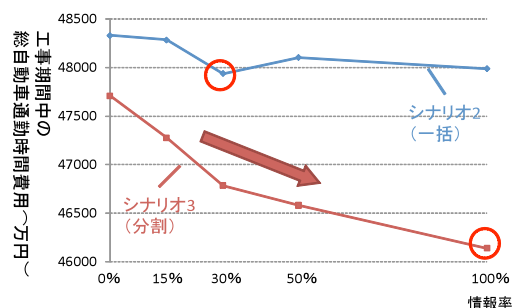


図4 情報率別の通勤時間費用

参考文献

- 1) 藤井聡, 大塚祐一郎, 北村隆一, 門間俊幸: 時間的空間的制約を考慮した生活行動軌跡を再現するための行動シミュレーションの構築, 土木計画学研究・論文集, No.14, pp.643-652, 1997.
- 2) 藤井聡, 菊池輝, 北村隆一: マイクロシミュレーションによるCO2排出量削減に向けた交通施策の検討: 京都市の事例, 交通工学, Vol.35, No.4, pp.11-18, 2000.
- 3) 牛若健吾, 菊池輝, 北村隆一: 所要時間の認知に基づくセーフティマージンの要因分析, 土木計画学研究・論文集, 22(3), pp.569-574, 2005.
- 4) Hall, R.W.: Travel outcome and performance: The effect of uncertainty on accessibility. Transportation Research B, 17B(4), 275-290., 1983.