

移動軌跡情報に基づく 時間構造化ネットワーク上の交通配分

大山雄己¹・羽藤英二²

¹学生会員 東京大学／日本学術振興会特別研究員 DC (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

E-mail: oyama@bin.t.u-tokyo.ac.jp

²正会員 博士(工学) 東京大学 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

E-mail: hato@bin.t.u-tokyo.ac.jp

道路パフォーマンスの向上から歩行環境の改善など、正の政策効果を評価することは都市空間の計画において重要である。本研究ではゼロコストサイクリック構造を含むネットワークにおける経路非列挙型交通配分の手法として、時間構造化ネットワークを提案する。スケジューリングの概念を導入することによって、空間的サイクリックを暗に保ったまま、計算対象となるネットワークからはサイクリック構造を除去することが可能となる。時間構造化ネットワークにおける経路選択行動は、プリズム制約付の動的離散選択モデルとして記述され、後ろ向き帰納法によって期待効用を算出することが可能である。簡易ネットワークを用いた計算の結果、通常ネットワークにおける既往理論との整合性と、ゼロコストサイクリックを含むネットワークにおいて配分結果が出力されることが確認された。

Key Words : *Time-structured network, Trajectory data, Route choice model, Traffic assignment*

1. はじめに

プローブカーや ETC2.0 の台頭により、交通情報の観測システムは従前のオイラー型からラグランジュ型へとその主流を移そうとしている。集計的な交通状態量から、個々の車両の移動軌跡情報へと観測の解像度が高まることは、経路選択モデルの推定を容易にし、詳細な行動原理の把握に基づいた配分を可能にすると考えられる。ここで、確率的な経路選択モデルの構築には選択肢集合の生成が必要であるものの、実ネットワークにおける経路列挙は到底不可能という課題が存在する。経路選択肢集合の生成手法を提案する既往研究は多く、近年では Frejinger et al. (2009)¹¹ や Flötteröd and Bierlaire (2013)⁹ により確率的な方法も開発されている。しかし、リアルタイムな移動軌跡の観測・予測や、非日常時における経路の多様性・複雑性を考えたとき、経路選択肢を明示的に列挙する方法は未だ予測に課題を残している。

一方、Dial (1971)⁸ を嚆矢とした、経路選択肢を明示的に列挙しない配分方法も存在する。このアプローチは経路がリンクの系列であるという空間構造的特徴を生かしたものであり、道路ネットワークを GEV ネットワークとして見なすことによって経路相関を扱った n-GEV 型経路選択モデルも存在する¹³⁾¹⁶⁾。しかし、Bierlaire (2002)⁶、Daly and Bierlaire (2006)⁷ による n-GEV モデルの適用にはネットワークにサイクリッ

ク構造を含まないという条件を満たす必要があり、対象ネットワークが限られるという課題がある。対して、Bell(1995)⁴、Akamatsu(1996)² は吸収マルコフ連鎖¹⁸⁾に基づいて、サイクリック構造を含むネットワークにおけるロジット型交通配分手法を提案した。さらに Fosgerau et al.(2013)¹⁰ が動的離散選択モデル¹⁷⁾として定式化することにより、選択肢非列挙型のアプローチが推定可能なモデルとなった。

ここで、経路非列挙型アプローチは、各交差点においてリンク間を確率的に遷移するという逐次的なモデルに基づく。リンク間遷移の際に、直接的な移動コストに加えて目的地までの期待コストを考慮し、その再帰的な構造を利用することで経路列挙の必要性を回避している。しかし、ネットワークにコストの小さなサイクリック構造が含まれる場合、その周回効用が無限度に発散して期待コストが計算不可能になるという課題を残している。これに対して、サイクリックを除去する方法³⁾¹⁴⁾や、リンクコストを必ず負、かつパラメータ初期値の絶対値を十分大きな値とする方法¹⁰⁾が取られてきている。しかし、こうした操作はサイクリック経路への配分可能性や正の効果を生む多様な政策変数の評価、そして推定に要する計算時間を犠牲にしていると考えられる。またパラメータ推定を前提とする場合、その推定値の絶対値に十分な大きさを保証できず、計算に不安定性を残すことが Fosgerau(2013)¹⁰⁾ などでも指摘されている。

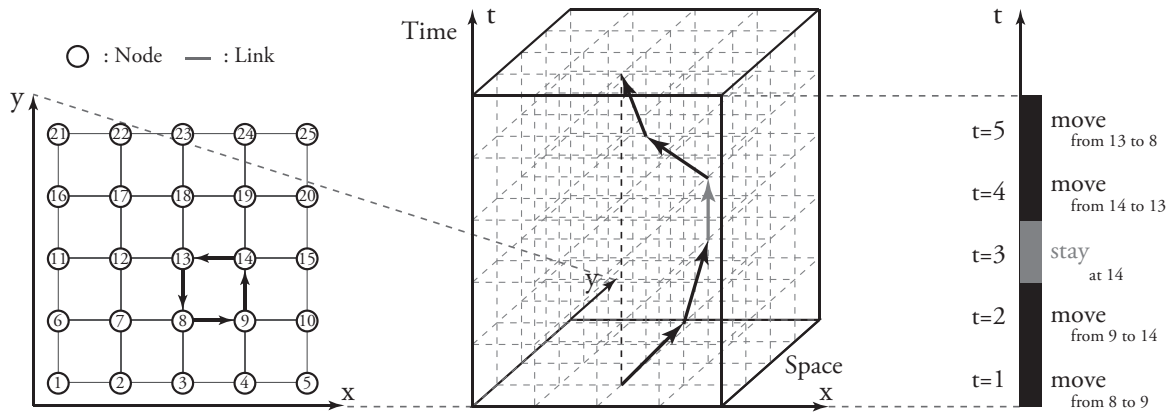


図-1 時間構造化ネットワークと射影による行動パターン評価

こうした背景のもと、本論文では、ネットワーク上の経路選択モデルにスケジューリングと時間制約の概念を導入した「時間構造化ネットワーク」手法を提案する。時間構造化ネットワークは、空間的サイクリック構造を保ったまま、計算対象となるネットワークからはサイクリック構造を除去できる手法であり、上述の問題を解決する。2章において、時間構造化ネットワークの生成手法の導入を行い、3章では時間制約付の経路選択モデルを選択肢非列挙型アプローチに基づいて提案する。また、本手法が既往理論に対して持つ、計算に関する有用性を4章で議論する。5章は時間構造化ネットワーク上の確率的配分手法を紹介し、6章において数値計算結果を示す。7章で結論及び移動軌跡情報との関係について議論する。

2. 時間構造化ネットワーク

ネットワーク $G = (N, A)$ を考える。 N , A はそれぞれノード、リンクの集合である。ノード i, j 間の空間的接続条件は $\delta(j|i)$ を用いて表すこととし、リンク (i, j) が存在する場合に $\delta(j|i) = 1$ 、そうでない場合に $\delta(j|i) = 0$ とする。したがって、 $G = (N, A)$ は通常(空間)ネットワークである。

ここで、ネットワークに時間の概念を導入することを考える。時間の不可逆性を考慮すれば、空間ネットワークは離散化された時点 t ごとに異なる状態をとるため、ネットワークの配列は $\mathbf{G} = (\mathbf{S}, \mathbf{E})$ と書くことができる。 $\mathbf{S} = [S_0, \dots, S_t, \dots, S_T]$, $\mathbf{E} = [E_0, \dots, E_t, \dots, E_{T-1}]$ はそれぞれ状態集合 S_t , エッジ集合 E_t の時間配列である。 S_t は状態 $s_t = i \in N$ を、 E_t はエッジ $e_t = (s_t, s_{t+1})$ をそれぞれの要素として持つ。本研究では、 $\mathbf{G} = (\mathbf{S}, \mathbf{E})$ を「時間構造化ネットワーク」として定義し、時間構造化ネットワーク上の経路選択行動を考える。

時間構造化ネットワーク上の経路は、離散化された時点 $0 \sim T$ までの状態系列 $[s_0, \dots, s_T]$ として記述される。ここで、 T は時間制約である。状態は「時間」と「空間」の組み合わせとして記述されるため、時点の異なる2つの状態 $s_t, s_{t'} (t \neq t')$ は、例え同じ空間を示す場合 (ex. $s_t = i, s_{t'} = i$) においても全く異なる状態として扱われる。1つの経路が同一の状態を2度以上とることがないという性質が示すように、ネットワークの時間構造化操作は、計算対象となるネットワークからサイクリック構造を除去する意味を持つ。さらに重要な点は、「空間的な」サイクリック構造を保っていることにある。図-1のように、時間構造化ネットワーク上の経路選択行動を x - y 平面及び t 軸に投影することで、空間・時間それぞれの選択行動パターンを考察することが可能となる。このとき、空間的なサイクリック経路は排除されることなく、他の経路と同様に配分対象となる(図-1左)。

また、時間構造化ネットワーク手法は、スケジューリングの概念を経路選択行動に導入する意味を持っている。各時点の S_t 及び E_t は時間制約 T の影響を受けることにより、取りうる範囲が限定される。初期状態 $s_0 = o \in N$, 最終状態 $s_T = d \in N$ が与えられたとする。ここで、ノード i の変数として $D^o(i)$ 及び $D^d(i)$ を定義する。それぞれ、 o, d からノード i に到達するまでの最小ステップ(リンク)数を示す。 $D^o(i), D^d(i)$ を用いて、状態集合 S_t は以下のように表される。

$$S_t = \{i \in N | I_t(i) = 1\} \tag{1}$$

where,

$$I_t(i) = \begin{cases} 1, & \text{if } D^o(i) \leq t, D^d(i) \leq T - t \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2}$$

つまり S_t は、時間制約 T の中で o を出発して d に最終的に帰着することを前提とした場合における、時点 t

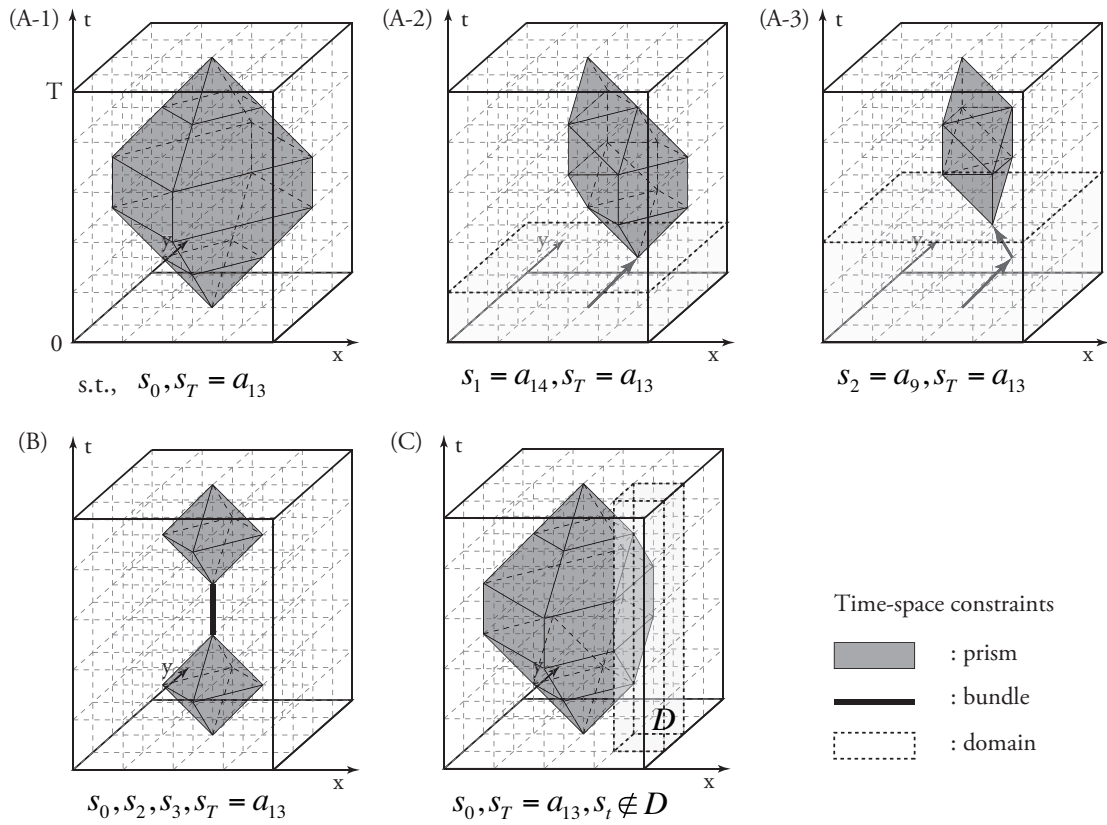


図-2 時空間プリズム制約による経路の限定

で個人が存在する空間集合を表す。状態 $s_t = i$ の存在可能性を表す指示変数が $I_t(i)$ である。

同様に、状態間の接続条件であるエッジ集合 E_t も時間制約を用いて以下のように定義される。

$$E_t = \{(i, j) \in A \mid \Delta_t(j|i) = 1\} \quad (3)$$

where,

$$\Delta_t(j|i) = I_t(i)\delta(j|i)I_{t+1}(j) \quad (4)$$

$\delta(j|i)$ は前述したように、空間的接続条件を表す指示変数であり、リンク $(i, j) \in A$ が存在する場合に 1 をとる。 $\delta(j|i)$ 及び $I_t(i)$ を用いて、時空間上の状態接続条件を表す指示変数 $\Delta_t(j|i)$ を定義する。つまり、状態 $s_t = i$ 及び $s_{t+1} = j$ がネットワーク $\mathbf{G} = (\mathbf{S}, \mathbf{E})$ 上に存在し、かつリンク $(i, j) \in A$ が存在する場合にのみ $\Delta_t(j|i)$ は 1 となる。それ以外では $\Delta_t(j|i) = 0$ である。

以上の S_t 及び E_t の定義は、時間構造化ネットワーク上の経路選択行動が時空間プリズム¹²⁾ 内でのみ行なわれることを意味している。時空間プリズム制約のイメージを図-2 に示す。図 (A-1), (A-2) 及び (A-3) は、状態の遷移によって時空間プリズム (到達可能な範囲) が逐次的に縮小されていくことを表している。また、Härgerstrand(1970)¹²⁾ は時空間上パスが受ける制約として、プリズムに加えて「バンドル」及び「ドメイン」

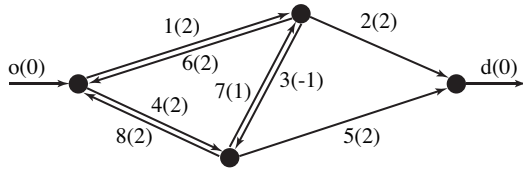
と呼ばれる制約を提唱している。バンドル制約は個人を一定時間、特定空間に拘束する活動が存在すること、ドメイン制約は立ち入ることのできない時空間領域が存在する (例えば、店舗の営業時間制約など) ことをそれぞれ意味する。本稿の提唱する時間構造化ネットワーク上の経路選択行動は、特定のトリップという概念を前提としないため、適切に状態制約を定義することでバンドル、ドメイン制約についても図-2 中の (B), (C) のように記述することが可能である。

3. 経路選択モデル

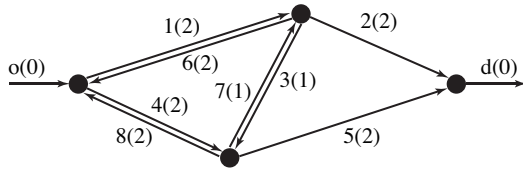
ネットワークの時間構造化操作は、空間ネットワークを T だけ重ねることを意味する。そのため、プリズム制約によって経路が限定されることを前提としても、適切な経路選択枝の列挙は困難である。本章では、Fosgerau et al.(2013)¹⁰⁾ をベースとし、動的離散選択モデルによる選択枝非列挙型の経路選択モデルを構築する。

個人 n が状態 $s_t = i$ にあるとき、次時点の状態 s_{t+1} へ遷移することを考える。個人は、 $s_{t+1} = j$ への遷移に関する直接的な効用 $v_t(j|i)$ と、状態 s_{t+1} へ遷移した際の期待最大効用 $V_{t+1}^{sT}(j)$ との和を最大化するように選択行動を行なうと仮定する。なお、 $V_{t+1}^{sT}(j)$ は s_{t+1} 及び

Network 1 : including a positive cycle (3,7)



Network 2 : all links are negative



N(C) : link number (link cost)

	Network 1		Network 2
θ_{cost}	$\rho(\mathbf{M})$	θ_{cost}	$\rho(\mathbf{M})$
-10	1.000E+00	-1	0.449
-9	1.000E+00	-0.9	0.513
-8	1.000E+00	-0.8	0.588
-7	1.000E+00	-0.7	0.676
-6	1.000E+00	-0.6	0.781
-5	1.000E+00	-0.5	0.905
-4	1.000E+00	-0.4	1.054
-3	1.000E+00	-0.3	1.230
-2	1.002E+00	-0.2	1.442
-1	1.044E+00	-0.1	1.696
0	2.000E+00	0	2.000
1	1.119E+01	0.1	2.366
2	7.904E+01	0.2	2.807
3	5.755E+02	0.3	3.339
4	4.229E+03	0.4	3.980
5	3.119E+04	0.5	4.756

: M is a convergence matrix

図-3 スペクトル半径 $\rho(M)$ の計算結果

s_T によって形成される時空間プリズムの期待効用の評価関数である。このとき、 $V_t^{s_T}(i)$ は Bellman 方程式⁵⁾を用いた定式化が可能である（簡便のため個人 n , 最終状態 s_T 及び推定パラメータ θ の表記を省略している）。

$$V_t(i) = \max_{s_{t+1}} E \left[\sum_{\tau=t}^T \beta^{t-\tau} u(s_{t+1}|s_t) \right]$$

$$= E \left[\max_{j \in C_t(i)} \{v_t(j|i) + \beta V_{t+1}(j) + \mu \epsilon_{t+1}(j)\} \right] \quad (5)$$

ここで、 ϵ はタイプ I の i.i.d. 極値分布（ガンベル分布）に従う。 μ はガンベル分布のスケールパラメータであり、常に正の値をとる。 $C_t(i)$ は $s_t = i$ から $e_t \in E_t$ によって接続される次時点の状態集合であり、逐次経路選択行動の選択肢集合を意味する。このとき、状態 $s_t = i, s_{t+1} = j$ 間の遷移確率は以下で定式化される。

$$p_t(j|i) = \frac{e^{\frac{1}{\mu} \{v_t(j|i) + \beta V_{t+1}(j)\}}}{\sum_{j' \in C_t(i)} e^{\frac{1}{\mu} \{v_t(j'|i) + \beta V_{t+1}(j')\}}} \quad (6)$$

誤差分布をガンベル分布と仮定したとき、その性質により、式 (5) はログサムを用いて以下のように変換可能である。

$$V_t(i) = \begin{cases} \mu \log \sum_{j \in N} \Delta_t(j|i) e^{\frac{1}{\mu} \{v_t(j|i) + \beta V_{t+1}(j)\}} & (t \neq T \wedge i \neq d) , \\ 0 & (t = T \vee i = d) . \end{cases} \quad (7)$$

上式の動的離散選択モデルは Fosgerau et al.(2013)¹⁰⁾ や Mai et al.(2015)¹⁵⁾ による Recursive logit (RL) モデルと類似した形をとるものの、時間の概念及び時空間プリズム制約 $\Delta_t(j|i)$ を新しく含んでいる点に大きな特徴を有している。後述するが、この特徴により、既存理論において未解決であったネットワーク上の問題を扱うことができる。

4. モデルの特性

(1) 価値関数

ここで、式 (7) の両辺に指数関数をとることによって以下のように変形する。

$$e^{\frac{V_t(i)}{\mu}} = \begin{cases} \sum_{j \in N} \Delta_t(j|i) e^{\frac{1}{\mu} \{v_t(j|i) + \beta V_{t+1}(j)\}} & (t \neq T \wedge i \neq d) , \\ 1 & (t = T \vee i = d) . \end{cases} \quad (8)$$

さらに、行列 $z_t (|N| \times 1)$ 及び $M_t (|N| \times |N|)$ を定義し、その時間配列を $\mathbf{z} = [z_0, \dots, z_t, \dots, z_T]$, $\mathbf{M} = [M_0, \dots, M_t, \dots, M_{T-1}]$ と表記する。行列 z_t, M_t の要素はそれぞれ、

$$z_{ti} = e^{\frac{V_t(i)}{\mu}}, M_{tij} = \Delta_t(j|i) e^{\frac{v_t(j|i)}{\mu}} \quad (9)$$

である。このとき、価値関数 $V_t(i)$ は式 (8) を変形した以下の Bellman 方程式の解となる。

$$z_{ti} = \begin{cases} \sum_{j \in N} M_{tij} (z_{t+1,j})^\beta, & t \neq T \\ 1, & t = T \end{cases} \quad (10)$$

式 (10) は行列演算を用いて、最終的に以下となる。

$$z_t = M_t X(z)_{t+1} + b \quad (11)$$

ここで、 $X(z)_t$ は要素に $X(z)_{ti} = (z_{ti})^\beta$ を持つ $|N| \times 1$ 行列、 $b(|N| \times 1)$ は d 番目 (最終状態 s_T がとる空間に対応する) 要素のみ $b_i = 1$ 、それ以外で $b_i = 0$ をとる行列である。

(2) 既存配分理論の求解条件

既存の経路非列挙型配分理論²⁾⁴⁾¹⁰⁾¹⁵⁾ に対して本論文が持つ有用性は、価値関数求解のために逆行列計算や反復計算を必要としない点にある。従前の手法では、以下のスペクトル半径に関する不等式条件を満たす必要があった。

$$\rho(M) = \max_h \{|\lambda_h|\} < 1 \quad (12)$$

ここで、 λ_h は行列 M の固有値である。スペクトル半径 $\rho(M)$ はその定義より、行列の固有値の絶対値の最大値を示す。つまり、式 (12) は $m \rightarrow \infty$ のときに M^m が収束するための必要十分条件となる。

ネットワーク特性の応じた計算可能性の変化を検証するため、簡易ネットワークにおいてその特性を変化させて $\rho(M)$ の計算を行なった。図-3 はネットワーク設定と計算結果を示している。ネットワーク 1 はゼロコストのサイクリック構造 (リンク $3 \rightarrow 7$) を含んでおり、コストのパラメータ θ_{cost} をどのような値にしても $\rho(M)$ が 1 未満になることはない。この事実は、赤松・牧野 (1996)³⁾ でも指摘され、幾何学条件を用いてサイクリックを除去する手法も考案されている。サイクリックの除去を行わない場合、従前のアプローチは θ_{cost} を必ず負の値になるように設定することによって、この問題を回避することを試みてきた。しかしネットワーク 2 における計算結果が示すように、コストが負の場合においても、そのスケールによって $\rho(M)$ が 1 以上の値を取りうる事が明らかとなった。したがって、既存理論においてはパラメータの絶対値が小さい場合は価値関数の求解、つまりは配分結果の出力が不可能となる。特にパラメータ推定を行なう場合¹⁰⁾、コストを負に設定したとしても計算には不安定性が残されているといえよう。

(3) 後ろ向き帰納法への帰着

一方、本論文で提案した時間構造化ネットワークにおいては、時間の持つ不可逆性により、単純な後ろ向き帰納法を用いて価値関数を求めることができる。後ろ向き帰納法のアルゴリズムは以下のステップに従う。

Step 1: 準備. $s_0 = o, s_T = d$, そして $V_t^{s_T}(d) = 0, \forall t$ とする。時空間上の状態接続条件に関する指示

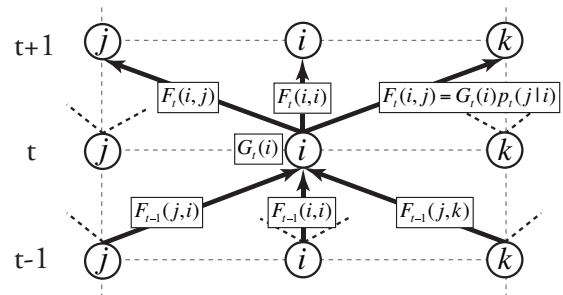


図-4 時間前進配分

変数 Δ 及び状態遷移効用 M を計算する。

Step 2: 初期化. $t = T, V_t^{s_T}(i) = 0, \forall i \in N$ とする。

Step 3: 後ろ向き計算. $t = t-1$ とし、 $V_t^{s_T}(i)$ を式 (11) によって計算する。

Step 4: 終了判定. $t = 0$ であれば計算を終了し、そうでなければ Step 3 へ戻る。

この計算方法は単純で収束計算を必要としないため、時間制約 T が有限であるかぎり一定の計算時間のオーダーで求解が可能である。

5. 確率的交通配分

(1) 計算の前提

時間構造化ネットワーク上で交通配分を行なうにあたり、いくつかの仮定を置く。まず、本論文では意思決定タイミングによるネットワークの時間構造化を行なう。つまり、離散化された時点 t は明示的な時間単位ではなく、状態遷移のステップであり、1 ステップの間に必ず 1 回のノード間遷移が行われる。それ以下でもそれ以上でもない。時点間隔として (30 秒や 1 分といった) 明示的な時間を設定すれば、スケジューリング行動や配分結果の時間依存性を考察可能である。本稿は既存の静的配分理論との比較に重きを置くため、時間に関する考察は後続の研究に譲ることとする。

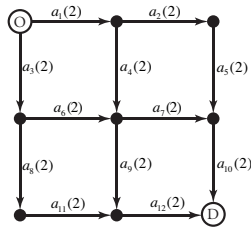
(2) 配分アルゴリズム

時点 t の状態 $s_t = i$ に関する交通量をノードストック $G_t(i)$ 、エッジ $e_t = (s_t = i, s_{t+1} = j)$ に関する交通量をリンクフロー $F_t(i, j)$ として定義する。このとき、両者は以下の関係式に従う。

$$G_t(i) = \begin{cases} Q_t(i) + \sum_{k \in N} F_{t-1}(k, i), & t \neq 0, \\ Q_t(i), & t = 0. \end{cases} \quad (13)$$

$Q_t(i)$ は時点 t にノード i から発生する交通量である。また、リンクフロー $F_t(i, j)$ はノードストック $G_t(i)$ に状態遷移確率 $p_t(j|i)$ を掛け合わせるによって得ら

Network 1

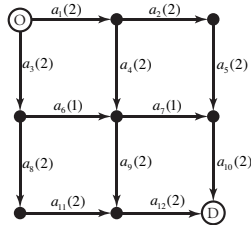


$Q = 1000, \theta_{\text{cost}} = -1$: All links have equal costs

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12
Dial(1971)	500	167	500	333	167	333	333	167	333	500	167	500
Bell(1995), Akamatsu(1996)	500	167	500	333	167	333	333	167	333	500	167	500
Fosgerau et al.(2013)	500	167	500	333	167	333	333	167	333	500	167	500
This paper (T=10)	500	167	500	333	167	333	333	167	333	500	167	500

* $a_n(c)$: link number (link cost)

Network 2

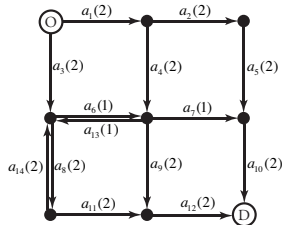


$Q = 1000, \theta_{\text{cost}} = -1$: Link a6 and a7 have smaller costs

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12
Dial(1971)	269	0	731	269	0	731	731	0	269	731	0	269
Bell(1995), Akamatsu(1996)	298	63	702	235	63	639	639	63	235	702	63	298
Fosgerau et al.(2013)	298	63	702	235	63	639	639	63	235	702	63	298
This paper (T=10)	298	63	702	235	63	639	639	63	235	702	63	298

* $a_n(c)$: link number (link cost)

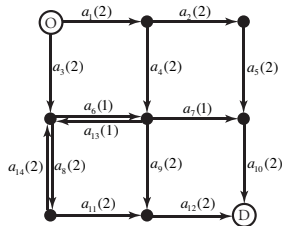
Network 3-1



$Q = 1000, \theta_{\text{cost}} = -1$: Including cycles (a6, a13), (a8, a14)

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12	a13	a14
Dial(1971)	269	0	731	269	0	731	731	0	269	731	0	269	0	0
Bell(1995), Akamatsu(1996)	290	54	710	236	54	797	643	83	236	697	67	303	154	16
Fosgerau et al.(2013)	290	54	710	236	54	797	643	83	236	697	67	303	154	16
This paper (T=5)	298	63	702	235	63	639	639	63	235	702	63	298	0	0
This paper (T=10)	290	54	710	236	54	795	642	83	236	697	67	303	153	16
This paper (T=20)	290	54	710	236	54	797	643	83	236	697	67	303	154	16

Network 3-2

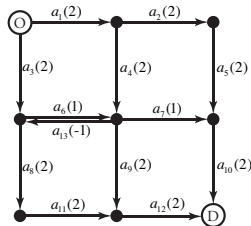


$Q = 1000, \theta_{\text{cost}} = -0.2$ (smaller than 3-1) : Including cycles (a6, a13), (a8, a14)

* - : acalculia

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12	a13	a14
Dial(1971)	269	0	731	269	0	731	731	0	269	731	0	269	0	0
Bell(1995), Akamatsu(1996)	-	-	-	-	-	$\rho = 1.058$		-	-	-	-	-	-	-
Fosgerau et al.(2013)	-	-	-	-	-	$\rho = 1.058$		-	-	-	-	-	-	-
This paper (T=5)	465	144	535	320	144	391	391	144	320	535	144	465	0	0
This paper (T=10)	363	36	637	327	36	1431	399	764	327	435	238	565	1032	526
This paper (T=20)	340	12	660	328	12	3312	401	2008	328	413	259	587	2911	3164

Network 4



$Q = 1000, \theta_{\text{cost}} = -1$: Including a zero cost cycle (a6, a13)

* - : acalculia

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12	a13
Dial(1971)	269	0	731	269	0	731	731	0	269	731	0	269	0
Bell(1995), Akamatsu(1996)	-	-	-	-	-	$\rho = 1.000$		-	-	-	-	-	-
Fosgerau et al.(2013)	-	-	-	-	-	$\rho = 1.000$		-	-	-	-	-	-
This paper (T=5)	298	63	702	235	63	639	639	63	235	702	63	298	0
This paper (T=10)	279	22	721	257	22	1627	656	81	241	678	81	322	986
This paper (T=20)	273	8	727	265	8	4123	662	87	243	670	87	330	3482

図-5 リンク交通量の計算結果

れる。

$$F_t(i, j) = G_t(i)p_t(j|i), t = \{0, \dots, T - 1\} \quad (14)$$

各状態からの遷移確率の和は 1 であるため、式 (14) から以下が成り立つ。

$$\sum_{j \in N} F_t(i, j) = G_t(i) \sum_{j \in N} p_t(j|i) = G_t(i). \quad (15)$$

式 (13)(14)(15) より、各ノードには以下のフロー保存則が成立する。

$$\sum_{j \in N} F_t(i, j) - \sum_{k \in N} F_{t-1}(k, i) - Q_t(i) = 0, t = \{1, \dots, T\} \quad (16)$$

以上の関係式を踏まえ、図-4 に本研究の配分アルゴリ

ズムを示す。時点 0 の交通量 G_0 が決まれば、全ての時点のリンクフローは式 (14), (13) を用いて時間前進方向に計算される。さらに、各時点断面のリンクフローを足し合わせることによって、リンク $(i, j) \in A$ の集計交通量を算出することができる。

$$F(i, j) = \sum_{t=0}^{T-1} F_t(i, j) \quad (17)$$

式 (17) における $F(i, j)$ は、通常の静的配分におけるリンク交通量を示している。

6. 数値計算

(1) 既存理論との比較

簡易ネットワークにおける本理論と既存理論²⁾⁴⁾⁸⁾¹⁰⁾の配分結果を図-5 に示す。表中の数字は発生交通量を $G_0(o) = Q_0(o) = 1000$ としたときの空間リンクフロー $F(i, j)$ を表している。ネットワーク 1 及び 2 の計算結果より、本論文で提案した手法が既存配分手法と等しい結果を出力していることがわかる（ネットワーク 2 における Dial 配分の結果との相違は、Efficient path の影響である）。ネットワーク 3-1 からは、サイクルを含む場合に既存理論の結果と一致するためには、時間制約 T を一定程度大きくする必要があることが明らかとなった。ネットワーク 3-2 は 3-1 と同様のネットワークにおいて θ_{cost} の絶対値を小さくした場合、ネットワーク 4 はゼロコストのサイクル（リンク $6 \rightarrow 13$ ）を含む場合をそれぞれ示している。このとき、既存理論ではスペクトル半径が 1 より大きくなり、配分結果の出力が不可能であるのに対して、本理論では配分結果を出力することが可能となっている。

以上の計算結果は、本モデルが既存の配分手法との整合性を保ちながら、既存理論では計算不可能であったネットワーク（ポジティブサイクリックを含む場合や、コストパラメータの絶対値が小さい場合）においても配分結果を出力することが可能であることを示している。

(2) 配分対象経路

前節の計算より、Dial 配分には Efficient path の影響が存在することを確認した。暗黙裏な経路の限定により、いずれのネットワークにおいても配分結果を出力することが可能であった一方で、この限定の結果として極めて不自然で非現実的なフローパターンを生成する可能性が指摘されている。特に、均衡配分を行なう際、繰り返し計算の中でパス集合が変化することによって、厳密解への収束が保証されない。また、Bell や Akamatu による配分ではサイクルを含む Infinite-path を考慮することにより、過大なサイクリックフローの生成や IIA

特性の増幅という課題が存在する。

本研究では、時間制約 T により形成されたプリズム内で、サイクルを含む全経路集合を配分対象とする。つまり、Efficient-path よりも広く、Infinite-path よりも狭い範囲で、パラメータ T により経路集合を操作することが可能である。移動軌跡情報に基づいた実経路集合が得られることで、各手法の配分適正を議論可能であり、場合に応じた T の設定を行なうことができると考えられる。

7. おわりに

本論文では、時間構造化ネットワーク上の交通配分手法を提案した。まず、空間ネットワークにスケジューリングの概念を導入することにより、空間的サイクリックを保ちながら、計算対象となるネットワークからサイクリック構造が除去できることを示した。またプリズム制約の導入によって時空間接続条件が記述できることを示し、時間制約付の経路選択モデルを動的意思決定モデルとして構築した。簡易ネットワークにおける比較計算を通して、本理論が既存理論との整合性を保ったうえで、ゼロコストサイクリック構造を含むネットワークにおいて配分結果を出力可能であることを明らかにした。時間制約 T の適切な設定方法や、時間を明示的に扱う準動的・動的配分理論との関係の考察は今後の課題である。

一方、本手法は動的離散選択モデルに基づいており、リンク間遷移効用を適切に定義することでそのパラメータを推定可能である。モデルの持つ再帰的な構造により、通常の方法ではパラメータ推定を行えないものの、NFXP (Nested Fixed Point) algorithm¹⁷⁾ や NPL (Nested Pseudo Likelihood) algorithm¹⁾ といった構造推定手法が提案されてきている。これらの構造推定手法では、価値関数 V の求解 (STEP A) とパラメータ θ の推定 (STEP B) を互いを所与としながら繰り返し計算する。計算が収束するためには、その過程で STEP A に与えられる θ は常に式 (12) を満たす必要がある。そのため、推定の不確実性が大きい RL モデルに対して、 θ に依らず V の求解が可能な本モデルは有用性を持つと考えられる。また、ロジット型選択確率モデルでは IIA 特性の解消が重要な課題とされてきたが、重複や相関の考慮についても、既往研究¹⁰⁾¹⁵⁾と同様の方法で定式化可能である。リアルタイムな移動軌跡情報を本モデルに適用することによって、行動パラメータの動学的な変化を踏まえた配分が可能であると考えられる。こうした推定可能性や計算速度についての検証、既存理論との整合性・拡張については継続して研究を進めていく。

謝辞: 本研究は JSPS 科研費 26-10824 の助成を受けたものです。ここに感謝の意を表します。

参考文献

- 1) Aguirregabiria, V., Mira, P., 2002. Swapping the nested fixed point algorithm: a class of estimators for Markov decision models. *Econometrica* 70, 1519-1543.
- 2) Akamatsu, T., 1996. Cyclic flows, Markov process and stochastic traffic assignment. *Transportation Research Part B* 30(5), pp.369-386.
- 3) 赤松隆, 牧野幸雄, 1996. 複素数空間での経路の幾何学要因を考慮した確率的交通配分. 土木計画学研究・講演集 19(1).
- 4) Bell, M.G.H., 1995. Alternatives to Dial's logit assignment algorithm. *Transportation Research Part B* 29(4), pp.287-295.
- 5) Bellman, R., 1957. *Dynamic Programming*. Princeton University Press, Princeton.
- 6) Bierlaire, M., 2002. The network GEV model. *Proceedings of the 2nd Swiss Transportation Research Conference*, Monte Verita, Switzerland.
- 7) Daly A. and Bierlaire M., 2006. A general and operational representation of generalized extreme value models. *Transportation Research Part B* 40, 285-305.
- 8) Dial, R.B., 1971. A probabilistic multipath traffic assignment model which obviates path enumeration. *Transportation Research* 5, 83-111.
- 9) Flötteröd, G. and Bierlaire, M., 2013. Metropolis-Hastings sampling of paths. *Transportation Research Part B* 48, 53-66.
- 10) Fosgerau, M., Frejinger, E. and Karlström A., 2013. A link-based network route choice model with unrestricted choice set. *Transportation Research Part B* 56, 70-80.
- 11) Frejinger, E., Bierlaire, M., Ben-Akiva, M., 2009. Sampling of alternatives for route choice modeling. *Transportation Research Part B* 43, 984-994.
- 12) Hägerstrand, T., 1970. What about people in regional science? *Papers of the Regional Science Association* 24(1), 6-21.
- 13) 原祐輔, 赤松隆, 2014. Network GEV 型経路選択モデルを用いた確率的利用者均衡配分. 土木学会論文集 D3 (土木計画学) 70(5), 611-620.
- 14) Huang, H.J., Bell, M.G., 1998. A study on logit assignment which excludes all cyclic flows. *Transportation Research Part B* 32(6), 401-412.
- 15) Mai, T., Fosgerau, M., Frejinger, E., 2015. A nested recursive logit model for route choice analysis. *Transportation Research Part B* 75, 100-112.
- 16) Papola, A. and Marzano, V., 2013. A network generalized extreme value model for route choice allowing implicit route enumeration. *Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering* 28, 560-580.
- 17) Rust, J., 1987. Optimal replacement of GMC bus engines: an empirical model of Harold Zurcher, *Econometrica* 55(5), 999-1033.
- 18) 佐佐木綱, 1965. 吸収マルコフ過程による交通流配分理論. 土木学会論文集 121, 28-32.

TRAFFIC ASSIGNMENT IN TIME-STRUCTURED NETWORKS BASED ON TRAJECTORY DATA

Yuki OYAMA and Eiji HATO

This paper presented an assignment method in the time-structured network. We started to introduce the time-structured network which incorporating spatial networks into the concept of scheduling and the time constraint prism. Moreover we formulated a path choice model without restriction of choice set. The model is based on dynamic discrete choice model, and in proposed model path choice behavior is constrained by time-space prism. Thanks to this idea, we could solve the value functions regardless of network settings and output flow patterns in networks with cycles using the time-straightforward assignment method.