

都市内道路ネットワークにおける旅行時間の信頼性：プローブカーデータを用いた社会的費用の計測と最適な経路誘導に関する研究

東京工業大学大学院 准教授 福田 大輔

概要：

本研究は、都市内道路ネットワークにおける旅行時間の信頼性についての検討を行う。二年度目の研究においては、旅行時間が変動する状況における最適経路誘導アルゴリズムを開発すると共に、提案する経路誘導システムが大多数の車両に搭載される近未来の社会を念頭に、経路誘導システムの普及とネットワーク交通流との関係を把握するためのシミュレータの開発を行った。

キーワード：旅行時間信頼性、動的経路誘導、動的交通量配分

1. はじめに

高度化した現代社会において、都市内交通システム(道路、鉄道、バス等)における移動の「質」のさらなる向上に対する利用者側のニーズが高まっている。特に、旅行時間信頼性、すなわち、移動の定時性の向上に対するニーズは、交通手段の種別にかかわらず大きいものとなっている。一方、我が国の道路では、ITS スポット等をはじめとして、様々な観測機器により高い時間分解能で交通観測を行うことが可能になっており、旅行時間信頼性に関しても、その詳細をネットワークのレベルで把握できるようになりつつある。最近では、民間ベースのスマートフォン・アプリケーションなどによるポータブルかつリアルタイムな道路混雑情報提供も普及しつつある。これら充実した旅行時間データベースを有効活用して、道路利用者の満足度向上に資するためにも、旅行時間信頼性を考慮した適切な経路誘導システムの開発が期待されている。

本研究は、都市内道路ネットワークにおける旅行時間の信頼性についての検討を行う。これまでに 2010 年度の研究として、都市内道路ネットワークにおける旅行時間信頼性の経済評価を行うべく、まず、プローブカーデータより得られるリンク単位の旅行時間データを、確率変数の加法性を有する「安定分布」という統計分布に適合させる方法の考案とその有効性の検証を行った。次に、旅行時間信頼性指標の大小を決定付けている要因を明らかにすることを目的として、関東物流プロー

ブのデータを用いて、旅行時間信頼性指標を被説明変数とする回帰分析を用いた検討を行った。

2011 年度においては、旅行時間が変動する状況における最適経路誘導アルゴリズムを開発すると共に(第 2 章)、提案する経路誘導システムが大多数の車両に搭載される近未来の社会を念頭に、経路誘導システムの普及とネットワーク交通流との関係を把握するためのシミュレータの開発を行う(第 3 章)。

2. 戦略的な経路選定の考え方とハイパーパスに基づく経路誘導

(1) ハイパーパスに基づく戦略的な経路選定

筆者が知る限り、戦略的な経路選定(strategic routing)あるいは対応型の経路選定(adaptive routing)は、Miller-Hooks and Mahmassani (2000)による旅行時間が確率的に変動する交通ネットワークにおける期待旅行時間最小化基準(LET)に基づくものが最初の研究である。経路途上におけるリ・ルーティングがドライバーにとって有益であることは確かだが、プレ・トリップ段階における LET 基準に基づく推奨経路は、十分な数の代替経路を含んでいない場合もある。真の最適経路は、経験される旅行時間に関する中間情報にも依存していることから、最終的な到着地ノードに至るまでの「指示」を提供するような仕組み、すなわち「戦略(Strategy)」を提供する方がドライバーにとって有益である可能性が考えられる。戦略の考え方に従うと、ドライバーに

対しては予め定まった経路が推奨されるのではなく、経路途上での交通状況や交通情報を考慮しながら、途中の指示ノードにおいて、右折・直進・左折などの指示がなされ、その繰り返しによって最終的な目的地に到達するような手続きがなされる。戦略であることから、この指示のされ方は交通状況に依存して変化し得る。

このような「戦略的な経路選定」の考え方は、グラフ理論の考えに基づく「ハイパーパス (Hyperpath)」という言葉で称される。戦略型経路選定の基本的考え方は、小さなスライスに時間間隔を離散化した上で、実行可能な複数の最適経路を見つけるために各タイムスライスにおいて LET アルゴリズムを適用することにある。LET の経路に含まれるすべてのリンクは“LET hyperpath”というリンク集合に含まれることとなる。

3. 自動車の動的経路誘導問題へのハイパーパス・モデルの適用

Bell (2009) は、道路交通の文脈で、ハイパーパスを用いた経路誘導の適用可能性について検討している。公共交通のリンク a の運行頻度 f_a は、道路リンク a における潜在的な最大遅れ時間 (potential maximum delay) d_a として解釈することができる。LET 等の既存研究と異なり、旅行時間は不確実に変動するものの、その確率分布は予め定められていない。設定されているのは、各リンクに固有の統計的遅れ時間、並びに、最小旅行時間である。例えば、「経路 A の旅行時間は統計的に 10 分～15 分である」と言った形で記述されるが、これは実際のドライバーの認知と近いと考えられる。

ハイパーパスを用いた経路誘導方法の利点として、旅行時間不確実性を単純かつ自然な形で導入するため計算負荷が比較的小さく、大規模なネットワークにおいても適用可能な点が挙げられる。このモデルによる行動基準に従うドライバーは、「経路としての最大遅れ時間を最小化する」ような経路群の中から経路選択を行うことから、本モデルはリスク回避性向を持っている。すなわち、経路誘導の文脈においては、ハイパーパスは、不確実性の下で旅行時間が最短となりうる経路“群”を指すこととなる。

(1) Bell (2009) アルゴリズム

定式化において用いる変数を以下のように定義する。

A : リンク集合

I : ノード集合

H : ハイパーパスリンク集合

A_i^+ : ノード i を起点とするリンク部分集合

A_i^- : ノード i を終点とするリンク部分集合

d_a : リンク a における最大遅れ時間

f_a : リンク a の運行頻度 f_i : ノード i を起点とするリンク部分集合の運行頻度 p_a : リンク a が利用される確率 c_a : 遅れがない場合のリンク a の旅行時間 u_i : ノード i から s への最大遅れを最小化する経路旅行時間 w_i : ノード i において遅られる最大遅れ h_i : ノード i における r に対するポテンシャル y_i : ノード i の頻度 N : 十分に大きな数 (設定値) r : 起点ノード s : 終点ノード

このとき最小期待費用基準すなわち、「最大遅れ時間が最小となる (Minimizing the maximum exposure to delay)」ような経路群の選定基準は以下のように定式化される。

$$\min_{p,w} \sum_{a \in A} c_a p_a + \sum_{i \in I} w_i \quad (1)$$

$$\text{Subject to } \sum_{a \in A_i^+} p_a - \sum_{a \in A_i^-} p_a = g_i \quad i \in I \quad (2)$$

$$p_a d_a \leq w_i \quad a \in A_i^+, i \in I \quad (3)$$

$$p_a \geq 0 \quad a \in A \quad (4)$$

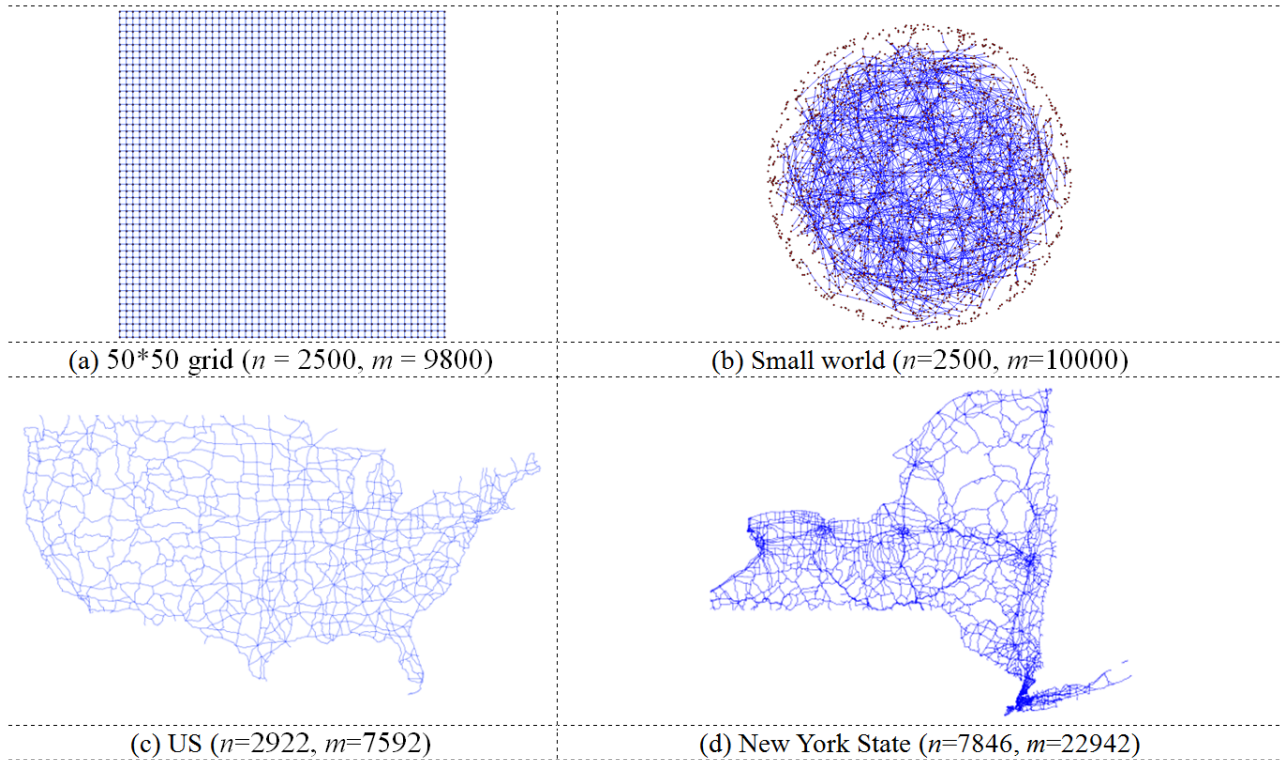
本モデルにおいて、道路上の時間遅れはリンクではなくノード固有のものとして表現される。したがって、この問題は自由流時間にリンク利用確率を掛けたものに、ノードにおける最大遅れを足しあわせたものを評価指標とし、これを最小化することを目的としていると解釈される (式 (1))。また、制約条件には、起点ノード r と終点ノード s 以外ではノード i を起点・終点とするリンク集合の選択確率が等しいこと (式 (2))、ノード i における最大遅れ w_i はそのノードを起点とするリンク a の期待遅れ時間以上 (リンクが 1 つの時はイコール) であること (式 (3))、リンク選択確率が非負であること (式 (4)) が含まれる。

(2) Ma et al. (2013) アルゴリズム

Ma et al. (2013) では、大規模ネットワークにおけるハイパーパス探索を想定して、Spiess and Florian (1989) アルゴリズムの高速化手法を提案しており、従来アルゴリズムとの比較を通じて、その優位性を示している。高速化は、(1) 楽観的ノードポテンシャル (optimistic node potentials)、並びに、(2) ノード有向探索 (node-directed search) という二つの異なる概念を導入することによって実現される。アルゴリズムの数理的基礎に関する詳細は、Ma et al. (2013) を参照されたい。これら二通りの高速化の方法は、単独あるいは結合的に、従来の SF アルゴリズムあるいは HD アルゴリズムに対して適用され、展開形として幾つかのバリエーションアルゴリズムが導かれる。表 1 には、既存のアルゴリズム (太

表－1 アルゴリズム表記の省略形の整理 (Ma et al., 2013)

ベース	改良		ノード有向探索	両方
	Manhattan 距離	ノードポテンシャル 楽観的旅行時間		
SF (Spiess & Florian)	Hyperstar (HS)	SF ⁱ	SF ^d	SF ^{di}
HD (Hyperpath-Dijkstra)	×	HD ⁱ	HD ^d	HD ^{di}



図－1 検証用ネットワーク

字) と新たに展開して開発されたアルゴリズム (赤字) の一覧を示している。上付き添字の“*i*”は楽観的ノードポテンシャルの導入を表し，“*d*”はノード有向探索の導入を表す。

新アルゴリズムの有意性を示すために、Ma et al. (2013) では、以下の三つの命題が提示され、その数理的証明がなされている。

命題 3.1 悲観的旅行時間（遅れが最大となる時間）は実旅行時間の過大推計値であることから、ノードポテンシャルとしての利用は適切ではない。一方、楽観的旅行時間（自由旅行時間）は、実旅行時間の過小推計値であり、ノードポテンシャルに必要な最適性条件を満足する。

命題 3.2 楽観的ノードポテンシャルは、実旅行時間の最大推定値である。

命題 3.3 SF タイプのアルゴリズムにおいては、リンクの再チェックプロセスは必要ない。一方、HD タイプのアルゴリズムにおいてはリンクの再チェックが必須となる。

a) ネットワークの設定

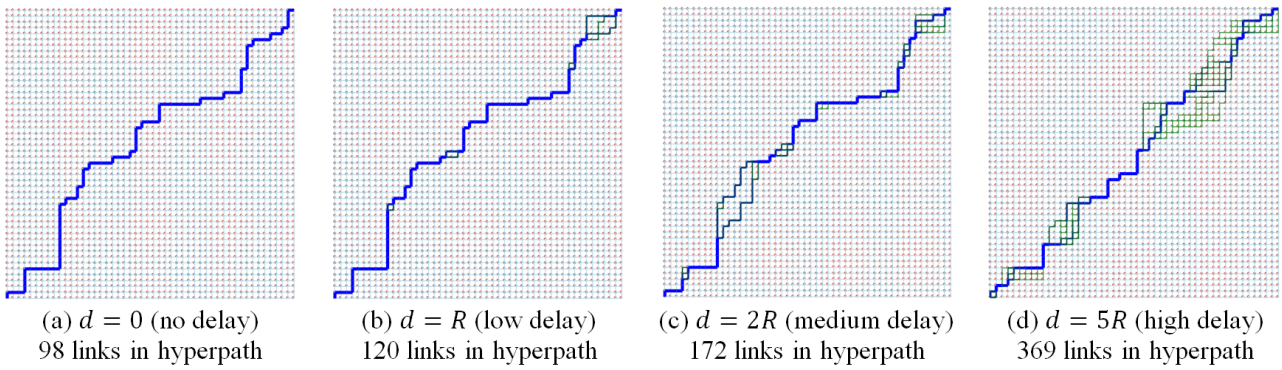
一般的な交通ネットワークに対して、提案する 6 つのアルゴリズムを適用し、それらのアルゴリズムの特

徴を明らかにすることを試みる。ここでは、図 1 に示す四種のネットワーク（(a)50×50 格子ネットワーク、(b)ランダム・スモール・ワールドネットワーク¹、(c)米国全土の主要道路ネットワーク、(d) ニューヨーク州内の主要道路ネットワーク）² の比較検証を行った。なお、図中の *m* はリンク数を、*n* はノード数を表す。表 1 に示した 8 つのアルゴリズムは (a)、(b)、(c) の各ネットワークにおいて検証された。一方 (d) のネットワークでは、HD^{di} と SF^{di} の二つのアルゴリズムのみの検証を行った。

リンク旅行時間については、(a)、(b) の仮想的な二つのネットワークに対しては、自由旅行時間は [0,1] の一様乱数によって生成すると共に、最大遅れについては、[0,0.25] の一様乱数によって生成することで与えた。一方、実ネットワーク (c)、(d) については、自由旅行時間を“リンク長 (*m*)/60(km/h)”によって定めると共に、最大遅れについては、“*R*×リンク長 (*m*)/60(km/h)”によって与えることとした (Fonzone et al., 2012)。ここで、*R* は [0,1] の一様乱数である。

b) 混雑の度合いとハイパーパスの関係

まず、ネットワーク混雑がハイパーパス生成に及ぼす影響について検証した。図 2 には、ネットワーク (a) を対象に、混雑の違いを考慮するため、最大遅れ時間



図－2 50×50 格子状ネットワークにおいて生成されたハイパーパスと混雑レベルとの関係

表－2 平均計算時間の比較 (単位: ms)

アルゴリズム	(a)Grid				(b)Small world				(c)U.S.			
	0	1R	2R	5R	0	1R	2R	5R	0	1R	2R	5R
HD	373	312	311	311	396	342	334	335	444	434	434	438
HD ⁱ	40	105	145	190	34	49	69	113	42	193	242	310
HD ^d	61	61	61	62	96	90	85	82	69	74	73	74
HD ^{di}	23	30	36	49	23	25	27	33	19	31	37	47
SF	7335	8200	8381	8383	9620	10418	10393	10574	6400	6474	6475	6468
SF ⁱ	191	3618	6148	8673	107	927	1952	4415	226	4366	5381	6965
SF ^d	102	88	85	82	555	533	492	500	46	44	44	46
SF ^{di}	24	37	52	72	23	28	38	84	20	31	31	41

アルゴリズム	(d)New York State			
	0	1R	2R	5R
HD ^{di}	158	554	712	995
SF ^{di}	155	381	403	424

に4段階のスケールファクター (0, 1, 2, 5) を乗じた時の起点 (左下) から終点 (右上) の移動に対するハイパーパスの生成結果を示している。ネットワークの混雑が激しくなるに連れて、ハイパーパスに含まれるリンク数が多くなる、すなわち、混雑による遅れのリスクを回避して、より多くの経路群が推奨されるようになっていることが確認される。

c) 計算速度の比較

それぞれのネットワークにおいて、起終点のペアをランダムに10個生成し、ペアノード間の最小楽観的旅行時間によって昇順に並べ替えることにより、検証用の起終点ペアを生成した。その上で、各起終点ペアに対し、旅行時間の乱数を3パターン作成し、その上でアルゴリズムの計算時間の比較を行った。表2には各ケースにおける計算時間の平均値を1000分の1秒 (millisecond: ms) 単位で示す。数は少ないが、ネットワークの混雑状況次第では、SFⁱの実行時間がSFの実行時間よりも長くなるようなケースも見られる。一方、HDⁱとHD^dの比較、もしくは、SFⁱとSF^dの比較より、ノード有向検索はアルゴリズムのパフォーマンスを向上させる上でより重要な役割を果たしていることが明らかになっている。また実際には、これらの二つの方法が一緒に実装されることにより提案されている中で最も早い計算速度が達成されることが分かる。(a) グリッドネットワーク、及び、(b) スモール・ワールドネットワークでは、HD^{di}は全体的に最速な結果をもたらしている。一方(c) 米国ネットワーク、及び、(d) ニューヨーク州ネッ

トワークにおいては、SF^{di}とHD^{di}が類似した結果となっていることが確認される。

以上の考察より、SF^{di}及びHD^{di}、すなわち楽観的ノードポテンシャルとノード有向探索を併用した手法が最もパフォーマンス的に優れている事がわかる。さらにアルゴリズムの構造から判断すると、SF^{di}よりもHD^{di}のパフォーマンスの方が、特にネットワークのリンク数がノード数よりも相対的に多い場合には優れてくることが期待される (Cominetti et al., 2001)。それぞれのネットワーク構造の平均次数を計算すると (a)3.92, (b)4.00, (c)2.60 となっており、SF^{di}とHD^{di}の計算速度の違いは、これによってもある程度明らかになっている。

4. リスク回避型経路誘導がネットワーク交通流に及ぼす影響

本章では、前章で構築したHyperpathに基づく経路誘導アルゴリズムの社会的普及がネットワーク交通流に与える影響を評価することを目的とする。評価に際し、本研究では時間とともに変化するネットワーク状態を想定する必要があるため、マイクロ交通流シミュレーションによる動的経路配分 (Dynamic Traffic Assignment: DTA) を行う。

(1) 交通シミュレータの概要

本研究では大規模交通シミュレータ MATSim を用いる。シミュレーションの流れは、おおよそ図3の様に

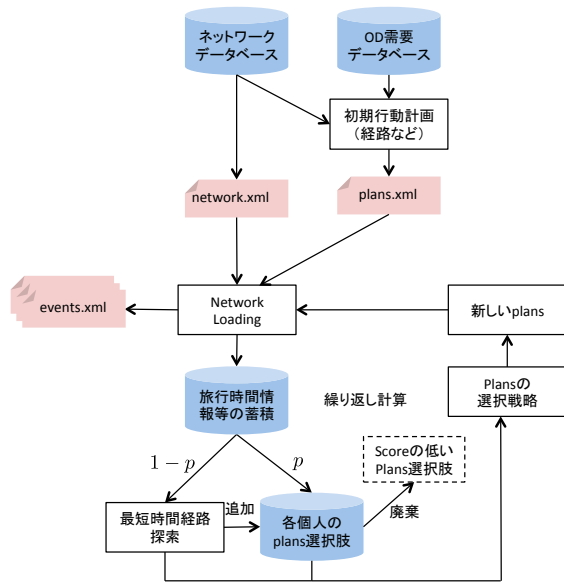


図-3 MATSim の構造

なっている。ネットワークとOD需要のデータベースは、シミュレーションを行う際に必要となる基本的な情報となる。これらの情報を基に、主要なインプットデータである network.xml, plans.xml を作成する。network.xml はネットワークの形状や各リンクの属性（交通容量等）を持っている。plans.xml は、各エージェントの一日の行動計画（出発点、目的地群の座標、出発時刻、到着時刻、経路等）を含んでいる。network.xml と plans.xml の詳細は別途説明する。インプットデータを用いて Network Loading が行われ、各時間帯の旅行時間情報などが蓄積される。この情報を基に各エージェントの行動計画の評価が行われ、新たな行動計画が各エージェントの選択肢に追加される。各エージェントは複数の行動計画の中からルールに従って翌日の行動計画を決定し、これが新しい plans として翌日の Network Loading に利用される。繰り返し計算は予め設定した日数分行われ、各日の events.xml 等のアウトプットファイルを出力することができる。

a) SiouxFalls ネットワーク

分析用ネットワークとして、交通量配分のベンチマークテストとして用いられる 24 ノード 76 リンクからなる仮想ネットワークである Sioux Falls ネットワーク (Bar-Gera) を用いる。ネットワーク上の OD 需要は、WEB 上で提供されている全 360600 トリップから成るデータを利用して作成した (Bar-Gera)。本研究では時間帯ごとに交通需要が変動することを考慮し、出発時刻に正規分布を仮定した。また、交通需要のパターンによってリスク回避型経路誘導の効果が異なると予測されるため、トリップ数と出発時刻の標準偏差に異なる値を用いた計 4 パターンの OD 需要を作成した。出発時刻

の分布形は、午前 9 時を平均とし、標準偏差を 1 時間または 2 時間の正規分布を仮定している。交通量の多い場合と少ない場合を比較する為、Case.1 及び Case.2 では全トリップの 10 % を、Case.1 では全トリップの 20 % をランダムに抽出している。

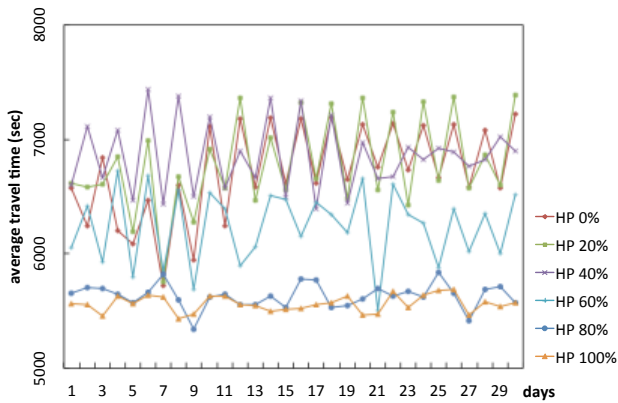
(2) シミュレーションの前提条件

- 全ての車両には、Hyperpath(HP)、最短経路 (Shortest path: SP) のいずれかに基づくカーナビが設置されている
- 利用者はカーナビの誘導に 100 % 従って経路選択を行なう
- リアルタイム交通情報は、利用することができない
- カーナビによる経路誘導は出発前のみ行われ、移動中に経路変更することはない
- Hyperpath に基づく経路誘導は、統計的な旅行時間データのみ依存する
- Hyperpath に基づく経路誘導で利用する統計的な旅行時間データは、シミュレーション中に更新されない
- 最短経路に基づく経路誘導は、前日の交通状況を考慮した最短時間経路を推奨する
- 前日に Hyperpath (最短経路) に基づく経路誘導に従って経路選択を行った利用者が翌日も Hyperpath (最短経路) に基づく経路誘導に従うとは限らない

(3) シミュレーション結果 2 (30 days simulation)

図 4 は、Case.4 の OD 交通需要を用いて、Hyperpath に基づく経路誘導に従う車両の割合を 0 % ~100 % まで 20 % 毎に変化させた際のシミュレーションを 30 日分行った結果を示している。横軸は日数、縦軸はそれぞれの日における全エージェントの平均旅行時間を表す。Hyperpath の割合が 0 %, 20 % と比較的小さい場合は、似たような傾向が得られた。日によって平均旅行時間のばらつきが大きく、30 日間の平均旅行時間の最小値と最大値に約 1500~1600 秒 (25 分~27 分程度) の差異が見られた。即ち、交通需要パターンが同じであっても平均旅行時間が最小値から 25 % ~30 % 程度増加することがあるということが確認された。

Hyperpath の割合が 80 %, 100 % と比較的大きい場合にも同様な傾向が得られた。他の場合に比べて、全体的に平均旅行時間が小さい値で推移していることが確認できる。また、日々の平均旅行時間のばらつきも 30 日間通して小さい傾向が確認された。平均旅行時間の最小値と最大値の差異は、約 250 秒~500 秒 (4 分~8 分程度) であった。つまり、平均旅行時間は最大でも最小値から 10 % 以内の増加にと留まっているということが確認された。以上の結果を集計すると表 3 のように



図－4 平均旅行時間 (30 days simulation, Case.4)

表－3 平均旅行時間集計 (30 days simulation, Case.4)

	min (sec)	max (sec)	average in 30 days (sec)	standard deviation in 30 days (sec)
HP 0%	5718	7219	6713	408
HP 20%	5756	7387	6786	405
HP 40%	6396	7436	6854	304
HP 60%	5503	6728	6241	317
HP 80%	5343	5838	5633	104
HP 100%	5434	5686	5564	70

なる。

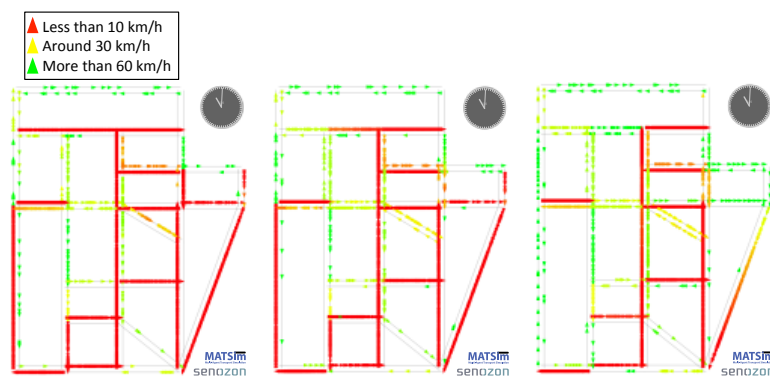
図5～図10は、30日目のピーク時における走行速度のスナップショットを示している。走行速度が10km/h以下のリンク数は、Hyperpathに従う車両の割合が0%，20%の場合には20本程度見られるのに対し、40%，60

％，80％の場合には、15リンク程度となっている。一方で、割合が100％の場合には、走行速度が10km/h以下のリンク数が約20本程度見られた。

また、Hyperpathの割合が0％や20％の場合には、全く利用されていないリンクが10本以上見受けられるが、割合がそれ以上になると、全く利用されていないリンク数は5本程度に減少していることがわかる。

参考文献

- [1] Bar-Gera, Hillel. "Transportation Network Test Problems." updated on January 12, 2011.
- [2] Bell, M.G.H. (2009) "Hyperstar: A multi-path Astar algorithm for risk averse vehicle navigation," *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 43, No. 1, pp. 97-107.
- [3] Cominetti, R., J. Correa, and C. Correa (2001) "Common-Lines and Passenger Assignment in Congested Transit Networks," *Transportation Science*, Vol. 35(3), pp. 250-267.
- [4] Fonzone, A., J.D. Schmöcker, J. Ma, and D. Fukuda (2012) "Link-based route choice considering risk aversion, disappointment and regret," *Transportation Research Record: Journal of Transportation Research Board*.
- [5] Ma, J., D. Fukuda, and J.-D. Schmöcker (2013) "Faster hyperpath generating algorithms for vehicle navigation," *Transportmetrica*, No. 0, pp. 1-24.
- [6] Miller-Hooks, E.D. and H.S. Mahmassani (2000) "Least Expected Time Paths in Stochastic, Time-Varying Transportation Networks," *Transportation Science*, Vol. 34(2), pp. 198-215, May.
- [7] Spiess, H. and M. Florian (1989) "Optimal strategies: A new assignment model for transit networks," *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 23, No. 2, pp. 83 - 102.


図－5 Case.4 HP 0 %
on day 30

図－6 Case.4 HP 20 %
on day 30

図－7 Case.4 HP 40 %
on day 30

図－8 Case.4 HP 60 %
on day 30

図－9 Case.4 HP 80 %
on day 30

図－10 Case.4 HP100 %
on day 30