

Hyperpathに基づく遅刻リスク回避型経路 選択を考慮した交通ネットワークフロー分析

眞貝 憲史¹・馬 江山²・福田 大輔³

¹正会員 株式会社地域未来研究所 (〒 530-0003 大阪市北区堂島 1-5-17 堂島グランドビル)

E-mail: shinkai@refrec.jp

²非会員 上海海事大学助教

³正会員 東京工業大学大学院准教授 理工学研究科土木工学専攻 (〒 152-8552 目黒区大岡山 2-12-1-M1-11)

本研究では、Hyperpath 概念に基づく遅刻リスク回避型経路選択 (HP) を考えられるインテリジェントな経路誘導方式の一つとみなし、その誘導方式にしたがうドライバーが徐々に増えていく近未来の道路交通を念頭に、HP の普及がネットワークフローに及ぼす影響を評価することを目的とする。交通流シミュレーションによって、まず、交通条件 (交通量、ネットワークサイズ、HP 利用率など) を変化させたときにネットワーク全体のパフォーマンス指標 (平均旅行時間、旅行時間変動) がどのように変化するかを明らかにする。次に、首都圏の一般道ネットワークを対象に、HP の普及がネットワークフローに及ぼす影響を試算する。

Key Words: *Hyperpath*, リスク回避型経路誘導, 動的交通量配分, マイクロシミュレーション, 旅行時間信頼性

1. 本研究の背景と目的

(1) 本研究の背景

カーナビゲーションを始めとする経路誘導システムは広く普及し、道路利用者にとって欠かせないものとなっている。近年では ITS (Intelligent Transportation System) 技術の普及により、道路状況の取得が即時かつ広範に行われるようになり、経路誘導の分野でもそれらの情報の利用が積極的に行われている。将来的には自動車の自動運転システムの導入も考えられ、こうした技術の普及を通して、円滑な交通流の実現が期待される。

そうした中で、道路利用者の大きな関心事として旅行時間信頼性が挙げられる。これは、日々変動する旅行時間の変動の大きさを表し、道路のサービス指標や道路の利便性に大きな影響を与える¹⁾。旅行時間信頼性の指標として、旅行時間の標準偏差を用いることが多く、本研究でもそれを旅行時間信頼性の指標として用いる。

本研究では、ITS の進歩と豊富な道路情報の利用が進むことが想定される近未来を念頭に、新たな経路誘導としてリスク回避型経路誘導に着目する。リスク回避型経路誘導とは、旅行時間の変動を考慮した経路誘導である。リスク回避型経路誘導の実装方法として、Bell²⁾ や Bell et al.³⁾, Ma et al.⁴⁾ で提案されている Hyperpath 概念を利用した経路誘導を用いる。詳細は後述するが、これは潜在的に最短経路となり得る経路群を得るため

のアルゴリズムである。元々は公共交通の分野で用いられた方法⁵⁾ であるが、近年では道路交通への適用の可能性が模索されており、経路誘導へも実装⁶⁾ が行われている。しかし、Hyperpath は車両一つの経路“群”を推奨するアルゴリズムであり、多くの車両が Hyperpath に基づく経路誘導を利用した場合に道路交通ネットワーク全体へ与える影響は明らかにされていない。そのような中で、Yamada et al.⁷⁾ は仮想ネットワークを利用した Hyperpath を用いたリスク回避型経路誘導の普及に伴い、ネットワークの平均旅行時間と日変動の減少がみられることを確認した。しかしながら、交通量配分として Hyperpath がどのような挙動を示すのか、また、どのような条件で Hyperpath に基づく経路誘導が道路交通フローを改善しうるのかという特性は明らかにされていない。

(2) 本研究の目的

以上のような背景を踏まえ、本研究では、第一に動的交通量配分の中で Hyperpath に従う車両の割合が増加していった場合のネットワーク全体のパフォーマンスの変化について、特に旅行時間信頼性の観点に着目した検討を行う。具体的には、交通条件を変化させた場合の旅行時間信頼性に関わるパフォーマンス指標の変化を明らかにする。第二に、大規模ネットワーク、首都圏一般道の実際の道路ネットワークを対象に、将来的に Hyperpath に基づく経路誘導が市場に普及した場合に道路交通ネットワークフローに対する影響の分

析、及び計算の実行可能性を明らかにすることを目的とする。

分析の方法として、時々刻々と変化する道路状況を記述することのできる動的交通量配分 (Dynamic Traffic Assignment: DTA) を利用し、マイクロシミュレーションを通してネットワークフローの状況を記述し、評価を行う。

2. Hyperpath の概要

Hyperpath の概念は公共交通の分野において、旅行時間を乗車時間のみならず、各リンクの最大遅れ時間に加えた期待旅行時間を定義した上で、それを最小化しうる経路“群”を求める“最適戦略 (Optimal strategy)” の概念として、Spiess and Florian⁵⁾ によって提案された。ここで考える公共交通では運行頻度が定められており、利用者は乗り換え時に最初に到着した車両へ乗ることが仮定されている。この中で、次の車両が到着する時間、つまり、乗り換えの際に発生する待ち時間を最小にする最適戦略を考える。ここで提案された Hyperpath を用いたアルゴリズムは Dijkstra 法に似た方法で経路群を獲得しており、その定式化は次のような最適化問題として記述できる。

$$\min. \sum_{a \in A} c_a v_a + \sum_{i \in I} \omega_i \quad (1)$$

$$s.t. \sum_{a \in A_i^+} v_a - \sum_{a \in A_i^-} v_a = g_i, i \in I \quad (2)$$

$$v_a \leq f_a \omega_i, a \in A_i^+, i \in I \quad (3)$$

$$v_a \geq 0, a \in A \quad (4)$$

ここで、各変数は次に示すとおりである。

A : リンク集合

I : ノード集合

A_i^+ : ノード i を起点とするリンク集合

A_i^- : ノード i を終点とするリンク集合

f_a : リンク a の運行頻度

c_a : 遅れがない場合のリンク a の旅行時間

v_a : リンク a における交通量

w_i : ノード i における待ち時間

g_i : ノード i の保存則 ($i = r: g_i = \sum_a v_a$,

$i = s: g_i = -\sum_a v_a$, その他: $g_i = 0$)

r : 起点ノード

s : 終点ノード

道路交通における自動車の経路誘導では Bell²⁾ によって Hyperpath の適用が提案された。遅れはノードではなくリンクにおいて最大遅れ時間という形で表現され

ており、最大遅れ時間を最小化する以下の最適化問題を解くことで経路群を求めている。

$$\min_{p,w} \sum_{a \in A} c_a p_a + \sum_{i \in I} w_i \quad (5)$$

$$s.t. \sum_{a \in A_i^+} p_a - \sum_{a \in A_i^-} p_a = g_i \quad i \in I \quad (6)$$

$$p_a d_a \leq w_i \quad a \in A_i^+, i \in I \quad (7)$$

$$p_a \geq 0 \quad a \in A \quad (8)$$

ここで、

p_a : リンク a が利用される確率

d_a : リンク a における最大遅れ時間

である。

本研究では、大規模ネットワークにおいて高速で Hyperpath の経路群を獲得するために、最適ノードポテンシャル (Optimal node potential) とノード指向性 (Node-directed) を取り入れた Spiess and Florian アルゴリズム (SF^{di} アルゴリズム)⁴⁾ を利用する。このアルゴリズムにおいて、経路選択確率は決定ノードから Hyperpath に含まれるリンクの最大遅れ時間に反比例させた確率で与える。例えば、Hyperpath に遅れ時間 5 分のリンク A と 8 分のリンク B が存在したとき、リンク A の選択確率は $(1/5)/((1/5) + (1/8)) = 8/13$ 、リンク B の選択確率は $5/13$ となる。シミュレーションにおいては、単一の経路を選択するために、このリンク選択確率に基づいてモンテカルロシミュレーションによって選択を行っている。

3. Hyperpath 車両の普及がネットワークフローに及ぼす影響の基本特性分析

(1) エージェントシミュレーションの設定条件

まず、Hyperpath (HP) へ従うドライバーを考慮した交通量配分の基本特性を明らかにするために、単純な格子型ネットワークを対象に Agent-Based シミュレータ MATSim (<http://www.matsim.org>) を用いた分析を行う。MATSim は Agent (ドライバー) 単位で 1 日の行動計画を持たせ、1 日の行動をシミュレーションすることができる。そして、1 日単位で繰り返し計算 (day-to-day シミュレーション) を行う。Agent の学習行動を考慮し、繰り返し計算の中で前日の旅行時間や移動距離といった情報をもとに特定のルールの下で Agent の経路変更が行われる。

本研究のシミュレーションの流れを図-1 へ示す。HP に必要な遅れ時間は HP を用いないケースにおいて、予め 20,000 日分の day-to-day シミュレーションを行い、

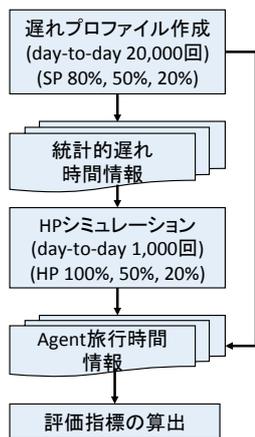


図-1 シミュレーションの流れ

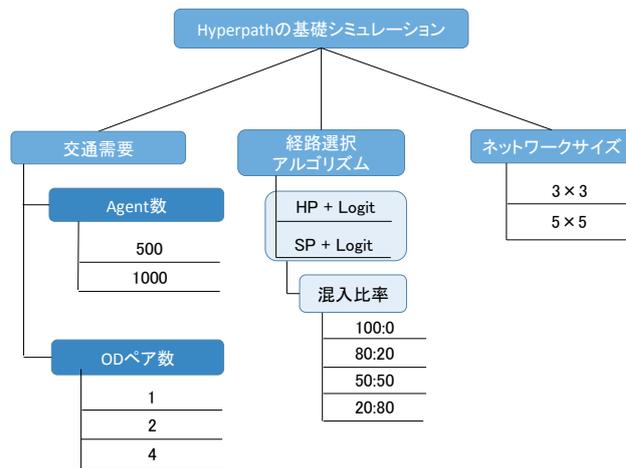


図-3 変化させるパラメータ

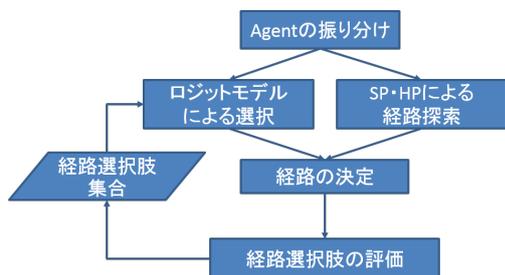


図-2 経路選択のフロー

1日が発生した各リンクの最大旅行時間の20,000日分の平均値を利用する。

この分析において変化させるパラメータは図-3に示すように、シミュレーションのAgent数、ODペア数、経路選択アルゴリズムの混入比率、ネットワークのサイズである。このシミュレーションでは、Agentの出発時刻分布をある時刻をピークとした、標準偏差1時間の正規分布で与え、出発時間の変更は行わないものとする。

交通需要、ネットワークの設定はDial⁸⁾を参考に設定した。ネットワークはリンク長1km、一辺が3ノード(図-4)と5ノード(図-5)の格子型で設定する。一辺5ノードのネットワークにおいては、OD数とAgent数を増加させたケースを設定し、評価を行う。このシミュレーションにおいてはケース間の比較を念頭に置くため、極端な設定となっている。ネットワークのスケールにより、経路の選択枝の増加が期待される。

経路選択アルゴリズムはHPの他に最短経路(Shortest Path:SP)と多項ロジットモデルによる経路選択を利用するAgentの混合ケース(SP+Logit)、HPを利用するAgentとロジットモデルの混合ケース(HP+Logit)を考え、その混入比率もパラメータとする。多項ロジットモデルを利用するAgentはネットワークのパフォーマンスに一定程度のランダム性を取り入れるために導入する。

MATSimはドライバーの適応的な行動の変化を考慮しているAgent-basedシミュレータであり、経路選択はAgent毎に行われる。図-2に経路選択の簡単なフロー図を示す。繰り返し計算の1回目(0日目)では、どのAgentも経路の選択枝を持っていないことから、全てのAgentが最短経路(SP)を利用する。2回目(1日目)以降の計算で予め設定した一定の比率に基づき、SP+LogitのケースではSPを、HP+LogitではHPを用いて新たな経路の選択枝を得るAgentと、多項ロジットモデルによって獲得している選択枝から、旅行時間を説明変数とする多項ロジットモデルで確率的に選択する。SPやHPで選択された経路は各Agent別に一定数を上限として記憶され、実際にAgentが経験した旅行時間に基づいてスコアを付け、そのスコアに基づいてロジットモデルの効用関数を決定する。Agentが記憶できる上限を越えた経路の選択枝は、図-2中の「経路選択枝の評価」の部分でスコアが低い経路から順番に選択枝集合から除外され、それぞれのAgentが経験的に旅行時間が短くなる可能性のある経路の選択枝集合を得る。

経路の決定はAgentの出発前に前日の旅行時間情報を元に行われ、決定した経路は当日の道路状況に関わらず変更されることはない。経路選択アルゴリズムは混入の比率を変化させ、HP、SPを用いるAgentの比率を100%(HPの場合のみ)、80%、50%、20%として多項ロジットモデルを利用するAgentと混入させる。HPの特徴を明らかにするために、SP+Logitのケースと比較する形で分析する。

(2) 評価項目の設定

計算結果の評価に用いる指標は次の三つである。

一つ目はある n 日目の全Agentの旅行時間の1日平均値(t_{ave}^n [分])である。本研究のシミュレーションはDTAによるマイクロシミュレーションであることから、Agentが経験する旅行時間は全て異なっている。した

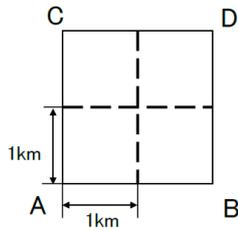


図-4 3×3 ネットワーク

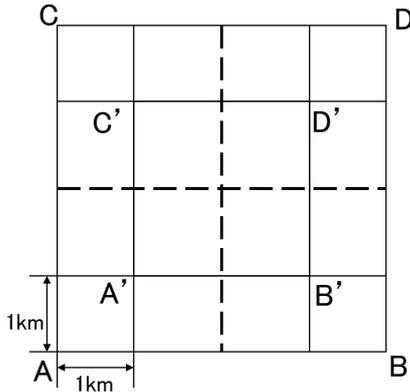


図-5 5×5 ネットワーク

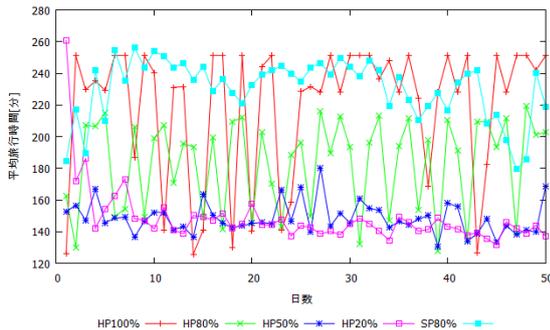


図-6 3×3 ネットワーク, Agent 数 500 での t_{ave}^n の推移 (50 日目まで)

がって、パフォーマンス指標の基本の値をこの指標で表す。この指標をもとに次の二つの指標を用いて評価する。

二つ目は繰り返し計算全体を通しての Agent の平均旅行時間 (\bar{t} [分]) である。各シミュレーションでは 1 ケースにつき 1000 日分のシミュレーションを行う。1000 日分の t_{ave}^n の平均値として \bar{t} を定める。

三つ目は旅行時間信頼性の水準を測るための 1 日平均旅行時間 (t_{ave}^n) の標準偏差 (σ [分]) である。

(3) シミュレーションの結果と考察

表-1 に代表的なケースとして 2 種類のネットワークにおける SP80% のケースでの評価指標を示す。2 種類のネットワークのうち、どちらのケースでも HP を用いた経路選択に従う Agent が少なく、ロジットモデル

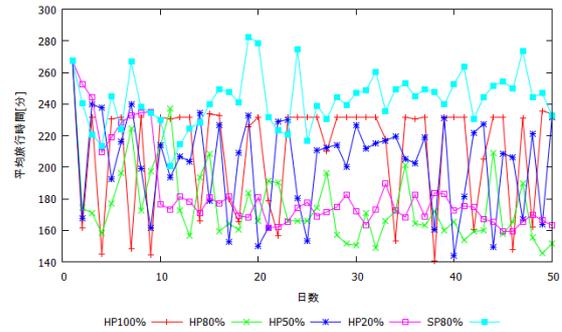


図-7 5×5 ネットワーク, Agent 数 500 での t_{ave}^n の推移 (50 日目まで)

によって経路選択を行う Agent が多いケースでは平均旅行時間と標準偏差は共に相対的に小さい値となっている。逆に、HP を用いる割合が増加するほど、ネットワーク全体の旅行時間信頼性に関わる指標は悪化する傾向が見られ、当初の期待とは相反する傾向が現れているようにも思われる。しかしながら、図-6、図-7 と表-1 で示すように、HP の利用率が高い場合では平均旅行時間が低い状況とその逆の状況がランダムに現れている様子がわかる。これは、HP の経路決定のプロセスにおいて、前日の旅行時間情報のフィードバックを受けることなく、乱数生成によって確率的に Agent の振り分けが行われることから生まれる状況であると考えられる。HP+Logit のケースにおいて、ロジットモデルを用いる Agent が多いケースで平均旅行時間と標準偏差の低下が見られるのは、Agent が持つ HP によって得た経路の選択肢集合から Agent 自身の経験した旅行時間情報を用いたロジットモデルによってバランス良く配分が行われている状況が発生しているためだと考えられる。これらの状況は、どちらのネットワークにおいても発生しており、HP の比率の変化に伴うその指標の変化の傾向に大きな差は見られない。さらに、Agent 数を増加させたケースにおいても、図-7、図-8 と表-2 に示すように、Agent 数が増加したことによる平均旅行時間の増加は見られるものの、HP の比率の変化に伴う評価指標の傾向は大きく変化していない。これらの結果より、Agent 数の増加によって需要量が大きくなった場合でも、OD ペアが一つの場合では HP によって旅行時間信頼性の向上にはならないことが示唆された。

そこで、次に 5×5 ネットワークにおいては OD ペア数を増加させたケースを設定した。設定した OD は次のとおりで、2OD のケースでは図-5 中の A → D と B → C、4OD ではさらに A' → D'、B' → C' のペアを追加した。表-3 に OD ペアを追加したケースのパフォーマンス指標を示す。OD 数が増加した場合、HP の混入率が高いケースでも 30 日標準偏差 σ が低下する様子が確認される。これは、ネットワークに他の OD ペアを移動する Agent が加わった影響で、ネットワーク上の

表-1 ネットワーク規模に伴う全体のパフォーマンス指標 (Agent 数 500)

ネットワークサイズ	3 × 3		5 × 5	
経路選択アルゴリズム	\bar{t} [分]	σ [分]	\bar{t} [分]	σ [分]
HP 100%	210.3	44.39	206.3	33.29
HP 80%	184.2	26.78	196.1	27.31
HP 50%	149.9	11.81	162.6	15.72
HP 20%	143.0	8.20	157.3	11.48
SP 80%	231.6	13.31	247.0	16.83

表-3 5 × 5 ネットワークにおける OD 数を変化させた場合のネットワーク全体のパフォーマンス指標

OD ペア数	2		4	
経路選択アルゴリズム	\bar{t} [分]	σ [分]	\bar{t} [分]	σ [分]
HP 100%	427.1	34.21	398.2	26.55
HP 80%	420.9	33.72	386.6	21.82
HP 50%	408.5	27.37	381.5	19.76
HP 20%	392.1	22.50	378.1	22.60
SP 80%	510.6	18.70	487.2	20.83

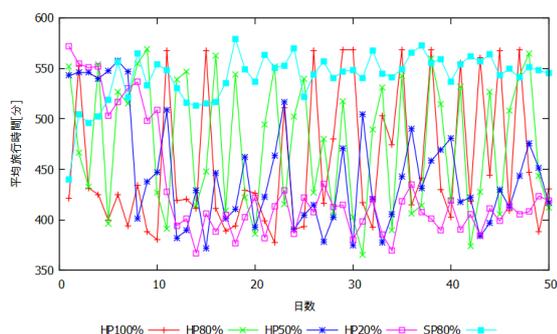


図-8 5 × 5 ネットワーク Agent 数 1000 での t_{ave}^n の推移 (50 日目まで)

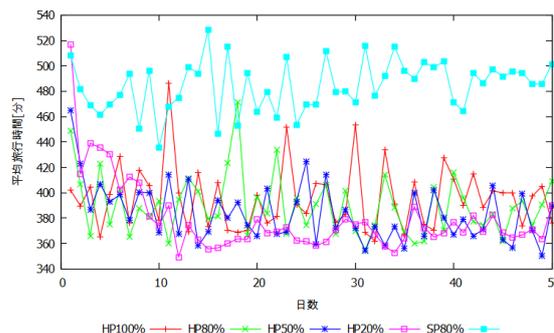


図-9 OD ペア 4 個のケースにおける t_{ave}^n の推移 (50 日目まで)

表-2 5 × 5 ネットワークにおける Agent 数を変化させた場合のネットワーク全体のパフォーマンス指標

Agent 数	1000		500	
経路選択アルゴリズム	\bar{t} [分]	σ [分]	\bar{t} [分]	σ [分]
HP 100%	475.9	74.93	206.3	33.29
HP 80%	470.7	61.45	196.1	27.31
HP 50%	424.2	34.63	162.6	15.72
HP 20%	410.3	24.83	157.3	11.48
SP 80%	548.5	13.99	247.0	16.83

旅行時間により不確実性が加わったため、HP がより有利な状況となったためであると推察される。

いずれのケースにおいても、SP が多いケースでは単一の最短経路を選択する Agent の割合が高くなることから、 σ は低下しやすい傾向にある。HP を含んだケースでは OD ペアを追加したケースにおいて、図-9 で示すように、 t_{ave}^n の日変動が低下する様子がわかる。この結果は、Yamada et al.⁷⁾ ので示された知見と同じであり、より大きなネットワーク、より多くの OD が存在するネットワークでは、Hyperpath に従う車両の普及のがネットワークの平均旅行時間の短縮と時間信頼性向上へ繋げることができることを示唆するものである。

4. 大規模ネットワークにおける Hyperpath 普及の影響分析

(1) シミュレーションの概要

Hyperpath の普及率と実際の交通ネットワーク全体への影響及び、その実ネットワーク規模での計算可能性を明らかにするため、首都圏一般道を対象とするシミュレーションを行う。対象とするネットワークデータは表-4 に示すように首都圏中心部と近郊における細街路を除いた一般道である。OD 需要は表-5 に示した平成 20 年パーソントリップ調査の自動車通勤トリップを基に、計算負荷削減のためトリップ数の 1% を Agent 数、つまり、1 Agent = 車両 100 台として適用する。このシミュレーションでは、Intel Xeon E5 6 コア 3.5GHz、メモリ 64GB の環境下で計算を実行した。この環境では 1 Agent の Hyperpath の計算にかかる時間は 50 ミリ秒程度であり、最も計算時間の掛かる Hyperpath が 80% のケースで 30 日分の計算で 7 時間程度の計算時間となる。それに合わせて、ネットワークの容量も 1% に縮小してシミュレーションを行った。各トリップの発着点は計基ゾーン内にランダムで生成し、同じゾーン内のトリップは除外した。シミュレーションは朝の混雑時間帯を想定し、Agent の出発時刻を朝 7 時をピーク (平均値)、標準偏差 1 時間の正規分布として与えており、前節の分析と同様に出発時刻の変更は行わないものとする。図-10 に本研究のシミュレーションで利用

表-4 シミュレーションの基本データ

項目	要素
ノード数	444,228
リンク数	177,971
Agent 数	219,642
シミュレーション時間	午前 5 時～午前 10 時
エリア	東京都, 神奈川県, 千葉県, 埼玉県, 茨城県南部

表-5 平成 20 年パーソントリップ調査の概要

項目	要素
ゾーン数	601
OD ペア数	17,166
自動車通勤トリップ数	2,306,892
エリア	東京都, 神奈川県, 千葉県, 埼玉県, 茨城県南部



図-10 シミュレーションに利用した DRM データの全景

したネットワークデータの全景を示す。四角で囲んだエリアがパーソントップ調査の対象地域内に相当する。

シミュレーションでは将来的な Hyperpath に基づく経路誘導の普及を考え、HP と SP に従うドライバーの比率を変化させ、複数のケースで評価を行う。Hyperpath の生成に必要な統計的遅れ時間は、SP のみのケースで 30 日分の day-to-day シミュレーションを行い、得られたリンク最大遅れ時間の平均値を利用し、30 日分のシミュレーション結果を用いて全 Agent の 1 日平均旅行時間 t^n [分] を算出し、その集計値として Agent の 30 日分平均旅行時間 t_{ave}^n , 30 日分標準偏差 σ [分] を評価する。

(2) シミュレーション結果と考察

このシミュレーションにおけるパフォーマンス指標の変化を見る。

図-3 に全 Agent の 1 日平均旅行時間の推移を示す。表-6 には全 Agent の 30 日分平均旅行時間 t_{ave}^n [分] と標

表-6 首都圏ネットワークでの全 Agent 平均旅行時間と標準偏差

経路選択アルゴリズム	\bar{t} [分]	σ [分]
HP 80%	43.23	0.10
HP 60%	44.19	0.16
HP 40%	45.69	0.22
HP 20%	47.48	0.23
SP 100%	49.92	0.71

準偏差 σ [分] を示す。Agent 全体の平均旅行時間は SP が 100% のケースと HP 80% のケースで約 7 分程度の差があり、HP の普及率の増加に従ってネットワークのパフォーマンス指標が十分向上しているといえる。また、SP のみのケースでは平均旅行時間の日変動が大きく現れていることも見て取れ、 t_{ave}^n の標準偏差 σ について、SP のみのケースと HP を含むケースの間では t_{ave}^n についての F 検定によって、5% 水準の有意差があることを確認しており、Hyperpath に基づく経路誘導の導入と普及率の増加でネットワーク全体の平均旅行時間の短縮とその標準偏差の低下が起きていることが分かる。

なお、首都圏一般道のネットワークでは、OD ペア間での旅行距離の差が大きいことから、旅行時間ではトリップ長による影響を大きく受ける可能性がある。したがって、Agent の旅行時間を旅行距離で割ることで、1km あたりの旅行時間として単位距離旅行時間 t_{unit} [分/km] を計算し、 t_{unit} の全 Agent の n 日目の平均値として t_{unit}^n を算出、平均旅行時間の場合と同様に t_{unit}^n の 30 日分平均値 \bar{t}_{unit} と 30 日分標準偏差の σ_{unit} を定める。図-12 は t_{unit}^n の推移を示し、表-7 には 30 日分集計値を示した。どちらのケースでも、平均旅行時間による比較と同様、Hyperpath の比率が大きくなると単位距離旅行時間の減少と、標準偏差の減少が見られる。単位旅行時間については、標準偏差のスケールが非常に小さいが、1 日平均の単位旅行時間 t_{unit}^n について F 検定による仮説検定を行った結果、SP 100% のケースと HP を含むそれぞれのケースにおいて、観測数 30 に対して 5% の水準で統計的に有意であることを確認している。しかしながら、Hyperpath の比率が 60%、80% となるケースではケース間に大きな差が見られず、この二つのケースでは、 t_{unit}^n についての平均、標準偏差 σ_{unit} は共に有意な差はない。この場合、Agent 全体の平均旅行時間の低下は見られることから、Agent の平均旅行距離が短くなるのではないかと考えられる。

以上のシミュレーション結果より、Hyperpath に基づく経路誘導の普及率上昇に伴う、道路ネットワークの旅行時間信頼性のパフォーマンス指標の向上が確認できた。

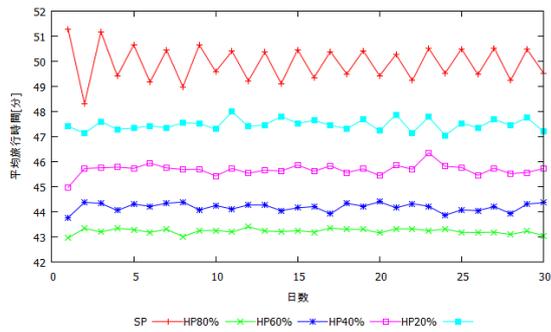


図-11 全 Agent の平均旅行時間 t_{ave}^n 推移

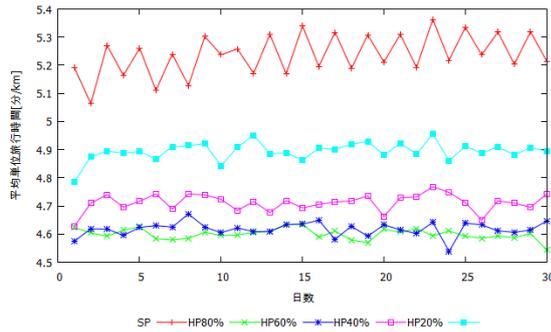


図-12 単位距離旅行時間 t_{unit}^n の推移

表-7 首都圏ネットワークでの単位距離旅行時間と標準偏差

経路選択アルゴリズム	\bar{t}_{unit} [分]	σ_{unit} [分]
HP 80%	4.60	0.02
HP 60%	4.62	0.02
HP 40%	4.71	0.03
HP 20%	4.90	0.03
SP 100%	5.24	0.07

5. 結論と今後の課題

本研究を通して得られた知見をまとめる。

- 単純なネットワークを利用した Hyperpath の特性の分析においては、OD ペア数が多く不確実性が大きいケースにおいて、Hyperpath を含むケースでの旅行時間信頼性に関わるパフォーマンス指標が向上する可能性が示唆された。
- 首都圏一般道のネットワークにおけるシミュレーションでは、Hyperpath(HP) と最短経路探索 (SP) の混合比率の変化に伴い、HP の普及率向上と共に道路ネットワークの旅行時間信頼性に関わるパフォーマンス指標が向上することを確認された。

今後の課題として、3 節で行った分析では、対称性を持った設定でシミュレーションを行ったが、それが崩れた状態ではどのような挙動が見られるのか、さらなる分析が必要である。また、Hyperpath を用いた交通量

配分と既存のリスク回避性を考慮した交通量配分の理論との整合性を考える必要がある。

謝辞: 本研究は、道路政策の質の向上に資する技術研究開発「道路の旅行時間信頼性の評価と運用に係る研究開発」(代表者: 福田大輔), および、文部科学省科学研究費補助金基盤研究 B (代表者: 福田大輔, 番号: 25289160) の支援を受けて行われました。また、本研究の基礎となった研究を行った株式会社オリエンタルコンサルタンツの山田薫氏に感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 中山晶一郎・朝倉康夫: 道路交通の信頼性評価, コロナ社, 2014.
- 2) Bell, M. G.: Hyperstar: A multi-path astar algorithm for risk averse vehicle navigation, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.43, No.1, pp.97-107, 2009.
- 3) Bell, M. G., Trozzi, V., Hosseinloo, S. H., Gentile, G., and Fonzone, A.: Time-dependent hyperstar algorithm for robust vehicle navigation, *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, Vol.46, No.5, pp.790-800, 2012.
- 4) Ma, J., Fukuda, D., and Schmöcker, J.-D.: Faster hyperpath generating algorithms for vehicle navigation, *Transportmetrica A: Transport Science*, Vol.9, No.10, pp.925-948, 2013.
- 5) Spiess, H. and Florian, M.: Optimal strategies: a new assignment model for transit networks, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.23, No.2, pp.83-102, 1989.
- 6) Ma, J.: *Hyperpath-based Strategic Route Guidance Considering Travel Time Uncertainty.*, PhD thesis, Tokyo Institute of Technology, 2012.
- 7) Yamada, K., Ma, J., and Fukuda, D.: Simulation analysis of the market diffusion effects of risk-averse route guidance on network traffic, *Procedia Computer Science*, Vol.19, pp.874-881, 2013.
- 8) Dial, R. B.: A path-based user-equilibrium traffic assignment algorithm that obviates path storage and enumeration, *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol.40, No.10, pp.917-936, 2006.