

## 多目的遺伝的アルゴリズムを用いたカーナビゲーションのための予測経路探索

原 健太<sup>†</sup> 塚原 荘一<sup>†</sup> 狩野 均<sup>†</sup> 曾田 敏弘<sup>‡</sup> 黒河 久<sup>‡</sup>  
<sup>†</sup>筑波大学 <sup>‡</sup>松下電器産業株式会社

### 概要

本論文では、カーナビゲーションシステム(カーナビ)の経路探索を多目的最適化問題としてとらえ、多目的遺伝的アルゴリズム(MOGA)で探索を行う手法を提案する。本手法では経路長、推定旅行時間、運転の快適性をそれぞれ独立した目的関数とし、MOGA を用いて性質の異なる経路を同時に探索して求める。また交通量を予測した場合にも対応した経路の評価方法を提案する。実際のカーナビで用いられているナビ研 S 規格地図と過去の交通量データ(VICS データ)、ファジィ c-means 法による交通量補間を用いて、実世界に近い実験環境を再現した。本手法と従来の GA による経路探索手法ならびに Dijkstra 法との比較を行い、その有効性を確認した。

### Route Planning for Car Navigation Systems Using Multi-Objective Genetic Algorithm and Predicted Traffic

Kenta Hara<sup>†</sup> Souichi Tsukahara<sup>†</sup> Hitoshi Kanoh<sup>†</sup> Toshihiro Sota<sup>‡</sup> Hisashi Kurokawa<sup>‡</sup>  
<sup>†</sup>University of Tsukuba <sup>‡</sup>Matsushita Electric Industrial Co., Ltd.

### Abstract

This paper describes a new route planning method for car navigation systems using a multi-objective genetic algorithm (MOGA). The proposed method has three independent objective functions (length of route, travel time, the amenity of driving) and can provide distinct pareto optimal routes using the MOGA. Also, the proposed method can use predicted traffic. Experiments using the S standard map of the Navigation Systems Researchers' Association, which is the map used in actual car navigation systems, historical traffic data (VICS data) and traffic data interpolated by fuzzy c-means shows that the proposed method is more effective than conventional methods.

#### 1. はじめに

カーナビゲーションの経路探索は旅行時間、経路長、運転の快適性を目的関数とした多目的最適化問題であると考えられる。しかし Dijkstra 法や GA を用いた従来手法[5][6]は目的関数が一つしかなく、一度の探索で多目的最適化を行うことができなかった。そこで本手法では多目的遺伝的アルゴリズムを導入した。これにより一

度の探索で、上記目的関数をそれぞれ最適とする経路を同時に求めて、ユーザに提示することができるようになる。

近年は渋滞予測に関する研究も盛んに行われており、今後渋滞予測機能をもった製品が広く普及すると考えられる。本研究では渋滞の予測値も考慮できる評価方法を検討した。予測交通量については、実際の VICS データとファジィ

c-means 法[1][2]を用いて、交通量の時間的、空間的分布を計算機上に精度よく再現して利用した。

以下では、まず研究の概要について述べる。次に交通量予測を加味した場合の経路の評価方法と本手法のアルゴリズムについて述べる。次に実際のカーナビで使用されているナビ研 S 規格地図[3]と VICS データを用いた評価実験結果を示す。評価実験では、予測値を加味した場合の効果と、従来手法のとの比較を行い、本手法の有効性を示す。

## 2. 研究分野の概要

### 2.1. カーナビゲーションにおける経路探索

実際のカーナビでは、旅行時間のみでなく、経路長や運転の快適性を考慮した経路を出力する必要がある。Dijkstra 法では、車線数などを時間コストに組み込むことで快適性を考慮している。本研究では表 1 に示すように、ドライバーの要求事項を制約条件と見なし、違反点数の最も小さい経路を快適な経路であるとした。一方通行などの交通規則は必ず遵守する必要があるため、探索から除外している。

### 2.2. 多目的遺伝的アルゴリズム

互いに相反するトレードオフの関係にある複数の目的関数を最適化問題を多目的最適化問題と呼ぶ。多目的最適化問題においては、他の任意の解と比較して劣らない解(パレート最適解)の集合を求めることが重要である。近年、遺伝的アルゴリズム(GA)を多目的最適化問題に適用する、多目的 GA(Multi-Objective GA: MOGA)に関する研究が数多く行われている[8][9]。GA は多点探索であり、一度の探索で複数の解を導出できる。この特徴を生かして、MOGA は個体の選択や淘汰を工夫して、パレート最適解集合を一度の探索で求めることができるように探索を進める[9]。

### 2.3. リンク旅行時間の推定

近年、主要道路の交通量については VICS を利用して、走行中の運転手に提供できるようになった。しかし交通量計測器のない道路の交通量については提供できない。著者らは以前、ファジイクラスタリングの一種であるファジイ c-means 法を利用して、周辺道路の交通量から交通量計測器のない道路の交通量を推定する方法を提案した[1][2]。本研究では、実際の交通量情報および補間された交通量情報を時系列的に変化させ、交通量予測値と仮定する。

表 1 制約条件と違反点数例 (L: 片側車線数)

制約内容	条件	違反点数
主要道路を通る	高速自動車道	0
	国道	0
	主要地方道	0
	都道府県道	2
	基本道	4
広い道路を通る	その他	6
	L=2 以上	0
	L=1	1
曲がる回数を少なくする	L=0	3
	直進	0
	左折	3
信号を通らない	右折	7
	1 回	2
渋滞を通らない	10m あたり	0-2

### 2.4. 従来手法とその問題点

実際のカーナビの経路探索には、主に Dijkstra 法[4][7]が用いられている。Dijkstra 法は一つのコスト関数に基づいて厳密な最適解を求める手法であり、一度の探索で複数のパレート最適解を求めることはできない。

GA を利用した手法[5][6]も提案されているが、これらは探索時の道路状況のみで評価を行って

いる。従来手法[6]の適応度を式(1)に示す。複数の指標の加重和を適応度としているために、旅行時間、経路長、運転の快適性をそれぞれ最適にする経路を一度の探索で求めることができないといった問題点がある。

$$\text{適応度 } f = a \times f_d + b \times f_t + c \times f_c \quad (1)$$

$f_d$ : 経路長を集団中の最大値で規格化した値  
 $f_t$ : 旅行時間を集団中の最大値で規格化した値  
 $f_c$ : 違反点数を集団中の最大値で規格化した値  
 $a, b, c$ : 重み係数

### 2.5. 本手法の基本方針

以下に、2.4 節で述べた問題点の解決法について示す。

(1) 目的関数については旅行時間、経路長、運転の快適性の3つとした。これに対し MOGA で探索を行うことで、一度の探索でそれぞれの目的関数を最適化できると考える[10]。

(2) 出発時の道路状況での旅行時間をコスト関数とした Dijkstra 法、経路長をコスト関数とした Dijkstra 法の経路も集団に含めることとする。これらはよい部分経路を含んでいるため、GA の探索にも有効な経路であると考えた。また、これらを初期集団に含めることで、最低限 Dijkstra 法での経路が保証される。

(3) 予測値を考慮した場合の探索は GA を利用して準最適解を求めることとする。

## 3. 本手法

### 3.1. アルゴリズム

本手法のアルゴリズムを図1に示す。コード化、ウイルス集団の生成方法は従来手法[6]と同じなので概要のみを以下に示す。本論文では遺伝子座を交差点(ノード)の通過順、遺伝子をノード番号とする。したがって個体は可変長となる。国道と主要地方道をウイルス(部分経路)として抽出し、ウイルス GA[6]を用いて探索を行う。

### 3.2. 適応度の評価

経路の適応度を、旅行時間、経路長、運転の快適性の3つの指標をそれぞれ目的関数として用いている。旅行時間の評価方法について図2を用いて説明する。出発時点からの経過時間を考慮して、評価に利用するリンク通過時間を切り替える。図2では累計リンク通過時間が5分間隔を超えるたびに、使用する旅行時間を切り替えている。図2のルート旅行時間は灰色の部分の合計値となる。

以下では高速道路、自動車専用道路、一般道路の車の速度がそれぞれ 40, 20, 10km/h 未満になったときに渋滞と見なすことにする。

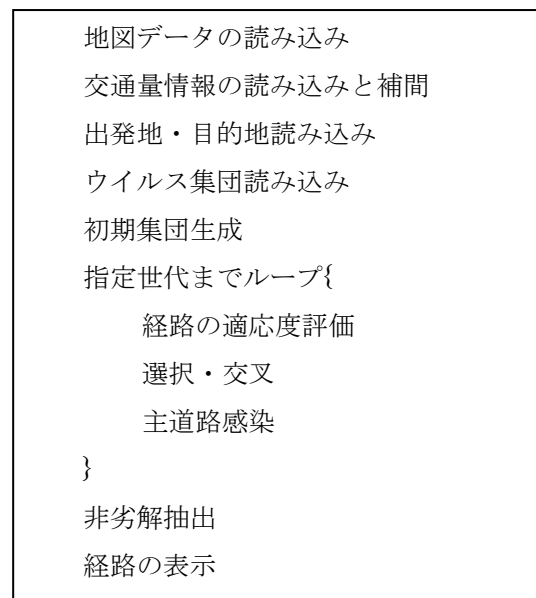


図1 本手法のアルゴリズム

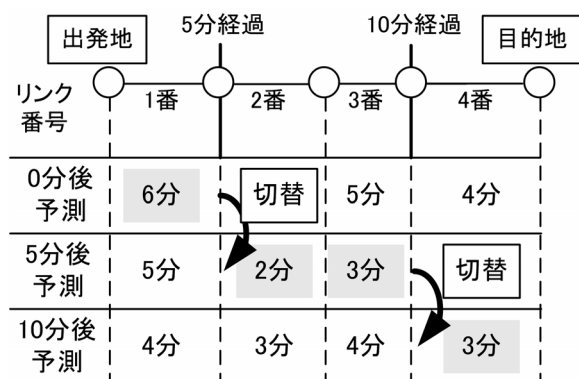


図2 旅行時間の算出方法

### 3.3. 初期集団生成

出発地と目的地を結ぶ直線を対角線とする四角形の範囲で、出発地と出発地に近いウイルス(国道など)の端、目的地と目的地に近いウイルスの端の距離の合計が、出発地と目的地の直線距離の150%以内であるウイルスを初期集団生成で利用する。出発地とウイルス、ウイルスと目的地の間を、旅行時間をコスト関数とした Dijkstra 法(以下 DA(time)とよぶ)で接続して経路を生成する。

また初期集団に DA(time)で生成した経路と経路長をコスト関数とした Dijkstra 法(以下 DA(dist)とよぶ)で生成した経路を加えて Dijkstra 法とのハイブリッド化を行う。

### 3.4. 世代交代モデル

本手法で利用する選択・交叉方法を示す。

Step1: 経路長が最も短い個体を集団より親 1 として選択する。

Step2: 親 2 を集団より選択する

Step3: 親 1 と親 2 に共通のノードがある場合は、その共通ノードからランダムにノードを一つ選択して一点交叉を行い、子 1, 2 を生成する。もし共通ノードが無ければ交叉は行わない。

Step4: 親 1, 親 2, 子 1, 子 2 の中で、優越しているものを親の場合は次世代に残す。この場合は次世代候補集団に加える。経路集団中に既に同じ経路が存在する場合は残さない。

Step5: 集団中の全ての個体に対して Step2~4 を行う。

Step6: Step1 で使用する目的関数を旅行時間、運転の快適性として Step1~5 を行う

Step7: 次世代候補集団の中で優越しているものを次の世代に残す

### 3.5. 主道路感染

主道路感染のアルゴリズムを以下に示す。

Step1: 経路長が最も短い経路  $R$  を選択する。

Step2: ウイルス集団からウイルス  $V$  を一つ選択する。

Step3:  $R$  と  $V$  に共通ノードが 2 つ以上ある場合はランダムに 2 つ選び、共通交差点間の  $V$  の部分経路を  $R$  に上書きし、新しい経路を生成する。生成した経路は経路候補集団に加える。

Step4: 全てのウイルスが選択されるまで Step2~3 を繰り返す。

Step5: 経路候補集団の中で優越している経路を経路集団に加え、経路候補集団を初期化する

Step6: Step1 で利用した目的関数を旅行時間、運転の快適性として Step1~5 を行う。

## 4. 評価実験

### 4.1. 実験条件

本手法の有効性を示すため、カーナビで利用されているナビ研 S 規格[3]のデジタル地図と、VICS の過去データを利用して評価実験を行った。実験対象とした地図(図 3)のノード数は 19963, リンク数は 58222 である。VICS 情報を持つリンク数は 8873 である。世代数と主道路感染の設定値については表 2 に示す。探索対象日は 2003 年 6 月 17 日(火)とした。

表 2 世代数と主道路感染の間隔

	世代数	主道路感染間隔
本手法	10	毎世代
従来手法	500	20 世代ごと

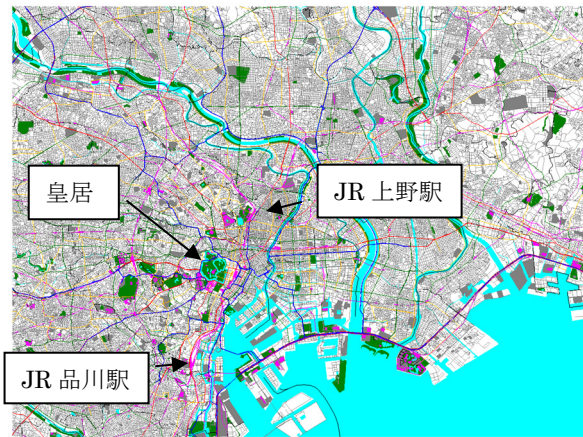


図3 実験対象地域(東京都中心部)

#### 4.2. 生成された解の分布状況

図4~7に、1回の探索で得られた解の分布を示す。図4,5はVICSデータを用いていない場合、つまり車は常に標準速度で走行するものと仮定して実験を行った場合(静的環境)の結果である。図6,7はVICSデータを用い(動的環境)、かつ出発時刻が12時の場合の結果である。本手法、従来手法、DA(time)を比較した。従来手法での適応度を算出する際は、式(1)の係数を $(a,b,c)=(0,1,1)$ とした。

図4,5より本手法によって得られた解にはDA(time)とDA(dist)の経路が含まれていることがわかる。従来手法はDA(time)もDA(dist)も含んで

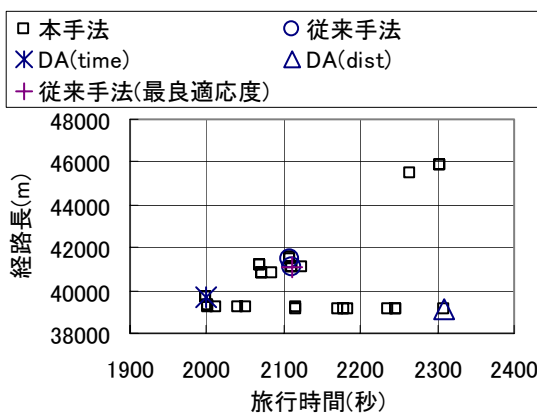


図4 静的環境における解の分布状況(旅行時間-経路長)

いないため、各目的関数に特化した探索は行うことができていないことが確認できる。また本手法は従来手法の解をすべて包含し、より広い範囲に分布していることもわかる。

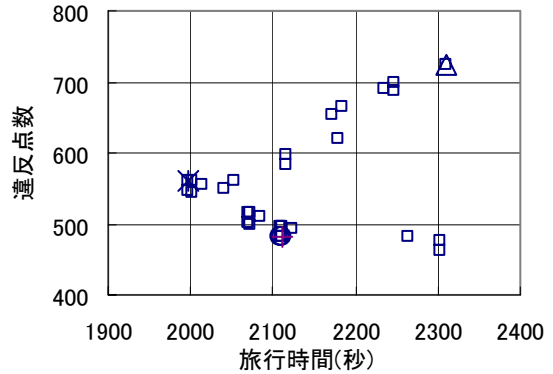


図5 静的環境における解の分布状況(旅行時間-違反点数)

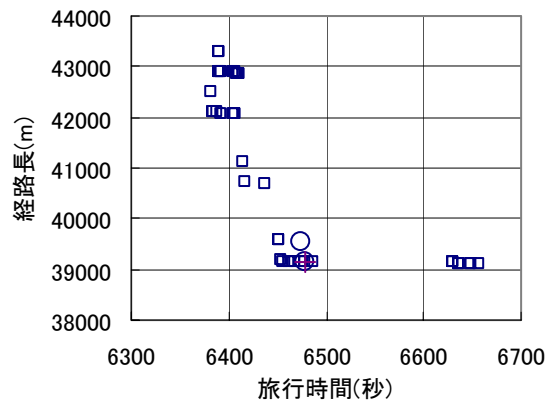


図6 動的環境における解の分布状況(旅行時間-経路長)

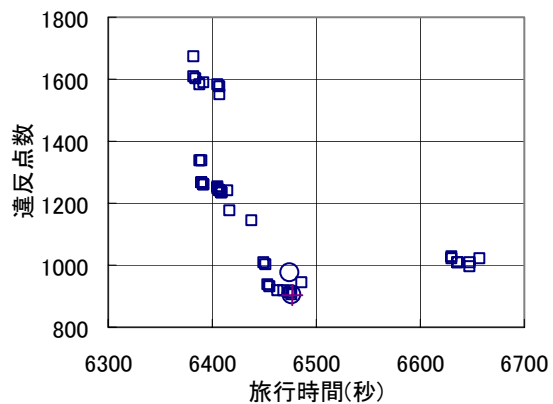


図7 動的環境における解の分布状況(旅行時間-違反点数)

図6,7より, 予測値を含んだ場合の探索においても, 従来手法の解が妥協解に集中しているのに対して, 本手法の解は妥協解だけでなく, より広い範囲に解が分布している。

MOGA を導入にしたことにより, 集団中の解がすべて妥協解へ収束してしまうことを避けることができたといえる。

#### 4.3. 生成された経路の例

本手法と従来手法, Dijkstra 法で生成された実際の経路の例をそれぞれ図8~10に示す。12時に出発した場合で探索を行った。経路の評価値を表3,4に示す。

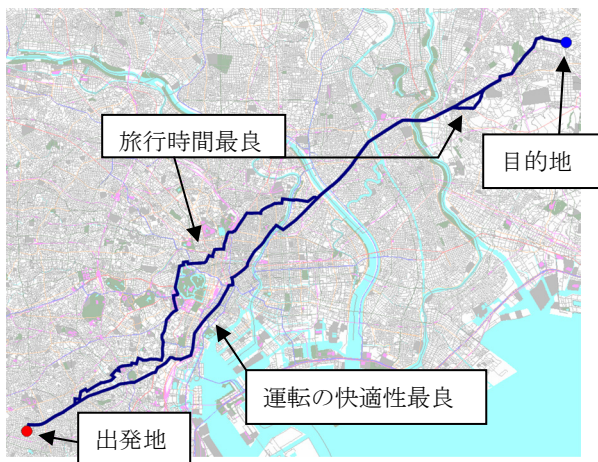


図8 生成された経路の例(本手法)



図9 生成された経路の例(従来手法)

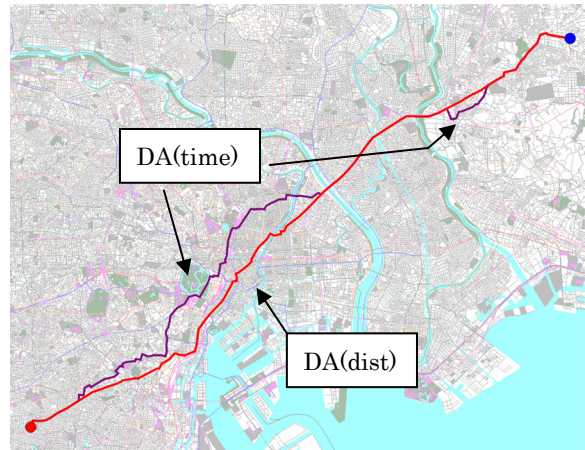


図10 生成された経路の例(Dijkstra法)

表3 本手法の最良経路(経路長が最良の経路はDA(dist)となる)

	旅行時間最良	快適性最良
旅行時間(秒)	6303	6478
経路長(m)	43282	39135
違反点数	1553	903
信号(個)	152	140
右折(回)	35	15
左折(回)	35	17
主道路率	0.46	0.83
渋滞(m)	528	652

表4 従来手法および Dijkstra 法の最良経路

	従来手法最良	DA(time)	DA(dist)
旅行時間(秒)	6478	6439	6657
経路長(m)	39135	43252	39104
違反点数	903	1795	1023
信号(個)	140	156	144
右折(回)	15	35	16
左折(回)	17	34	18
主道路率	0.83	0.43	0.81
渋滞(m)	652	1716	890

表3,4より, 本手法は旅行時間と経路長が従来



手法よりも短い経路を出力できていることがわかる。従来手法で各目的関数に特化した経路を出力するためには、式(1)で使用した係数 a,b,c を変更して再び探索を行う必要がある。

#### 4.4. 予測値の有無による経路の比較

予測の有無による探索結果の影響を確認するための実験を行った。本手法に予測値を含んだ場合(予測有)、本手法で出発時の交通量のみを利用して探索を行った場合(予測無)、DA(time)で探索を行った場合との探索結果を比較した。実験はそれぞれ 20 回ずつ行った。表 5 に最良旅行時間の平均値、表 6 に最良違反点数の平均値を示す。改善率 A は本手法(予測有)が、DA(time)と比較して改善した割合を示す。改善率 B は本手法(予測有)が、本手法(予測無)と比較して改善した割合を示す。

表 5 予測の有無による旅行時間の比較(括弧内は標準偏差)

	9時	12時	15時	18時	21時
本手法 予測有 (秒)	6113.2 (57.21)	6379.6 (9.57)	6523.1 (0.22)	5512.1 (1.79)	4648.3 (2.10)
本手法 予測無 (秒)	6309.4 (60.34)	6381.8 (0.00)	6870.6 (67.16)	5515.6 (0.78)	4814.6 (0.74)
DA(time) (秒)	6475.7	6438.6	7077.4	5521.2	4814.9
改善率 A (%)	5.60	0.92	7.83	0.16	3.46
改善率 B (%)	3.11	0.03	5.06	0.06	3.45

表 6 予測の有無による違反点数の比較(括弧内は標準偏差)

	9時	12時	15時	18時	21時
本手法 予測有	946.9 (45.04)	902.7 (0.00)	974.4 (29.85)	751.2 (12.93)	690.7 (32.53)
本手法 予測無	987.1 (0.00)	996.3 (0.00)	1011.5 (11.54)	753.7 (9.32)	715.9 (0.00)
DA(time)	1255.7	1794.7	1728.1	973.6	1088.5
改善率 A (%)	24.59	49.70	43.61	22.85	36.54
改善率 B (%)	4.07	9.40	3.66	0.33	3.52

表 5 より本手法(予測有)は本手法(予測無)と比較して、旅行時間は最大 347 秒の改善があることがわかった。

表 6 より、違反点数において本手法と DA(time)の間には 22.85%から 49.7%の改善率の差があることがわかった。この違反点数の差の原因を調べるために、違反点数の算出する際に使用する経路の指標に着目した。DA(time)と本手法との差が最も著しい 12 時出発の時点での指標を表 7 に示す。

表 7 より、DA(time)は本手法より右左折の回数が特に多く、渋滞も回避できていないことがわかった。本手法(予測有)の経路は、本手法(予測無)の経路よりも 238m 渋滞距離が短いことがわかった。これは探索の中で予測値を利用してうまく渋滞を回避していることを示している。

表 7 経路の指標(12 時出発)

	本手法 予測有	本手法 予測無	DA(time)
違反点数	902.7	996.3	1794.7
信号(個)	140.0	144.0	156.0
右折(回)	15.0	16.0	35.0
左折(回)	17.0	18.0	34.0
主道路率	0.8	0.8	0.4
渋滞(m)	652.0	890.0	1716.0

#### 5. おわりに

本論文では、実際の交通量および補間された交通量の時系列変化を予測値と見なし、MOGA を用いて探索を行う方法を提案した。実際のカーナビで用いられているナビ研 S 規格地図と過去の VICS データを利用して実験を行い、本手法の有効性を確認した。

今後は対象とする地域を増やし、統計的なデータからの考察が必要である。また今回は平日を対象とした実験を行ったが、休日や祝日につ

いても同様の結果が得られるかどうか確認する必要があると考える。

#### 謝辞

ナビ研 S 規格地図の CD-ROM フォーマットに関する資料をご提供いただいた IT ナビゲーションシステム研究会殿に感謝の意を表します。

#### 参考文献

- [1] H. Kanoh, T. Furukawa, S. Tsukahara, K. Hara, H. Nishi, H. Kurokawa: Short-Term Traffic Prediction Using Fuzzy C-Means and Cellular Automata in a Wide-Area Road Network, IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC'2005), pp. 984-988, 2005.
- [2] 古川, 原, 塚原, 狩野, 西, 黒河: ファジィクラスタリングに基づく道路交通量の予測方式に関する研究, 情報処理学会高度交通システム研究会, ITS-20-9, pp.59-66, 2005.
- [3] IT ナビゲーションシステム研究会: Format Guide Book S 規格 (Version2.2), 1997.
- [4] 平石, 大和田, 溝口: 実用的な経路計画生成のための時間制約付きヒューリスティック探索, 情報処理学会論文誌, Vol.40, No.11, 1999.
- [5] 稲垣, 長谷川, 北島: 遺伝的アルゴリズムを用いた経路探索における複数経路候補の決定法, 電子情報通信学会論文誌, D- I , Vol. J82-D- I , No.8, pp.1102-1111, 1999.
- [6] 狩野, 中村, 中村: 知識の集団を用いた GA による不特定な立ち寄り地を含む経路探索, 人工知能学会論文誌, Vol.17, No.2, pp.145-152, 2002.
- [7] T.H. Cormen, C.E. Leiserson, and R.L. Rivest, Introduction to Algorithms. Cambridge, Mass.: MIT Press, 1990.
- [8] D. E. Goldberg. Genetic Algorithms in search,

optimization and machine learning. Addison-Wesly, 1989.

- [9] 玉置, 森, 荒木: 遺伝的アルゴリズムを用いたパレート最適解集合の生成法, 計測自動制御学会論文集, Vol.31, No.8, pp.1185-1192, 1995.
- [10] 原, 古川, 塚原, 狩野: 多目的遺伝的アルゴリズムによるカーナビゲーションのための経路探索, 情報処理学会 数理モデル化と問題解決研究会, MPS-52-13, pp.49-52, 2004.