

## GAによるあいまいな目的地を複数点含む ユーザ最適経路の計算

沢柳 佑<sup>†</sup> 濱川 礼<sup>††</sup>

<sup>†</sup>中京大学 大学院 情報科学研究科 <sup>††</sup>中京大学 情報理工学部

本研究では時間・行き先が決まっていないあいまいな目的地が複数ある時にそれらの行き先と順序を決定し、かつユーザの経路嗜好を満たすユーザ最適経路の計算を遺伝アルゴリズムを用いて行った。経路嗜好には距離・右左折回数・道路幅員、最低移動速度の4つを定義した。またユーザ毎に違う最適経路を計算するためにユーザ毎の経路に対する嗜好を評価関数の重みを調整することで学習させた。

### Calculation of the user optimum path in mobile navigation with ambiguous destinations

YUH SAWAYANAGI<sup>†</sup> REI HAMAKAWA<sup>††</sup>

<sup>†</sup>Graduate School of Information Science, Chukyo University

<sup>††</sup>School of Information Science and Technology, Chukyo University

We developed a method to calculate an optimum path in a mobile navigation when there are one or more ambiguous destinations. We defined four evaluation function which called "Route Distance", "Curve Frequency", "Road Width" and "Lowest Movement Speed" to adjust route preference for individual user. We used Genetic Algorithm to solve this problem.

#### 1. 背景と目的

##### 1.1 研究背景

近年、複数点の目的地を経由する準最適経路を求めるために、遺伝的アルゴリズム（以下 GA と略す）を用いた研究が多く行われている [1, 2, 3]。

しかしこれらの研究は固定された目的地を決められた順番で辿ることはできるが、経路中のどこかで“コンビニエンスストアであればどの店でも良いので寄りたい”、“飲食店ならどこでも良いので12時頃に立ち寄りたい”というようなあいまいな要求があった場合に答えることは出来ない。こういった立ち寄り先や時間があいまいな要求は日常生活において頻繁に生じるものである。

また、経由地が複数ある場合にその経由順序によって経路の性質は変わることが考えられる。例えば目的地の候補が A, B, C の3地点あった場合に、A→B→C の順序で経由した場合には距離が短い代わりに右左折が多くなるが、他の順序では右左折が少なく直線が多い代わりに距離が長くなる、というような場合である。このような経路の性質は人によって嗜好に差異があり、それぞれに対して求められる経路が変わってくる。

丸山らは複数の経由地と各経由地の希望度・時間制約をユーザに入力させることで最も満足度が高くなる巡回経路を計算する研究を行った [3]。この研究では先述したような立ち寄り地の場所があいまいな場合にもそれらを通る経路の計算をしている。しかしながら、この研究では個人の経路への嗜好を考慮した経路探索や、ユーザの嗜好を学習するといったことには及んでいない。

そこで本研究では場所や時間が明確に決まっていないあいまいな目的地を経由し、かつユーザの経路に対する嗜好に合致する経路の計算を行う。またユーザ毎の嗜好の違いとして距離、右左折回数、道路幅員、最低移動速度の4つを定義し、それぞれに対する嗜好の重みを学習することで、ユーザの嗜

好を推定する。

##### 1.2 本研究の目的

本研究では次のような3つの方針を満たす経路を計算することを目的とする。

- ① はっきりと場所や立ち寄り時間が決まっていない、あいまいな目的地を含む経路の探索を可能とする。ここでは制約条件として場所制約・時間制約の2つを定義し、それぞれの制約条件はユーザが入力する。制約条件については2.1節で詳細を述べる。
- ② 経路に対するユーザの好みを評価し、ユーザ毎に最適な経路を計算する。本研究では経路に対する嗜好はユーザごとに違ふと考え、重視する嗜好によって結果の経路が変わるものとする。本研究では経路への嗜好として経路の距離（経路は短い）、右左折回数（右左折が少ない）、道路幅員（道路が広い）、最低移動速度（スケジュールに余裕はあるか）の4つを定義する。これらについては2.4節で詳細を述べる。
- ③ ユーザの嗜好に特化した経路を計算するために、ユーザの重視する嗜好ベクトルを学習する機能を設ける。本研究ではあらかじめ得た訓練データを分析し、嗜好ベクトルの重みを調節することでユーザ毎の嗜好の違いを表現する。学習の手法については2.9節で詳細を述べる。

#### 2. 提案手法

##### 2.1 制約条件

本研究では場所制約と時間制約の2つを制約条件として用いる。場所制約は目的地の所在地を示す。ここでは目的地を“中京大学”のように単一の場所に固定するか、“大学”のようにジャンルで与えるかのどちらかをユーザが選択する。

時間制約は目的地の経由時刻を設定することができる。この入力には任意であり、指定しないこともできる。指定しなかった場合、その目的地の経由時刻は不定であり、いつ立ち寄りても良いことを示す。

## 2.2 GAによる経路計算

本手法では目的地順序の最適化の為にGAを用いる。本手法のGAは遺伝子型を経由地の順序表現で示し、その順序を評価関数によって評価する。経由地間の経路はA\*アルゴリズムによって計算した最短経路を用いる。遺伝子の適応度には複数の評価関数に重みをかけた総和を用いる。この重みを変更することで、ユーザ毎の経路嗜好の違いの表現が可能となる。また突然変異で場所制約があいまいな目的地の行き先を変更することで、遺伝子集団内への新しい目的地の組み込みを実現している。

GAを用いる理由として、評価関数の実装の方法によって複数の変数の最適化を同時に行えるという利点がある。この利点は本研究の目的であるあいまいな目的地の経由地順序とユーザ最適経路の計算を行う上で適応が容易である。また、世代交代を途中で打ち切ること制限時間内に準最適解を計算できるという利点がある。これはカーナビゲーションなどのリアルタイム性が要求されるシステムにおいて大きな利点となる。

図1のフローチャートを元に本手法の手順を示す。まず道路データとして有向グラフを読み込む。次にユーザから入力された目的地と制約条件を読み込む。

次に、パラメータとして個体数 $M$ 、交叉率 $p_c$ 、目的地突然変異率 $p_{lm}$ 、順序突然変異率 $p_{om}$ 、エリート選択数 $E$ 、繰り返し回数 $T$ を設定する。ここで個体数 $M$ 、エリート選択数 $E$ および繰り返し回数 $T$ は非負の整数値、交叉率 $p_c$ 、目的地突然変異率 $p_{lm}$ 、順序突然変異率 $p_{om}$ は0から1の間の実数値である。ただし、 $p_c + p_{lm} + p_{om} \leq 1.0$ とする。

次に、与えられた条件から初期遺伝子集団の生成と評価を行い、エリート選択によって $E$ 個の遺伝子を選択して次世代に残す。次に各オペレータの実行確率に基づいてルーレット選択、順序交叉、目的地突然変異、順序突然変異のいずれかをランダムに実行し、個体数 $M$ に達するまで次世代の遺伝子に追加する。

個体数が $M$ 個に達したら評価関数により適応度を評価し、現世代としてまた処理を最初から繰り返す。この処理を繰り返し回数が $T$ に達するまで繰り返し、最終的に遺伝子集団の中で最も適応度が高かった遺伝子を解として出力する。次より各処理の詳細を記述する。

### 2.3 初期遺伝子集団の生成

ユーザから入力された目的地を元に遺伝子集団を生成する。遺伝子は目的地のノード番号の順序付き集合として表現される。従って、遺伝子長はユーザが入力した目的地の数だけとなる。

ここで、場所制約がジャンルで与えられたあいまいな目的地に関しては制約に該当するランダムな目的地が割り振られる。

### 2.4 評価関数による適応度評価

評価関数には経路の距離 $Eval\_Dist$ ・右左折回数 $Eval\_Turn$ ・道路幅員 $Eval\_Width$ ・最低移動速度 $Eval\_Speed$ の4つを用い、それぞれに重み $w_0, w_1, w_2, w_3$ をかけた総和の平均を最終的な適応度 $Eval\_Total$ とする

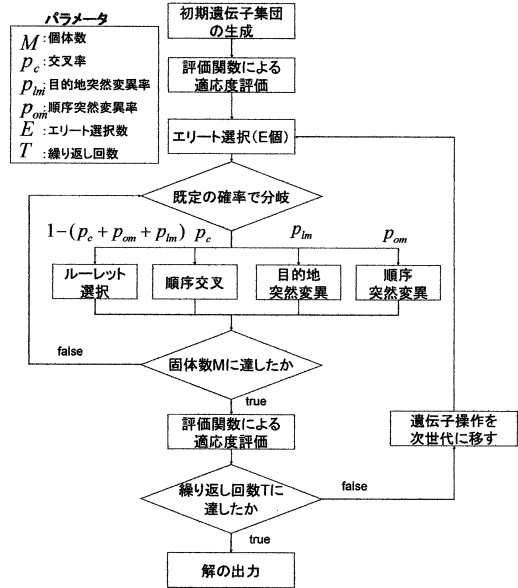


図1 本手法のフローチャート

(式1). この重みはユーザが評価関数のどれを優先するかを示すものである。なお $w_0 + w_1 + w_2 + w_3 = 1.0$ とする。

また、距離・右左折回数・道路幅員・最低移動速度の各評価値はそれぞれスケールが異なる為に、0.0~1.0の間で正規化する。正規化には現世代の遺伝子集合の最小値と最大値を用い、式(2)にその正規化関数 $norm$ を示す。式中の $O_i$ は目的関数 $i$ における評価値を、 $O_{i,max}$ および $O_{i,min}$ は現遺伝子集合中における目的関数 $i$ の最大値および最小値を意味する。これにより、各評価値は0.0から1.0の間で正規化され、全ての評価値を同等のスケールで用いることが出来るようになる。

$$Eval\_Total = Eval\_Dist * w_0 + Eval\_Turn * w_1 + Eval\_Width * w_2 + Eval\_Speed * w_3 \quad (1)$$

$$norm(O_i, O_{i,max}, O_{i,min}) = \frac{O_i - O_{i,min}}{O_{i,max} - O_{i,min}} \quad (2)$$

距離の評価値 $Eval\_Dist$ は総経路距離によって決定する。距離は短ければ短いほど評価が高いものとする。経由地条件が経由地の集合として与えられた時、その最短距離はA\*アルゴリズムによって計算する。

右左折回数の評価値 $Eval\_Turn$ は総経路の右左折回数によって決定する。右左折回数は少ないほど評価が高いものとする。本手法では $120^\circ$ 以下のカーブを右左折として判定した。

道路幅員の評価値 $Eval\_Width$ は総経路の道路幅員の平均によって決定する。道路幅員は大きいほど評価が高いものとする。

最低移動速度の評価値 $Eval\_Speed$ は、総経路の時間制約を満たすことが出来る最低の移動速度である。最低移動速

度は小さいほど評価値が高いものとする。なお、目的地に時間制約が与えられていない場合には常に 1.0 となる。

## 2.5 選択オペレータ

遺伝子の選択にはエリート選択とルーレット選択を用いる。エリート選択は現世代を最良の遺伝子を次世代に残す選択オペレータであり、各世代の計算の最初に必ず既定数個分行われる。ルーレット選択は既定の確率に基づいて行われ、現世代の遺伝子からより適応度の高いものを優先的に選択して次世代に加える。

## 2.6 交叉オペレータ

交叉は既定の交叉率に基づいて行われる。本手法では順序交叉 4) を交叉オペレータとして用いる。順序交叉は順序表現の制約を満たしつつ親の遺伝子の出現順序を保存することができる交叉オペレータである。

## 2.7 突然変異オペレータ

突然変異として目的地突然変異と順序突然変異の 2 つのオペレータを用いる。目的地突然変異は既定の目的地突然変異率に基づいて行われる。目的地突然変異は現世代の遺伝子から 1 つをランダムで選択し、あいまいな目的地をランダムに置き換えて次世代の遺伝子集団に加えることで行われる。これにより、例えば経路地に郵便局という場所制約が与えられている時に経路地に郵便局 A から郵便局 B に入れ替えることで新たな経路地を遺伝子集団内に加えるようになる。

順序突然変異は既定の順序突然変異率に基づいて行われる。順序突然変異では経路の一部を逆転させることで解の改善を試みる 2-opt 法 5) を用いる。ここでは現世代の遺伝子から 1 つをランダムで選択し、さらに遺伝子中の 2 点をランダムで選択してその順序を逆転し、次世代の遺伝子集団に加える。

## 2.8 解の出力

既定数の世代数に進むまで GA の世代を進め、最終的に得られた解をユーザに提示する。ユーザが計算結果を良く思わなかった場合、別の嗜好ベクトルで経路の再計算を行う。別の嗜好ベクトルについては 2.9 節に述べる。

## 2.9 嗜好ベクトルの学習

重みベクトル  $W$  が適切に設定されている場合に適応度  $Eval\_Total$  の値はユーザの経路嗜好を正しく反映する。そこで本研究ではあらかじめユーザに何度かシステムを利用させ、訓練データを獲得することでユーザのモデリングを行い、重みベクトル  $W$  を決定する。ユーザのモデリングには EM クラスタリング 6) による教師無し学習を用いる。

訓練データの獲得方法を次に述べる。ランダムに生成した経路地に対して、ランダムに割り当てた嗜好ベクトルによる経路計算を複数回行い、既定個数の経路計算結果を得る。この計算結果をユーザに提示し、その中から最も良いと思われる経路を選択させ、それを訓練データとして保存する。この動作を既定個数の訓練データが集まるまで繰り返し、得られた訓練データに対して EM クラスタリングを行う。

EM クラスタリングの結果として、複数のクラスタの尤度の順位と重心、標準偏差を得ることが出来る。このうち最も尤度の順位が高いクラスタがユーザの嗜好ベクトルの第一候

補となる。なお、訓練データは追加される度に EM クラスタリングを行い、クラスタを更新する。ここで、第一候補以外のベクトルは嗜好ベクトルの候補となり、第一候補の嗜好ベクトルによって計算された解がユーザによって棄却された場合に、クラスタの尤度が高い順に再計算で用いるものとする。

## 3. システム構成

本研究で開発したシステムを実装する構成について述べる。ハードウェアはラップトップ PC を用い、OS には Windows XP を使用した。地図データには国土地理院発行の数値地図 25000 と基盤地図情報を利用し、PostgreSQL の拡張である PostGIS を用いて管理した。また A\* アルゴリズムによる経路探索には pgRouting を、地図の描画には SharpMap を使用した。これらはそれぞれ PostGIS 用にオープンソースで開発されたライブラリである。

## 4. 実験と結果

### 4.1 アルゴリズムの精度実験

本論文で示した手法の性能評価として、解が最適解に近似するまでの世代数について検証する。経路地は 7 件の地点を与え、そのうち 2 地点は場所制約をあいまいに、4 地点は時間制約をあいまいに与えた。場所制約があいまいな目的地はそれぞれ 8 地点の候補があり、ここでこの解を総当り法で調べた場合の組み合わせ数は  $6 \times 8 \times 8 = 46808$  通りである。

この経路地条件に対して、表 1 のパラメータを用いて GA を 20 回繰り返し行い、その平均を結果とした。

実験の結果、最良解に達するのにおよそ 210 世代かかることが判明した。また、全ての解のうち上位 5% の解には約 20 世代の計算で、上位 1% の解には約 60 世代の計算で行えることが判明した。

### 4.2 システムの性能実験

本節では、本手法を用いて開発したプログラムの性能実験として、世代ごとの実行時間とメモリの使用量を計測する。実験環境は表 2 に示す。GA の個体数は 100 個、世代の計算は 100 世代までとした。

実験の結果を図 2 に示す。1 世代ごとの平均実行時間は 1,125.08ms となった。また平均メモリ使用量は 33,53kbyte となった。この結果より、個体数 100 で 1 世代の更新を平均 1.1 秒で行え、メモリについてはおよそ 35MB 程度の使用量で計算が行えることが判明した。

### 4.3 EM クラスタリングによる学習結果

10 名の被験者別にクラスタリングを行った結果のうち、割り当て確率が最大となったクラスタの分布を表 3 に示す。表より、被験者間での最大クラスタの各重み値について被験者毎に差異があり、被験者間の嗜好ベクトルの違いが見て取れ、EM クラスタリングを用いることでユーザの経路嗜好を重みベクトルとしてモデリングすることが可能となる。

例えば被験者 1 の場合は嗜好ベクトルを最大尤度のクラスタから  $W = \{0.191, 0.180, 0.087, 0.545\}$  と割り当てることで設定することができ、これを GA の重みに用いてユーザ最適経路の計算が可能となる。

上記の嗜好ベクトルで計算した経路の例を図3に示す。ここでは移動速度を最も重視し、次に総距離と右左折回数を同程度重視する経路を計算している。

### 5. まとめと今後の課題

本研究ではあいまいな目的地を複数点含むユーザ最適経路の計算を目的とし、GAを用いることでその解決を図った。

表1 実験パラメータ

個体数	100
交叉率	0.5
目的地突然変異率	0.1
順序突然変異率	0.001
エリート選択数	32

表2 実験環境

OS	Microsoft Windows XP Professional
CPU	Intel® Core™2 CPU T5500 @ 1.66GHz
主記憶	2038MB
HDD回転数	5400rpm

表3 被験者別の割り当て確率最大のクラスタの分布

被験者番号	総距離 重み	右左折回数 重み	道路幅員 重み	移動速度 重み	割り当て 確率
1	0.191	0.180	0.087	0.545	0.247
2	0.079	0.650	0.063	0.208	0.317
3	0.090	0.661	0.068	0.181	0.477
4	0.496	0.096	0.124	0.284	0.517
5	0.115	0.619	0.078	0.189	0.326
6	0.604	0.132	0.188	0.077	0.394
7	0.163	0.054	0.048	0.735	0.374
8	0.709	0.082	0.126	0.083	0.472
9	0.206	0.107	0.094	0.594	0.223
10	0.682	0.110	0.113	0.096	0.500
平均	0.333	0.269	0.099	0.299	0.385
標準偏差	0.245	0.247	0.039	0.226	0.100

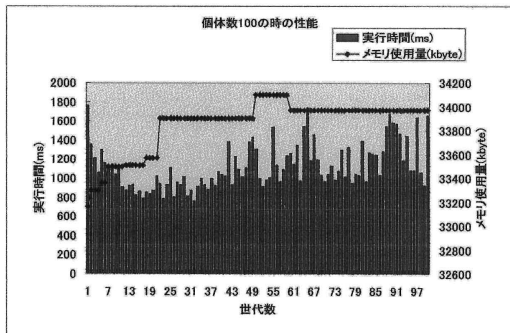


図2 個体数100のシステム性能

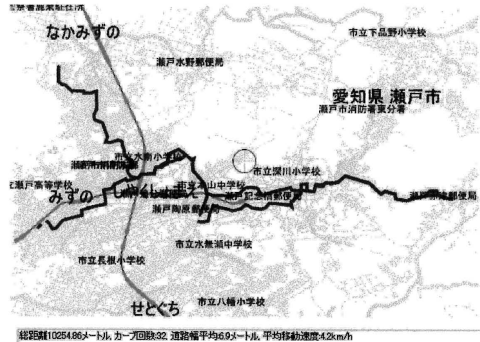


図3 経路の計算例

実験結果より、実用解の水準を全ての解のうちの上位5%と設定した場合には約20世代の計算で、実用解の水準を全ての解のうちの上位1%とした場合には約60世代の計算での計算を実現した。また、計算時間はそれぞれ個体数が100の場合に1世代の平均1.1秒となった。

またEMクラスタリングを用いることでユーザモデリングを行い、ユーザの経路嗜好ベクトルを得た。実験結果よりユーザにはそれぞれ異なる経路嗜好が存在することが判明し、これによりユーザの経路嗜好をモデリングし、GAの重み値として扱うことでユーザ最適経路の計算が可能となった。

今後の課題として、探索の過程で解がローカル解に捕まり、最良解の更新に時間がかかることがあった。これは2-opt法以外の突然変異オペレータの追加や初期遺伝子集団に多様性を持たせることで改善できると考えられる。

今後の展望として、実際にカーナビゲーションシステムや携帯電話に搭載した評価実験を行うことが考えられる。また、過去に行った事の無い観光地の優先的な選択や、ポイントカードを持っているお店の優先的な選択などのあいまいな目的地の嗜好を反映することでユーザにとってより魅力的なナビゲーションが行えるようになると考えられる。

#### 参考文献

- 1) 狩野：遺伝アルゴリズムを用いたカーナビのための経路案内方式，電子情報通信学会技術研究報告，ITS，vol101，No675，pp.51-58(2001)
- 2) 稲垣，長谷山，北嶋：遺伝的アルゴリズムを用いた複数経由点を伴う経路探索法，電子情報通信学会論文誌 DI, Vol.J83-D-I, No.5, pp504-507(2000)
- 3) 丸山，柴田，村田，安本，伊藤 “P-Tour：観光スケジュール作成支援とスケジュールに沿った経路案内を行うパーソナルナビゲーションシステム”，情報処理学会論文誌 Vol. 45, No. 12, pp. 2678-2687, 2004.
- 4) L. Davis, “Applying adaptive algorithms to epistatic domains,” In Proceedings of the 9th international Joint Conference on Artificial Intelligence, pages 162-164(1985).
- 5) S. Lin and B. W. Kernighan, “An Effective Heuristic Algorithm for the Travelling-Salesman Problem”, Operations Research, 21, pp.498-516 (1973).
- 6) Dempster, A. P., Laird, N. M. and Rubin, D. B, “Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm,” Journal of the Royal Statistical Society B 39, pp.1-38(1977).