

遺伝的アルゴリズムのゲームへの適応

～ 航空ネットワーク構成を事例として ～

Application of Genetic Algorithms to Game Theory

～ A case of Construction of Alliance Network ～

諏訪 純*, 有村 幹治**, 田村 亨***

by Jun SUWA, Mikiharu ARIMURA, Tohru TAMURA

1. はじめに

筆者らはこれまで遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms; 以下 GA と表記する) を数理最適化問題の解法として、予算制約付き最適配置問題¹⁾や工事順番最適化問題²⁾等への適用を試みてきた。これらの最適化モデルの共通点は、①整備実施主体の観点から構築された評価モデルを用いて、主に利用者便益を最大化する数理最適化問題として扱った点と、②GA をブラックボックス化して扱う点である。

一方、GA 内部の計算手続きに注目すると、その動作原理として高い並列性と自己組織性が挙げられ、①遺伝子線列 (施策組み合わせ候補) の生成、②交叉、③淘汰、④繁殖、といった極めて単純なルールから、最終的に最適解を含む適応関数値が高い遺伝子線列の「集団」が生成されている。GA 内部で遺伝子線列として表現される施策組み合わせ候補の集団は、評価値の計算と施策組み合わせ更新のフィードバックを繰り返すことにより、学習を行っているといえる。

複数の学習可能な行動主体が、主体の置かれた環境から知れる情報を基に行動を決定すると仮定した場合、利用者の相互作用としての全体現象が生成され、それが新たな環境となって主体の行動決定にフィードバックされる関係は一般に観察される現象である。

本研究の目的は GA を学習を行う複数主体の繰り返しゲームに適用する方法を整理することにある。ここでは GA を最適化手法として扱わず、GA の計算過程がそもそも持つ並列性に注目し、複数主体が

同時に最適化行動を学習する全体の過程を、1つの GA でシミュレーションすることに重点をおく。そのため、得られた解だけではなく、解に到達するまでの各主体の行動過程を分析することも視野に入れている。

GA をゲームに用いる利点は、①選択する戦略数が膨大である場合でも適用可能な点、②プレイヤーの学習モデルは遺伝子線列集団を分割するのみで構成できる点、の2点である。

2. ゲームへの GA の適応

(1) GA の並列化

本研究で構築する GA は以下のような戦略形 n 人ゲーム G を扱うことを考慮している。

$$G=(N, \{S_i\}_{i \in N}, \{f_i\}_{i \in N})$$

ここで、

N : プレイヤー集合 $\{N = (1, \dots, n)\}$

S_i : プレイヤー i の選択可能な行動、あるいは戦略の集合

f_i : プレイヤー i の利得関数で直積集合 $S = S_1 \times S_n$ 上の実数値関数

ここで S_i の戦略集合は離散的な要素の集合 I_i によって記述されており、その組み合わせ数の多さにより、全ての利得行列を計算することはできないものとする。各プレイヤーに割り当てられた GA は、各プレイヤーの利得を最大化するような戦略の探索を行う。

GA は各プレイヤー毎に構築され、遺伝子線列の生成、淘汰、交叉、突然変異は、それぞれの GA において行われる。遺伝子線列の評価については、各 GA の遺伝子プールからランダムに遺伝子線列を抽出し、ランダム・マッチングを行うことで各プレイヤーの利得が計算される。この遺伝子線列のランダム・マッチングは複数回行われ、平均的に高い利得

keyword: Genetic Algorithms, ゲーム理論, ネットワーク交通流

* 学生員, 室蘭工業大学 建設システム工学科

TEL: 0143-46-5289 FAX: 0143-46-5288

E-mail: junsss@whale.cc.muroran-it.ac.jp

** 正会員, 工博, (財) 運輸政策機構 運輸政策研究所

*** 正会員, 工博, 室蘭工業大学 建設システム工学科

を得ることができた遺伝子線列は、高い適応関数値を得ることができる。その結果、淘汰処理により高い利得を得ることができる戦略が多く遺伝子プールを占めることになる。

$$\left. \begin{array}{l} f_i(\{I_i, I_{-i}\}_{i \in N}) \rightarrow \max \\ g_i(I_i) \leq 0 \\ I_i \in S_i \\ I_i = \{I_1, I_2, \dots, I_{m_i}\} \\ \text{or} \\ I_i = \{I_1, I_2, \dots, I_k, \dots, I_{m_i}\}, \forall I_k \in \{0,1\} \end{array} \right\} \rightarrow \text{for } GA_i$$

- N: プレイヤー集合 $\{N=(1, \dots, n)\}$
- I_i : プレイヤー i の戦略を表現する遺伝子線列
- I_{-i} : プレイヤー i 以外の戦略を表現する遺伝子線列
- m_i : プレイヤー i の戦略構成要素数
- f_i : プレイヤー i の利得関数
- g_i : プレイヤー i の戦略組み合わせの制約条件

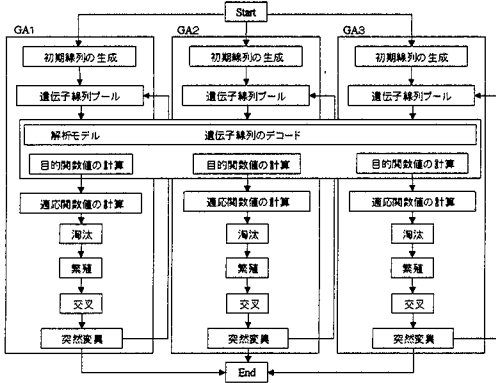


図-1 並列GAのフローチャート

以下、順に初期線列の構成と、各世代での目的関数の計算方法の概要を示す。

(2) 初期線列の記述方法

初期線列は、並列化を行う各GAでそれぞれ生成される。ここで、 GA_i によって生成される遺伝子線列を I_i と置くと、以下のように記述できる。

$$I_i = \{I_1, I_2, \dots, I_{m_i}\}$$

or

$$I_i = \{I_1, I_2, \dots, I_k, \dots, I_{m_i}\}, \forall I_k \in \{0,1\}$$

ただし、 $I_i \in PSZ_i \subset X_i$

$$|PSZ_i| = PSIZE_i$$

ここで、

X_i : プレイヤー i の全戦略集合

PSZ_i : プレイヤー i の遺伝子線列集合

$PSIZE_i$: プレイヤー i の人口サイズ

I_i : プレイヤー i の遺伝子線列 (戦略を表現)

(3) 目的関数の計算

プレイヤー i の遺伝子線列全てについて、他プレイヤーから遺伝子線列をランダム抽出し利得関数を計算する。このランダム・マッチングを任意の回数 (K 回) 行う。本研究では、目的関数を K 回分ランダム・マッチングの平均値とおいた。

$$F_i(I_i) = \frac{\sum_{k \in K} f_i(I_i^1, I_i^2, \dots, I_i^k, \dots, I_i^n)}{K}, \quad I_i^j \in PSZ_j \rightarrow \text{Max}$$

K : ランダムマッチングの回数

I_i^j : プレイヤー i の遺伝子線列集合から抽出された遺伝子線列 j

F_i : プレイヤー i の遺伝子線列 j の目的関数値

なお、適応関数計算・淘汰処理・交叉処理・突然変異は各GA毎に行われる。

3. 航空ネットワーク競合問題への適用

本研究で構築した並列GAを航空ネットワークの競合問題に適用する。なお、ネットワークを考慮した研究としては、黒田らが、国内航空旅客市場を対象として、キャリアを先手、利用者を後手としたシュタッケルベルグ均衡問題として定式化し、関西国際空港開港以降の国内航空ネットワークを最適化した場合の旅客流動への影響を分析している³⁾。エアライン間の競争を考慮した研究としては、高田らが協力ゲームとしてエアライン間提携を扱い、提携成立過程を、①空港容量②着陸料③施設使用料④オープンスカイ、を外的要因としてモデルに取り込み、これらがネットワーク構成へ与える影響を分析している⁴⁾。

(1) 航空ネットワークの遺伝子線列表現

リンクの有無を直接バイナリ表現で記述できる道路ネットワークとは異なり、航空ネットワークの場合全ノード間の組み合わせ可能性を遺伝子線列で表現しなくてはならない。各空港間にリンクがある場合は1、無い場合は0として、接続行列を生成することを考えると、空港数が増加した場合、遺伝子線列が冗長になる線列構造では、良好なスキーマ(設計変数の組み合わせ)が発生しにくい問題がある。リンクの有無をbit表現すると、空港数によっては線列長が冗長となる。

そこで本研究では、空港数に依存しない線列構成

を行なうため、北野⁵⁾によって提案されたニューロ・ジェネティック・ラーニングで用いられた、ネットワーク生成ルールによる遺伝子線列のコーディング方法を用いて航空ネットワークを表現する。図-2に遺伝子線列構造を、図-3に8つのルールセットを設計変数として示す。

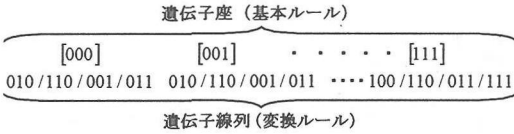


図-2 遺伝子線列

基本ルール	変換ルール	基本ルール	変換ルール
[0 0 0]	\rightarrow $\begin{bmatrix} 010 & 110 \\ 001 & 011 \end{bmatrix}$	[1 0 0]	\rightarrow $\begin{bmatrix} 000 & 110 \\ 001 & 010 \end{bmatrix}$
[0 0 1]	\rightarrow $\begin{bmatrix} 100 & 110 \\ 101 & 011 \end{bmatrix}$	[1 0 1]	\rightarrow $\begin{bmatrix} 100 & 110 \\ 001 & 011 \end{bmatrix}$
[0 1 0]	\rightarrow $\begin{bmatrix} 010 & 111 \\ 101 & 010 \end{bmatrix}$	[1 1 0]	\rightarrow $\begin{bmatrix} 010 & 110 \\ 001 & 010 \end{bmatrix}$
[0 1 1]	\rightarrow $\begin{bmatrix} 100 & 111 \\ 011 & 010 \end{bmatrix}$	[1 1 1]	\rightarrow $\begin{bmatrix} 100 & 110 \\ 011 & 111 \end{bmatrix}$

図-3 ネットワーク生成ルール

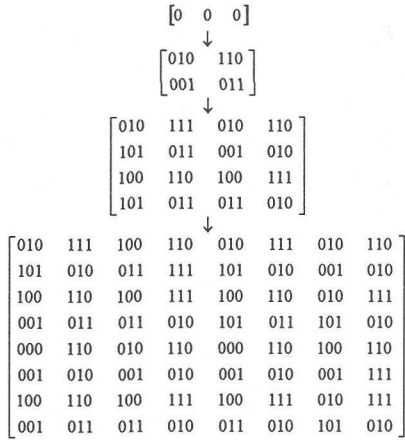


図-4 接続行列の生成

遺伝子線列では、各基本ルール毎に変換ルールがランダム生成される。図-3の様に3bitで生成ルールを設定した場合、空港数に関わらず遺伝子線列長は96bitで固定される。接続行列は基本ルール[000]を基に変換ルールにより各基本ルールを再帰的に呼び出すことで生成され、接続の有無はbitの右端により指定される(図-4)。bitの右端が0の場合、列・行に対応する空港ノードについて航空路線は就航されないものとする。また、問題を簡単にするため、就航路線は往復路線と仮定し、接続行列におけ

る三角行列部分のみ使用する。図-5に、右端bit部のみ示した接続行列と、それをデコードした結果生成される航空ネットワークを示す。

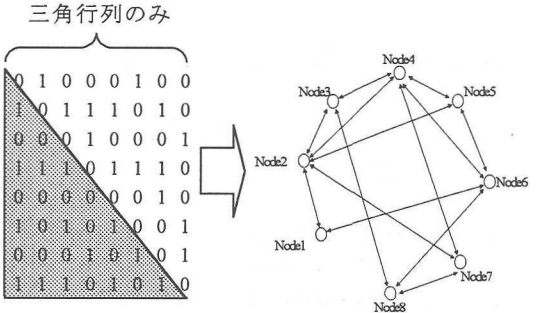


図-5 接続行列とデコード結果

(2) モデル構築上の仮定

利用者の行動として、利用者は最短時間距離ルートを選択するものとし、All-or-Nothingにより配分する。経路上に複数企業の就航路線がある場合、それぞれ就航路線数に等配分するものとする。また、就航されないノードからの旅客は、他の交通モードで移動するものとする。プレイヤーの行動としては、フリートは複数種類設定し、座席数と運行コストは所与のものとする。空港間の運賃も所与とする。各航空企業の就航路線間に配分された旅客は全て運送するものとする。路線上の旅客を座席数で除し、運行頻度を算出する。

運行頻度と運行コスト、輸送人員と運賃より、B-Cを計算し目的関数とする。ここで、モデル構造を上位と下位に分け、各プレイヤーが提示する航空ネットワークに応じて利用者が路線選択を行うシュタッケルベルグ計画問題として扱う(図-6)。

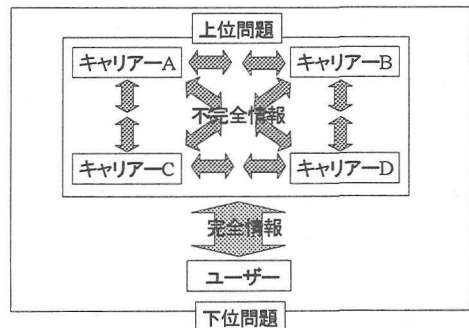


図-6 競合モデルのフレーム

目的関数を以下に示す

$$Object_n = Benefit_n - Cost_n$$

ここで

$$Benefit_n = \sum_{(i,j) \in Ln} [\delta_{i,j} \times OD_{i,j} \times P_{i,j}]$$

$$Cost_n = \sum_{(i,j) \in Ln} \left[\delta_{i,j} \times \min \left(\frac{(OD_{i,j})}{S_{k \in Kn}} \times C_{k \in Kn} \right) \right]$$

n : 企業 n

Kn : 企業 n の全保有機材の集合

$OD_{i,j}$: i, j 間に配分された旅客数

$\delta_{i,j}$: i, j 間に就航路線がある場合 1、無い場合 0

Ln : 企業 n の就航路線の集合

$P_{i,j}$: i, j 間の運賃

$S_{k \in Kn}$: 機材 k の座席数

$C_{k \in Kn}$: 機材 k の就航コスト

4. 計算結果

今回用いた仮想ネットワークを図-7に示す。図中の円の面積は発生交通量に比例している。

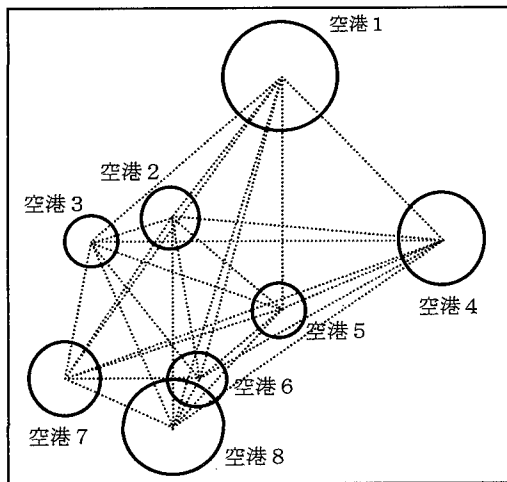


図-7 仮想ネットワークと OD

プレイヤー数は4、各プレイヤーに割り当てられたGAの人口サイズは100、200、300、適応関数係数を1.5、1.8、2.0、最大世代数100としてそれぞれ計算を行った。図-8に、人口サイズ300、適応関数係数2.0の場合の解探索過程を示す。

図-8より、ある世代から遺伝子線列集団の利得平均と最大利得の差の収束が始まり、交叉処理を重ねることで、①各GAの遺伝子線列集団の分布、②全体としての遺伝子線列集団の分布、が一

定の範囲に収束していく様子が観察できる。このことから、自己の利得を最大化するための学習行動によって、結果的に協調行動と呼べる行動に至ることがわかる。これは実社会における、競合する企業間の現象に酷似している。

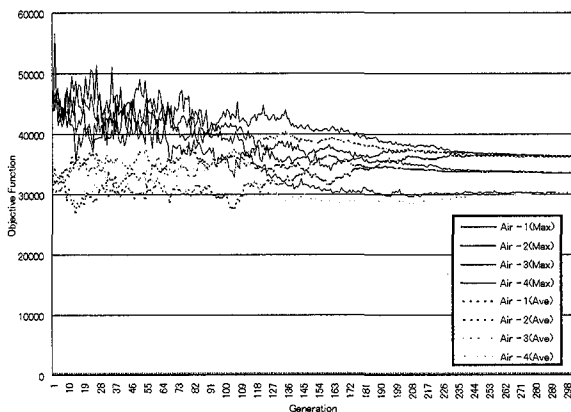


図-8 解探索過程(人口サイズ300・淘汰係数2.0)

5. おわりに

本研究では、GAの並列性に注目し複数主体の繰り返しゲームを1つのGAによってシミュレーションした。その結果、解を求めるだけでなく各主体の行動過程を再現することができた。これにより、GAが最適化手法としてのみでなく、行動過程の分析手法としても有効であると言える。

<参考文献>

- 1) 田村亨・榎谷有三・斎藤和夫：「遺伝的アルゴリズムによる駐車場の最適配置」, 第29回日本都市計画学会学術研究論文集, No.52, pp.307-312, 1994年.
- 2) 田村亨・杉本博之・上前孝之：「遺伝的アルゴリズムの道路整備順位決定問題への応用」, 土木学会論文集, No.482, pp.37-46, 1993
- 3) 黒田勝彦, 竹林幹雄, 三保木悦幸：シュタツケルベルグ均衡による国内航空ネットワーク分析, 土木計画学研究・論文集, pp757-763, No.14.
- 4) 屋井鉄雄, 高田和幸, 一之瀬広樹：エアライン間の競争を考慮した国際航空政策の評価に関する研究; 土木計画学研究・講演集 21, pp729-733, 1998.
- 5) H.Kitano: "Neurogenetic learning An integrated method of designing and Training Neural Networks using Genetic Algorithms", Physica D, 75, pp.225-238, 1994.