

GAによるグラフ分割を用いた部分グラフ集約化による全点間信頼度の近似解法*

An approximate method of overall reliability by means of subgraph intensive
inducted into Graph-Parting performed by Genetic Algorithm

高山純一**、石井信通***

By Jun-ichi TAKAYAMA** and Nobumichi ISHII***

1. はじめに

第1次道路整備5ヶ年計画の閣議決定以後、高度経済成長の追い風を受けながらわが国では道路整備が急激に進められてきた。しかし、1980年代を境に空間的、経済的にも道路建設が困難になってきたこともあり、道路単独の評価だけではなく、道路網全体の持つサービスレベルの評価の必要性が高まってきた。この評価指標の一つとして信頼性が挙げられ、特に震災後の道路寸断による孤立地域発生を防ぐための道路網計画、あるいは都市内の防災拠点の整備計画¹⁾に対し、全点間信頼度（グラフGに含まれる全ての節点間が互いに到達可能である確率）による評価が行われている。この際、道路網の信頼性を厳密に評価する場合、道路網規模が増大するにつれて計算時間や計算機記憶容量が指数関数的に増加するため、大規模道路網に対する評価が困難であるという問題点があった。これに対し、著者ら²⁾は基本ネットワークに含まれる部分グラフを数個のノードに集約し、ネットワークを簡略化することによって全点間信頼度の近似解を計算する方法（部分グラフ集約化法）を以前に提案しており、計算時間や記憶容量の大幅な節約が可能であることを確認している。しかし、この手法では最初の段階のグラフ分割を人間の目で主観的に行うため、リンクが複雑に入り組んだネットワークに対しては最適分割が保証され難い。そうなると、効率的な計算という視点からも

問題が残る。

そこで、本研究では組合せ最適化問題に対して高い探索能力を持つとされている遺伝的アルゴリズム（以下、GAと記す）を応用したグラフ分割法を導入することにより、効率的なグラフ分割を行う新しい近似計算法を提案するとともに、簡単なシミュレーションによりその適用性を検討する。

2. 部分グラフ集約化法による全点間信頼度の近似計算

まず、著者らが提案した近似計算法について概説する。本手法は対象となるネットワーク内のノードをいくつかの組にグループ分けをすることによってもとのネットワークの簡略化を図るものであるが、この段階で、次の3つの仮定が成り立つものとする。

(ア)部分グラフが連結であれば、1つのノードに置換できる。

(イ)部分グラフが非連結（部分グラフが更に数個の連結でないグラフに分割される）であれば、2つ以上のノードに置換できる。

(ウ)部分グラフが非連結で、数個のグラフに分割されるとき、その分割数が部分グラフに接続しているリンク数より多ければ、その基本ネットワークは非連結となる。

本手法の適用例を図-1の基本ネットワークを用いて説明する。まず、ネットワークを図のように4分割し、図-2のような4つの部分グラフを設定する。次に、各部分グラフを集約ノードに置換し、図-3に示す変換ネットワーク1を作成する。さらに各部分グラフ間を結ぶ複数のリンクを連結確率の等しい1本のリンクに置換し、図-4の変換ネットワーク2を作成する。このとき、2つ以上の部分グラフが同時に非連結となる場合は、対象ネットワークが非連結になるものとして考える。ここで、全点間

* キーワード：遺伝的アルゴリズム、部分グラフ集約化、全点間信頼度、グラフ分割問題

** 正員、工博、金沢大学工学部土木建設工学科

(金沢市小立野2丁目40-20 TEL 0762-34-4650)

*** 学生員、金沢大学大学院工学研究科

(金沢市小立野2丁目40-20 TEL 0762-34-4650)

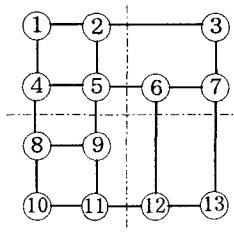


図-1 基本ネットワーク 図-2 部分グラフ

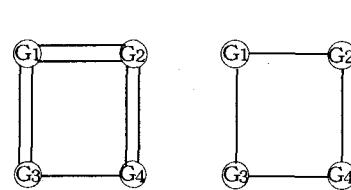
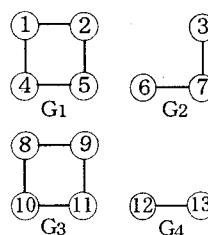


図-3 変換ネットワーク 1

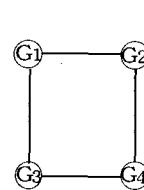


図-4 変換ネットワーク 2

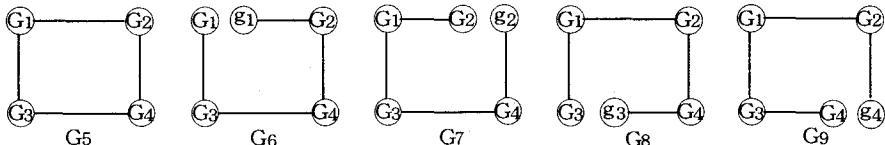


図-5 簡略ネットワーク

信頼度の近似解は各簡略ネットワークの生起確率とその連結確率の積和で表される。すなわち、 $R_1 \sim R_4$ を $G_1 \sim G_4$ に示す簡略ネットワークの全点間連結確率とし、 $S_5 \sim S_9$ を $G_5 \sim G_9$ （図-5）に示す部分グラフの全点間連結確率とすると、式(1)によって近似解REが計算される。

$$\begin{aligned} RE = & R_1 R_2 R_3 R_4 S_5 + (1-R_1) R_2 R_3 R_4 S_6 \\ & + R_1 (1-R_2) R_3 R_4 S_7 + R_1 R_2 (1-R_3) R_4 S_8 \\ & + R_1 R_2 R_3 (1-R_4) S_9 \end{aligned} \quad (1)$$

3. GAの概略

GAは1960年代にJ. Hollandらによって提唱されたアルゴリズムで、生物進化の過程をコンピュータシミュレーション上での実践によって最適解探索を行うモデルである³⁾。

まず、GAが適用できるように対象となる問題に対してコーディングを行う。このとき、解候補となる線列をいくつか作成し、初期集団とする。次に、あらかじめ設定しておいた評価関数によって各線列に対する評価値を計算する。ここで、評価値の低い線列はこの問題の解としては不向きであると判断して一定の確率で淘汰し、残った線列の中から増殖させることによって、最初の線列数を保つ。さらに集団において一定の確率で交差や突然変異を行い、現段階よりも評価値の高い個体を創り出すことを試みる。これを一世代とし、さらに淘汰、増殖、交差、突然変異を繰り返していくことにより、解空間を探索していく。そして数世代進化させたところで適当

な解が得られたら計算を終了する。

GAにおける評価関数の設定方法や各オペレーションの種類、あるいは淘汰、交差や突然変異の確率の設定などはすべて設計者の意志に任されており、どのオペレーションをどんな方法で、どの程度の確率で実行せねば効率的に最適解が探索できるかに関しては未だ知られていない部分が多く、現在もその研究が行われている段階である。また、GAは最適解探索の確率的手法であるので、得られる解は問題に対する最適解であるとは限らないが、比較的簡単なオペレーションで、かつ非常に短時間で工学的に意味のある準最適解が求められる解法として様々な適用に対する研究が進められており、最近では既存の最適解探索手法と組み合わせた例⁴⁾もいくつか発表されている。

4. グラフ分割問題とGAの適用

部分グラフの集約化によって全点間信頼度の近似解が得られるが、本手法は近似解法を重複して使用するため、誤差が拡大する危険性を含んでいる。この時、最初の段階でのグラフ分割をいかに効率的に行うかが近似解を求める際の計算時間や記憶容量の節約、しいては解の精度にも影響を及ぼすものと考えられる。ここで、グラフ分割問題⁵⁾とは図-6に示すように、いくつかのノードとノード間を結ぶ何本かのリンクで構成されたグラフのノードをいくつかのグループに分割し（各グループに割り当てられるべきノード数は決められている）、グループ間に

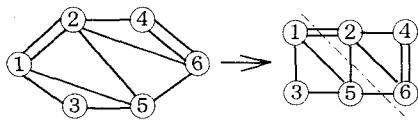


図-6 グラフ分割問題

またがるリンク数（以下、カットリンク数と呼ぶ）が最小となるような分割（この時のカットリンク数を最適解と呼ぶ）を求める問題である。なお、図-6は6つのノードを3つずつの2つのグループに分割する例を示したものであり、このネットワークではグラフ分割における最小のカットリンク数は4である。これより、グラフ分割のカットリンク数を求める従来の方法と、本研究において用いたGAについて述べることにする。

(1) Minimum-Cut法

グラフ分割問題に対するヒューリスティックアルゴリズムとしてMin-Cut法⁶⁾が提案されている。本手法の概要は以下の通りである。

STEP1: ネットワークを任意に2分割し、一方を部分グラフA、他方を部分グラフBとする。

STEP2: 部分グラフAの1つのノードを部分グラフBに、部分グラフBの1つのノードを部分グラフAに移動したときのカットリンク数を探索する。

STEP3: STEP2の作業を部分グラフA、Bのすべてのノードの組み合わせについて行い、最もカットリンク数の少なかったノードの組み合わせを選択してそれぞれ移動させる。

STEP4: 移動させたノード以外のノードを用いて、STEP2、STEP3を行う。このとき、各操作段階におけるカットリンク数を記憶しておく。

STEP5: 記憶しておいたカットリンク数の中から最小のものを選択し、対応する段階のネットワーク状況について、新たに部分ネットワークA、Bとする。

STEP6: カットリンク数の減少が得られなくなるまでSTEP1~5を繰り返して行う。

この操作においては基のグラフの規模の増大に伴ってノードの組み合わせも急激に増大するので、大規模なグラフに対して厳密な最適解を探索するのはかなり困難であると考えられる。

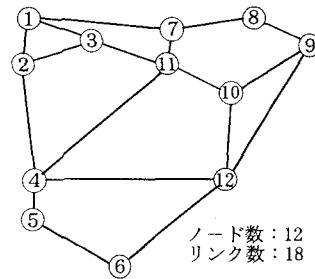


図-7 基本ネットワーク

(2) GAによるグラフ分割

本研究では図-7のネットワークを対象とし、これをそれぞれ6つのノードを持つ2つの部分グラフに分割するため、以下のようにコーディングを行い、GAを適用した。

まず、ノード数12に等しいビット長を持つ線列を乱数を用いて発生させる。線列は0と1のみから構成されるバイナリコードを採用した。ここでの0、1はグループ0に属するノード、グループ1に属するノードという意味を持たせるため、任意に発生させた線列の中から0、1のビットをそれぞれ6つずつ持つ線列を10個選択し、初期線列とした。

次に、評価関数の設定であるが、本研究では単純にカットリンク数をそのまま評価の対象とし、カットリンク数の少ない線列ほど良い評価を与えた。淘汰、増殖については最も評価値の悪いものを淘汰し、最も評価値の良いものを増殖させた。

また、交差、突然変異についてであるが、本研究では交差によって線列中の0、1の数が6つを保てず、本問題における致死遺伝子となる場合が多いと考えられるので、交差は行わず、次の操作を実行した。ここでは評価値の順に線列を並べ替えた後、ある線列に対しては第1ビットから見ていって最初に現れる01の部分を10に変換したり、別の線列に対しては第12ビットから見ていって最初に現れる10の部分を01に変換するなどの操作を行った。また、突然変異については、線列の中の1つを選び出し、第1ビットから見て最初に現れる0を1に、第12ビットから見て最初に現れる1を0に変換するという操作を実行した。これらの操作によって、各線列のビットにおける0、1の数をそれぞれ6つずつに保つことが可能となる。なお、探索は20世代をもって打ち切った。

