

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

1954年の第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年代を境に空間的にも、また経済的にも道路建設が非常に困難になってきたこともあり、既存の道路網をいかにして効率よく利用するかという視点から、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¹⁾。1995年1月17日に起こった兵庫県南部地震では、幹線道路のみならず代替経路までもが寸断され、救急、復旧活動に大きな支障をきたしたためにさらに被害が拡大したことが非常に重大な問題として捉えられ、普段から災害時を想定した道路網整備計画がいかに重要であるかを我々に痛感させた。すなわち、今回の大地震は非常時における道路網の信頼性評価の必要性を強く印象づける出来事であったといえる。

非常時における道路網の信頼性（システム信頼性）を評価する指標としては、主要な2地点間の連結度を評価する2点間信頼度^{1),2)}や全ての地点間の連結度を評価する全点間信頼度^{2),3)}、あるいはある地点から他の全ての地点への到達可能性を評価するSAT信頼度⁴⁾などがあるが、震災後の道路寸断による孤立地域の発生を防ぐための道路網計画の策定、あるいは都市内防災拠点の整備計画の立案・評価には、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）による評価が有効である。しかし、道路

網の信頼性を厳密に評価するためには、1本1本のリンクの連結性を評価して、その全ての組み合わせを考慮することによって連結度の計算を行う必要がある。したがって、道路網規模が増大するにつれて計算時間ならびに計算機の記憶容量が指数関数的に増加するため、実際規模の大規模道路網に対しては厳密計算が非常に困難であったり、または不可能であるという問題点があった。そこで、著者ら^{2),3)}は基本ネットワーク（計算対象のネットワーク）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）を既に提案しており、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。ただし、この手法では初期段階の部分グラフの設定を計画者が主観的に行うため、必ずしも最適な分割パターンとなっていない場合が存在すると考えられる。

そこで、本研究では組合せ最適化問題となる部分グラフの最適分割問題に対して、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^{2),3)}

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、近似計算の前提として次の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。

* キーワーズ：防災計画、交通網計画、道路計画

** 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, FAX 0762-34-4644）

*** 学生員、金沢大学大学院工学研究科土木建設工学専攻（金沢市小立野2丁目40-20 TEL 0762-34-4650）

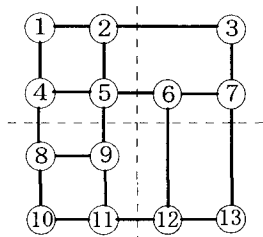


図-1 基本ネットワーク

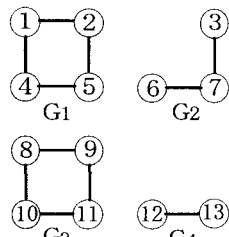


図-2 部分グラフ

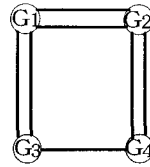


図-3 変換ネットワーク 1

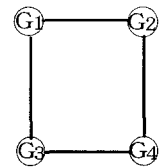


図-4 変換ネットワーク 2

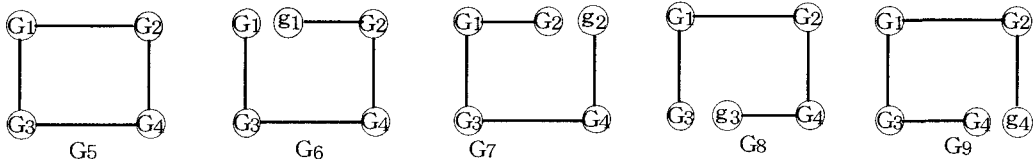


図-5 簡略ネットワーク

(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に示す基本ネットワーク（計算対象ネットワーク）を用いて説明する。

まず、ネットワークを図のようにいくつか分割し、図-2のような部分グラフ（ここでは4分割し、4つの部分グラフ G_1 、 G_2 、 G_3 、 G_4 を設定している）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。

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

全点間信頼度を厳密に計算するためには、対象とす

表-1 厳密解法と近似解法の比較

	厳密解法	近似解法
計算時間（秒）	1453.15	0.53
記憶容量（kB）	23792	820

るネットワークの全ての節点が連結状態にある生成木（ツリー）のパターンを全て列挙し、それらの生起確率を計算して合計すればよいが、大規模なネットワークに対してはツリーの数が増大するものとなるため、計算機を用いても計算時間や記憶容量などの制約もあって計算は困難であった。しかし、本近似解法を用いることによって考えられるツリー数は著しく節約が可能となる。図-1の基本ネットワークの全点間信頼度を厳密解法と本手法で計算した場合の計算時間ならびに記憶容量の比較を行った結果を表-1に示すが、計算時間で約1/2750、記憶容量で約1/30となり、両方において格段に短縮可能となっていることがわかる。

3. GAを用いた部分グラフの最適分割法

(1) GAによる部分グラフ設定パターンの探索

実際の道路網のような大規模なネットワークに対しても、部分グラフ集約化法を用いれば全点間信頼度の近似解が得られるが、集約化の方法によっては近似解の精度に多少差が生ずることが予想される。そこで、部分グラフ設定段階において誤差を小さくするための何らかの方法（法則）があるとすれば、かなり効率よく精度の良い近似解に到達できると考えられる。ここでは、図-6に示すモデルネットワーク1を用いて、

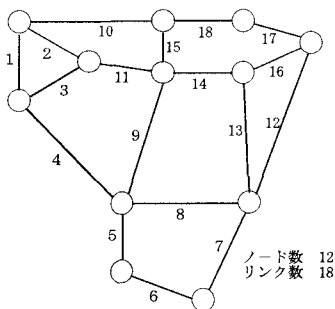


図-6 モデルネットワーク 1

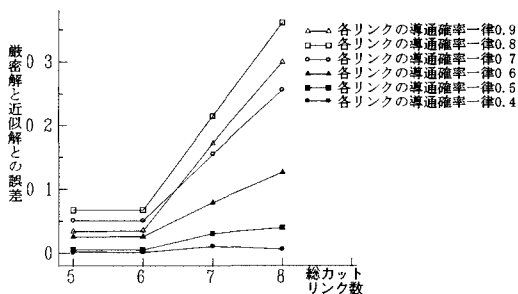


図-7 総カットリンク数と誤差との関係

あらかじめ分割数、部分グラフに含まれるノード数のバランスを決定した上で、考えられる全ての部分グラフ設定の分割パターンを用いて近似解を計算し、厳密解との誤差（全点間信頼度計算における厳密解と近似解の誤差）を図ってみた。なお、ネットワークの導通確率は外生的に与えることとし、一律に6通り、また、正規乱数を用いて12通りの合計18通りのケースを設定して計算を行った。その結果、ノード数のバランスについてはノード数が各部分グラフに均等に分割されることによって、誤差の小さな近似解が得られることが確認された。また、カットリンク数（部分グラフの設定に伴ってどの部分グラフにも含まれないリンク、すなわちカットされるリンクの本数）の大小については、少ないほど概ね誤差の小さな解が得られることが確認された。結果の一部を図-7に示す。なお、導通確率を正規乱数で与えた場合も似たような結果が得られた。これらの結果は、次に示すグラフ分割問題⁵⁾に大きく関連し、非常に興味深い結果である。グラフ分割問題とは、図-8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

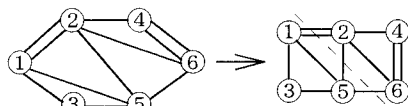


図-8 グラフ分割問題

当てられるべきノード数は先決されている）、グループ間にまたがるリンク数（すなわち、総カットリンク数）が最小となるような分割パターン（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-8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。

(2) Minimum-Cut法⁶⁾

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法が提案されている。本手法の概要は以下の通りである。

STEP1: ノード数が均等になるようにネットワークを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もとのグラフの規模の増大に伴ってノードの組み合わせ数も急激に増大するので、大規模なグラフに適用した場合、STEP1での初期パターンへの依存度が高くなり、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。

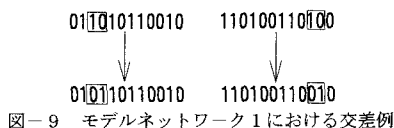


図-9 モデルネットワーク 1 における交差例

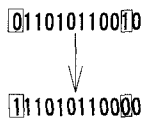


図-10 突然変異の一例

(3) GAによるグラフ分割

本研究では図-6 に示すモデルネットワーク 1 を対象として、それぞれ6個のノードを持つ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った。

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つずつ持つ線列を人口サイズ分だけ選択し、初期線列とした。

次に評価関数の設定を行う。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。淘汰と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、突然変異については、一点交差などの単純な交差では線列中の0、1の数が6個を保てず、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、次の操作をもって交差とした。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ビットから数えて最初に現れる01の部分をも10に変換したり、別の線列に対しては第12ビットから数えて最初に現れる10の部分をも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。交差の一例を図-9に、また突然変異の一例を図-10に示す。これらの操作によって、各線列のビットにおける0と1の数をそれぞれ6個ずつに保つことが可能となる。なお、探索

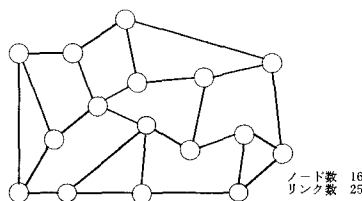


図-11 モデルネットワーク 2

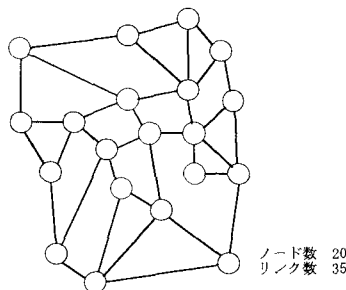


図-12 モデルネットワーク 3

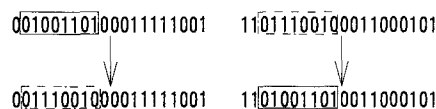


図-13 モデルネットワーク 2、3 における交差例

は100世代を最大世代数とし、最高評価値が20世代にわたって更新されない場合に計算を打ち切った。

また、本研究ではネットワーク規模による探索効率の相違を調べるため、図-12、13に示すモデルネットワーク 2、3についても解析を行った。モデルネットワーク 2 は8個のノードを持つ2つの部分グラフに、モデルネットワーク 3 は10個のノードを持つ2つの部分グラフに分割することを目的としている。コーディングの方法はモデルネットワーク 1 とほぼ同様であるが、交差については図-14に示すように、連続する8つのビットの合計が4になる部分を選び出し、その部分を交換するという処理を行っている。

4. モデルネットワークを対象としたシミュレーション

前節で示したコーディング方法により、人口サイズを20、40、80の3通り、交差確率を0.6と0.9の2通り設定し、突然変異確率を0.05としてシミュレーションを行った。具体的には、それぞれの設定に対して10通

表－2 モデルネットワーク1における適用結果
(人口サイズ:20, 交差確率:0.6)

乱数の初期値	最終結果	カットリンク数
1	ケース1の2	* 4 (13)
2	ケース1の1	* 4 (1)
3	ケース1の1	* 4 (13)
4	ケース1の3	5 (4)
5	ケース1の2	* 4 (23)
6	ケース1の2	* 4 (3)
7	ケース1の1	* 4 (0)
8	ケース1の1	* 4 (0)
9	ケース1の2	* 4 (22)
10	ケース1の2	* 4 (8)

()内の数字は最終結果を導いた世代数を示す。
最適解探索率: 90%

表－4 モデルネットワーク2における適用結果
(人口サイズ:80, 交差確率:0.9)

乱数の初期値	最終結果	カットリンク数
1	ケース2の1	* 4 (1)
2	ケース2の1	* 4 (7)
3	ケース2の2	5 (4)
4	ケース2の1	* 4 (4)
5	ケース2の1	* 4 (7)
6	ケース2の3	5 (5)
7	ケース2の1	* 4 (6)
8	ケース2の1	* 4 (4)
9	ケース2の1	* 4 (3)
10	ケース2の4	5 (3)

()内の数字は最終結果を導いた世代数を示す。
最適解探索率: 70%

表－3 モデルネットワーク1における適用結果
(人口サイズ:80, 交差確率:0.9)

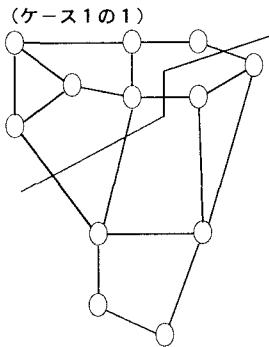
乱数の初期値	最終結果	カットリンク数
1	ケース1の1	* 4 (0)
2	ケース1の1	* 4 (5)
3	ケース1の1	* 4 (3)
4	ケース1の2	* 4 (16)
5	ケース1の2	* 4 (2)
6	ケース1の2	* 4 (3)
7	ケース1の1	* 4 (0)
8	ケース1の1	* 4 (0)
9	ケース1の2	* 4 (2)
10	ケース1の2	* 4 (9)

()内の数字は最終結果を導いた世代数を示す。
最適解探索率: 100%

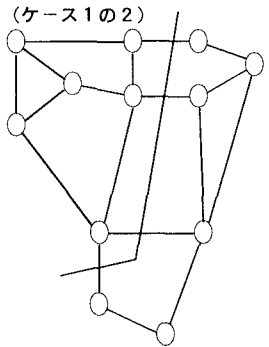
表－5 モデルネットワーク3における適用結果
(人口サイズ:80, 交差確率:0.9)

乱数の初期値	最終結果	カットリンク数
1	ケース3の1	* 5 (13)
2	ケース3の3	7 (11)
3	ケース3の1	* 5 (20)
4	-----	9 (10)
5	-----	7 (0)
6	ケース3の1	* 5 (10)
7	-----	7 (6)
8	ケース3の1	* 5 (24)
9	ケース3の2	6 (2)
10	-----	7 (12)

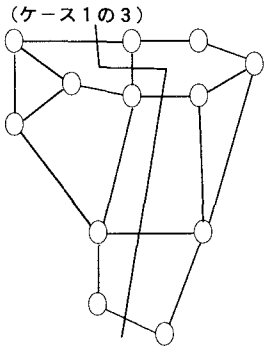
()内の数字は最終結果を導いた世代数を示す。
最適解探索率: 40%



カットリンク数: 4



カットリンク数: 4



カットリンク数: 5

図－14 GAで得られたグラフ分割のケース
(モデルネットワーク1)

りの乱数発生パターンを用い、1つのモデルネットワークについて合計60通りのシミュレーションを行った。
まず、モデルネットワーク1に適用した結果の一例を表－2、3に示す。表－2は人口サイズが20で交差

確率が0.6の結果を、表－3は人口サイズが80で交差確率が0.9の結果を示している。表中の最終結果の欄のケースは、図－14中の各ケースに対応しており、*印のついたカットリンク数(カッコ内の数字は最終結果を

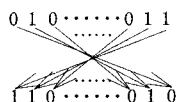


図-15 反転の一例

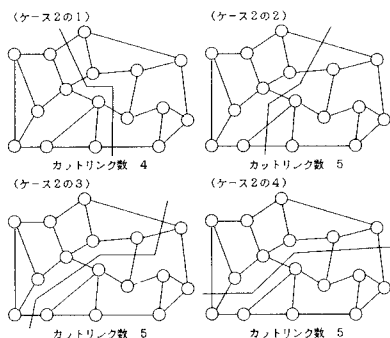


図-16 GAで得られたグラフ分割のケース (モデルネットワーク2)

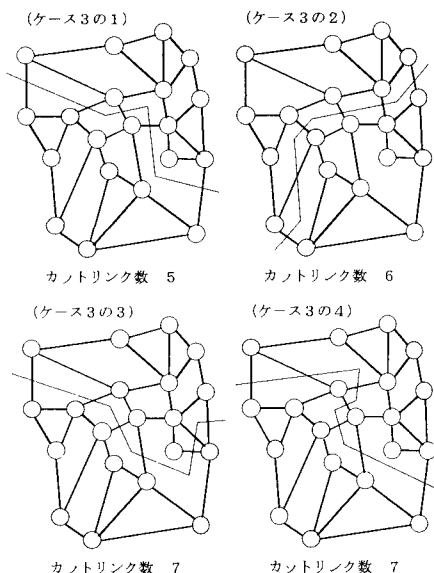


図-17 GAで得られたグラフ分割のケース (モデルネットワーク3)

導いた世代数を示す)は、そのモデルネットワークにおける最適解であることを示している。表-2、3ともに高い確率で最適解(カトリック数:4)が探索されており、モデルネットワーク1程度の規模であれば、人口サイズを大きく設定することによって、また、交差確率を大きくすることによって、最適解の探索確率が高くなるといえる。

次に、モデルネットワーク2に適用した結果の一例

表-6 モデルネットワーク2における適用結果 (人口サイズ:80, 交差確率:0.9, 反転実行)

乱数の初期値	最終結果	カトリック数
1	ケース2の1	*4 (1)
2	ケース2の1	*4 (7)
3	ケース2の1	*4 (12)
4	ケース2の1	*4 (4)
5	ケース2の1	*4 (7)
6	ケース2の1	*4 (15)
7	ケース2の1	*4 (6)
8	ケース2の1	*4 (4)
9	ケース2の1	*4 (3)
10	ケース2の1	*4 (11)

()内の数字は最終結果を導いた世代数を示す。
最適解探索率:100%

表-7 モデルネットワーク3における適用結果 (人口サイズ:80, 交差確率:0.9, 反転実行)

乱数の初期値	最終結果	カトリック数
1	ケース3の4	7 (1)
2	ケース3の1	*5 (20)
3	ケース3の3	7 (9)
4	ケース3の1	*5 (24)
5	ケース3の1	7 (0)
6	ケース3の1	*5 (10)
7	ケース3の1	*5 (21)
8	ケース3の1	*5 (27)
9	ケース3の1	*5 (21)
10	ケース3の1	*5 (20)

()内の数字は最終結果を導いた世代数を示す。
最適解探索率:70%

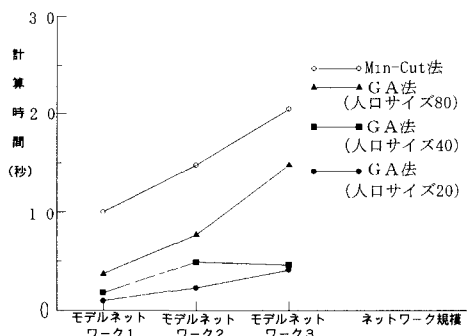


図-18 ネットワーク規模と両手法における計算時間との関係

を表-4に、またモデルネットワーク3に適用した結果の一例を表-5に示す。これらは共に人口サイズが80で交差確率が0.9のときの結果であるが、モデルネットワーク1の場合に比較して高い最適解探索率は得られなかった。その中で、モデルネットワーク3は人口サイズを40としたときの方が最適解探索率が良かった(50%)。つまり、対象とするモデルネットワークの

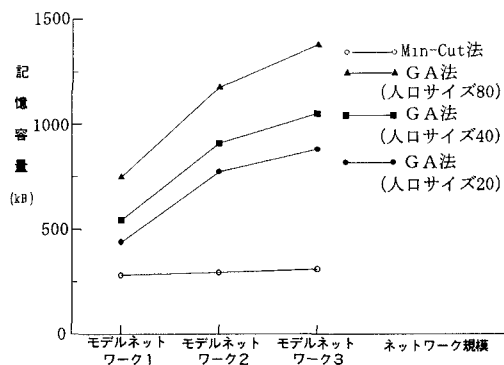


図-19 ネットワーク規模と両手法における記憶容量との関係

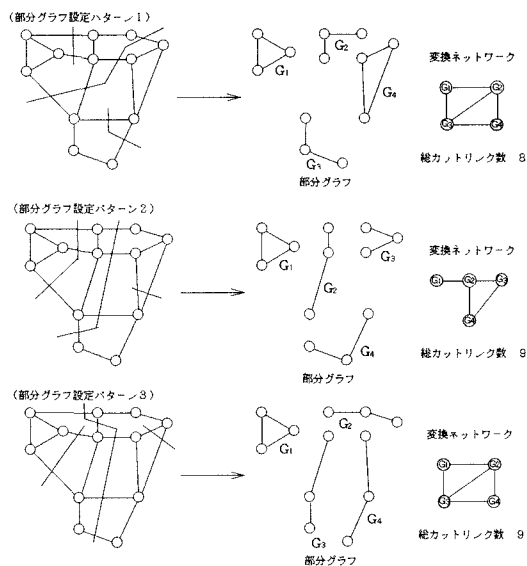


図-20 全点間信頼度の近似計算に用いる部分グラフ設定パターン

規模が大きくなると、人口サイズや交差確率などのオペレーションの設定だけでは探索率を上げることは不可能であるといえる。ここで、最適解探索率が上がらない原因を調べてみたところ、探索に失敗した例のほとんどは、早い世代において集団の上位が同じ線列で占められてしまい、交差や突然変異がうまく働かないために局所解に陥ってしまっていることがわかった。すなわち、最適解探索率を上げるためには何らかのオペレーションを実行して局所解からの脱出を図る必要がある。これには、①目的関数を適応関数に変換し、特に初期収束を減らす、あるいは②突然変異確率の引き上げなどの方法が考えられるが、本研究では各世代の最高評価値が5世代にわたって更新されない場合に

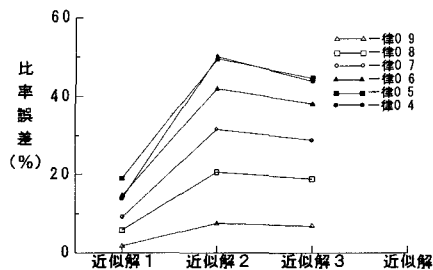


図-21 各近似解の厳密解に対する比率誤差 (導通確率：一律)

次の反転というオペレーションを比較的评价値の高い線列のいくつかに対して実行した。オペレーションの一例を図-15に示す。また、表-4、5の設定に反転を加えたときの結果をそれぞれ表-6、7に示す。これより、最適解探索率がかなり上がっていることがわかる。すなわち、この表-6、7の結果は局所解からの脱出に成功した例と位置づけられる。なお、表-4、6中の各ケースは図-16のケースに対応しており、また、表-5、7中の各ケースは図-17のケースに対応している。そして、ケース2の1はモデルネットワーク2の最適解であるカットリンク数4を、ケース3の1はモデルネットワーク3の最適解であるカットリンク数5を示している。

ここで、Min-Cut法と本手法について、解析に要した計算時間と記憶容量の比較結果を図-18、19に示す。なお、計算時間、記憶容量ともに各オペレーション設定下において最適解を探索した結果のみの集合の平均値を採用している。図-18より、GAによる手法は人口サイズによる程度の差こそあれ、Min-Cut法による場合よりもかなり計算時間の節約を実現している。しかし、記憶容量(図-19)については逆に浪費していることがわかる。

最後に、モデルネットワーク1を対象として得られた分割ケースを用いて部分グラフ集約化法によって近似解を計算し、厳密解との比較を行った。図-14のグラフ分割ケースを基にして最終的にグラフを4分割して近似解の計算を行っており、その分割パターンを図-20に示す。図中の部分グラフの設定パターン1、2、3それぞれから得られた近似解を近似解1、2、3として、厳密解との比率誤差を計算した。結果の一例を図-21に示す。これより、総カットリンク数が8と最も少ない近似解1は、総カットリンク数9の近似解2、

表-8 各リンクの導通確率と整備費

リンク番号	導通確率	初年度整備費	追加整備費
1	0.5	0.5	0.1
2	0.5	0.5	0.2
3	0.5	0.6	0.1
4	0.9	1.2	0.2
5	0.8	0.4	0.1
6	0.8	1.2	0.1
7	0.8	0.8	0.2
8	0.8	1.2	0.3
9	0.8	1.5	0.2
10	0.5	1.0	0.0
11	0.5	0.8	0.1
12	0.8	0.9	0.2
13	0.8	1.1	0.1
14	0.5	0.5	0.2
15	0.4	0.3	0.2
16	0.5	0.7	0.1
17	0.5	0.7	0.1
18	0.5	0.5	0.1

整備費の単位は億円

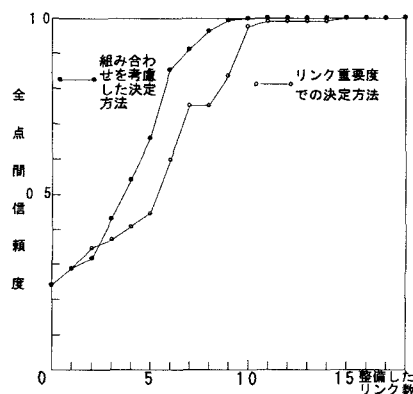


図-22 両手法による全点間信頼度の推移の比較

3に比べて厳密解との誤差が小さいことがわかる。なお、導通確率を正規乱数で与えた場合でも同様の結果が得られており、本手法によって厳密解との誤差が小さい部分グラフの最適設定パターンが、比較的効率よく得られることが確認されたといえる。

5. 本手法の適用例

本節では、ここで提案したグラフ分割手法の適用例として、道路整備優先順位の決定問題への応用例を示す。道路の整備計画の策定の中で、道路整備優先順位の決定は最も重要な課題のひとつとして位置づけられ、様々な評価指標を用いた手法が提案されている。ここで、本研究で扱う全点間信頼度は、非常時（震災時など）におけるネットワーク全体のサービスレベルを示す有効な指標と考えられるため、本研究では全点間信頼度を目的関数とした道路整備優先順位決定システムの構築を試みる。具体的には、著者らは既にリンク重要度を用いた整備優先順位の決定手法⁷⁾を提案しているので、ここでは新たに提案するGAを用いた手法との比較分析を行うことにより、その有効性を検討したい。リンク重要度による手法は1本のリンクに着目し、そのリンクが存在する場合と存在しない場合の全点間信頼度をそれぞれ計算してその比を計算することにより、着目したリンクが全点間信頼度にどれだけの貢献をしているかを定量的に算出するものである。よって、この値の大きな順にリンクを整備していけば良いことになる。ただし、ここでは予算制約を組み込むと同時に、リンクの組み合わせをも考慮できるシステムを提案す

る。つまり、与えられた予算制約内で全点間信頼度を最も大きくする整備対象道路（リンク）の組み合わせを探索する新しいシステムを提案する。この問題はナップサック問題の一種として定式化可能であり、リンクの組み合わせの探索には遺伝的アルゴリズムを用いることができる。なお、目的関数である全点間信頼度の計算には、本研究で提案したGAによる部分グラフ集約化法を用いればよい。

ここでは、図-6のモデルネットワーク1を対象としてケーススタディを行う。表-8に現在の導通確率、導通確率が1.0となるまで整備するのに必要な初年度のリンク整備費、整備年度が遅れると費用が増大することを考慮した1年ごとの追加整備費を示す。年間予算を4億円とした場合について、1本のリンクに注目した手法（リンク重要度による手法）による順位付けと比較する。比較結果として、1本のリンク整備を終えた時点（整備されたリンクの導通確率を1.0とする）ごとの両手法による全点間信頼度の推移を図-22に示す。この結果、リンク重要度を用いた手法では15本のリンクを整備しなければ全点間信頼度が1.0にならず、整備に4年も費やすことになるが、組み合わせを考慮した手法ではリンク重要度の値が小さかったリンク番号14、16、7などを整備対象リンクとして選択し、逆にリンク重要度の値が大きかったリンク番号4,2などを外すことにより、ネットワーク内の10本のリンクを整備し終えた時点（わずか2年間）で全点間信頼度が1.0になることが本システムの適用によって明らかになった。

6. まとめ

本研究では、全点間信頼度の近似解法である部分グラフ集約化法を適用するにあたって、第一段階で行うグラフ分割をいかにして効率的に行い、厳密解との誤差が小さくなるようなグラフ分割の最適パターンを設定するための一つの方法として、GAを用いた最適分割法を提案した。そして、その適用性をシミュレーションによって検討した。結果をまとめると次のようになる。

- (1)本研究で提案したGAによるグラフ分割法を用いれば、計算時間が短く、しかも信頼度の推計誤差の小さな近似解が得られるため、従来用いられてきたMin-Cut法よりも優れていることがわかった。
- (2)従って、計算時間ならびに計算機記憶容量の大幅な節約が可能である部分グラフ集約化法と組み合わせることにより、厳密解法が困難な大規模道路網に対しても十分適用可能であるといえる。
- (3)また、具体的な適用事例として、道路整備優先順位決定問題に本手法を適用したところ、全点間信頼度の計算が非常に短い時間でできることが明らかになった。しかも、GAを応用することにより、1本1本のリンクを個別に考慮するよりも組み合わせ問題（ナップサック問題）として定式化した方が効率的な整備が可能であり、計算時間の短縮という点でも有効であることが分かった。
- (4)ただし、今回は初歩的モデルとして2分割のグラフ分割法を提案したが、今後は同時多分割が可能なシステムの開発が必要である。
- (5)また、GAの各オペレーションの改良（たとえば、GAによる乱数発生の初期値の設定方法についての検討

や局所解からの脱出方法の検討など）と具体的な実際道路網への適用が必要である。

謝辞：本研究を進めるにあたり、貴重なコメントを頂いた金沢大学教授川上光彦先生ならびに同木俣昇先生に対して心から感謝いたします。また、論文をまとめるにあたり適切なコメントを頂いた室蘭工業大学助教授田村亨先生（土木計画学研究発表会のコメンテーター）ならびに匿名の査読者に対しても心から感謝いたします。

参考文献

- 1)若林拓史；道路網の信頼性解析に関する基礎的研究、京都大学博士学位論文、1989年12月。
- 2)高山純一、大野 隆；連結性能からみた道路網の信頼性評価法、土木計画学研究・講演集、No.11、pp.251～258、1988年11月。
- 3)高山純一、大野 隆、中島良光；部分グラフ集約化法を用いた全点間信頼度の近似解法、土木学会第43回年次学術講演集、pp.342～343、1988年10月
- 4)木俣 昇、石橋 聡；地震時緊急路網のシステム信頼性評価に関する基礎的研究、土木計画学研究・講演集、No.6、pp.145～152、1988年11月。
- 5)北野宏明編；遺伝的アルゴリズム、産業図書。
- 6)Kernighan,B.W. and Lin,S. ; An Efficient Heuristic Procedure for Partitioning Graphs, Bell Systems Technical Journal, Vol 49, pp.291～307, 1970.
- 7)大野 隆；連結性能からみた道路網の信頼性評価法に関する研究、金沢大学修士学位论文、1988年1月。

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

高山純一、石井信通

非常時における道路網の信頼性を厳密に評価するためには、1本1本のリンクの連結性を評価して、その全ての組み合わせを考慮する必要があるが、実際規模の大規模道路網を対象とした場合には、計算時間ならびに計算機記憶容量が指数関数的に増大し、厳密計算が非常に困難であるといえる。そこ

で、本研究では対象ネットワークをいくつかの部分グラフに分割し、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計算を行う新しい方法を提案するとともに、GAを導入した最適グラフ分割法の適用性についても検討を行う。

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

By Jun-ichi TAKAYAMA and Nobumichi ISHII

The conventional calculation methods of road network reliability using Boolean Algebra are impractical for a large system because the path sets and cut sets include a large number of elements.

In this paper, we propose an approximate calculation method to evaluate overall network reliability, defined as the probability that there exists at least one path between every pair of nodes in road networks.

This method is able to easily evaluate by means of subgraph intensive included into Graph-Parting performed by Genetic Algorithm. This approximate method is applied to some artificial networks in order to compare with the conventional methods.
