

遺伝的アルゴリズムを用いた ライフライン網の最適復旧過程に関する研究

佐藤忠信¹・一井康二²

¹正会員 工博 京都大学教授 防災研究所耐震基礎部門 (〒611 宇治市五ヶ庄)

²正会員 工修 運輸省港湾技術研究所 構造部地盤震動研究室 (〒239 横須賀市長瀬3-1-1)

ライフライン網の震後復旧過程の最適化手法として、離散的最適化問題や組み合わせ最適化問題の有力な解法として注目されている遺伝的アルゴリズム(GA)を適用した。まず、ネットワークの復旧順序の最適化に単純GAおよび反復改善法とのHybrid GAを適用し、復旧の重要度の時系列変化等も考慮できる、復旧順序の策定法を示した。さらに、復旧班の配分最適化に単体遺伝アルゴリズム (SPGA) を適用し、復旧の飽和効果がある場合における復旧班の配分方法を提案した。

Key Words :lifeline networks, post-earthquake restoration process, genetic algorithms

1. 緒論

ライフライン地震災害の防止・軽減策としては次のようなものが挙げられる¹⁾。

- 1) 施設の力学的強化による物理的被害の防止。
- 2) システムの冗長性・バックアップ設備などを活用したサービス継続措置。
- 3) 緊急シャットダウン等のシステムオートメーションによる危険防止・被害波及防止。
- 4) 効率的な復旧による早期正常化。

本論文で対象とするのは4)の復旧過程の効率化に関する問題である。これまでのライフライン網の復旧過程に関する研究として、白石・土岐²⁾はダイナミックプログラミングを用いて、時々刻々と変化する様々な要因を考慮にいたしたガス供給管網の復旧支援システムの開発を行った。さらに、能島・亀田³⁾は幹線・支線の階層性を考慮し、上位施設の復旧最適化問題に最小木とHornのアルゴリズムによる方法を適用している。星谷ら⁴⁾はモンテカルロ法により機能的復旧過程の予測を行った。野田⁵⁾は電話回線網の復旧作業順位を定める手法としてニューラルネットワークを適用している。また、川上⁶⁾は物理的な被害と機能的な支障との関係を解析的に検討している。

しかしながら、ライフライン網の復旧過程を

最適化するにあたっては、次のような点が問題となる。まず、ライフライン網は多数の要素から構成されており、復旧の優先順位を考えただけでも膨大な数の組み合わせが考えられることである。n個の要素からなるネットワークを考えると、復旧の優先順位としてはn!通りがある。さらに、復旧班の配分まで考慮すれば考えられる組み合わせの数は膨大なものになり、nが少し大きくなると広大な解空間から最適な解を探し出すことは困難である。

また、大抵のライフラインはネットワークを構成しており、一つの要素を復旧したときの復旧効率が他の要素の復旧の状態に左右され、各要素の復旧活動を独立なものとして扱うことができないことが多い。その結果、道路網の様に互いに各被災要素の復旧効果の相関性が高いときには、ダイナミックプログラミングをそのまま適用することは困難である。

さらに、ライフラインは階層構造をなしており、復旧段階ごとに最適な復旧方針が変化し、復旧過程の最適性の評価基準が局面によって変化することも考えられる。したがって、状況に応じた適切な評価基準を定式化した上で、それに沿って実際の被害状況に対する最適な復旧計画を策定できるようなアルゴリズムが必要である。

本研究では、複雑な離散型組み合わせ最適化問題に有効とされ、近年注目を集めている遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA) を用いて、ライフライン網の復旧過程の最適化を試みる。GAとは、遺伝子列 (染色体) によって表現される個体の集合 (個体群) を考え、環境への適応度に基づいて各個体に遺伝オペレータを作用させることにより新しい個体群を形成し、しだいに高い適応度をもつ個体からなる個体群を生成する手法である。

ライフライン網に関する問題に、遺伝的アルゴリズムを適用した例として田村らの研究がある⁷⁾。これは予讃制約があるという条件の下での道路網の整備順位決定問題を解いたものである。年度ごとに予算制約があるという条件下で遺伝的アルゴリズムの定式化を行い、厳密解法やランダムサーチとの比較を行っている。一方、ライフライン網の震度復旧の問題の場合、全被災施設をなるべく速やかに復旧させなくてはならず、通常は複数の復旧班で平行して作業を行う。したがって、各時間ステップごとに復旧班の再配分を行う必要があり、復旧班配分の効率化が行えるような形での遺伝的アルゴリズムの定式化が必要となる。本研究では、田村らと同様に設計変数として工事箇所 (復旧箇所) の線列を考え、その上で復旧班の配分の最適化を目標として遺伝的アルゴリズムの定式化を行い、その適用性を検討した。

2. 復旧過程の最適性の評価基準

ライフライン網の復旧進行状況を示す指標としては一般的に復旧率が用いられ、横軸を地震発生後の経過時間、縦軸を復旧率とした復旧曲線を用いて地震後の復旧過程を表現することが多い³⁾。

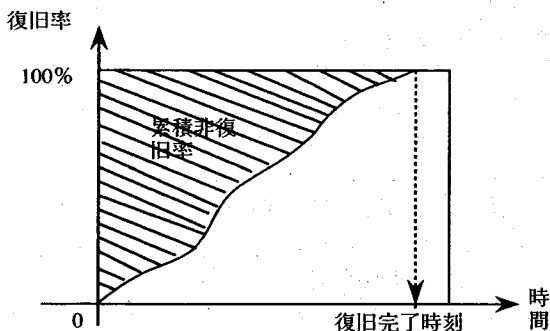


図-1 復旧過程の評価基準

最適性の評価規準としては、累積非復旧率を採用するのが妥当である。これは復旧曲線の上部の面積、つまり図-1の斜線の部分の面積に相当する。実際には、復旧順位の遅れる地域の住民が不満の声を上げたり、復旧が長期化すると生活支障の程度が大きくなり、必ずしも累積非復旧率によって一義的に最適性が評価されるわけではない。そのため、復旧時間の経過とともに復旧率に重みを付けて評価する。被災後、時刻 t における重みを $w(t)$ 、復旧率を $R(t)$ とし、すべての被災要素が復旧するまでの時間を T とすれば、非復旧率が $1-R(t)$ となり累積非復旧率 TR は次式で表される。

$$TR = \int_0^T w(t) \cdot [1 - R(t)] dt \quad (1)$$

ただし、以下の解析では、特に説明がないかぎり重みは1.0で一定としている。

本研究における問題設定は、ネットワークにおいて各リンクが被災し復旧所要時間が与えられている場合に、式 (1) で表される重み付き累積非復旧率を最小にするようなリンクの復旧順序を求める問題となる。なお、ここでは簡単のため被災するのはリンクだけでありノードは被災しないものとしている。

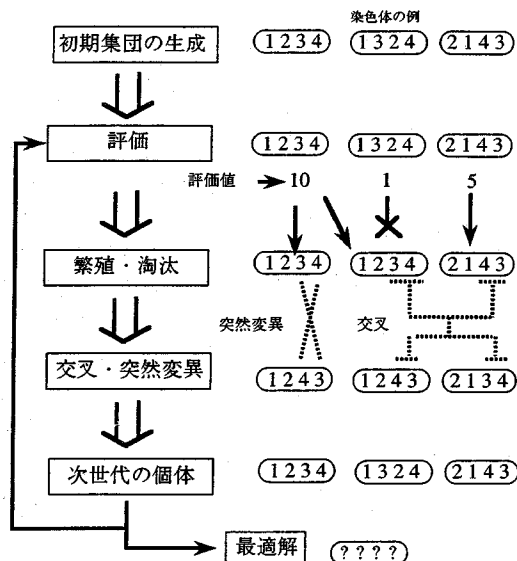


図-2 遺伝的アルゴリズムの流れ

3. GAを用いたライフライン網の復旧順序最適化

(1) GAの概要

GAとは、ダーウィンの進化論における自然淘汰の過程を、最適解探索の過程に応用したものである。まず、探索すべき解空間から解候補の集団をまず考える。この時の要素の一つ一つを生物の個体と考え、この解候補の集団に生物進化のプロセス（繁殖・淘汰・遺伝子の交叉・突然変異）を適用することで最適解を得ようとする手法である⁸⁾。

GAはまだ発展途上の手法であり、問題特性に応じて様々な形のGAが提案されている。ここでは、まず最も基本となる単純GAの概要について説明する。

GAにおいてまず行なわれるのは設計変数のコーディングである。解空間上の解候補が生物に対応し、各解候補を遺伝子の線列としての染色体で表現する。そして、進化するかわち解の最適化は生物すなわち解候補そのものではなくて符号化された染色体に対して操作を行う過程からなると考えられる。コーディングされた染色体を最初に生成した後、各染色体に対して、評価、繁殖・淘汰、交叉・突然変異といったプロセスが図-2の様に繰り返される。

評価のプロセスにおいては、まず各個体（解候補）がどの程度問題に対し最適な解であることを示す適応度を、適応関数（評価関数）によって評価する。例えば図-2の例では、1234という染色体に対し適応度の評価値10を、1324という染色体に対しては1、2143という染色体に対しては評価値5を得ている。

そして、繁殖・淘汰のプロセスでは、各個体の適応度の相対的な関係により交叉の対象となる次世代の個体を決定する。ここで重要なことは、適応度の高い個体は次世代に数多く残る（繁殖）可能性を高くし、適応度の低い個体は次世代に残らない（淘汰）可能性を高くすることである。図-2の例では、評価値10の1234という染色体は2つに増やし、評価値1の1324という染色体は選択していない。評価値5の2143という染色体は1個体だけ選択している。

交叉プロセスは、適応度の高い2つの個体について、その染色体の一部を入れ替えるプロセスである。このプロセスはある一定の確率（交叉確率）でランダムに選んだ各ペア毎に行われ

るプロセスであるが、選択された2個体（親）の染色体の遺伝物質を再結合して新たな2個体（子）を生成するプロセスである。図-2の例では、1234という染色体の個体と2143という染色体の個体から、1243と2143という染色体を持つ2個体を新たに生成している。

また、同時に突然変異のプロセスが行われる。上記の繁殖・淘汰と交叉の繰り返しでは限られた線列しか生成されなくなる場合があるので、ある一定の確率（突然変異率）で染色体の一部の遺伝子を変化させる。図-2の例では1234という染色体を1243に変化させている。

以上のプロセスを解候補集団が収束条件を満たすか、任意に定めた最大世代数に達するまで行い、それまでに生成された解候補の中から最適な解を捜し出すのがGAである。しかし、コーディングの手法や繁殖・淘汰の方法、交叉の方法にはいろんなバリエーションが考えられ、問題に適したタイプのGAを設計する必要がある。

(2) 順列表現を用いたGAの設計

各被災要素に通し番号をつけ、それらの番号の一連の並びを染色体とする。例えば1→2→3→4の順に復旧するなら1234という染色体になり、線列の長さは被災要素の数と等しくなる。

初期個体の生成方法については、ランダムに数列を生成するランダム生成を用いるものとする。

また、各個体の適応度は線形正規化手法⁹⁾により計算した。これは各個体の示す復旧順序に対し累積非復旧率を計算する。そして、その優劣により各個体に順序をつけ、順にある定数から始まり線形に減少するような適応度を与える手法である。つまり、 a を定数、 b を減少率とすれば i 番目に優れた復旧順序（個体）の適応度は次式で表される。

$$f(i) = \max(a - bi, 1) \quad (2)$$

例えば、定数 $a=100$ ・減少率 $b=10$ として20個体があるとする。すると、この個体のなかで最も適した解を持つ個体には $100 - 10 \cdot 1 = 90$ で、適応度として90を与える。2番目に優れた個体には80を与える。ただし、10番目以降の個体はそのまま適応度が0あるいは負になってしまう。そこで、適応度が0または負になる場合には特例として1を与え、完全に淘汰され

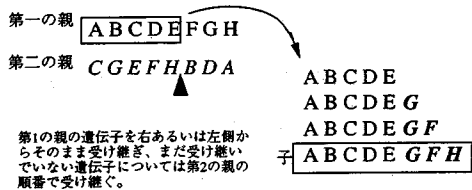


図-3 Order Crossoverの概要

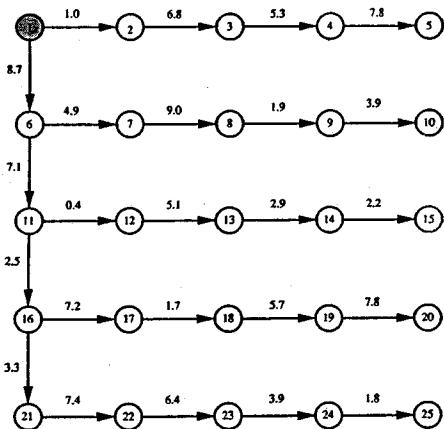


図-4 モデル・ネットワーク

てしまうことがないようにする。なぜなら、減少率を大きくとれば優れた個体が次世代に非常に多く残され収束が早まるが、同じような個体が増えることで大域的な探索ができず初期収束してしまうことになる。そこで、適応度が悪くても多少は変化に富んだ個体を次世代に残し、遺伝子の多様性を損ねないようにする。

淘汰および親選択手法としてはルーレット方式親選択手法を用いた。この手法を説明すると、まず集団中の全ての個体の適応度を合計し、全体適応度とする。つぎに、0から全体適応度までのあいだのある乱数 p を生成する。そして、適応度の高いものから順に個体の適応度を加えていき、適応度の合計が p 以上の値に達したときの個体を親として選択する。この乱数 p を個体数だけ作成し、次世代の親を決定する。例えば、前述のように定数 $a=100$ ・減少率 $b=10$ として20個体があるとすると、全ての個体の適応度の合計は461である。そこで、1から461までの任意の乱数を20個発生させ、1つめに132という数を得たとする。すると、これは1番優れた個体の適応度90よりは大きい1番目と2番目の個体の適応度の和170よりは小さい。そこで、2番目に優れた個体を1つめの親とし

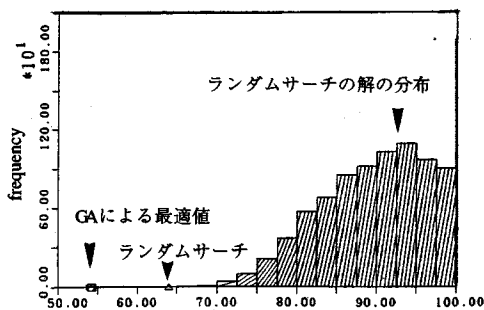


図-5 ランダムサーチとの比較

て選択する。得られた乱数が90より小さければ、一番優れた個体を親として選択する。

交叉方法は、図-3に示すorder crossoverとよばれている手法を用いた。この方法では、まず親線列の切断箇所をランダムに決定し、子は第一の親の切断箇所の左右のビットの多いほうをまず受け継ぐことにする。つぎに、第一の親の左側のビットを受け継いだ子は第二の親の左から順に見ていき、重複しない数字を左から順に入れていく。また、右を受け継いだ子は第二の親の右から順に見ていき、やはり重複しない数字を右から入れていく。図-3の例でいえば、ここでは数字の変わりにアルファベットで表しているが、左からABCDEまでは第一の親からそのまま受け継ぎFGHは第二の親の順番に並び換える。ここでは第二の親ではGFHの順に左から現れるのでGFHの順に並び換え、ABCDEFGHIが子となる。なお、次に第一の親と第二の親を入れ替えて考え、2個体の親から2個体の子を得るようにしている。

最後に、突然変異の手法としてはランダムに選んだ2つのビットの数字を入れ替えるという方法を用いた。

(3) モデル・ネットワークによる数値計算例

GAの性能を検討するため、モデル・ネットワークに対しランダムサーチとの比較を行った。対象としたネットワークは、図-4に示した形状をしている。各リンクの数字はランダムに作成した復旧所要時間である。これはツリー構造のネットワークであるため、逐一探索をおこなわなくともHornのアルゴリズム³⁾により厳密解を求める事ができる。なお、何回かの試行による検討の結果、交叉率は0.5、式2における減少率 b は20(定数 a は100)、突然変異率は極端だが1.0と設定した。

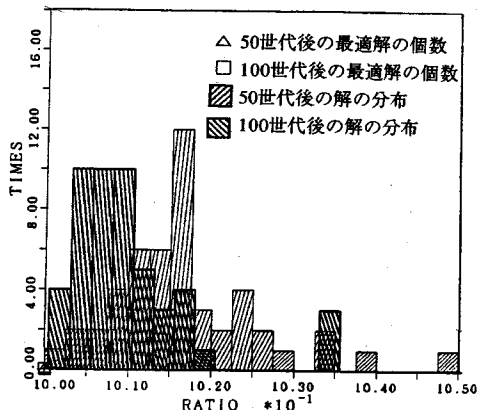


図-6 GAによる解の分布

まず、ランダムサーチによる結果とGAによる結果を比較する。図-4の被害状況に対しランダムサーチを10000回行った。図-5の棒グラフはランダムに復旧順序を10000回考えたときの累積非復旧率の頻度分布である。横軸には得られた累積非復旧率を取っている。累積非復旧率は小さいほうが優れた復旧順序を示すので、山の左端の値がランダムサーチによる最適解を示すことになる。なお、実際のランダムサーチによる解は△で、GAによる解は□で横軸上にプロットしている。ただし、GAによる解は初期個体を変えた5試行の平均値である。ここで、GAは個体数50・世代数100で計算しており、ランダムサーチにすると約5000回分の計算量であるが、計算量の少ないGAによる解(□)の方が△で示すランダムサーチによる解より小さい累積非復旧率を与えている。

次に、GAによる解のばらつきを見るため、厳密解との比較を行った。復旧所要時間をランダムに10ケース作成し、10ケースの被害状況について、それぞれ初期個体を変えて5回の試行を行い、得られた計50回のGAによる解の度数分布を図-6に示している。ただし、GAによって得られた解を厳密解で割り横軸としている。また、左下がりの斜線は50世代後の解の分布であり、右下がりの斜線は100世代後の解の分布である。また、原点にある△と□はそれぞれ50世代後および100世代後に厳密解を得られた回数である。リンク数が24の場合、復旧順序は $24! \approx 6.2 \times 10^{23}$ 通りあり、GAによる解と厳密解との一致は見られなかったものの、GAによる解の分布より、100世代後では2進型表現による解の80% (50回中40回) が、

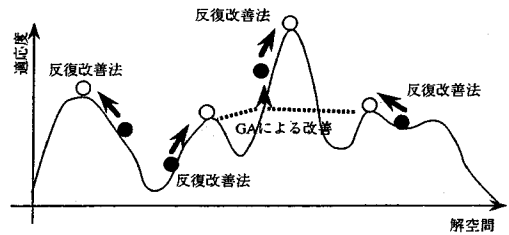


図-7 Hybrid GAのアイデア

また順序型表現による解の68% (50回中34回) が厳密解からの誤差1%以内 (横軸上で1.0から1.01の範囲) に達している。

4. Hybrid GAによる復旧順序の最適化

(1) Hybrid GAのアイデア

GAには最適解の周辺には早く近づくが局所探索能力が弱いという傾向があることが指摘されている。この問題を解決する有効な方法の一つとして、他の解探索法とGAを組み合わせたHybrid GAがある。Hybrid GAでは大域的探索をGAが行い、GAの苦手な解の近傍から最適解への山登りを反復改善法¹⁰⁾で行うというものである。図-7にそのアイデアの概念図を示す。●と○は解候補を示し、●から○への矢印は反復改善法による解の改善を、2つの局所解○から山の中腹の●へはGAによる解の改善を示す。GAでは、2つの解候補を交叉させることで違う山に移動し、大域的探索ができる。しかし、GAでは山の頂上に達しにくいので、反復改善法で山の頂上に達しようというものである。いかにいえば、GAのみで探索を行う場合は探索空間が非常に広く、最適解を見つけるのは困難である。それに対して、Hybrid GAでは局所探索によって得られた局所解の集合に対して遺伝的操作を行うことになる。

(2) 反復改善法とのHybrid GAの設計

反復改善法とは、なんらかの方法で得られた近似最適解に対して、その近傍、つまり少し変更を加えることで得られる他の解を調べ、改善できればそれに置き換えていく方法である¹⁰⁾。この手順を改善が得られなくなるまで繰り返すのであるが、解くべき問題の特性や近傍の定義などによって多様なアルゴリズムが可能である。ここでは近傍の定義をかえて、次のように2通りの反復改善法を検討した。

まず、第一の反復改善法としては染色体中の遺伝子の全ての組み合わせについて入れ替えて評価を行い、評価値の上がる方向に遺伝子を入れ替えるという手法を検討した。

例えば*i*番目に復旧を優先する要素を a_i と表すと復旧順序は

$$a_1 a_2 a_3 \cdots a_i \cdots a_n \quad (3)$$

となる。ここで、全てのペア a_i と a_j について順番を入れ替えたときの復旧過程の評価を行い、最も評価値が上がるように復旧順序を入れ替える。そして、新たにできた復旧順序に対し再び全ての遺伝子のペアについて、順番を入れ替えたときの復旧過程の評価を行い、最も評価値が上がるように入れ替えを行なう。このペアの入れ替えを1ステップとして、この繰り返しにより解の改善を図り、どの被災要素 a_i と a_j を入れ替えても解の改善がなされないときの復旧順序を近似解とするものである。この手法では、 n 個の要素があるとする1ステップに入れ替えを検討するペアとして $n(n-1)$ 通りのペアが考えられるので、 n^2 のオーダーの計算量が1ステップに必要となる。

次に、第二の反復改善法としては、染色体中の遺伝子の連続するペアについて入れ替えてみて評価を行い、評価値の上がる方向に遺伝子を入れ替えるという手法を検討した。先ほどと同様にして復旧順序を表現するならば、全ての*i*について a_i と a_{i+1} の順番を入れ替えてみて復旧過程の評価を行い、最も評価値が高くなったペアについて復旧順序を入れ替える。そして、新たにできた復旧順序に対し再び同じ作業を繰り返すというものである。この手法では、 n 個の要素があるとする入れ替えを検討すべきペアは $n-1$ 通り考えられるので、ペアの入れ替えを1ステップとして、1ステップに n のオーダーの計算量が必要となる。

第二の反復改善法は第一の反復改善法に比べ、次のような利点を有している。*i*番目の復旧要素 a_i と*i*+1番目の要素 a_{i+1} を入れ替えた場合でも、1から*i*-1番目の要素までの復旧過程と*i*+2番目以降の復旧過程はどちらも入れ替える前と同じである。したがって、全体の復旧過程をシミュレートすることなく、*i*-1番目から*i*+1番目の要素までの復旧過程を比較するだけでどちらの復旧過程が最適かの評価が行える。それに加

え、前述したように第一の反復改善法では1ステップに n^2 のオーダー計算量が必要となるのに対し、 n のオーダーの計算量で済む。よって、1ステップあたりの計算量ははるかに少なく済み、大規模のライフラインで要素数が増えると第一の反復改善法は実施困難になるのに対し、第二の反復改善法は比較的実行しやすい。

Hybrid GAには大きく分けてつぎの2つの方法が考えられる⁹⁾。

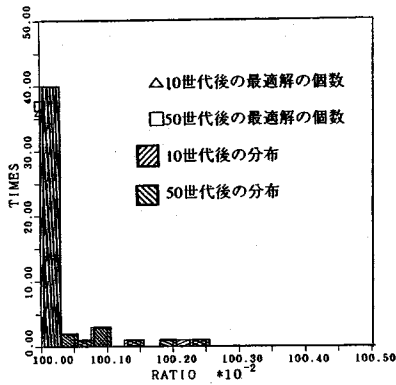
- 1) 初期段階をGAで探索し、途中からヒューリスティックアルゴリズムに切り替える。
- 2) 局所解をヒューリスティックで求め、その後局所解の集合に対してGAを用いる。

ここで、ヒューリスティックアルゴリズムとは人工知能問題において問題領域の知識を用いて近似解を求める手法のことである。本研究では、2)の考え方にしたがってHybrid GAを設計した。つまり、GAのアルゴリズムにおいて次のように反復改善法による解の探索のステップを付け加えた。

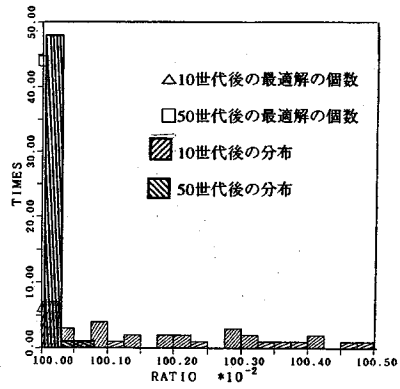
1. 最初にランダムに異なる初期個体を生成する。
2. 各個体に対し、反復改善法による解の改善を行う。
3. 反復改善法によってえられた局所解に対して、淘汰・交叉・突然変異を行う。
4. 2のステップに戻る。

(3) モデルネットワークによる数値計算例

図-4で示したリンク数24のツリー構造型ネットワークについてHybrid GAを適用した結果を図-8に示す。ここでは被害状況を10ケース考え、初期個体を変えて5回の試行を行なった。個体数は10個体である。Hybrid GAによる計算より得られた50回の最適解の度数分布を示しており、同図の横軸は得られた解を厳密解で割った値である。左下がりの斜線が10世代後の解の分布を示し、右下がりの斜線は50世代後の解の分布を示している。(a)が第一の反復改善法を用いたHybrid GA(タイプ1)による結果であり、(b)が第二の反復改善法を用いたHybrid GA(タイプ2)による結果である。また、△が10世代後に厳密解が得られた回数であり、□が50世代後に厳密解が得られた回数である。個体数が少ないにもかかわらず、50世代後にはタイプ1で50回の試行中37回、タイプ2では44回について厳密解が得られている。また、タイプ1では50回中46回が、タイプ2では50回とも得られた解と厳密解との差は



(a) タイプ1



(b) タイプ2

図-8 Hybrid GAによる解の分布

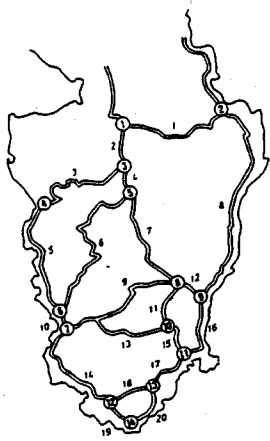


図-9 伊豆半島の道路モデル

0.1%以内である。図-8と単純GAによる計算結果(図-6)を比較すると、Hybrid GAは単純GAに比べ収束性能が向上していることがわかる。また、Hybrid GAによる10世代後の解の分布を見ると、タイプ1はタイプ2に比べ最適解近くに分布しており、すでに50回中の36回について厳密解が得られている。このことから、タイプ1は非常に最適解への収束が早いことがわかる。しかし、逆に収束が早い初期収束してしまい、50世代後においてはタイプ2の方がよい結果を与えている。つまり、収束速度を落として探索すればよい結果を得られるものの計算時間がかかり、収束を速めれば局所解に陥りやすくなっている。

(4) 応用計算例

ここでは1978年伊豆大島近海地震により被災した伊豆半島の道路網に対し、通行不能の道

がなくなり1台ずつでも通れるようになった状態を解析の初期条件とした本復旧に対する復旧順序の検討を行った。ここで、道路網はノードとリンクからなる図-9のようなネットワークで表わされる。リンクの被害評価としては被害箇所数を考え、1箇所復旧するのに1ステップかかるものとした。各リンクのパラメーター(ここでは被害箇所数:復旧ステップ数)としては文献10)における値を用いた。そして、復旧作業が進むと道路網上の全車両の走行時間の総和が短くなっていくことに着目して復旧率を定義した。

まず、リンクの復旧作業がSステップ残っている時点での各リンクの走行時間を次式で与えることにする。

$$T_{Si} = T_i \cdot \frac{(1 + \alpha S)}{(1 + S)} \quad (4)$$

ここで、 T_i は平常時における出発地から目的地までの所要走行時間、 T_{Si} は完全に復旧するまでにSステップの作業が残っている場合の所要走行時間である。残る復旧作業Sが大きいほど所要走行時間 T_{Si} は T_i にくらべ大きくなる。また、復旧作業Sが非常に多く残っていると、所要走行時間 T_{Si} が平常時のほぼ α 倍になるとした。

また、平常時の走行時間については、走行時間を交通量の関数として考え、線形関係を仮定した。つまり、 L_i をリンクの長さ(km)、 Q_i をその時点におけるリンクiの交通量(台/時間)、 Q_{oi} をリンクiの交通容量(台/時間)、 V_{oi} をもっとも早く走れる場合のリンクiの走行速度(km/時間)、 β を走行時間関数の傾きとして、平常時のリンクiの走行時間 T_i は次式で

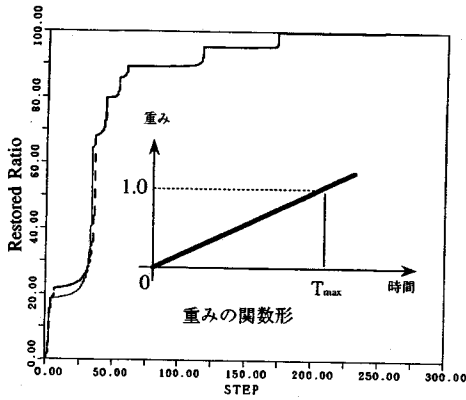


図-10 重みが線形増加の場合の復旧曲線

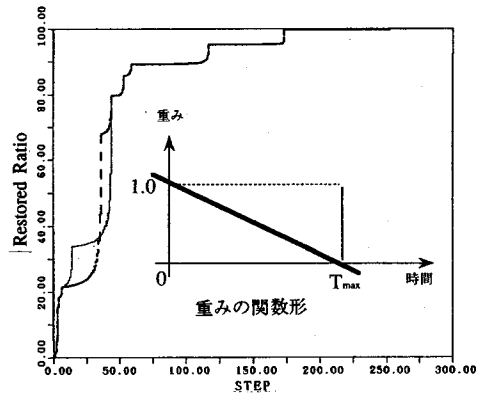


図-11 重みが線形減少の場合の復旧曲線

表される。

$$T_i = L_i \left(\frac{\beta Q_i}{Q_{oi}} + \frac{1}{V_{oi}} \right) \quad (5)$$

文献11)では地震後における機能性を全車両の平均走行時間で定義している。しかし、ここでは簡単のため、時刻 t における全走行時間 $\tau(t)$ を機能評価の指標とした。これは、 $Q_i(t)$ を時刻 t におけるリンク i の交通量、 $T_i(t)$ を時刻 t におけるリンク i の所要走行時間、 N をネットワークのリンク数として

$$\tau(t) = \sum_{i=1}^N Q_i(t) \cdot T_i(t) \quad (6)$$

で定義される。復旧が進行するに連れリンクの走行時間は短くなるのであるから、全車両の走行時間の総和である全走行時間 $\tau(t)$ は復旧に伴い減少していくことになる。これより、復旧開始時点 t_0 、復旧終了時点 t_E とすれば、時刻 t におけるネットワークの復旧率 $RR(t)$ は

$$RR(t) = \frac{\tau(t_0) - \tau(t)}{\tau(t_0) - \tau(t_E)} \quad (7)$$

となる。

各リンクの交通量を求める手法としては、走行時間が最小のルートにOD交通量を少しづつ配分していく分割配分法を用いた(分割数は10)。また、用いたOD表は文献12)より得られたものを用いた。

この応用計算では、GAにおける各個体の適応度を評価するのにかなりの時間を必要とする。そこで、一度評価した個体は染色体と適応度を

記憶しておくことで、再び同じ染色体を持つ個体が生じたときにはいちいち適応度を再計算する必要がなくなり、計算時間を節約するようにした。

なお、ここでは要素数が少ないため反復改善法だけで準最適解に収束してしまうという問題が生じたので、反復改善法の改善ステップを5回だけに制限し収束の速度を意図的に落としている。さらに、計算時間の都合から10個体・10世代とし、第2の反復改善法を用いたHybrid GAを適用した。

ここで、復旧過程の評価基準としては、式(1)に示すように、ライフライン全体の復旧率を基本として、それに時間的に変化する重みを付けた場合について検討した。実際のライフラインの復旧時には、住民の困窮度や備蓄に対応して行政サイドあるいはライフライン事業者が適切な重みの時間的変化を定めるべきであるが、ここでは、復旧が遅れば生活支障が増大するとして、1)線形に重みが増加する場合と、2)線形に重みが減少する場合の2通りについて検討した結果を示す。また、比較のため、復旧曲線の傾きが最大になるように復旧順序を定める最大勾配法による結果も示している。

まず、図-10が重みが線形に増加する場合である。Hybrid GAで求めた復旧曲線を実線で、最大勾配法による復旧曲線を破線で示している。時間ステップ10から30すぎまで実線が破線の下にあり、Hybrid GAで求めた復旧順序では復旧の立ち上がりが遅い。しかし、時間ステップ35から40ぐらいでは実線の方が破線より上にあり、前半の遅れを取り返している。後半での復旧を重視するように重みを与えている事を考

慮すると、Hybrid GAによって問題設定に応じた復旧順序が策定できているといえる。実際の重み付き累積非復旧率を比較すると、Hybrid GAによるものでは6.82、最大勾配法によるものでは6.86であり、Hybrid GAによる復旧順序の方が0.04小さくなっている。

図-11は重みが線形に減少する場合である。同図では、Hybrid GAで求めた復旧曲線を実線で、最大勾配法による復旧曲線を破線で示している。時間ステップ10から40ぐらいにおいて実線が破線の上であり、Hybrid GAで求めた復旧順序では復旧の立ち上がりが早くなっている。前半の復旧を重視するように重みを与えているのであるから、ここでもHybrid GAによって問題設定に応じた復旧順序が策定できていることがわかる。実際の重み付き累積非復旧率にしてもHybrid GAによるものでは35.97、最大勾配法によるものでは36.09であり0.12減少させることができている。

以上の検討から、Hybrid GAによる解は重みの設定の変化に敏感に反応しており、問題設定の変化に応じた解を探索できていることがわかる。

5. 単体遺伝アルゴリズムによる復旧班配分の最適化

(1) 単体遺伝アルゴリズムの概要

遺伝アルゴリズムは前章までに述べたように、1) 1世代に多くの個体があるので多点探索を行える。2) 各個体間で互いに影響を及ぼし合いながら探索を行うので局所解に陥りにくい。3) 評価関数を自由に設定できる。4) 問題の制約条件の変化に対応しやすい、といった長所がある。しかし、遺伝子の表現及び評価関数の合理的な設定が困難であること、計算速度・メモリ効率がかならずしもよくないことが指摘されている。

特に、遺伝子について合理的な表現方法および交叉方法・突然変異の方法を決定することは困難である。復旧班の配分問題に遺伝的アルゴリズムを適用しようとする、復旧班数などの制約条件が有るため、合理的な交叉方法の設定ができにくい。つまり、交叉によって得られた新しい個体の復旧班配分では、ある時刻に配分する復旧班数の数が全復旧班数より多くなったりすることが考えられる。

そこで、交叉を用いず個体数をつねに1とし、突然変異を工夫することで交叉と同様の効果を得ようとするものが、単体遺伝アルゴリズム (Single Populated Genetic Algorithm: SPGA) である¹³⁾。これは生物界におけるバクテリアやイソギンチャクなどの単体生殖と同様の発想である。

ここで、SPGAは個体数が1であるため、従来のGAとは少し異なったアルゴリズムとなる。その要点は、1) 初期個体の生成：従来と異なり個体を1つだけ発生させる。2) 突然変異：問題特性に応じた遺伝子操作を行う。3) 繁殖・淘汰：突然変異を施す前後の個体の適応度を比較し、適応度の高いほうの個体が生き残るものとする、という過程を終了条件を満たすまで繰り返すことにある。例えば、最初に1234という染色体を持つ個体を生成する。そして、突然変異を施して新たに1243という染色体を得たとする。この新しい1243という染色体と古い1234という染色体を比較し、適応度の高いほうを次世代の個体とする。そして、次世代の個体に対し再び突然変異を繰り返すというものである。

(2) 復旧班の配分問題におけるSPGAの設計

次の様な行列を復旧班の配分を表す染色体 p とする。

$$p = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

ここで、遺伝子 a_{ij} とは i 番目の復旧班がその復旧を j 番目に優先する被災要素を示している。例えば、 $a_{23} = 4$ なら復旧班2は被災要素4を3番目に優先して復旧することになる。ここで復旧班は便宜上、番号を付けて区別している。そして各復旧班は優先順位の高い被災要素から復旧していく。ここで横方向の遺伝子の列に注目するとこれは被災要素の復旧の優先順位を表していることになる。つまり、 $a_{11}a_{12}a_{13}\cdots a_{1j}\cdots a_{1n}$ という遺伝子の列は復旧班1がどの被災要素から復旧していくかを示しており、左にかかれた被災要素から復旧作業を行なっていく。すなわち、 $a_{11}a_{12}\cdots a_{1n} = 41\cdots 6$ なら復旧班1はまず被災要素4の復旧を行ない、それが済めば被災要

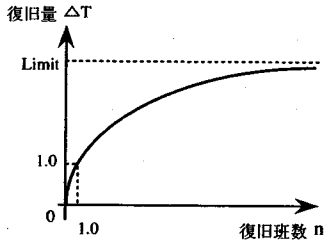


図-12 復旧の飽和効果

素1の復旧作業をし、最後に被災要素6を復旧することになる。

初期個体では、第2章や第3章で述べた手法により得られた復旧優先順位で、各復旧班とも復旧作業を行なうようにした。例えば復旧班数が3で復旧優先順位が被災要素1→被災要素2→被災要素3→被災要素4のとき、初期個体の染色体 p は次のように各列は1234という数列になる。

$$p = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \end{bmatrix} \quad (9)$$

そして、被災要素の復旧優先順位に従って、各時刻毎に復旧班を配分していくのであるが、復旧班によって被災要素の復旧優先順位が違ってある点が従来と異なる。例えば、突然変異の操作によって次のように染色体 p が変化しているとする。

$$p = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 1 & 2 & 3 & 4 \\ 2 & 3 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

このとき、第一行と第二行の1234は復旧班1と復旧班2が1→2→3→4の順に被災要素を復旧していくことを示し、第三行の2341は復旧班3が2→3→4→1の順に被災要素を復旧していくことを示す。

突然変異の方法として、ランダムに遺伝子を1つ選び、選んだ遺伝子 a_{ij} と遺伝子 a_{ij+1} を入れ替えることにした。この作用によりある被災要素の復旧を後回しにしたり、先送りにしたりすることになり、被災状況やネットワーク特性に

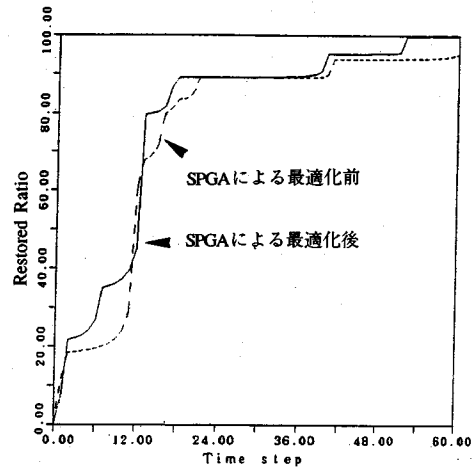


図-13 道路網の復旧曲線（復旧班数5）

応じて復旧班配分の調整ができると考えた。入れ替える遺伝子は基本的に1箇所としている。しかし、局所解に陥ることを防ぐため、5世代たっても解の改善が見られない場合は突然変異の箇所、すなわち入れ替える遺伝子のペアを1つずつ増やす方法も検討した。

(3) 復旧効率の飽和効果を考慮した復旧班の配分例

今までは復旧効率の飽和効果がないという仮定のもとで、復旧順序を議論していた。つまり、破壊要素の復旧所要時間は投入される復旧資源に比例して短縮される、という仮定である。しかし、実際には1つの被害箇所に全資源・全復旧班を投入することはなく、過度に復旧班を配分しても復旧効率は低下するものと考えられる。

この復旧効率の飽和効果を定式化するには、実際の復旧過程をシステムダイナミクスを用いてシミュレートするなどの検討が必要であるが、ここでは簡単のため以下の方法により定式化することとした。

まず、被災要素の復旧所要時間 T を所要復旧作業量と考え、各単位時間ごとの復旧作業量 ΔT を、配分した復旧班数 n の関数として次のように表されると考える。

$$\Delta T = f(n) \quad (11)$$

飽和効果がない場合は復旧班数と復旧作業量には線形の関係があるとみなされるので、次式が成り立つことになる。

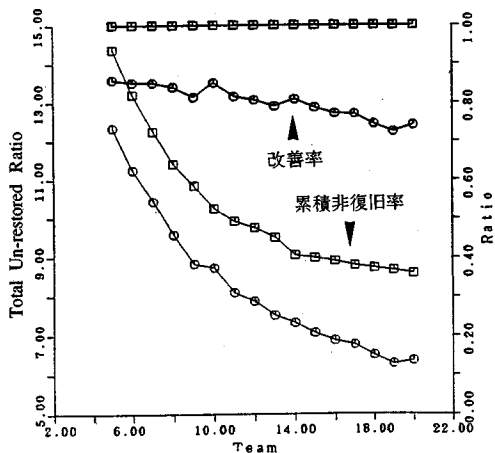


図-14 SPGAによる復旧効率の改善

$$\Delta T = n \quad (12)$$

また、飽和効果を考える場合は、次の式が成り立つものと仮定する。

$$\Delta T = -\frac{p(p-1)}{n+p-1} + p \quad (13)$$

式(13)は、復旧班数が1の場合には復旧作業量が1であるが、復旧班数を増やすと作業効率は低下する事、及び最大復旧作業量が p となる事を表している。ここでは $p=5.0$ として計算を行った。図12に式(13)の関数形を示す。

前章と同様に、1978年伊豆大島近海地震により被災した道路網の本復旧に対するシミュレーションを行った。復旧率の定義は前章の式(7)にて示したとおりである。

復旧班を5班とし、復旧の飽和効果を考えた場合における復旧曲線を図-13に示す。最大勾配法で求めた復旧順序にしたがってそのまま復旧班を配分した場合を破線で、SPGAを用いて配分した時の復旧曲線を実線で示す。計算を行った世代数は100世代である。SPGAを用いた復旧曲線が全ケースとも左上に描かれ、単体遺伝アルゴリズムを用いることで復旧過程を効率化できていることがわかる。

また、復旧班数を5から20へと変化させ、SPGAによる解の改善度を検討したのが図-14である。ここでも世代数を100として計算を行っている。2本の細線は累積非復旧率をそのままプロットしたもので左側の縦軸の目盛で読む。2本の太線は改善率を示すものであり、右側の縦軸の目盛で読む。それぞれ、□印が最大

勾配法で求めた復旧順序をそのまま用いて復旧班を配分した場合、○印が入れ替える遺伝子のペアを増やすSPGAによるものである。また、横軸には5班から20班までの復旧班数を示している。同図より、SPGAを用いると、累積非復旧率は15%~30%減少し、効率的な復旧班の配分方法を提示できていることがわかる。

6. 結論

本研究は、ライフライン網の被害箇所や復旧班・復旧資材の量をインプットすれば即座に最適な対応を示すことができるような復旧支援システムを開発するための、基礎的な解析手法を開発しようとしたものである。そのために、遺伝的アルゴリズムを適用することで、問題設定に応じ、復旧順序を策定したり復旧班を配分したりすることがわかった。特に本研究で得られた知見や工夫した点は以下のとおりである。

- 1) 遺伝的アルゴリズムと他の手法を組み合わせたハイブリッド遺伝的アルゴリズムによって得られる解の質が飛躍的に向上した。
- 2) 各時刻の復旧率に重みを与えた場合、従来では有力な回法が存在しなかったが、遺伝的アルゴリズムにより効率的に解くことができた。
- 3) 復旧班の配分に際し、交叉を使わず突然変異を工夫したSPGAによって配分の効率化を図ることができた。

今後の課題としては、1) 計算時間の短縮、2) 実際の復旧作業特性のモデル化、3) 地震被害の早期把握システムの確立、などが挙げられる。

参考文献

- 1) 土木学会関西支部 都市地震防災からみたライフライン系の相互連関と災害情報システムに関する調査研究委員会：都市地震防災とライフライン—現状と将来の技術課題一、1991。
- 2) 白石浩司，土岐憲三：ガス供給網の震災復旧支援システムに関する研究，土木学会第43回年次学術講演会概要集，pp.792-793，1988。
- 3) 能島暢呂，亀田弘行：幹線・支線の階層性を考慮したライフライン系の最適震後復旧アルゴリズム，土木学会論文集，No.450/I-20，pp.171-180，1992。
- 4) 星谷勝，小池精一，宮崎正敏：上水道埋設管システムの震災復旧過程の予測，土木学会論文報告集，第322号，pp.25-35，1982。

- 5) 川上英二：単純なネットワーク上に分布する需給点ペア間の連結確率の理論解、土木学会論文集、No.459、pp.83-92、1993.
- 6) Sigeru Noda : Optimum post-earthquake restoration of a telephone system using neural networks, J.of Natural Disaster Science, Vol.15, pp.91-111, 1993.
- 7) 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適用, 土木学会論文集, No.482, pp.37-46, 1994.
- 8) 北野弘明編：遺伝的アルゴリズム, 産業図書, 1993
- 9) L.デービス著・川上敬他訳：遺伝アルゴリズムハンドブック, 森北出版, 1990.
- 10) 西川韓一他：岩波講座情報科学19 最適化, 岩波書店, 1982.
- 11) 山田善一, 家村浩和, 野田茂, 伊津野和行：道路交通網の最適な震後復旧過程の評価, 土木学会論文集, No.368 / I -5, pp355-362, 1986.
- 12) 川上英二：道路交通システムの機能上の耐震性の一評価法、土木学会論文報告集、第327号、pp.1-12、1982.
- 13) 森川幸治, 古橋武, 内川嘉樹：単体遺伝アルゴリズムのジョブショッップスケジュール問題への適用, 第2回ニューラルネットワークシンポジウム講演概要集, pp.131-138. 1991.

(1995. 5. 10 受付)

OPTIMIZATION OF POST-EARTHQUAKE RESTORATION OF LIFELINE NETWORKS USING GENETIC ALGORITHMS

Tadanobu SATO and Koji ICHII.

This study is concerned with methods for optimizing restoration process of damaged lifelines by earthquakes. We developed algorithms by using Simple Genetic Algorithms (Simple GA) and Hybrid Genetic Algorithms (Hybrid GA) for deciding the priority of component to restore. Simulation results show that Hybrid Genetic Algorithms is useful tool.

We also apply Single Populated Genetic Algorithms (SPGA) to distribute restoration teams at damaged sites for optimizing the restoration process of lifeline networks.