

# 遺伝的アルゴリズムによるネットワーク特性量に着目したネットワーク設計法

花田 良子, 佐藤 史隆, 廣安 知之, 三木 光範, 鈴木 泰博

本研究では, ネットワークの特性量を目的関数とした最適化問題として定式化し, ネットワークを設計する. 設計されたネットワークの持つ特性と複雑ネットワークの持つ特性とを調査, 比較して検証することで, 一般的に複雑ネットワークが有する特性は何に起因しているかを探求するアプローチを提案する. 本論文では, その基礎的な検討として, 最適化手法に遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms: GA) を用いた場合のネットワーク生成の検討と, 設計したネットワークを複雑ネットワークの視点から検討する. 本論文で目的とした特徴は, 平均パス長やクラスター係数である. 設計したネットワークを検討した結果, これらの目的には一部トレードオフの関係が存在することが明らかとなり, 単一目的の GA よりも多目的 GA の適用により検討することが適当であることが明らかとなった.

In this study, designing networks is formulated as an optimization problem with objective functions regarding characteristics of networks. We introduce an approach to find the contributing factors to construct complex networks by comparing and examining the characteristics between generated networks and the complex network. In this paper, we apply a genetic algorithm (GA) as optimization method and examine the network design focusing on characteristics of the complex network as basic studies for our proposal approach. Here the average shortest movement distance and/or the cluster coefficient are used as objective functions to construct networks. Through the experiments, it was clear that there was trade-off between these two factors and the multi-objective design was more appropriate than single-objective one, for applying our approach to real networks.

## 1 はじめに

近年, 航空路のネットワークや人間関係のネットワークといった現実中存在するネットワークが複雑ネットワークの特徴を有することが観察されている [2]. また, それらのネットワークの生成過程において, いかに複雑系の特徴を獲得するのか詳細な特徴の

検討が注目を集めている.

例えば, タンパク質の相互作用を理解するために, タンパク質群が構成するネットワークを複雑ネットワークの一種であると仮定し, その視点から検討する研究が進んでいる [2]. 多くの実在するネットワークがスケールフリー・ネットワーク [1] のようなべき級数の特徴を持つことも知られ始めているが, ネットワークの発生, 成長の要因など, 未知な部分が多く存在し, これらの研究が精力的に進められている.

複雑ネットワークの解析の手段として, ネットワークの設計に基づくアプローチがある. これは, ネットワークを発生させる要因を仮定し, ある条件の下で成長をシミュレーションすることでネットワークの特性を推測する手法であり, 以下のような研究が行われている.

- ルールに基づくネットワーク設計  
スケールフリー・ネットワークのような特徴的な

Network Design and its discussions by optimizing network distinctive quantity using Genetic Algorithms. Yoshiko HANADA, 同志社大学大学院 / 日本学術振興会 特別研究員, Graduate School of Doshisha University / JSPS Research Fellow  
Fumitaka SATO, 株式会社 NTT データ, NTT DATA CORPORATION  
Tomoyuki HIROYASU, Mitsunori MIKI, 同志社大学 工学部, Doshisha University  
Yasuhiro SUZUKI, 名古屋大学大学院, Graduate School of Nagoya University  
コンピュータソフトウェア, Vol.16, No.5 (1999), pp.78-83.  
[xxxx] xx 年 x 月 x 日受付.

ネットワークを発生させるような、ネットワークの設計におけるルールに関する研究[19]、ネットワークを成長させる際におけるルールの与え方の検討に関する研究[13]のように、ルール設定による研究などがある。

#### ● 最適化に基づくネットワーク設計

ネットワーク設計を最適化問題として定式化を行い、ネットワークを生成する。最短経路、特定のネットワークについてコストと遅延時間といった複数の目的を最適化してネットワーク設計を行う研究[12]などがある。

本論文のアプローチは後者であり、ネットワーク設計を最適化問題として定式化を行う研究を応用する。ネットワークの特性量を目的関数として、最適化を用いてネットワークを設計した後、その生成されたネットワークを調査、検証するというアプローチを提案する。本研究では、目的関数となる特性量は任意であるが、ここでは平均パス長やクラスター係数を用いて、提案するアプローチの有効性を検討する。ここでは、プリミティブな特性量を用いているが、例えば、航空路のネットワークにおける距離、ハブ空港、また、タンパク質の相互作用ネットワークをモデル化した場合のネットワークの特性の1つであるエネルギーフローと距離とを同等に見ることができるため、実問題への応用性が期待できる。最適化には、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) [8] を採用し、初期個体にランダムネットワークを設計し、交叉、突然変異を適用することで、目的を満たすネットワークを設計する。GA を採用する理由は以下のとおりである。

- (1) 解表現を工夫することでネットワークをダイレクトに操作できる
  - (2) 初期の探索ステップで解が未進化的な状態でも、完全な解候補として扱うことができる
  - (3) 多点を用いた探索のため、多目的問題への拡張が容易
- (3) については、実問題には多目的要因が多く見られ、複数の特性を目的関数として与えた場合には、ネットワーク(ノード間のリンク)の発生の原因および成長のメカニズムもそうなる可能性があると考えられるためである。本論文の後半において、遺伝的ア

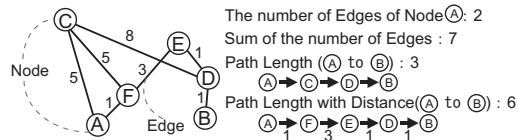


図1 ネットワーク構成例

ルゴリズムにより多目的最適化問題として捉えることの有用性について示し、さらに多目的遺伝的アルゴリズムを適用し、検討を行う。

## 2 ネットワーク特性量

ネットワークは、中継点である各点のノード(Node)と、それらをエッジ(Edge)によりつなぎ合わせることで、つまりリンク(Link)させることにより構成される。このネットワークを特徴づけるために、様々な特性量が用いられる。ここでは、複雑ネットワークに関連するネットワーク特性量として代表的な平均パス長、クラスター係数、次数分布の3つについて述べる。

### 2.1 平均パス長

ノード間の距離である最短パス長(Path Length)は、ネットワーク中のある2つのノード間について、辿っていく最小のエッジ数と定義される。また、ネットワークに存在するすべてのノード間の最短パス長を平均したものを、そのネットワークにおける平均パス長と定義する[3]。ネットワークの簡略図を図1に示す。

本来、ネットワーク特性量として用いられるパス長は、ノード間の距離を含めない。しかし、現実にはノード間に距離のあるケースが多いと考えられる。そこで本研究ではネットワーク作成の一例として各ノード間の距離の最適化によりネットワークを作成する場合を含めている。本研究では、その距離を平均最短移動距離と定義し、式1に平均最短移動距離 $D$ の定義式を示す。式1において、ノード数を $n$ 、ノード $i$ からノード $j$ までの最短移動距離を $D_{ij}$ と表す。なお、制約条件として本研究で扱う問題モデルではノード数、エッジ数を固定する。

$$D = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (D_{ij}) \quad (i \neq j) \quad (1)$$

最短経路を求めるアルゴリズムには、ダイクストラ法 [5]、ワーシャル・フロイド法 [14]、A\*探索 [10] などが挙げられる。本研究では、予備実験を行い、疎なグラフ<sup>†1</sup>に対して有効であるとされ、かつ全てのノード間の最短経路を求めるのに適しているとされるダイクストラ法を用いる。

## 2.2 クラスタ係数

クラスタ係数はネットワークの中でノードが塊になっている度合いである。ここで、クラスタとは、3つのノードがそれぞれ1本のエッジを介してつながっている場合を示す。クラスタ係数  $C$  は、各ノード  $i$  が持つクラスタ係数  $C_i$  の平均値であり、式 2 に示す式で定義される [21]。また、式 2 において、ノード数を  $N$ 、ノード  $i$  が持つエッジ数を  $k_i$ 、クラスタ数を  $E_i$  と表す。

$$C \equiv \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad C_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (2)$$

## 2.3 次数分布

次数分布とは、ネットワークにおけるノードごとのエッジ数（ノードの次数）の分布のことである。多くの大規模なネットワークは、ランダムグラフが予想するポアソン分布には従わず、ベキ乗則に従い、スケールフリー性を持つことが明らかになってきている。

## 3 GA のネットワーク設計への適用

本章では、ネットワーク設計をする際に用いる遺伝的アルゴリズムの概要、および実際に適用する際の検討事項について述べる。

### 3.1 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithms : GA) は生物の進化のメカニズムを模倣した最適化手法で

ある [8]。自然界では、環境に適合できない生物は死滅していくが、環境に適合した個体は生き残り、子孫を増やしていく。GA は、この自然界のメカニズムをモデル化し、与えられた環境に最もよく適合したものの、すなわち目的関数に対して最適値を与えるような解を計算機上で求めようとする最適化手法である。GA では遺伝的オペレータ (選択, 交叉, 突然変異) を繰り返すことにより、最適化を行う。GA の特徴の1つとして、多点探索による大域的な解探索が可能であるということが挙げられる。よって、GA は、膨大な探索空間を持つネットワーク構成を作成する問題に適していると考えられる。また、ネットワークがランダムな状態から複雑ネットワークへと進化するととらえた場合、GA での探索過程がその進化を擬似的にシミュレートできることも期待できる。

### 3.2 GA を適用する際の検討事項

本研究では、ネットワーク構成を GA により設計する。その際に特に検討すべき項目は次の通りである。

- 交叉手法
- 突然変異手法
- 評価方法
- 解の多様性を維持するメカニズム

本節では、本研究で適用した方法について述べる。これらの方法は既存方法であるが、対象問題に対してどのような GA を設計するかが重要な点となる。

#### 3.2.1 交叉手法

本研究が対象とする問題モデルでは、制約条件としてノード数、エッジ数が固定される。しかし各個体に対して1点交叉や多点交叉などの一般的な交叉手法を適用すると、固定されているエッジ数が制約条件から外れてしまい、個体が壊れてしまう可能性がある。

そこで、このような問題を解決するために本研究では、以下に示す交叉手法を用いる。

#### 【交叉】

Step1. 交叉の対象となる親2個体について共通のエッジと異なるエッジに分ける。

Step2. 共通するエッジは両方の子個体にそのまま残し、残りのエッジは親個体間の異なるエッジをランダムに選択する。

<sup>†1</sup> ノード数  $N$  の時に  $N(N-1)/2$  よりエッジ数が少ないグラフ。

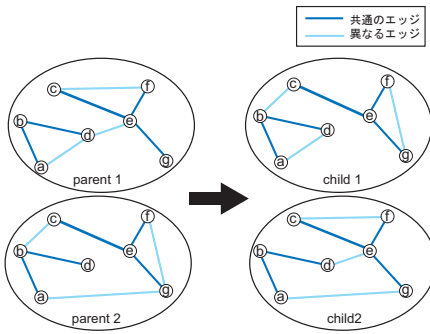


図 2 交叉手法の概念図

用いる交叉手法の概念図を図 2 に示す．この交叉手法により，親個体の形質を受け継いだ子個体の生成が期待できる．

### 3.2.2 突然変異手法

3.2.1 項で述べた交叉と同様に，通常の突然変異法を適用すると，固定されているエッジ数の制約条件を満たさなくなる場合がある．そこで，突然変異を行った後に，エッジ数が増減した場合には，制約条件を満たすまでランダムに選びだされたビットを反転させる操作を行う．

### 3.2.3 評価方法

本研究で着目するネットワーク特性量は，ノード間の最短経路およびクラスター係数である．そのため，GA の適合度  $f_{Distance}$ ， $f_{Cluster}$  は式 1 の  $D$ ，式 2 の  $C$  をそれぞれ使用し，式 3，式 4 とした．

$$f_{Distance} = 1/D \quad (3)$$

$$f_{Cluster} = C \quad (4)$$

実在する多くのネットワークは，平均パス長が短く，クラスター係数が大きな値を示す傾向があることが知られている [2]．このことから，最短経路を目的関数とした式 3 では，最小化問題としてスケーリングを行い，クラスター係数を目的関数とした式 4 では，最大化問題としてスケーリングを行っている．

## 4 GA を用いたネットワーク設計

複雑ネットワークは，2 章において説明したネットワーク特性量を調査すると，クラスター係数が大き

表 1 パラメータ

世代交代モデル	MGG
個体数	600
染色体長	5050
交叉回数	25
交叉率	1.0
サブ母集団数	1
突然変異率	1 / (染色体長)
選択手法	ランキングルーレット選択

く，かつランダムグラフのように小さな平均パス長を持つことや，スケールフリーな次数分布を示す場合が多い [2]．そこで，あるネットワーク特性量を最適化したネットワークを作成し，他のネットワーク特性量を調査することは有意義であると考えられる．

本章では，ネットワークの調査の一例として，テスト問題に対して GA を適用する．2 章に示した目的関数をそれぞれ用いてネットワークを作成し，ネットワーク特性量間の変化を見ることにより，ネットワークの調査を行う．

提案した GA を検証するために，任意のノードの配置，およびエッジ数を例題として与える必要がある．ここでは，ノードの配置として，巡回セールスマン問題におけるベンチマーク集 TSPLIB [18] に収録されている都市配置を用いている．本実験では例題 eil101 の都市配置を用いた．この例題においてノード数は 101 であり，これに対してエッジ数を 400 とした場合について実験を行った．この問題を eil101-400 とよぶこととする．

本研究では，予備実験により世代交代モデルに Minimal Generation Gap (MGG) [16] を使用した．実験に用いたパラメータを表 1 に示す．終了条件は評価計算回数  $1.5 \times 10^7$  とした．MGG における複製選択後の交叉回数は 25 とする．すなわち各世代に 50 個の子個体を生成し生存選択を行う．

### 4.1 平均最短移動距離の最適化

本節では，目的関数を平均最短移動距離としてネットワークを作成し，クラスター係数の変化を見る．図

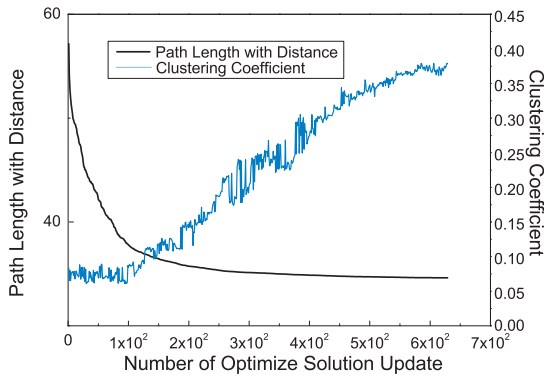


図 3 平均最短移動距離およびクラスター係数の変化  
目的関数：平均最短移動距離

3 に、平均最短移動距離およびクラスター係数の変化を示す。縦軸は平均最短移動距離とクラスター係数、横軸は最適解更新回数を示している。また、後に示す図 6(a) に最適化後のネットワーク構成を示す。

図 3 より、平均最短移動距離の最適化が進むとともに、クラスター係数が増加傾向にあることが確認できる。これは、平均最短移動距離の最適化が進むと、図 6(a) から、比較的近いノード同士がリンクするケースが多く確認でき、これによりランダムネットワークである初期個体と比較してクラスター性が高くなっていることが要因であると考えられる。以上の実験より、平均最短移動距離とクラスター係数には関連性があると考えられる。そこで、次節では、目的関数をクラスター係数として実験を行う。

#### 4.2 クラスター係数の最適化

本節では、目的関数をクラスター係数としてネットワークを作成し、平均最短移動距離の変化を見る。図 4 に平均最短移動距離およびクラスター係数の変化を示す。また、後に示す図 6(b) に最適化後のネットワーク構成を示す。

図 4 より、クラスター係数の最適化を行った場合、平均最短移動距離にはほとんど変化が見られないことが確認できる。これはクラスター係数の最適化を行った場合、図 6(b) から確認できるように、ノードの配置に関係なくクラスターを形成しようとするために、平均最短移動距離に影響しなかったと考えら

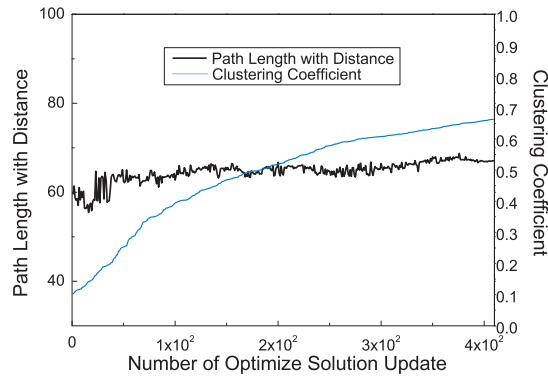


図 4 平均最短移動距離およびクラスター係数の変化  
目的関数：クラスター係数

れる。しかしながら、図 3、図 4 を比較すると、クラスター係数の最適化を行った場合は、平均最短移動距離の最適化を行った場合よりもクラスター係数の大きなネットワークを作成していることが確認できる。

### 5 多目的最適化によるネットワーク設計

4.1 節、4.2 節において示したように、目的関数となりうるネットワーク特性量は複数ある。本章では、複数の目的を同時に最適化する多目的最適化問題として扱い、その有効性を示す。

#### 5.1 多目的最適化問題

最適化問題において目的関数が複数存在する場合、その問題は特に多目的最適化問題と呼ばれる。

複数の目的関数の間にトレードオフの関係がある場合、すべての目的関数を同時に最小化する解は存在しない。よって多目的最適化では「ある目的関数値を改善するためには、少なくとも他の 1 つの目的関数値を改悪せざるを得ない解」を求める。このような解の概念は経済学者 Pareto によって導入されたため、パレート最適解 (Pareto-optimal Solution) と呼ばれる [15]。

多目的最適化問題を解く方法としては、複数の目的のそれぞれに重み付けを行い両方を同時に最適化する方法と、多目的遺伝的アルゴリズムを用いて最適化を行う手法などが考えられる。

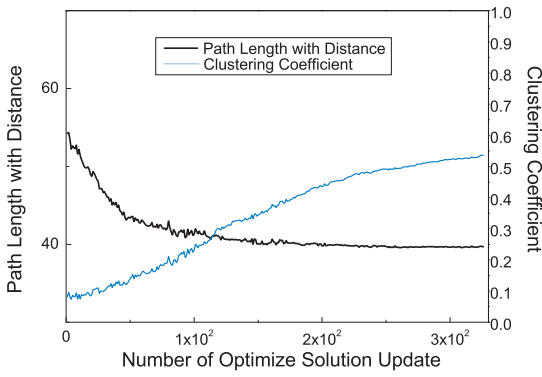


図 5 平均最短移動距離およびクラスター係数の変化  
目的関数：平均最短移動距離 + クラスター係数

5.2 重み付けによるネットワーク設計

本節では平均最短移動距離，クラスター係数のそれぞれに重み付けを行い両方を同時に最適化する方法を用いた．重み付けとしては以下の式を用い，GAでは  $f$  の最小化を行う．

$$f = \frac{D}{a} \times W_D - \frac{C}{b} \times W_C \quad (5)$$

式 5 において平均最短移動距離を  $D$ ，クラスター係数を  $C$ ， $W_D$ ， $W_C$  をそれぞれの重み付けの値とする．また，平均最短移動距離とクラスター係数の値のスケールが異なり，2 つの値のバランスをとるための係数  $a$ ， $b$  を用いている．これは例題に依存し，ここでは経験的に， $a=50$ ， $b=1$  とした．

図 5 に  $(W_D, W_C)=(0.5, 0.5)$  としたときの平均最短移動距離およびクラスター係数の変化を示す．また，図 6(c) にその際の最適化後のネットワーク構成を示す．

図 5 より，平均最短移動距離が減少傾向，クラスター係数が増大傾向であることが確認できる．

また，重み別に平均最短移動距離，クラスター係数がどのように変化しているかを図 7 および図 8 にそれぞれ示す．図 9 に横軸を平均最短移動距離，縦軸をクラスター係数とした最終結果のプロット図を示す．重みは  $(W_D, W_C)=(1.0, 0.0)$ ， $(0.7, 0.3)$ ， $(0.5, 0.5)$ ， $(0.3, 0.7)$ ， $(0.0, 1.0)$  の 5 通りであり， $(W_D, W_C)=(1.0, 0.0)$ ， $(0.0, 1.0)$  の時は，それぞれ平均

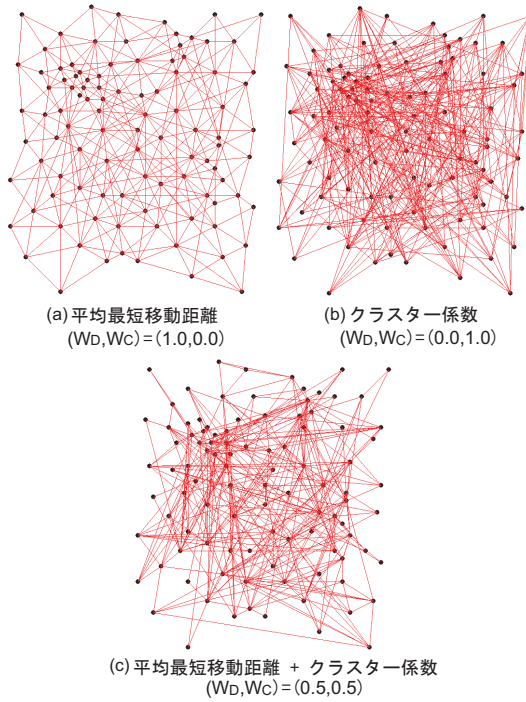


図 6 最適化後のネットワーク構成

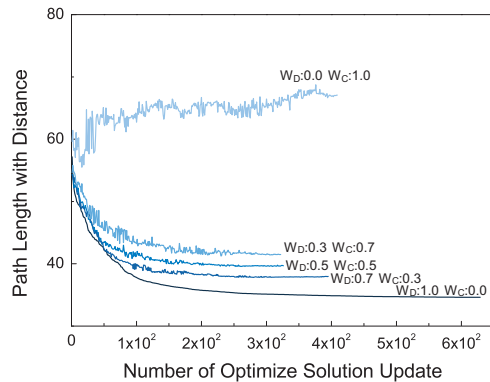


図 7 各目的関数における平均最短移動距離の変化

最短移動距離のみ最適化した場合，クラスター係数のみ最適化した場合となる．

図 7 より，平均最短移動距離とクラスター係数を同時に最適化を行った場合，平均最短移動距離のみ最適化を行った場合よりも距離は大きい，クラスター係数のみ最適化を行った場合よりも小さな距離のネットワークが作成できていることが確認できる．また， $W_D$  を大きく置いた場合ほど，平均最短移動距離の

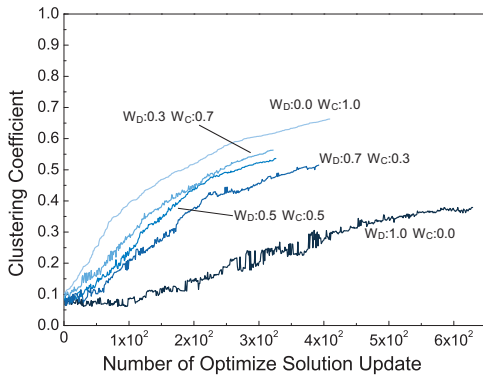


図 8 各目的関数におけるクラスター係数の変化

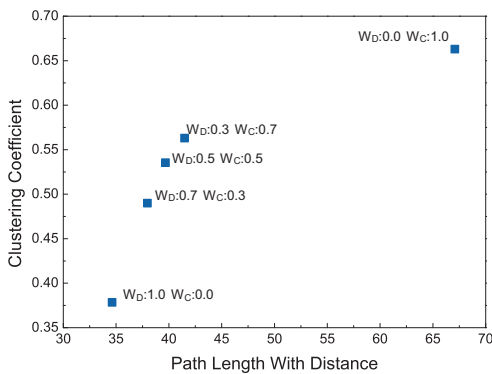


図 9 最適化後の結果

小さなネットワークを作成できていることが分かる。

次に図 8 より、平均最短移動距離とクラスター係数を同時に最適化を行った場合、クラスター係数のみ最適化を行った場合よりもクラスター係数は小さいが、平均最短移動距離のみ最適化を行った場合よりもクラスター係数の大きなネットワークを作成できていることが確認できる。また、 $W_C$  を大きくすると、クラスター係数の大きなネットワークを作成できていることが分かる。よって多目的最適化により、平均最短移動距離とクラスター係数のネットワーク特性量を同時に最適化した場合に、平均最短移動距離が小さく、クラスター係数のより大きなネットワークを作成できていることが確認できた。

図 9 から、それぞれの重みで特徴的なネットワークが作成できていることが確認でき、平均最短移動距離とクラスター係数の間にトレードオフの関係があ

ることが予想される。

以上のことから、多目的最適化によりネットワーク設計を行うことが有効であるといえる。しかしながら、重み付けを行うことによるネットワーク設計は、その重み付けの調整が非常に難しい。そこで、多目的遺伝的アルゴリズムを用いてネットワーク設計を行うことを試みる。多目的遺伝的アルゴリズム等により図 9 に示すような形でパレート最適解 [7] を提示することは、Kumar らのコストや遅延時間のトレードオフ関係のあるネットワーク設計を行う研究 [12] においても有効性は示されている。本研究では、平均最短移動距離とクラスター係数の 2 目的最適化問題に多目的遺伝的アルゴリズムを適用する。次節において、多目的遺伝的アルゴリズムの概要や適用、およびその結果について述べる。

### 5.3 多目的遺伝的アルゴリズムによるネットワーク設計

GA は多点探索であるため、従来の 1 点探索による手法と異なり一度の探索で複数存在するパレート最適解を求めることが可能である。

パレート最適解集合を求める多目的 GA に関する研究は、Fonseca らの MOGA [6]、Horn らの NPGA [9]、Srinivas らの NSGA [17] に代表されるような、多様性を維持することを重点においた研究から、近年では Zitzler らの SPEA2 [20] や Deb らの NSGA-II [4] など、多様性だけでなく精度と解探索速度の向上を求めるアルゴリズムが開発されている。また、設計変数空間における多様性を考慮した多目的遺伝的アルゴリズムとして SPEA2+ (Strength Pareto Evolutionary Algorithm 2+) [11] がある。本研究では、SPEA2+ を用いる。

ここでは、5.2 節と同様に平均最短移動距離とクラスター係数の 2 目的の最適化を試みる。

対象問題には、これまでと同様に、TSPLIB [18] に収録されている eil101 の都市配置をノード配置として用いる。この都市配置に対してエッジ数を 400 とした場合 (eil101-400) について実験を行う。実験に用いたパラメータを表 2 に示す。最大世代数は 1500 とした。

表 2 パラメータ

個体数	800
交叉率	1.0
染色体長	5050
突然変異率	1 / (染色体長)

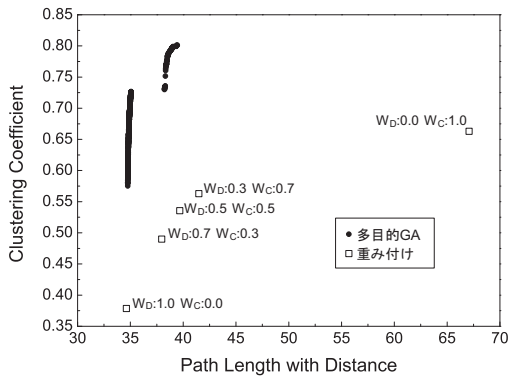


図 10 多目的 GA と GA による結果の比較

5.2 節に示す GA により重み付けを行って得られた図 9 に示す結果と、多目的 GA による結果の両方を重ね合わせたものを図 10 に示す。横軸は平均最短移動距離を示し、縦軸はクラスター係数を示す。

図 10 から、多目的 GA により、より小さな平均最短移動距離、かつクラスター係数の大きな領域において、多様な特徴あるネットワーク構成を一度に設計できていることが確認できる。また、重み付けを行って最適化を行った場合と比較すると、平均最短移動距離についてはほぼ同等のネットワーク構成が得られており、クラスター係数は全体的に高く、ほぼ同じ移動距離を有するネットワーク間で係数にパリエーションのある集合が得られていることがわかる。

次に、平均最短移動距離について縮尺を拡大した結果を図 11 に示す。また、図 12 に図 11 の世代別の解探索の様子を示す。それぞれ、横軸は平均最短移動距離を示し、縦軸はクラスター係数を示す。

図 11 から、多様な特徴あるネットワーク設計ができていたことが分かるが、平均最短移動距離の軸において不連続となることが確認できる。この不連続になる場合については、図 12 から、解探索初期から不連続となっており、進化していることが分かる。この

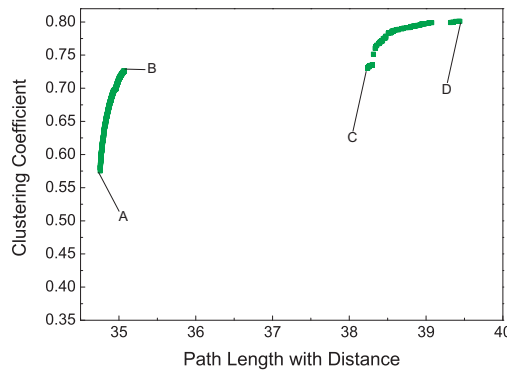


図 11 多目的 GA による結果

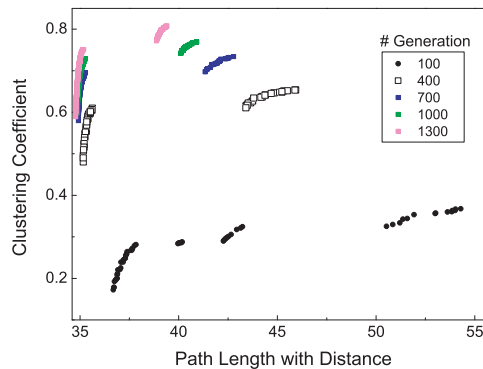


図 12 多目的 GA による世代別の解探索の様子

ことから、不連続になっているそれぞれのグループで特徴が異なっていると予想できる。そこで、図 11 において最も平均最短移動距離の小さなネットワーク、クラスター係数の最も大きなネットワークに加え、不連続になっているそれぞれのグループを代表するネットワーク設計について、図 13 にそのネットワーク構成を示す。図 13 の各記号は、図 11 に示した記号と対応している。

図 13 から、各グループ(ネットワーク A・B とネットワーク C・D)では、特徴が大きく異なることが確認できる。B と C ではクラスター係数ではほぼ差は無いにも関わらず、平均最短移動距離に差があり、構造にも大きな違いが見られる。そこで、ネットワーク B, C に関する度数分布を図 14 に示す。縦軸は各ノードが持つエッジ数を示し、横軸は順位を示している。



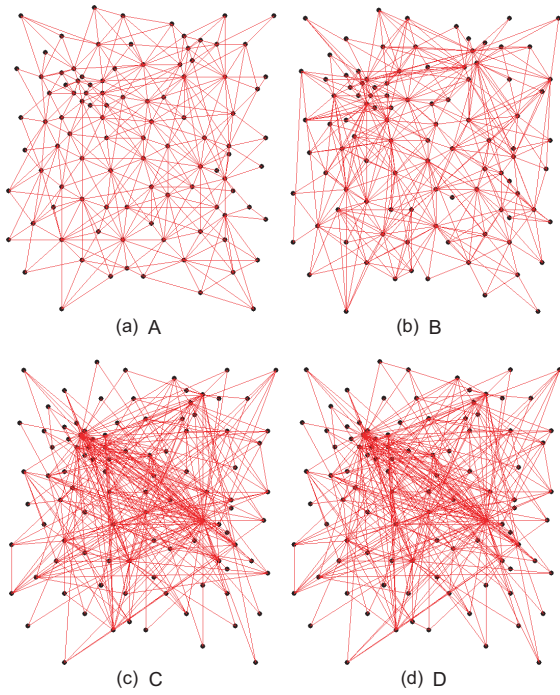


図 13 得られたネットワーク構成

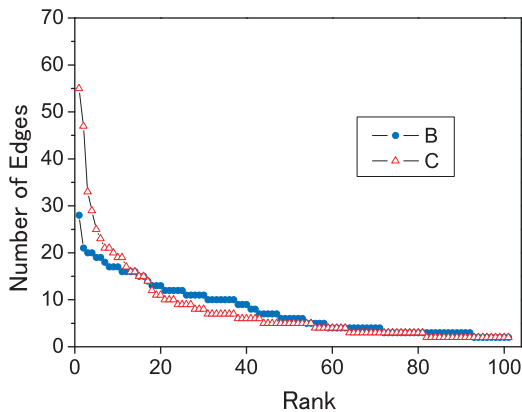


図 14 度数分布

図 14 からネットワーク構成 C ではエッジを多く集める巨大なハブとなるノードが確認できるが、ネットワーク構成 B ではそのような傾向が見られず、比較的同程度のエッジを集めるノードが多い。このことから、図 11 において、平均最短移動距離で不連続となっている各グループでは特徴が全く異なっている。

このように、GA や多目的 GA を用いた最適化に

よるネットワーク設計により、目的関数となっているネットワーク特性量以外にも新たな特徴の発見が数多く見られる。これらのことから、GA や多目的 GA を用いた最適化によるネットワーク設計とその解析は、複雑ネットワークの特性の調査に有効であると考えられる。また、本研究では TSP の都市配置をネットワーク設計のテスト問題として用いたが、現実にあるネットワークのモデル化を行い、適用することでより有効な実験を行うことが可能であると考えられる。さらに、TSP の都市配置の場合と異なってノード間に距離がない場合についても、適用は容易である。

## 6 まとめ

本論文では、複雑ネットワークの特性や挙動を理解するために、最適化手法である GA を用いて、様々な特徴を持つネットワークを設計し、調査することを目的とした。ネットワーク特性量の 1 つである平均最短移動距離、クラスター係数の最適化によりネットワーク設計を行い、それぞれの場合について関係性の調査を行った。その結果、平均最短移動距離の最適化を行った場合、初期個体であるランダムネットワークの状態と比較してクラスター係数が上昇する傾向があった。また、多目的最適化を用いて複数のネットワーク特性量を同時に最適化し、ネットワーク設計を行うことが有効であることを示した。

このように重み付けにより多目的最適化を行ったが、多目的 GA 等によりパレート解の提示を行うことがさらに有効であると考えられる。そこで、多目的 GA を用いて、ネットワーク設計を行い、調査を行った。その結果、GA を用いた場合よりも効率よく多くの特徴あるネットワークの設計を行うことができた。また、クラスター係数については、GA を用いた場合よりも精度の高い最適化を行うことができた。この実験により、クラスター係数の高いネットワークほど、巨大なハブを持つネットワークを設計できる傾向にあることが確認できた。

今後の課題として、並列処理を用いることで大規模な問題においても対応することや、テスト問題ではなく実問題に適用することが挙げられる。

## 参考文献

- [1] Barabási, A.-L. and Albert, R.: Emergence of scaling in random networks, *Science*, Vol. 286.
- [2] Barabási, A.-L.: *Linked: The New Science of Network* Perseus Books (青木訳, 新ネットワーク思考), (2002).
- [3] Barabási, A.-L. and Albert, R.: Statistical Mechanics of Complex Network, *cond-mat*, Vol. 0106096(2001).
- [4] Deb, K., Agrawal, S., Pratab, A., and Meyarivan, T.: A Fast Elitist Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-Objective Optimization: NSGA-II, *KanGAL report 200001*, Indian Institute of Technology, Kanpur, India, 2000.
- [5] Dijkstra, E. W.: A note on two problems in connexion with graphs, *Numerische Mathematik*, Vol. 1(1959), pp. 269–271.
- [6] Fonseca, C. M. and Fleming, P. J.: Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization, in *Proceedings of the 5th international conference on genetic algorithms*, 1993, pp. 416–423.
- [7] Fonseca, C. M. and Fleming, P. J.: Multiobjective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms - Part 1: a unified formulation., *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, Vol. 28, No. 1(1998), pp. 26–37.
- [8] Goldberg, D. E.: *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [9] Horn, J., N. N. and Goldberg, D. E.: A Niche Pareto Genetic Algorithm for Multiobjective Optimization, In *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation*, *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Vol. 1, 1994, pp. 82–87.
- [10] Ikeda, T. and Imai, H.: Enhanced A\* algorithms for multiple alignments: optimal alignments for several sequence and k-opt approximate alignment for large cases, *Theoretical Computer Science*, Vol. 210(1999), pp. 341–374.
- [11] Kim, M., Hiroyasu, T., and Miki, M.: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm2, *Parallel Problem Solving from Nature - PPSN VIII*, 2004.
- [12] Kumar, R. and Banerjee, N.: Multicriteria Network Design Using Evolutionary Algorithm, in *Proceedings of the 2003 Genetic and Evolutionary Computation Conference*, (2003), pp. 2179–2190.
- [13] Lehmann, K. A. and Kaufmann, M.: Evolutionary Algorithms for the Self-Organized Evolution of Networks, in *Proceedings of the 2005 Genetic and Evolutionary Computation Conference*, (2005), pp. 563–570.
- [14] Papadimitriou, C. H. and Sideri, M.: On the Floyd-Warshall Algorithm for Logic Programs, *J. Log. Program.*, Vol. 41, No. 1(1999), pp. 129–137.
- [15] 坂和也: ソフト最適化, 朝倉書店, 1995.
- [16] 佐藤浩, 小野功, 小林重信: 遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価, *人工知能学会誌*, Vol. 12, No. 5(1996), pp. 734–743.
- [17] Srinivas, N. and Deb, K.: Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms, *Evolutionary Computation*, Vol. 2, No. 3(1994), pp. 221–248.
- [18] TSPLIB: <http://www.iwr.uniheidelberg.de/iwr/comopt/software/TSPLIB95>.
- [19] Zhou, T., Yan, G., and Wang, B.-H.: Maximal planar networks with large clustering coefficient and power-law degree distribution, *Phys.Rev.E71 046141*, (2005).
- [20] Zitzler, E., Laumanns, M., and Thiele, L.: SPEA2: Improving the Performance of the Strength Pareto Evolutionary Algorithm, *Technical Report 103*, *Computer Engineering and Communication Networks Lab (TIK)*, Swiss Federal Institute of Technology (ETH) Zurich, 2001.
- [21] 相馬亘, 下原勝憲: スモールワールドネットワークの役割, *Technical report of IEICE*, (NGN2001-12).