

## 科学研究費助成事業（科学研究費補助金）研究成果報告書

平成24年 4月 5日現在

機関番号：17201

研究種目：若手研究（B）

研究期間：2009～2011

課題番号：21700180

研究課題名（和文）

最適化性能がスケールフリーであるルーティング最適化アルゴリズムの構築

研究課題名（英文）

Construction of a routing optimization algorithm

研究代表者

中山 功一（NAKAYAMA KOICHI）

佐賀大学・工学系研究科・准教授

研究者番号：50418498

研究成果の概要（和文）：

新しい最適化手法の基本的なアルゴリズムを提案し、その基礎実験を行った。研究成果は、4件の研究発表としてまとめられた。特に、相互接続型のニューラルネットワークに適用するための創発的学習アルゴリズムを提案した。このアルゴリズムでは、ノードの評価値・リンクの評価値・ネットワーク構造全体の評価値という3種類の評価値および評価方法を用いている。この結果、ネットワーク構造自体を学習により獲得するという結果を得た。これは、従来の単純なニューラルネットワークの学習手法では不可能な新しい成果である。

研究成果の概要（英文）：

A new optimization algorithm was proposed and the basic experiment was conducted. The result of research was summarized as four papers. We proposed the Emergent Learning Algorithm that is applied for Mutually Connected Neural Network (MCNN). The Emergent Learning Algorithm uses three types of evaluation value that are node evaluation, link evaluation and whole network evaluation. The experimental results show that the MCNN obtains optimal network structure by Emergent Learning Algorithm.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
2009年度	1,300,000	390,000	1,690,000
2010年度	900,000	270,000	1,170,000
2011年度	1,100,000	330,000	1,430,000
年度			
年度			
総計	3,300,000	990,000	4,290,000

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・知能情報学

キーワード：学習と知識獲得

## 1. 研究開始当初の背景

IPネットワークのアーキテクチャは、数多くの機能やレイヤーが継ぎ接ぎのように重ねられてきた。その結果、故障や攻撃に対する自律的な適応が困難になりつつある。代表

的なルーティング・プロトコルである IGRP や RIP では、ルーティング・テーブルの学習に用いる1ステップが数十秒という長時間であり、また近年のルーティング・テーブルの増大もあり、学習が終了するまでの時間（コ

ンバージェンス時間)が非常に長くなりつつある。

IP ネットワークなど情報通信の研究分野においては、ハードウェアの研究だけでなく、ネットワークを効率的に利用するルーティングに関するアルゴリズムなど、ソフトウェアの研究も重要である。特に、現在のルーティングの最適化手法には以下のような問題がある。

問題 A: 従来の進化的手法を用いたルーティングの最適化では、最適化性能がネットワークの規模に依存し、スケールフリーではない。

問題 B: 自律分散的なルーティング・テーブルの学習では、局所的に適切な通信経路(部分最適)を学習し、ネットワーク全体にとって適切な経路(全体最適)を学習できない。

問題 C: HOP 数が最短となる経路選択や、スループットに応じた負荷分散は実現できても、パケット・ヘッダ(IPv6: Traffic Class フィールド, IPv4: Type of Service フィールド)に記述される通信サービスの優先順位を考慮した通信経路の最適化(機能分散)ができない。

IPv6 ではアドレス空間を拡大したが、ルーティングの問題には根本的な解決が示されていない。むしろ、膨大となったアドレス空間や新たな機能への対応、より変化しやすいネットワーク環境への自律的な適応など、これまで以上にルーティングが重要となる。

## 2. 研究の目的

本研究では、申請者らが提案した DS-GA を IP ネットワークのルーティング・プロトコルに適用することで、【特徴 A】スケールフリーな最適化性能、【特徴 B】全体最適、【特徴 C】機能分散を実現するアルゴリズムを提案し、以下の【課題 A】【課題 B】【課題 C】を明らかにする。

【課題 A】提案手法における最適化性能のスケールフリー性を確認するため、10万台のルータ/端末と数億のパケットを同時に計算できるシミュレータを構築し、ネットワークの規模に影響されない最適化性能を明らかにする。

【課題 B】全体最適な経路と部分最適な経路が異なる状態(ジレンマ状態)である IP ネットワークをシミュレートし、全体最適な経路を獲得できることを明らかにする。

【課題 C】前述の通信サービスの優先順位(コスト/信頼性/スループット/遅延/セキュリティ)に応じた適切な経路が獲得できることを明らかにする。

ネットワークのシミュレータは、IPv6 の枠組み内で OSI 参照モデルの第三層・第四層(トランスポート層・ネットワーク層)のルーテ

ィング・プロトコルへの適用を想定したものを構築する。

## 3. 研究の方法

本研究では、自律分散的な進化的手法を用いて、IP ネットワークのルーティングを最適化するアルゴリズムの構築を目的としている。特に以下の3つの特徴を持つ最適化アルゴリズムを実現し、シミュレータ上でその有効性を解明することを目指している。

【特徴 A】最適化性能がスケールフリーである(ネットワークの規模に依存しない最適化)。

【特徴 B】部分最適ではなく全体最適を実現する(ネットワーク全体にとっての最適化)。

【特徴 C】負荷分散のみならず機能分散を実現する(通信の優先順位に応じた最適化)。

2010年度までに、【特徴 B】部分最適ではなく全体最適(ネットワーク全体にとっての最適化)を実現できることを確認するためのシミュレータを計算機上に構築した。また、そのシミュレータ上で、ネットワークのノード/リンク/ネットワーク全体のそれぞれに評価値を与えて、進化的手法により創発的に最適化するアルゴリズムを提案し、シミュレータに実装した。その結果、提案した創発的最適化手法により、【特徴 B】が実現できることを確認した。

2011年度は、【特徴 A】最適化性能のスケールフリー性、および【特徴 C】負荷分散に加えて機能分散を実現する最適化手法の研究に取り組んできた。新しい最適化手法の基本的なアルゴリズムは、2011年6月の人工知能学会全国大会にて発表した。その最適化手法の基礎実験の結果は、2011年9月の電気関係学会九州支部連合大会にて発表した。しかし、IP ネットワークへ適用するシミュレーションへの実装までは至らなかった。今後、提案手法による【特徴 A/B/C】の実現により、従来手法に対する優位性があることを示す予定である。

## 4. 研究成果

自律分散的なアルゴリズムにより、ネットワークを最適化する新しい手法を提案した。提案した最適化手法の有効性を、シミュレーションにより確認した。その結果、【特徴 B】部分最適ではなく全体最適を実現することが確認できた。【特徴 A】については、シミュレーションへの実装まではたどり着けなかったが、基礎実験から実現可能性を示した。【特徴 C】については、今後の課題となった。

これらの成果は、4件の研究発表としてまとめられた。

「進化的ルーティング最適化手法に向けた協力の進化に関する考察」では、非常に大規模な IP ネットワークに対し、最適化性能

がスケールフリー（全世界のインターネット網に適用可能）でありながら，部分最適ではなく全体最適を実現する自律分散的な進化的最適化手法を目指した．全体最適を得る最適化手法の検証手法として，囚人のジレンマを用いたエージェントシミュレーションを用いた．囚人のジレンマでは，エージェント（個体）の行動は協力（利他的行動）と裏切（利己的行動）の2種類である．協力が全体最適な行動を，裏切が部分最適な行動を意味する．これまで，同じ個体との繰り返し対戦回数が多く，狭い範囲で相互作用する場合に協力が進化するが，広い範囲で相互作用する場合には協力が進化するが，選択に相当する部分では相互作用の範囲が狭いほど協力が進化するが，選択に相当する部分では相互作用の範囲が広いほど協力が進化した．しかし，これらの研究は，ネットワーク環境には注目していない．ネットワーク環境において協力（全体最適）が得られる条件は，平面環境や二次元格子環境，一般的なGAなどで用いられる空間を考慮しない環境とは異なる可能性がある．ネットワーク環境において協力（全体最適）が得られる条件について議論した．協力個体が自らの子孫（遺伝子が同じ個体）との対戦で低い利得しか得られない環境においても協力個体が増加したことから，個体間の関係をトポロジカルに表現する環境（例えば端末間距離をホップ数で表すインターネットのようなネットワーク環境）では，ラティス構造などの場合とは異なり，狭い相互作用範囲と広い選択範囲を用いることで，全体最適な解を得る可能性を示した．すなわち，ネットワーク環境における全体最適の獲得には，トポロジカルな個体間の関係の利用が重要であることを示した．

「重層性に着目した創発システムに向けて」では，創発的最適化手法の改良に向けて，人工生命と自然生命の対比を通じて，“全”と“個”および“内部（身体）”と“外部（環境）”について，二分法ではない重層性に着目して議論した．

人工生命の研究の多くは，それぞれの人工生命を“個”として捉え，他の“個”と比較することで評価する．“個”の評価（または適応度や利得）の高い人工生命に“生”を与え，評価の低い人工生命に“死”を与える．筆者は，それぞれの人工生命を“個”として捉える従来の考え方とは異なり，人工生命の集団を“全”として捉え，“全”として評価するための手法に取り組んできた．動的離隔型遺伝的アルゴリズム (Dynamically Separating Genetic Algorithm, 以下，DS-GA) は，その手法の一つである[中山 02]．DS-GA をマルチエージェントシステム (以下，MAS) に適用することで，集団を“全”として捉えた場合に適切な行動を学習できた．し

かし，“全”として適切な行動だけでは，自然生命に匹敵するような多様で創発的な関係は創出していない．

当該論文では，重層性に着目した創発システムに向けて，人工生命の研究に取り組む筆者の立場を述べた．重層的な評価と重層的な身体に着目して，人工生命と自然生命を比較した．また，それらを創出するためのアルゴリズムについて検討した．個としての評価のみに基づいた進化ではなく，個としての評価と全としての評価の重層的な存在について述べ，それを実現するアルゴリズムを議論した．また，個としての身体と全としての身体の重層的な存在について述べ，それを実現するアルゴリズムを議論した．

「自由結合ネットワークと創発的学習手法」では，創発的学習手法を適用した自由結合型ニューラルネットワークについて述べた．これまでの最適化手法では，解空間（探索空間）の増大により，計算時間が指数的に増加する欠点があった．解空間の増大に対し，計算時間の増加が線形となる創発的学習手法の実現により，数百億の神経細胞からなる人間の脳のような巨大なネットワークの最適化が実現でき，知能の創発へとつながると期待される．当該論文では，創発的学習手法の実現に向けた第一歩として，自由結合ネットワークを創発的学習手法により最適化し，結果について考察した．

個体間の評価値の差による学習と，個体内におけるノードとリンクの評価値の差による進化的学習とを組み合わせた学習手法により，論理演算回路およびメモリ回路を実現した．当該論文の結果からでは，最適化性能がネットワークの規模にどの程度依存しているか（最適化性能のスケールフリー性）は明らかではない．このため，数百億の神経細胞からなる人間の脳のような，解空間が巨大となるネットワークの最適化が実現できるかは未知数である．しかし，少なくとも小さなネットワークに関しては，創発的学習手法により，計算機能と記憶機能が単純かつ均一の中間層の相互作用から実現できることが示された．

「創発的手法による自由結合ネットワークの学習」では，自由結合型ニューラルネットワークの最適化を目指し，創発的学習手法を適用した実験結果について述べた．個体間の評価値の差による学習と，個体内におけるノードとリンクの評価値の差による進化的学習とを組み合わせた創発的学習手法により，AND/OR/NOT ゲートとメモリ回路を同時に獲得した．この時，ネットワークを構成するゲート数に関わらず，学習に必要な世代数は一定であった．すなわち，解空間の増大に対し，計算時間の増加が線形となる創発的学習手法が実現できる可能性を示した．本実験

では、事前に機能を設定されていない共通の要素から、計算機能と記憶機能という異なる機能を実現した。この結果は、自由結合ネットワークの創発的学習手法により、人間の頭脳のように単純な要素の相互作用から複雑な機能を生み出す可能性を示唆している。

当該論文の実験では、問題の規模に比べて比較的短い計算時間で適切な解を獲得した。また、ネットワークの階層構造を予め設定することなく、適切なネットワークを実現した。しかし、学習性能がネットワークの規模にどの程度依存しているか（学習性能のスケールフリー性）は明らかではない。今後は、スケールフリーな学習性能を実現するための改良に取り組み、数百億の神経細胞からなる人間の脳のような巨大なネットワークの最適化を目指す。さらに、他手法との比較などに取り組む予定である。

また、引き続き最適化性能がスケールフリーである新しい最適化アルゴリズムに向けて研究を進めていく。

## 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計0件)

[学会発表] (計4件)

- ① ○橋本 武法, 中山 功一 “創発的手法による自由結合ネットワークの学習”  
電気学会研究会資料, IS-11-074, pp. 75-80 (電気学会: 佐賀, 2011年9月)
- ② 橋本 武法, ○中山 功一 “自由結合ネットワークと創発的学習手法” 第25回人工知能学会全国大会 (人工知能学会: 盛岡, 2011年6月)
- ③ ○中山 功一 “重層性に着目した創発システムに向けて” 第24回人工知能学会全国大会 (人工知能学会: 長崎, 2010年6月)
- ④ ○中山 功一, 安藤 広志 “進化的ルーティング最適化手法に向けた協力の進化に関する考察” 第10回AI若手の集い MYCOM2009 (人工知能学会: 静岡, 2009年6月)

[図書] (計0件)

[産業財産権]

- 出願状況 (計0件)
- 取得状況 (計0件)

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

中山 功一 (NAKAYAMA KOICHI)  
佐賀大学・工学系研究科・准教授  
研究者番号: 50418498

### (2) 研究分担者

該当なし

### (3) 連携研究者

該当なし