

博士論文審査結果報告書

論 文 題 目

Study on Genetic Network Programming
with Variable Size Structure and
Genotype/Phenotype Mapping Mechanism

申 請 者

Bing LI

情報生産システム工学専攻
ニューロコンピューティング研究

2013 年 6 月

有向グラフ構造をもつ Genetic Network Programming(GNP)は、2000 年に平澤が提案した進化論的計算アルゴリズムであり、①部分観測マルコフプロセスを容易に実現できる、②判定ノードおよび処理ノードの重複利用が可能なためコンパクトな解を生成できる、③ノード遷移が過去の判定・処理を記憶できるなどの特徴をもっている。そのため、アルゴリズムとしては進化と学習との融合、ルールの蓄積など、また、応用としてはエージェントの制御、データマイニング、株式売買のタイミングの決定、エレベータ群管理、道路交通流の予測などに展開されている。

本論文は、GNP の拡張に関するものである。従来は、簡単のため GNP のノードサイズが固定されており、また、GNP のノード遷移が解を表現する方式を採用しているため、その性能をさらに向上させるアルゴリズムの開発が求められていた。

本論文では、①GNP のノードサイズを進化で可変にすることにより、最適な GNP のノードサイズの決定と GNP の性能の向上を目指す、可変ノードサイズ GNP と置換付き可変ノードサイズ GNP、および、②GNP の Genotype（遺伝子型）を Phenotype（表現型）に変換することにより、エージェントを制御するためのプログラム（解）を GNP の外部に設置された記憶上に生成する Genotype/Phenotype 変換 GNP とサブルーチン付き Genotype/Phenotype 変換 GNP を提案し、タイルワールドベンチマーク問題によりこれらの有効性を検証している。

第 1 章では、進化論的計算アルゴリズムと GNP を解説し、GNP のノードサイズを可変にし、Genotype/Phenotype 変換機構を設けることが GNP の性能向上にとって有効であるという着想に至った経緯および期待できる効果を従来方式と比較しながら述べ、本論文の内容を要約している。

第 2 章では、可変ノードサイズ GNP の基本方式を提案し評価している。一般に、GNP のノードが少なすぎると解の表現能力が減少し、大きすぎると過適合の問題が発生する。従って、GNP のノードサイズを進化によって可変にして最適なノードサイズを決定することが求められていた。このため、提案方式では、GNP の交叉演算において、親 2 個体の交叉ノードを 2 項分布を用いて確率的に親個体別に決定する方式を提案している。また、判定ノード数と処理ノード数の割合の調節を行う項目を適合度に加え、さらには、個体からのノード群の削除と個体へのノード群の追加に伴い、未接続ノードが発生した場合の接続方式についても提案している。最適なノードサイズの決定に関しては、訓練データと異なるが類似の検証データを用いてエリート個体の適合度の推移を世代毎に計算し、適合度が極値をとる世代のエリート個体のノードサイズを最適なノードサイズとする方式を提案している。これにより、過適合が発生せず最適な適合度を持つ個体を求め

ることが可能になることを示している

シミュレーションでは、できるだけ多くのタイルをできるだけ短時間にホールに落とすタイルワールドベンチマーク問題を取り上げ、エージェントの人工脳を可変ノードサイズ GNP と固定ノードサイズ GNP を使用して実現し比較評価している。落としたタイル数から構成される適合度により上記 GNP を比較評価した結果、テストデータを使用した平均適合度が、それぞれ 6.6、5.3 となり、可変ノードサイズ GNP が固定ノードサイズ GNP より約 25% 優れていることを明らかにしている。また、初期ノードサイズ 60 個の GNP が進化によって最適ノードサイズ 72 個の GNP に変化することを示している。

第 3 章では、可変ノードサイズ GNP の基本方式を拡張し評価している。拡張方式では、遺伝子複写の概念を使用し、良好な可変ノードサイズ GNP 個体の使用頻度の低いノード群をエリート個体の使用頻度の高いノード群で置換する方式を提案し評価している。この置換により、GNP のサイズの更なる変更が可能になり、エリート個体の使用頻度の高いノード群を有効利用できるため GNP の性能が向上できることを示している。

シミュレーションでは、ランダムな位置にタイルが発生する動的なタイルワールドベンチマーク問題を取り上げ、エージェントの人工脳を置換あり可変ノードサイズ GNP、置換なし可変ノードサイズ GNP、および、固定ノードサイズ GNP を使用して実現し比較評価している。落としたタイル数から構成される適合度により上記 GNP を比較評価した結果、テストデータを使用した平均適合度は、それぞれ 8.0、7.1、5.8 であった。これにより、置換あり可変ノードサイズ GNP は、置換なし可変ノードサイズ GNP と固定ノードサイズ GNP に比較し、平均適合度がそれぞれ約 12%、37% 向上することを明らかにしている。また、GNP 内の各ノードへの遷移回数の標準偏差が、置換あり可変ノードサイズ GNP、置換なし可変ノードサイズ GNP、および、固定ノードサイズ GNP の場合、それぞれ 38.0、57.2、79.9 となり、置換あり可変ノードサイズ GNP が多くのノードを万遍なく利用していることを明らかにしている。

第 4 章では、GNP のノード遷移を使用して GNP の外部記憶に複数の解を繰り返し生成し、その中から最適な解を選択する GNP の Genotype/Phenotype 変換方式を提案し評価している。その結果、ノード遷移によって解を表現する従来の GNP に比較し、提案方式はエージェントを制御するための複雑なプログラムをより適切に生成できることを明らかにしている。また、提案方式では、GNP の処理ノードに記述されたわずか 1 種類の条件文と記述文を、GNP のノード遷移に伴って繰り返し実行することによりプログラムの生成が可能になることを示している。

シミュレーションでは、第 3 章と同じタイルワールドベンチマーク問題を取り上げ、エージェントの人工脳を Genotype/Phenotype 変換 GNP と従来の GNP

を使用して実現し比較評価している。提案方式の有効性をより詳細に検討するため、落としたタイル数やタイルをホールに近づけた距離などから構成される適合度を上記 GNP についてテストデータを使用して評価した結果、それぞれの平均適合度が 114、54 となり、Genotype/Phenotype 変換 GNP が従来の GNP より約 2.1 倍優れていることを明らかにしている。

第 5 章では、Genotype/Phenotype 変換 GNP を拡張した方式を提案し評価している。拡張方式では、全体システムの最適化は複数の部分システムの最適化により効率的に実現できるという Divide and Conquer の概念を使用して、メイン GNP と複数のサブルーチン GNP の外部記憶にエージェントを制御するための複数のサブルーチン付きプログラムを繰り返し生成し、その中から最適なプログラムを選択するサブルーチン付き Genotype/Phenotype 変換 GNP を提案している。

シミュレーションでは、第 4 章と環境の異なるタイルワールドベンチマーク問題を取り上げ、エージェントの人工脳をサブルーチン付き Genotype/Phenotype 変換 GNP と Genotype/Phenotype 変換 GNP を使用して実現し比較評価している。両方式の適合度とプログラムサイズを評価した結果、それぞれ平均適合度が 131、115、プログラムサイズが 2792bytes、4001bytes となり、サブルーチン付き Genotype/Phenotype 変換 GNP は Genotype/Phenotype 変換 GNP に比較し、平均適合度が約 14%向上し、プログラムサイズが約 30%減少することを明らかにしている。

第 6 章では、本論文で提案し評価を行った可変ノードサイズ GNP と Genotype/Phenotype 変換 GNP を使用した新しい進化論的計算アルゴリズムの研究成果を総括している。

以上、本論文では、性能向上のために進化によってノードサイズを最適化する GNP および Genotype/Phenotype 変換により複雑なプログラムを適切に生成する GNP を提案し、タイルワールドベンチマーク問題によりこれらの有効性を検証している。従って、進化論的計算アルゴリズム GNP の性能向上とその応用拡大に寄与するところが大である。よって、本論文は博士（工学）の学位論文として価値あるものと認める。

2013 年 5 月 30 日

主査	早稲田大学	教授	博士(情報工学)	(九州工業大学)	古月敬之
	早稲田大学	教授	工学博士	(早稲田大学)	吉江修
	早稲田大学	教授	博士(工学)	(早稲田大学)	藤村茂
	早稲田大学	名誉教授	工学博士	(九州大学)	平澤宏太郎