

氏 名	ほん ま のり やす 本 間 のり やす
授 与 学 位	博 士 ( 工 学 )
学位授与年月日	平成 7 年 3 月 24 日
学位授与の根拠法規	学位規則第 4 条第 1 項
研究科, 専攻の名称	東北大学大学院工学研究科 (博士課程) 電気及通信工学専攻
学 位 論 文 題 目	複雑系の学習制御に関する研究
指 導 教 官	東北大学教授 阿部 健一
論 文 審 査 委 員	東北大学教授 阿部 健一      東北大学教授 秦泉寺敏正 東北大学教授 豊田 淳一      東北大学教授 阿曾 弘具

## 論 文 内 容 要 旨

### 第 1 章 緒 言

制御の対象となるシステムが大規模化あるいは複雑化する傾向がますます進んでいる現状において、従来の集中的なシステム設計、制御理論では十分な成果を期待できない場合が増加することが予想される。このような大規模複雑なシステム（複雑系）の問題に対しては、非線形制御および自律分散システムの問題が重要であるが、一般的な非線形システムに対応できる非線形制御理論はまだ確立されておらず、自律分散システム理論に関しては活発な議論がなされてはいるが統一的な理論形成はまだ十分ではないのが現状である。

本論文では、複雑な非線形システムのモデルとして、構成要素間の複雑な相互作用を実現し、外部環境に適応した機能を形成するようにネットワーク構造を自律分散的に改変する進化則をもつホロンネットワークを提案する。また、自己増殖型の進化手法によるホロンネットワークの機能形成が、大規模複雑なシステムを設計するための基本的な概念を提供するものであることについても考察し、ホロンネットワークと自律分散システム理論の関係についても言及する。

### 第 2 章 複雑な未知システムの同定問題

本章では、複雑系の定義とその具体例としてカオス的な振舞いを示すシステムを挙げ、システム論的にみた複雑系特有の現象の発生原因について考察し、従来のシステム理論の問題点を明らかにした後、本論文における問題設定を行なう。具体的には、時刻  $t(=1,2,\dots)$  における入力  $u(t)$ , 出

力  $y(t)$ , 状態量  $x(t)$  がともに二値変数で表わされ, 入出力関係が次式のように未知の遷移関数  $f$ , 出力関数  $g$  で記述されるシステム (順序回路) の同定問題を考える。

$$x(t+1) = f \{ x(t), u(t) \} \quad (1)$$

$$y(t) = g \{ x(t), u(t) \} \quad (2)$$

ここでの目的は, 与えられた未知システム (ホロンネットワークの外部環境) の入出力時系列に対してホロンネットワークの出力時系列  $\{\hat{y}(t)\}$  と未知システムの出力時系列  $\{y(t)\}$  との誤差を所望の範囲内に収め, 環境に対する適合度を向上させるようにホロンネットワークを進化させることである。

### 第3章 ホロンネットワーク

本章では, 提案するホロンネットワークの基本概念が大規模複雑システムを含む一般的なシステム概念を提供し得るものであることを述べ, 本論文で用いるホロンネットワークの具体的な入出力関係を定義する。

ホロンネットワークは, 多くの複雑なシステムに共通する工学的応用上重要な互いに相補的な二種類の相互作用を実現するために以下の特徴をもつ (図1)。(1)各層における要素が相互に結合してネットワークを形成するような, マルチレベルヒエラルキーとよばれる階層構造をもつ。(2)全ての構成要素は, ホロン (holon) とよばれる上位に対する部分性と下位層に対する全体性という相反する二面性をもつ要素 (サブシステム) である。(3)上位ホルンの機能 (入出力関係) は, 下位層ホロンが構成するネットワークに依存し, そのネットワーク構造はホルンの二面性のバランスによる制御の下で自律分散的に決定される。

本論文では, 下位層ネットワークが所望のダイナミクスを実現するための機能を受けもち, 上位層は, 下位層のダイナミクスをさらに統合して外部環境に適合する所望の出力値を得られるように静的な写像機能を受け持つような機能的な階層が二層のホロンネットワークを用いる。この下位層ネットワークには, 優れたダイナミクス獲得能力をもつ, その振舞いが次式のように二値で表される二値ホロンネットワークを用いる。

$$x_i(t+1) = B_i \{ x_i(t), w_{i1}(t)y_1(t), \dots, w_{iN}(t)y_N(t), w_{iu}u_i(t) \} \quad (3)$$

$$y_i(t) = x_i(t) \quad (i = 1, \dots, N) \quad (4)$$

ここで,  $N$  は下位層ネットワークを構成するホルンの個数,  $u_i, y_i, x_i (\in \{0,1\})$  は, それぞれ下位層ホロン  $i$  の入力, 出力, 状態を表す。  $B_i$  はホロン  $i$  のブール関数,  $w_{iu} (\in \{0,1\})$  はホルンの  $i$  への外部入力の重み係数を表し,  $w_{ij} (\in \{0,1\})$  は, ホロン  $i$  への結合線路の重み係数である。

上位層ホロンは下位層ホルンの出力  $y_i$  を入力として, これに静的な写像を施し  $\hat{y}$  を出力する。すなわち, 二値信号を出力する場合の入出力関係は次式のようなブール関数  $b$  で表されるものと

する。

$$\hat{y}(t) = b \{ y_1(t), \dots, y_N(t) \} \quad (5)$$

また、連続値出力が可能な上位層ホロンの入出力関係として、ブール関数  $b$  の代わりに階層型のニューラルネットワークによる非線形関数  $F_{NN}$  を用いる。この場合は、通常の階層型ニューラルネットワークの入力層ニューロンの出力として下位層ホロンの出力  $y_i$  を用い、入力層以外の各ニューロンの入出力関係はシグモイド関数を用いる。

#### 第4章 ホロンネットワークのダイナミクス

本章では、二値ホロンネットワークの各要素に結合されている要素ホロン数を表す結合強度  $k_i$  (平均結合強度  $\bar{K}$ ) と遷移関数の異質性を表す  $F_i$  をパラメータとして、シャノンのエントロピー  $H$  とリアプノフ指数  $\lambda'$  を複雑さの指標として用いた場合のダイナミクスの定量的概観について述べる。

本研究で導入したアプノフ指数 ( $\lambda'$ ) は、ネットワークの様相 (状態量) の摂動に対するカオティックな振舞いの複雑さの指標として二値の離散時間過程に対して定義した疑似的なもので、初期状態の差の拡散速度として計算する。

エントロピー  $\bar{H}$  と疑似リアプノフ指数  $\lambda'$  のいずれの指標も  $\bar{K} = 2$  の付近に特徴的な変化がみられ、 $F_i$  が増加するにつれてその値が増加するという共通の統計的な変化を示し同義の複雑さを意味するかにみえるが、 $\bar{H}$  と  $\lambda'$  の関係を改めてプロットし直すと興味深い特徴がみられる。すなわち、 $\lambda' = 0$  付近 (カオスの辺縁) の二値ホロンネットワークでは、高いエントロピーをもつ振舞い (カオティックな無秩序な振舞い) から低いエントロピーの振舞い (単純な秩序立った振舞い) までのダイナミクスが出現することがわかる (図2)。

したがって、パラメータ  $k_i$ ,  $F_i$  を適当に改変して、このカオスの辺縁に二値ホロンネットワークを保つことができれば、複雑な振舞いから単純な振舞いまでの幅広い過程に対して効果的に適応できることが期待できる。

#### 第5章 自律分散的進化アルゴリズム

本章では、外部環境にそのダイナミクスを適合させるようにホロンネットワークの構造的なパラメータ  $k_i$ ,  $F_i$  を自律分散的に改変し進化させる手法について述べる。

進化手法の核となるのは、階層構造における縦方向の相互作用であるホロンの二面性を利用した秩序化方程式である。提案手法は、全体的な目的である環境との適合度 (誤差情報) のみによる従来の集中制御的な  $k_i$ ,  $F_i$  の改変ではなく、ホロンの全体性としてカオスの辺縁系にネットワーク状態を保持するという独自の基準を設定して、全体の目的とのバランスによる自律分散的な制御によってネットワーク構造を自己組織化する。

また、秩序化方程式による方法と GA (genetic algorithm) を融合し、交叉により発生した個体

をその段階で適合度が悪くても死滅させず、秩序化方程式により統合的に進化させ環境に適応させるカオスのGAを提案した。従来のGAが自然淘汰（集団学習）のみで適応させていたのに対し、カオスのGAでは自然淘汰と自己組織化（個体学習）共同作業で適応させることができる。

ネットワークの構成要素数  $N$  を増加させると複雑な機能を実現することが可能であるが、その分その機能を決定するためのパラメータも増加し、計算時間（進化の時間）が増加する。逆に  $N$  が小さい場合は、所望の機能を実現できないおそれがある。そこで、 $N$  を外部環境の複雑さに応じて最適なものにして、計算時間を短縮しつつ所望の機能を実現するために、少ない要素で構成される初期ネットワークを、ホロンの二面性によるバランス制御で自己増殖的に成長させる進化手法を提案した。

## 第6章 適用例

本章では、未知システムの出力推定問題に提案手法を適用した計算機シミュレーションの結果について考察した。

はじめに、要素数を固定した秩序化方程式およびカオスのGAを用いた場合と比較のため従来のGAを用いた場合についてシミュレーションを行なった。この結果、秩序化方程式による自己組織化の効果が確認させるとともに、1世代当りの計算時間は、GAよりも秩序化方程式の方がほぼ集団数倍速く工学的応用上有用であることが示された。しかし、カオスのGAとGAが秩序化方程式による方法よりも世代的には速く環境に適合しており、生物進化における集団の多様性効果が重要であることも示唆された。

つぎに、自己増殖型の進化手法を用いて未知システムのダイナミクス推定を行なった結果、適合度が数世代にわたって連続的に最適値に保たれ、ホロンネットワークが順序回路の入出力時系列を静的な写像としてではなく、そのダイナミクスそのものを近似的に獲得していることが示された。また、進化の過程において環境のダイナミクスを変化させた場合でも、変化後の環境にも効果的に適応できることが示され、ホロンの二面性によるバランス制御の効果が確認されるとともに、自己増殖型の進化手法が広いパラメータ空間を探索する場合に付随する膨大な計算時間を軽減できることが示唆された。

遅延 XOR 問題への適用シミュレーションを行なった結果、リカレント型ニューラルネットワークを用いた場合よりホロンネットワークを用いたダイナミクス獲得が速く収束し、提案モデルの有効性が確認された。

## 第7章 結 言

本章では本研究で得られた結果をまとめて結言とした。

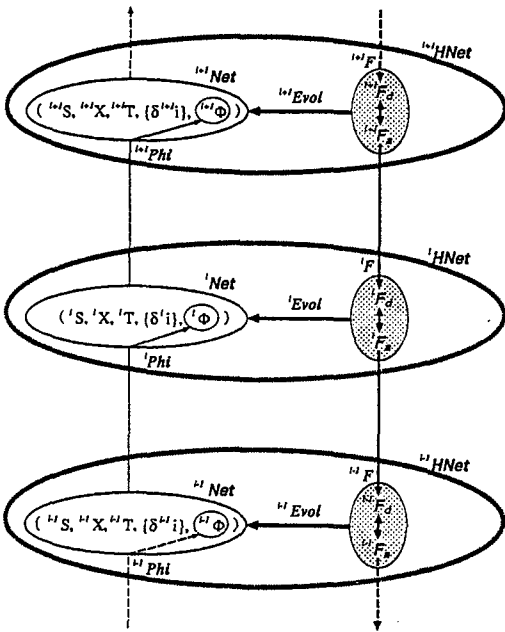


図1 ホロンネットワークの階層構造における縦方向の相互作用の概念図

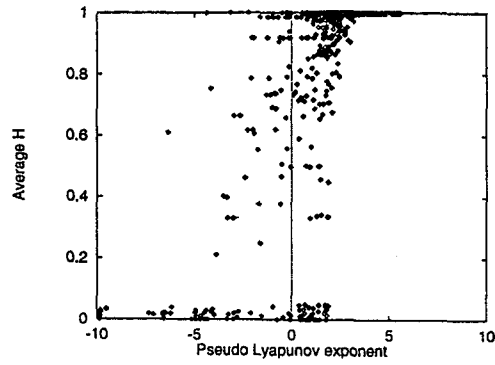


図2 平均エントロピー  $\bar{H}$  と疑似リアプノフ指数  $\lambda'$  の関係

## 審査結果の要旨

ケストラーが提唱した「ホロン」の考え方を利用して、ヒエラキー構造の複雑なシステムの自律分散制御を実現しようとする試みが古くからなされている。しかし、ホロンの考え方による具体的方法はまだ確立しておらず、単にその概念的な利用に留まっているのが現状である。著者は、複雑系の学習制御の確立を目的として、ホロンの概念に基づく、自律分散的な新しい同定アルゴリズム（ホロンネットワーク）を提案し、シミュレーションによりその有用性を検証した。本論文は、その成果をとりまとめたもので、全文7章よりなる。

第1章は緒言である。

第2章では、複雑系の制御に対する従来のアプローチの限界を指摘するとともに、本論文で対象とする、変数が2値のみをとる動的システムの同定問題を定式化している。

第3章では、ホロンネットワークの基本概念とその入出力関係を定義し、ホロンの二面性、すなわち統合傾向と自己主張傾向とを実現するアルゴリズムの枠組みについて述べている。

第4章では、2値ホロンネットワークを特徴付ける構造パラメータに対する、ネットワークのエントロピーと（疑似）リアプノフ指数  $\lambda'$  の変化の定量的評価を行い、カオスの辺縁（ $\lambda' = 0$  の近辺）で、高いエントロピーから低いエントロピーまでのネットワークが出現することを見出した。すなわち、構造パラメータを適切に改変して、ホロンネットワークをカオスの辺縁に保つことができれば、ネットワークが多様なダイナミクスの同定対象に適合できることを示した。これは有用な知見である。

第5章では、ネットワークの構造パラメータを改変するための秩序化方程式と呼ぶ新しい学習アルゴリズムを提案している。この秩序化方程式は、ホロンの二面性を備えており、ネットワークをカオスの辺縁に保持するように自律分散的に自己組織化するものであり、優れた着想である。また、秩序化方程式と遺伝的アルゴリズム（GA）とを融合したカオス的GAを提案している。

第6章では、種々の同定問題についてシミュレーション実験を行い、秩序化方程式およびカオス的GAが、従来のGAやニューラルネットワークと比較して、より優れた汎化能力と学習特性を持つことを実証している。

第7章は結言である。

以上要するに本論文は、ホロンネットワークによる複雑系の新しいモデル化法を提案し、その有用性を明らかにしたもので、システム制御工学の発展に寄与するところが少なくない。

よって、本論文は博士（工学）の学位論文として合格と認める。